

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS**

Instituto de Geociências

Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais

Sandra Cristina Deodoro

**CLASSIFICAÇÃO E MAPEAMENTO PREDITIVOS DO SOLO NA REGIÃO DE  
VOLTA GRANDE DO RIO URUGUAI – SC/RS**

Belo Horizonte  
2020

Sandra Cristina Deodoro

**CLASSIFICAÇÃO E MAPEAMENTO PREDITIVOS DO SOLO NA REGIÃO DE  
VOLTA GRANDE DO RIO URUGUAI – SC/RS**

Versão final

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para obtenção do título de Mestra em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais.

Orientador: Prof. Dr. Plínio Temba

Coorientadores: Prof. Dr. William Zanete Bertolini  
Prof. Dr. Marcelo Antônio Nero

Belo Horizonte  
2020

D418c  
2020

Deodoro, Sandra Cristina.  
Classificação e mapeamento preditivo do solo na região de Volta Grande do Rio Uruguai – SC/RS (Brasil) [manuscrito] / Sandra Cristina Deodoro. – 2020.  
82 f., enc. il. (principalmente color.)

Orientador: Plínio Temba.  
Coorientadores: William Zanete Bertolini, Marcelo Antônio Nero.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Geociências, 2020.

Área de concentração: Análise, Modelagem e Gestão de Sistemas Ambientais.

Bibliografia: f. 76-82.

1. Modelagem de dados – Aspectos ambientais – Teses. 2. Solos – Uruguai, Rio, Bacia – Teses. 3. Materiais granulados – Teses. 4. Modelagem gráfica (Estatística) – Teses. I. Temba, Plínio da Costa. II. Bertolini, William Zanete. III. Marcelo Antônio Nero. IV. Universidade Federal de Minas Gerais. Instituto de Geociências. V. Título.

CDU: 911.2:519.6(816.4+816.5)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIA  
PÓS-GRADUAÇÃO EM ANÁLISE E MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS

### FOLHA DE APROVAÇÃO

**Classificação e mapeamento preditivo do solo na região de Volta Grande do Rio Uruguai – SC/RS  
(Brasil)**

**SANDRA CRISTINA DEODORO**

Dissertação submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ANÁLISE E MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS, como requisito para obtenção do grau de Mestre em ANÁLISE E MODELAGEM DE SISTEMAS AMBIENTAIS, área de concentração ANÁLISE, MODELAGEM E GESTÃO DE SISTEMAS AMBIENTAIS.

Prof. Plínio da Costa Temba - Orientador  
UFMG

Prof. William Zanete Bertolini - Coorientador  
UFS

Prof. Fábio Soares de Oliveira  
UFMG

Prof. Ricardo Alexandrino Garcia  
UFMG

Prof. Marco Antônio Timbó Elmiro  
UFMG

Belo Horizonte, 16 de outubro de 2020.



Documento assinado eletronicamente por **William Zanete Bertolini, Usuário Externo**, em 21/10/2020, às 15:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).

Documento assinado eletronicamente por **Plínio da Costa Temba, Professor do Magistério Superior**,



em 21/10/2020, às 19:08, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ricardo Alexandrino Garcia, Professor do Magistério Superior**, em 22/10/2020, às 11:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Marcos Antonio Timbo Elmiro, Professor do Magistério Superior**, em 23/10/2020, às 12:41, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Fabio Soares de Oliveira, Professor do Magistério Superior**, em 23/10/2020, às 18:57, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://sei.ufmg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **0326471** e o código CRC **DB1A37A0**.

## AGRADECIMENTOS

Aos meus pais e irmãos pelo constante apoio em todos os momentos.

Ao meu orientador Prof. Plínio, pela dedicação e contribuições no desenvolvimento deste trabalho. E também nas disciplinas do curso.

Ao meu co-orientador Prof. William Zanete Bertolini, pelo auxílio constante nos trabalhos de campo, nas análises laboratoriais e pelas sugestões no texto.

Ao professor Diego Rodrigues Macedo, pelas sugestões e pela constante disponibilidade no esclarecimento de dúvidas.

Ao Fernando, do Laboratório de Geomorfologia e Solos do IGC/UFMG pela disponibilidade e discussões ao longo do trabalho.

Ao Laboratório de Geologia da Universidade Federal da Fronteira Sul pelo apoio logístico de campo e das análises de solo e também ao Neimar Boetcher.

À Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (Epagri-SC), em especial à Elisângela Benedet (Pesquisadora em Solos), pela disponibilização dos dados que muito contribuíram para as análises na presente Dissertação.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) pela concessão da bolsa de Mestrado que permitiu a realização do trabalho e à Coordenação do Programa de Pós Graduação em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro ao Projeto de Pesquisa *Reconstituição paleoambiental quaternária no alto vale do Rio Uruguai: oeste de Santa Catarina*, do qual o presente trabalho faz parte.

À Maria de Lujan e equipe da Bios Consultoria, pelo constante apoio em todos os momentos da minha vida acadêmica e profissional.

## RESUMO

O solo é um recurso natural que pode ser analisado a partir de suas funções antrópicas e (geo)ecossistêmicas. O conhecimento da granulometria do solo (proporção das frações granulométricas) faz-se importante sob estes contextos, principalmente das camadas superficiais as quais são as primeiras a serem erodidas. Além disso, a granulometria constitui importante característica devido à sua relação com outras propriedades do solo tais como estrutura, porosidade, permeabilidade, fertilidade, química e conteúdo de umidade. Há uma crescente necessidade por informações espacialmente contínuas e quantitativas de solo para modelagem e gestão ambiental, em diferentes escalas cartográficas. A falta de amostragem de dados é geralmente compensada por resultados de predição e modelagem cujos procedimentos, conhecidos como mapeamento preditivo de solo, são especialmente desenvolvidos para estimar distribuição espacial de variáveis do solo. Mapeamento digital de solo constitui-se uma abordagem útil para predição espacial de atributos do solo. Tal abordagem envolve uma relação entre o solo e as variáveis ambientais, baseada em modelos estatísticos e geoestatísticos, para criar mapa preditivo ou derivar valores de propriedades de solo em locais sem medição a partir de dados coletados de campo. A presente dissertação tem como objetivo a elaboração de um mapa da granulometria superficial do solo (*topsoil*) na bacia do Rio Uruguai (divisa entre os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul), no trecho conhecido como Volta Grande, por meio de dados espectrais de solo coletados do sensor MSI do satélite Sentinel-2, dados de campo (amostragem granulométrica), modelagem estatística preditiva (Análise Discriminante) e interpolação ponderada pelo inverso da distância (IDW). Os resultados mostraram que a granulometria do solo foi classificada a uma acurácia de 71% conforme Índice de Kappa, com predomínio de argila. Apoiados em dados morfométricos e no Índice MRVBF – *Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness* –, derivados do MDE SRTM GL1 (12,5 m), a maior parte da área foi representada por colúvios argilosos, coerentemente com as observações de campo e com os extensos segmentos declivosos de vertente amplamente distribuídos. Concluiu-se que a ocorrência de colúvio-aluvio às margens do Rio Uruguai, nas áreas de planície, indica contribuição das vertentes na dinâmica pedogeomorfológica da área de estudo e não somente dinâmica fluvial. Com base nos resultados, a metodologia aplicada neste trabalho demonstrou que produtos e técnicas de sensoriamento remoto, aliados à modelagem estatística, possuem potencial utilidade como conhecimentos e técnicas auxiliares para obtenção, análise e mapeamento de atributos do solo, como a granulometria. A dissertação é original e envolve conceitos interdisciplinares de sensoriamento remoto e pedogeomorfologia, integrados por

modelagem estatística e sistema de informação geográfica. Como implicação prática, apresenta o solo como recurso natural importante para análise ambiental. Por utilizar dados de um sensor relativamente recente (2015), quando comparado com outros como o Landsat, apresenta as potencialidades e limitações deste instrumento para aplicações em modelagem inferencial dos atributos do solo.

Palavras-chave: solo, granulometria, modelagem estatística, assinatura espectral

### ABSTRACT

Soil is a natural resource that can be analysed from its anthropic and (geo)ecosystem functions. The knowledge of soil texture (proportion of particle size) is important under these contexts, mainly of the upper layers (surface-based), which are the first to be eroded. In addition, the texture is an important characteristic due to its relationship with other soil properties such as structure, porosity, permeability, fertility, chemistry and moisture content. There is a growing need for spatially continuous and quantitative soil information for environmental modelling and management, at different cartographic scales. The lack of data sampling is overcome, generally, by prediction and modelling results whose procedures, known as predictive soil mapping, are specially developed to estimate the spatial distribution of soil variables. Digital soil mapping is a useful approach for spatial prediction of soil attributes. Such an approach involves a relationship between the soil and the environmental variables, based on statistical and geostatistical models, to create a predictive map or derive soil property values in unsampled locations. The present study aims to map the granulometry of the soil (*topsoil*) in the Uruguay River basin (between the states of Santa Catarina and Rio Grande do Sul, Brazil), in the stretch known as Volta Grande. The methods used in this research were the spectral data collected from the MSI sensor of the Sentinel-2 satellite, fieldworks sampling (soil particle-size analysis), predictive statistical modelling (Discriminant Analysis) and IDW interpolation. The results showed an accuracy of 71% in the soil texture classification, according to the Kappa index, with predominance of clay. Based on the morphometric data and in the MRVBF index – Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness – derived from the SRTM GL1 DEM (12,5m), most of the area was represented by clayey colluviums, which is coherent with field observations and with extensive sloping segments of slopes widely distributed in that area. It can be concluded that the occurrence of colluvium-alluvium on the banks of the Uruguay River, in the lowland areas, indicates the contribution of the slopes in the pedogeomorphological dynamics of the study area and not only of river dynamics. Based on the results, therefore, the

methodology applied in this research demonstrated that remote sensing products and techniques, together with multivariate statistics and statistical modelling, have potential utility as both knowledge and auxiliary techniques for obtaining, analysing and mapping soil texture. This thesis is original and involves interdisciplinary concepts of remote sensing and pedogeomorphology, integrated into statistical modelling and geographic information system. As a practical implication, it presents the soil as an important natural resource for environmental analysis. It also shows the capabilities and limitations of the Sentinel-2 satellite for predicting and modelling soil attributes, since the MSI sensor is relatively recent (2015) when compare with others such as the Landsat.

Keywords: Soil granulometry, statistical modelling, spectral signature

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Componentes da radiação eletromagnética medida pelo sensor imageador. ....	19
Figura 2 – Exemplos de medidas do espectro eletromagnético por um sensor e das assinaturas espectrais dos componentes imageados.....	20
Figura 3 – Localização da área de estudo.....	26
Figura 4 – Geologia da área de estudo, mostrando o domínio de rocha basáltica.....	27
Figura 5 – Pedologia da área de estudo. ....	28
Figura 6 – Locais de amostragem granulométrica.....	29
Figura 7 – Resoluções espacial e espectral do Sentinel-2 bem como as posições centrais dos canais espectrais. ....	33
Figura 8 – Condição pluviométrica das amostragens de solo em campo (18/05/2019 e 25/10/2019) e da amostragem espectral pela imagem de satélite cujas datas estão marcadas por círculos vermelhos. Estação meteorológica Frederico Westphalen. ....	34
Figura 9 – Localização dos pontos de coleta espectral das imagens orbitais.....	36
Figura 10 – Exemplo de verificação de pixels de solo exposto por índices espectrais solo-vegetação, por imagem resultante de composições RGB e por meio de suas respectivas assinaturas espectrais.....	38
Figura 11– Média de reflectância espectral do solo de acordo com cada região brasileira (a); estado (b); geologia (c); bioma (d); classe de solo, considerando horizontes A e B (e); e horizontes (f). Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB). ....	39

Figura 12 – Assinatura e reflectância espectral de amostras de solo (33 pontos) na área de estudo, a partir de dados de espectrorradiômetro VIS-NIR-SWIR. ....	40
Figura 13 – Posicionamento dos espectros da goethita e da hematita na faixa do visível. ....	41
Figura 14 – Espectros de refletância da caulinita e da montmorillonita, apresentando feição espectral a 1900nm não associadas e associadas à presença da água estrutura na faixa do infravermelho próximo, respectivamente. ....	41
Figura 15 – Espectros de Latossolos Vermelhos (LV) na Bacia do Rio Jardim, DF. ....	42
Figura 16 – Variáveis geomorfométricas derivadas da altimetria. ....	44
Figura 17 – Exemplo de aplicação do índice MRVBF em uma área na Austrália (Kyeamba Creek catchment) no delineamento de unidades ou polígonos de solo na paisagem. ....	45
Figura 18 – Fluxograma dos procedimentos metodológicos. ....	50
Figura 19 – Resultado da análise e classificação granulométrica das amostras coletadas. ....	51
Figura 20 – Diagrama textural do solo das amostras totais classificadas em laboratório. ....	51
Figura 21 – Respostas espectrais de solo exposto obtidas a partir das imagens Sentinel-2 para as amostras de solo coletadas em campo (24 pontos). ....	52
Figura 22 – Interação da radiação eletromagnética solar com solo seco (a) e solo úmido (b) apresentando relação entre reflectância volumétrica e espalhamento volumétrico mostrado na Figura 1. ....	54
Figura 23 – Reflectâncias e assinaturas de solo exposto (117 amostras) sobre imagens de Sentinel-2, utilizadas como variáveis preditas no modelo estatístico. ....	56
Figura 24 – Espectros coletados da imagem composta de solos expostos. Landsat-TM5. ....	56
Figura 25 – Gráficos da Normal Q-Q obtidos no teste de normalidade para as variáveis independentes. ....	59
Figura 26 – Classificação dos elementos nos grupos em relação às funções discriminantes F1 e F2. ....	63
Figura 27 – Localização dos dados observados e dos dados obtidos pela modelagem para a classificação granulométrica de solo exposto. ....	66
Figura 28 – Distribuição espacial da granulometria do solo interpolada por IDW. ....	68
Figura 29 – Declividade da área de estudo. ....	69
Figura 30 – Curvatura das vertentes. ....	70
Figura 31 – Formações superficiais da área de estudo. ....	71

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Intervalos do espectro eletromagnético de interesse do Sensoriamento Remoto .....	18
Tabela 2. Intervalos do espectro eletromagnético das bandas Sentinel-2 utilizadas .....	32
Tabela 3. Parâmetros para o índice MRVBF .....	45
Tabela 4. Resposta espectral das amostras de solo exposto, por comprimento de onda .....	52
Tabela 5. Teste de normalidade multivariada .....	57
Tabela 6. Teste de igualdade de médias .....	58
Tabela 7. Matrizes de covariância e de correlação para todos os grupos .....	60
Tabela 8. Resultado do teste Box's M .....	61
Tabela 9. Coeficientes padronizados das funções discriminantes .....	62
Tabela 10. Matriz de estrutura .....	62
Tabela 11. Coeficientes da função de classificação linear de Fisher .....	63
Tabela 12. Resultados da classificação .....	64
Tabela 13. Resultados da validação da classificação .....	64
Tabela 14. Resultado dos testes de treinamento .....	65
Tabela 15. Resultado da classificação das amostras espectrais de solo exposto .....	66

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES

ASF – Alaska Satellite Facility  
BESB – Biblioteca Espectral de Solos do Brasil  
BOA – Bottom of Atmosphere  
CPRM – Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (ou Serviço Geológico do Brasil)  
DN – Digital number  
DSM – Digital Soil Mapping  
EPAGRI-SC – Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina  
ESA – European Space Agency  
ETM+ – Enhanced Thematic Mapper Plus  
FAO – Food and Agriculture Organization of the United Nations  
IDW – Inverse Distance Weighted  
LSMM – Linear Spectral Mixture Modelling  
MDE – Modelo Digital de Elevação  
MRVBF – Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness  
MSI – Multi Spectral Instrument  
NASA – National Aeronautics and Space Administration  
NDVI – Normalized Difference Vegetation Index  
PCD – Produtos Cartográficos Digitais  
PEC – Padrão de Exatidão Cartográfica  
RV – Random Forest  
RVM – Random Forest Model  
SAVI – Soil Adjust Vegetation Index  
SNAP – Sentinel Application Platform  
SRTM – Shuttle Radar Topography Mission.  
SVM – Support Vector  
SWIR – Short Wave Infra-Red  
TFSA – Terra Fina Seca ao Ar  
TM – Tematic Mapper  
TOA – Top of Atmosphere  
TVR – Trecho de Vazão Reduzida  
UHE – Usina Hidrelétrica  
USGS – United States Geological Survey

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	13
1.1 Objetivos gerais e específicos .....	17
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	17
3. METODOLOGIA.....	25
3.1. Área de estudo.....	25
3.2. Trabalho de campo .....	28
3.3. Análise granulométrica .....	29
3.4. Base cartográfica .....	31
3.5. Imagens de sensores remotos orbitais .....	31
3.6. Espectrometria do solo – reflectância e assinatura espectral .....	35
3.7. Geomorfometria .....	43
3.8. Modelagem estatística .....	46
3.9. Mapeamento da granulometria superficial do solo .....	48
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	50
4.1. Classificação granulométrica em laboratório das amostras de campo.....	50
4.2. Reflectância espectral.....	52
4.3. Classificação granulométrica estatística – Análise Discriminante.....	56
4.4. Mapa da granulometria superficial do solo .....	67
4.5 Geomorfometria, granulometria e formações superficiais .....	68
5. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	73
REFERÊNCIAS .....	76

## APRESENTAÇÃO

Este trabalho constitui uma pesquisa aplicada em geociências e ciências ambientais por meio de instrumentos e técnicas de sensoriamento remoto, aliados à estatística multivariada, para subsidiar a elaboração de um mapa da distribuição espacial da granulometria superficial do solo (*topsoil*) e das formações superficiais Quaternárias em uma porção da bacia do Rio Uruguai.

O solo é um recurso natural que pode ser analisado a partir de suas funções e/ou importância, tanto no contexto de atividades humanas como (geo)ecossistêmico, tais como: (i) base para fornecimento de alimento (agricultura e pecuária); (ii) sustentação para assentamentos humanos e outras edificações; (iii) influência no ciclo hidrológico; (iv) participação em ciclos biogeoquímicos; (v) fornecimento de serviços ecossistêmicos (SMITH *et al.*, 2015); (vi) auxílio no controle de mudança climática pelo sequestro de carbono (FLATTERY *et al.*, 2017); (vii) amortecimento de inundações; (viii) elemento para gestão de paisagem; (ix) disposição de lixo; (x) base importante para investigações arqueológicas, paleontológicas e paleoclimáticas; (xi) abrigo de biodiversidade; dentre outras. O conhecimento da textura do solo (frações granulométricas) faz-se importante em vários destes contextos, principalmente das camadas superficiais as quais são as primeiras a serem erodidas.

Assim como os outros elementos que compõem a Terra (ar, água, vegetação), os solos vêm sendo impactados por atividades humanas. É crescente a sua perda por processos erosivos decorrentes de desmatamento, más práticas agrícolas, poluição e uso excessivo de pastagem. Tal fato levou a Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura (FAO) a instituir o ano de 2015 como o Ano Internacional dos Solos.

A motivação pelo tema e pela área de estudo desta pesquisa de mestrado fundamentam-se na participação da autora junto ao projeto Reconstituição paleoambiental quaternária no alto vale do Rio Uruguai: oeste de Santa Catarina, aprovado pelo edital MCIT/CNPQ 01/2016 e realizado junto a Universidade Federal da Fronteira Sul/SC. O estudo integra-se ao âmbito do projeto de pesquisa geoarqueológica sobre os primeiros povoamentos do alto Rio Uruguai (SC/RS) executado por uma missão franco-brasileira que integra pesquisadores, estudantes e técnicos da França, Itália e Brasil, desde 2014.

O projeto de reconstituição paleoambiental quaternária teve o intuito de investigar os indícios pedoestratigráficos, geoquímicos e geomorfológicos em escala de vertente para subsidiar a compreensão da estratigrafia e gênese dos depósitos e formações superficiais e do contexto paleoambiental junto aos sítios arqueológicos encontrados nas margens direita e

esquerda do Rio Uruguai, no trecho conhecido como Volta Grande. Um dos desafios que surgiram após as primeiras investigações de campo na área foi o de espacializar, preliminarmente, as formações superficiais inconsolidadas (Quaternárias) e verificar sua relação com o ambiente de inserção e dinâmicas evolutivas da paisagem.

## 1. INTRODUÇÃO

A identificação da granulometria do solo realizada neste trabalho insere-se no contexto de formações superficiais quaternárias. Por formação ou cobertura superficial entende-se toda organização de material intemperizado sob influência da ação meteórica e dos processos superficiais e subsuperficiais morfodinâmicos que resultam da desagregação física e ou alteração química das rochas preexistentes. As formações superficiais se organizam em um manto de espessura métrica a pluridecamétrica, excepcionalmente de centenas de metros, que pode ter origem *in situ*, sem remobilização, fato que as caracterizam como autóctones (ou elúvios), ou podem ser remobilizadas pelos diversos agentes da geodinâmica superficial, o que as classifica como alóctones (alúvios e colúvios). Inclusos os solos em si, as formações superficiais estão relacionadas com a topografia e se transformam conforme as características dessa topografia. Eventualmente discordantes da conformação topográfica atual podem ser testemunhas de antigas coberturas hoje exumadas como, por exemplo, paleossolos (PROGNON, 2012).

As formações superficiais (ou coberturas superficiais), entendidas nesta proposta de pesquisa sob a ótica geológico-geomorfológica, constituem um recurso ambiental importante em diferentes abordagens. Dentre elas, citam-se: (i) as vulnerabilidades intrínsecas e suas relações com processos erosivos; (ii) a potencialidade de sofrerem o primeiro impacto da ocupação antrópica (FERREIRA, 1999); (iii) o fornecimento de informações para o entendimento das dinâmicas de esculturação da paisagem e de trabalho fluvial; (iv) como subsídios para o estudo de ocupações humanas pretéritas (tempo geológico) de um território através da datação de seus sedimentos.

De acordo com Akpa et al. (2014), a textura do solo é uma de suas mais importantes características e que afeta muitas de suas funções e propriedades mecânicas. Dentre as funções desta característica física destacam-se a determinação da sustentabilidade do solo para um uso particular e gestão, disposição de lixo e gestão de água (THOMPSON *et al.*, 2012); a capacidade do solo para manter carbono orgânico uma vez que esta é influenciada pelo conteúdo de argila e silte (HASSINK, 1997; BATIONO *et al.*, 2007); como entrada em muitos modelos de

avaliação de risco ambiental, climático, ecológico e hidrológico através das frações granulométricas (LIEB *et al.*, 2012).

Além disso, a textura do solo é uma importante característica devido às suas relações com outras propriedades tais como estrutura, porosidade, permeabilidade, fertilidade, química e conteúdo de umidade (BRADY e WEIL, 2007; DEMATTÊ *et al.*, 2016). Ela é obtida por meio da distribuição do tamanho das partículas no solo. Na relação com o grau relativo de antiguidade e intemperismo dos materiais pedogenizados, vale destacar que quanto mais antigo o manto de intemperismo mais fina se torna sua textura (HARDEN, 1982) apresentando-se, em geral, bastante argilosa em contextos tropicais e subtropicais.

Há uma crescente necessidade por informações espacialmente contínuas e quantitativas de solo para modelagem e gestão ambiental (MINASNY *et al.*, 2008), especialmente na escala nacional e supranacional (AKPA *et al.*, 2014). Informações sobre solos são essenciais para desafios ambientais globais incluindo mudança climática, escassez de alimento e de água, degradação da terra e perda da biodiversidade (HARTEMINK e MCBRATNEY, 2008). A falta de disponibilidade destas informações em escala e formatos exigidos é motivo de preocupação em países com escassez de dados, onde esforços para coleta adequada de dados do solo muitas vezes são dificultadas por restrições econômicas e logísticas (AKPA *et al.*, 2014).

Medir e avaliar componentes e propriedades de solo são, geralmente, procedimentos de alto custo e de consumo de tempo, principalmente quando se necessita de uma rede de amostragem ampla ou densa. A escassez de amostragem de dados é geralmente compensada por resultados de predição e modelagem cujos procedimentos, conhecidos como mapeamento preditivo de solo, são especialmente desenvolvidos para estimar distribuição espacial de variáveis do solo (KOVAČEVIĆ *et al.*, 2010). A maioria deles é baseada em modelos numéricos ou estatísticos de relação entre outras variáveis ambientais e propriedades de solo, aplicada à base de dados geográficos para criar mapa preditivo ou derivar valores de propriedades de solo em locais sem medição a partir de dados coletados de campo (BURROUGH *et al.*, 1997; SCULL *et al.*, 2003; KOVAČEVIĆ *et al.*, 2010; DOTTO *et al.*, 2020).

Em modelagem das características dos solos, os atributos quantitativos e contínuos são requeridos mais que classes taxonômicas de solo em si (GESSLER *et al.*, 1996; AKPA *et al.*, 2014), dada suas naturezas mensuráveis. Isso pode ser devido ao fato de os espectros de reflectância dos solos obtidos na década de 1960 terem possibilitado a determinação de alguns padrões de curvas espectrais que se relacionaram mais com os constituintes dos solos – que

controlam seu comportamento de reflectância – do que com os tipos ou classes (BAPTISTA, MADEIRA NETTO E SOUZA, 2019).

De acordo com Akpa et al. (2014), o mapeamento digital de solo oferece uma abordagem promissora para distribuição espacial de atributos do solo de forma preditiva (probabilística), a qual envolve uma relação entre o solo e as variáveis ambientais (declividade, aspecto e curvatura das vertentes, acumulação de fluxo, índices topográficos, precipitação, temperatura, geologia, solos, uso/cobertura da terra) baseada em modelos estatísticos e geoestatísticos (ODEH e MCBRATNEY, 2000; FONGARO *et al.*, 2018; DOTTO *et al.*, 2020). A predição é feita em locais não observados usando as variáveis ambientais nestes, onde uma propriedade do solo pode ser predita usando suas interrelações com as covariadas ambientais (AKPA *et al.*, 2014) tais como modelos digitais de elevação (MCBRATNEY *et al.*, 2000), dados de sensoriamento remoto (ODEH e MCBRATNEY, 2000), atributos físicos e químicos obtidos através de análises laboratoriais de amostras de solo ou de mapas de solo (MAYR, 2008).

Os modelos utilizados nesses estudos são frequentemente baseados em krigagem ordinária composicional, krigagem regressão, regressão linear múltipla, modelo linear generalizado, modelo de árvore de regressão (machine learning) e, recentemente, em modelos aleatórios de florestas (Random Forest) com escala variável de campo a nível nacional (AKPA *et al.*, 2014; SILVA *et al.*; 2019; DOTTO *et al.*, 2020).

Os materiais terrestres normalmente apresentam complexas superfícies e não há uma adequada teoria física que descreva, com precisão, as suas reflectâncias (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019). No geral, algumas propriedades relacionadas à granulometria e à forma (esférica ou não esférica) dos minerais constituintes dos solos e das rochas podem ser consideradas como fatores macroscópicos no nível espectrorradiométrico (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019).

Espectroscopia do solo vem ganhando importância na obtenção e análise dos atributos do solo, conforme mostrado por Silva *et al.* (2019) e por Demattê *et al.* (2019) em trabalho de implantação da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil para padronizar e avaliar espectros na faixa de 350–2500 nm (nanômetros) dos solos brasileiros e estimar atributos importantes do solo, como argila, areia, carbono orgânico do solo, capacidade de troca catiônica, pH e saturação de base.

O satélite Sentinel-2, apesar de lançamento relativamente recente (2015) vem apresentando potencial de aplicação para predição e análise de atributos do solo baseada em reflectâncias espectrais deste elemento. Gholizadeha *et al.* (2018) compararam resultados

obtidos do Sentinel-2 no monitoramento e mapeamento de carbono orgânico e textura do solo (argila, silte e areia) com os obtidos por sensor hiperespectral aerotransportado e medições de espectrorradiômetro de laboratório (FieldSpec) em quatro áreas agrícolas na República Tcheca. Dentre as conclusões apontam que (i) todas as plataformas mostraram um padrão geral semelhante e aceitável para carbono e argila; e (ii) houve mais dispersão dos dados na previsão de silte e areia utilizando imagens do Sentinel-2. Bousbih *et al.* (2019) desenvolveram uma abordagem para estimativas do teor de argila do solo superficial (topsoil), com base em dados espectrais do radar Sentinel-1 e do satélite Sentinel-2 e nos métodos Support Vector Machine (SVM) e Random Forest (RF) para classificar e mapear teores de argila em uma área semi-árida na Tunísia. Eles concluíram que (i) as classificações com melhor desempenho foram obtidas usando o indicador de umidade do solo derivado dos dados Sentinel-1 e Sentinel-2 combinados, com precisão geral de 63% e 65% para as classificações SVM e RF, respectivamente; (ii) os resultados mostraram que o sensoriamento remoto é uma ferramenta eficiente, que pode ser usada para gerar mapas de textura do solo em escala de campo.

A presente dissertação está baseada em duas partes, sendo uma relacionada às análises espectrais de solo e modelagem estatística para predição granulométrica e outra parte referente à pedologia e formações superficiais.

A área de estudo desta pesquisa localiza-se na alta bacia do Rio Uruguai (divisa entre os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul), no trecho conhecido como Volta Grande, nas proximidades da Usina Hidrelétrica (UHE) Foz do Chapecó. Trata-se de uma área predominantemente homogênea do ponto de vista geológico, de ocorrência de basaltos. Tal característica litológica apresenta relação direta com a granulometria do solo em função do intemperismo deste tipo litológico que, em geral, resulta em materiais argilosos.

As justificativas para a escolha deste tema e desta área de estudo na linha de pesquisa de análise de recursos ambientais são (i) o potencial de aplicação de produtos e técnicas de sensoriamento remoto na análise de recursos ambientais, especialmente aqueles relacionados aos solos; (ii) a consideração das formações superficiais como um dado ambiental importante para avaliação ambiental, tanto para a história natural e de ocupação como para o planejamento de uso atual do solo, com suas potencialidades e restrições; (iii) a área objeto de estudo apresenta-se litologicamente homogênea, sendo composta por basaltos, logo, implicará levantamento de outros elementos associados às formações superficiais; (iv) a possibilidade de complementar os resultados obtidos junto ao projeto Reconstituição paleoambiental quaternária no alto vale do Rio Uruguai: oeste de Santa Catarina e às pesquisas geoarqueológicas do sul do Brasil.

Diante do avanço das técnicas e produtos de sensoriamento remoto bem como a disponibilidade destes por agências de pesquisa nacionais e internacionais, a relevância do presente trabalho está na apresentação e no incentivo do uso de técnica de coleta e análise dos atributos dos solos (no caso, a granulometria) por meio de dados de sensor remoto, na ciência do solo no Brasil, como ocorre em outros países.

Nesse contexto, as hipóteses a serem investigadas nesta pesquisa são:

- Diante da homogeneidade do substrato litológico, a distribuição espacial da granulometria do solo na área de estudo possui relação com a compartimentação e dinâmica das vertentes bem como com a dinâmica fluvial do Rio Uruguai.
- A partir do resultado obtido em laboratório para a amostragem granulométrica de campo e sua correspondência espectral obtida na imagem orbital (dados observados), a classificação obtida pelo modelo estatístico acompanha a tendência granulométrica característica da região.

### **1.1 Objetivos gerais e específicos**

O objetivo geral é contribuir nas pesquisas em pedologia e pedogeomorfologia quanto à extração e mapeamento de características de solo por meio de dados de satélite e métodos de estatística multivariada, com base na caracterização espacial da granulometria do solo (referente ao *topsoil*) na região de Volta Grande do Rio Uruguai – Oeste Catarinense e Noroeste Gaúcho.

Os objetivos específicos são:

- Delimitar, por meio de mapeamento contínuo, as formações superficiais na área de estudo;
- Possibilitar outras análises ambientais a partir dos resultados encontrados, tais como intemperismo, erosão, sedimentação e aquelas relacionadas à geomorfologia fluvial;
- Contribuir para a complementação dos resultados obtidos no Projeto de Pesquisa Reconstituição paleoambiental quaternária no Alto Vale do Rio Uruguai: Oeste de Santa Catarina;

## **2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

A relação entre comportamento espectral dos solos e suas propriedades fundamenta-se nas interações da luz (radiação eletromagnética) com a matéria. Os intervalos espectrais usados pelos sensores remotos e de interesse das ciências ambientais ocorrem da faixa do visível às

micro-ondas (Tabela 1). No caso desta pesquisa, as faixas espectrais utilizadas são as do visível ao infravermelho de ondas curtas, que são aquelas de interesse em análises de solo.

**Tabela 1** – Intervalos do espectro eletromagnético de interesse do Sensoriamento Remoto

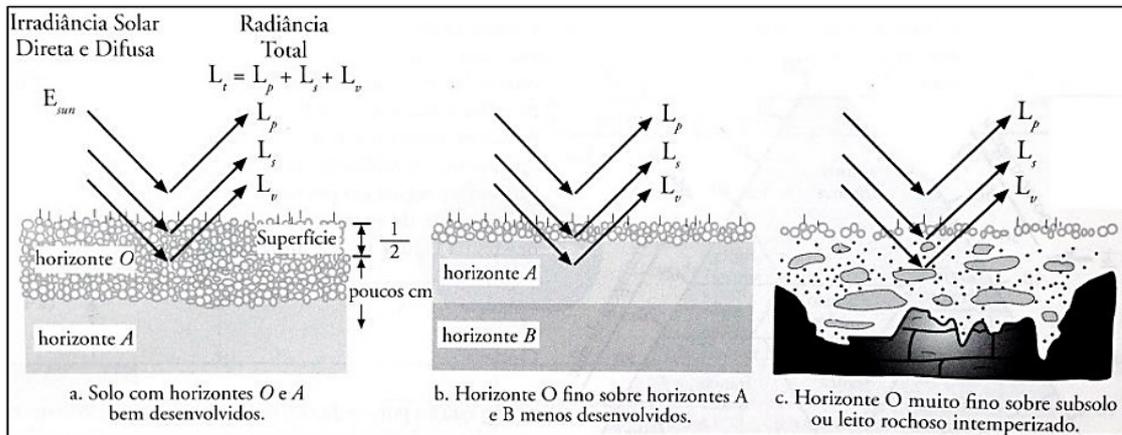
<b>Intervalo espectral</b>	<b>Comprimento de onda</b>
i) Visível	380 – 760 nm
Violeta	380 – 455 nm
Azul	455 – 482 nm
Verde	498 – 530 nm
Amarelo	576 – 580 nm
Laranja	587 – 597 nm
Vermelho	617 – 760 nm
ii) Infravermelho próximo (NIR)	760 – 1200 nm
iii) Infravermelho de ondas curtas (SWIR)	1200 – 3000 nm
iv) Infravermelho médio (MWIR)	3000 – 5000 nm
v) Infravermelho termal (TIR)	5000 nm – 1 mm
vi) Micro-ondas	1 mm – 100 cm

Nota: 1nm = 0,001  $\mu\text{m}$ ; nm =  $10^{-9}$  m;  $\mu\text{m}$  =  $10^{-6}$  m.

Fonte: Adaptada de Poppiel (2016) e Menezes e Almeida (2012).

No caso de solo exposto, a radiância total que é refletida por ele é registrada por um sensor ( $L_t$ ) e é resultado da soma de três fatores: a energia radiante refletida diretamente pela interface ar-solo ( $L_s$ ), a energia radiante refletida pelo solo como espalhamento volumétrico ( $L_v$ ), e pela energia radiante refletida (espalhada) diretamente pela atmosfera ( $L_p$ ) (JENSEN, 2009; MENESES e ALMEIDA, 2012). Uma parte da radiação solar direta incidente sobre o solo exposto pode ser capaz de penetrar até dois centímetros no perfil do solo e ser refletida como espalhamento volumétrico (POPPIEL, 2016) que corresponde à energia resultante da interação da radiação com o solo após penetrar a camada superficial (*topsoil*). Esta quantidade de fluxo ( $L_v$ ) espalhado ou refletido de volta para a atmosfera (reflectância espectral), de interesse para esta pesquisa, é dependente do comprimento de onda ( $\lambda$ ) da REM incidente, do tipo e da quantidade de constituintes orgânicos/minerais, da forma e da densidade dos minerais, da textura e estrutura e da quantidade de umidade no solo (JENSEN, 2009). Desta forma, a energia refletida pelas superfícies pode ser considerada como a porção de energia incidente, retirando-se as porções que foram absorvidas ou transmitidas – ou espalhadas volumetricamente (POPPIEL, 2016) (Figura 1).

**Figura 1**– Componentes da radiação eletromagnética medida pelo sensor imageador.



Fonte: Jensen (2009). Extraído de Poppiel (2016).

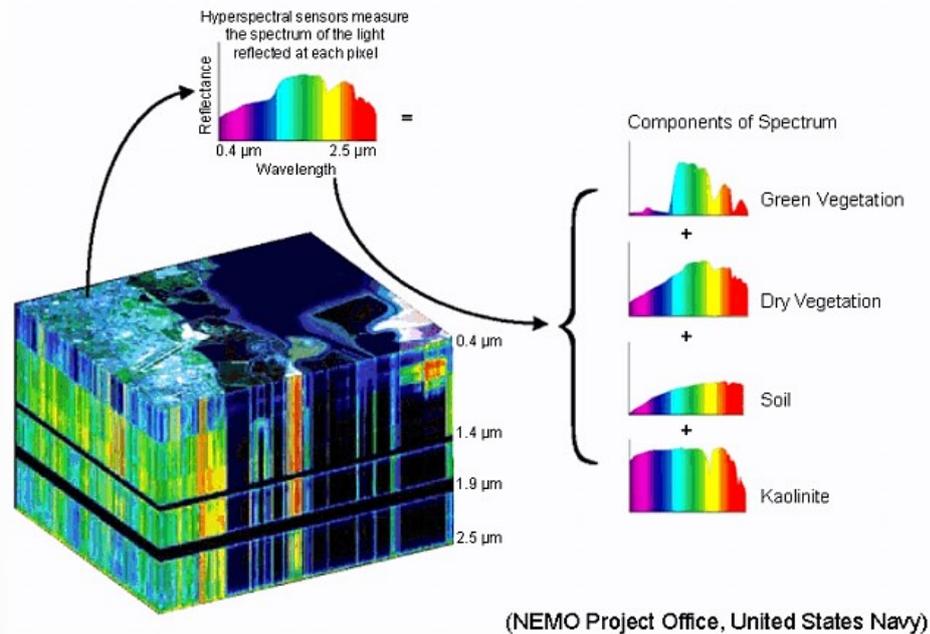
A reflectância (função do comprimento de onda), medida em porcentagem  $\rho\lambda(\%)$  (Equação 1), corresponde à razão entre a quantidade de energia radiante  $E_R(\lambda)$  que deixa uma unidade de área no terreno (radiância) pela quantidade de energia incidente  $E_I(\lambda)$  naquela área (irradiância), medida no mesmo instante de tempo (MENESES e ALMEIDA, 2012).

$$\rho\lambda(\%) = E_R(\lambda)/E_I(\lambda) \quad (1)$$

Imageamento orbital fornece estes dados sob a forma digital (número digital ou DN) dos valores da radiância (medidas pelo sensor imageador), e não uma imagem de reflectância, devendo-se converter os valores digitais para radiância e em seguida calcular a reflectância.

Os sensores imageadores decompõem a radiação incidente em diferentes comprimentos de onda (Figura 2) – por exemplo, do visível ao infravermelho de ondas curtas – fornecendo um conjunto de dados numéricos ou gráficos conhecidos como curvas ou assinaturas espectrais (POPPIEL, 2016).

**Figura 2** – Exemplos de medidas do espectro eletromagnético por um sensor e das assinaturas espectrais dos componentes imageados.



Fonte: Oliveira (2016).

Sensoriamento remoto em um país de dimensões continentais como o Brasil é uma ferramenta indispensável para entendimento, análise e monitoramento de recursos naturais (LIMA *et al.*, 2001; DEMATTÊ *et al.*, 2016). No caso dos solos, estudos têm mostrado que é possível determinar a distribuição de porcentagens de argila, silte e areia ou textura do solo por meio de dados espectrais (NANNI e DEMATTÊ, 2006; DEMATTÊ *et al.*, 2016), assim como a importância de imagens orbitais para estimar argila (NANNI *et al.*, 2012).

A utilização dos produtos de sensores remotos em mapeamento e estudos pedológicos (no sentido de suas propriedades físicas), sob abordagem científica, é possibilitada em função do comportamento espectral de objetos naturais, neste caso, representados pelos solos e pelas rochas. Tendo em vista os diferentes comprimentos de onda, é importante que se avalie a influência que as características físicas e químicas têm sobre a resposta espectral de um determinado solo (JENSEN, 2011).

O comportamento espectral de solos e rochas é resultante dos espectros individuais dos minerais que os compõem. As combinações e arranjos dos materiais constituintes das formações superficiais e principalmente dos solos é que definem o seu comportamento espectral, sendo que os principais fatores são a constituição mineral, a matéria orgânica, a umidade e a granulometria (MORAES, 2002) – esta última característica, o enfoque desta pesquisa.

Sensores remotos orbitais passivos (Landsat, Spot, Sentinel-2, por exemplo), por dependerem de uma fonte luminosa (sol), recebem a energia refletida dos alvos que estão na superfície terrestre. Nos solos, o horizonte superficial A exposto é o horizonte que interage com a energia eletromagnética (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019). A resposta espectral do solo, portanto, fica restrita à camada mais superficial. Além disso, alguns fatores influenciam a utilização de sensores remotos orbitais em análise pedológica, tais como rugosidade da superfície, ângulo de iluminação, condições de iluminação, umidade, dentre outros.

Demattê et al. (2016) afirmam que as metodologias que são bem-sucedidas para detectar informação espectral de solos são restritas a áreas de solo exposto. Eles apontam, ainda, que no Brasil e nos países africanos, por possuírem extensivas áreas de agricultura, as informações espectrais da textura do solo por meio de fontes orbitais podem auxiliar a pesquisa e o mapeamento do solo.

Conforme Fiorio (2002), o perfil do solo (análise vertical) não pode ser avaliado, como no método tradicional, através de dados de sensor remoto, entretanto, as características fisionômicas da terra, indicativas das condições de superfície e subsuperfície, podem ser avaliadas, com uma abordagem horizontal. Este autor, em sua tese, avaliou a possibilidade de discriminar os solos em topossequências, por diferentes níveis de aquisição espectrais (orbital, campo e laboratório). Dentre os resultados, ele aponta que (i) as curvas espectrais obtidas por sensores em laboratório e campo foram equivalentes às curvas-padrão estabelecidas na literatura; (ii) a textura dos solos influenciou na intensidade de reflectância das curvas espectrais em todos os níveis de aquisição de dados sensorizados.

Demattê et al. (2004) desenvolveram uma metodologia baseada na reflectância espectral para avaliar tipos de solo e sistemas de cultivo em nove topossequências de basalto e xisto. Reflectância espectral de amostras de solo foi medida com espectrorradiômetro de laboratório entre os comprimentos de onda 450 nm e 2500 nm. Mapas de solo foram desenvolvidos pelos autores por meio de interpretação descritiva das curvas espectrais e análise estatística. Estes mapas foram comparados com mapas detalhados e semidetalhados de solo baseados nos atributos físicos, químicos e mineralógicos. Esses autores destacam que matéria orgânica, ferro total, silte, areia e mineralogia foram os atributos mais influentes na intensidade da reflectância e nas características espectrais e que permitiram a caracterização e discriminação dos solos. Destacam também que a detecção das alterações quanto ao material parental e a umidade do solo foram essenciais para determinar a linha de demarcação de solo. O resultado foi que a linha de demarcação de solo e o número de classes de solo detectadas pelas análises da reflectância espectral foram similares ao mapa detalhado de solos elaborado pelos métodos convencionais.

Demattê *et al.* (2005) avaliaram o potencial de discriminação de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista (São Paulo), mediante informações espectrais obtidas das imagens de satélite Landsat-7, sensor *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+). Diretamente sobre a imagem de satélite, realizaram avaliação da linha do solo cuja técnica relaciona a intensidade de reflectância de um mesmo ponto para as bandas 3 e 4. Com apoio do método paramétrico, que avalia o conjunto de dados espectrais de um solo, e com base em interpretações de campo e análises granulométricas, uma análise discriminante indicou um erro geral de 0,028%. Os autores afirmam, portanto, que a metodologia empregada na coleta de dados espectrais de satélites mostrou-se útil na confecção de mapas de solos.

Simões *et al.* (2014), para verificar a distribuição espacial das formações superficiais do alto Rio Pardo Pequeno, no planalto do Espinhaço Meridional/MG, dentre outros procedimentos metodológicos, utilizou imagens de satélite RapidEye com 5 metros de resolução espacial para mapear as formações superficiais, em consonância com investigações de campo e estruturas geológicas. Estes autores identificaram dois tipos de distribuição, linear e zonal, dessas coberturas na área de estudo e, dentre os resultados, destaca-se que as coberturas zonais são comandadas pelas diferenças frente ao intemperismo dos estratos litológicos que compõem a base desses materiais.

Akpa *et al.* (2014) produziram um mapa digital de solo (Digital Soil Mapping-DSM) para a Nigéria por meio de informações existentes sobre o solo (dados legados) e as tecnologias DSM para prever frações de tamanho de partículas de solo em todo o país utilizando modelo aleatório de floresta (Random Forest Model-RFM), em seis profundidades padrão de solos (0–5, 5–15, 15–30, 30–60, 60–100, e 100–200 cm). Nos resultados, estes autores afirmam que houve um melhor desempenho de predição (baseado na validação de 33% do modelo) nos intervalos de profundidade mais superficiais (0–5, 5–15, 15–30 cm) que nos intervalos de profundidade mais subsuperficiais (30–60, 60–100, 10–200 cm) e que no geral, as frações mostram (i) variações acentuadas em toda a região da Nigéria com maior teor de areia em comparação com os teores de silte e argila e (ii) aumento do teor de argila com profundidade do solo. Akpa *et al.* (2014) consideram que isto poderia ser atribuído à natureza das variáveis ambientais utilizadas e que muitas covariáveis estão baseadas nas características da superfície da terra, sendo prováveis de possuir relação mais forte com topsoil (camada mais superficial do solo) do que com propriedades de subsolo. Eles concluem que os resultados encontrados podem ser usados para produzir mapas de função do solo para planejamento agrícola nacional e em avaliações de sustentabilidade ambiental.

Dias (2015) gerou mapas pedológicos digitais por meio de algoritmos de mineração de dados treinados em observações de solo no campo através de combinações de variáveis do meio físico e índices derivados de imagem de sensor remoto (Landsat-8) para a predição das classes de solo em dois níveis categóricos taxonômicos. Dentre os métodos utilizados, destacam-se os índices clay minerals (para quantificar e enfatizar certas propriedades da superfície do solo, em particular, argilominerais) e iron oxide (para óxidos de ferro como goethita e hematita que têm baixos valores de reflectância na banda 1 e elevados valores na banda 3 deste sensor). Ainda segundo a autora, estes índices são muito empregados no sensoriamento remoto geológico e podem ser utilizados para auxiliar na distinção de solos com características físicas e mineralógicas diferentes. Dentre as conclusões, em alusão ao sensoriamento remoto, os índices derivados da imagem Landsat-8 não contribuíram para o aumento da acurácia na predição de classes de solo nas áreas planas.

Gomez *et al.* (2019) avaliaram a habilidade das imagens do Sentinel-2, a partir de uma série temporal (seis imagens do período de fevereiro a abril de 2017), para a classificação da textura do solo em uma região cultivada na Índia (área de 84km<sup>2</sup>), em termos de acurácia – devido à aquisição de dados Sentinel-2 e à seleção das amostras de solo em um conjunto de dados de treinamento. Amostras de solo (total de 130) foram coletadas na área de estudo e caracterizadas em termos de textura. Índice de Simpson foi utilizado para computar a diversidade dos resultados da classificação. As análises da classificação textural mostraram que (i) a análise de cada imagem resultou em um desempenho moderado para a classificação da textura do solo e (ii) alta confusão foi obtida entre as classes texturais vizinhas e baixa confusão entre as classes texturais distantes.

Dematê *et al.* (2016) desenvolveram uma estratégia para determinar áreas de solo exposto através da fusão multitemporal (cinco anos consecutivos) de imagens Landsat-TM5 do mês de setembro (mês mais seco) e classificá-las de acordo com a textura do solo. Este trabalho foi aplicado em três áreas (duas conhecidas no Estado de São Paulo, fase calibração, e uma desconhecida no Estado de Goiás, fase validação). Os autores utilizaram um modelo linear de mistura espectral (LSMM) e Índice de Diferença Normalizada da Vegetação (NDVI) para discriminar áreas com vegetação e sem vegetação. Amostras de campo foram tomadas de áreas com pixels de solo exposto. Imagens únicas alcançaram uma média de 36% de solo exposto. Com a metodologia proposta, os autores obtiveram 85% de áreas de solo exposto e acurácia de mapeamento de classe textural dos solos de 86,7% para solos argilosos. A acurácia média do mapeamento textural foi de 63,8%. Eles obtiveram como resultado na validação de campo *in situ* (coleta material) uma concordância de 90% da textura da superfície do solo comparado

com as informações de pixel da imagem LandSat-TM5 na área desconhecida. Estes autores consideram que o método obteve resultados promissores, tendo em vista a utilização de um sensor multiespectral 800 km distante do alvo e um pixel de 30 m<sup>2</sup>.

Em outra abordagem de sensoriamento remoto, por micro-ondas, Bernini *et al.* (2013) e Bernini (2016) avaliaram o potencial de utilização de imagens de Radar ALOS/PALSAR na identificação de solos e no mapeamento digital de seus atributos físicos em uma área da Formação Botucatu, dominada por solos de textura arenosa e média, no município de Mineiros-GO. Eles utilizaram estes tipos de imagens para separar classes de solos arenosos com base na umidade do solo. Dentre os procedimentos metodológicos envolvidos, destaca-se a interpretação das análises físicas e químicas obtidas em campo e suas relações com o sinal registrado nas imagens de Radar. Dentre os resultados, Bernini (2016) aponta que o uso de imagens de radar ALOS/PALSAR e atributos do terreno como covariáveis em modelos Random Forest Krigagem mostrou potencial para estimar os atributos físicos (areia e argila) e físico-hídricos (Capacidade de Campo e Ponto de Murcha Permanente), que podem auxiliar no mapeamento de solos associados aos materiais de origem da Formação Botucatu.

Kovačević *et al.* (2010) apresenta uma aplicação do método estatístico Support Vector Machine na estimação de valores de propriedades do solo e classificação de tipos de solo baseada em valores conhecidos de propriedades químicas e físicas em perfis amostrados. Neste trabalho, os autores compararam a abordagem proposta com outros modelos de regressão linear e mostraram que o método SVM (i) é o modelo de escolha para estimação de valores de propriedades físicas e valor de pH quando se utiliza apenas entradas de dados químicos; (ii) é o modelo de escolha nos casos em que as entradas de dados químicos não são fortemente correlacionadas com a propriedade estimada. No entanto, na tarefa de classificação, seu desempenho é semelhante ao dos outros métodos comparados, com uma vantagem crescente quando um conjunto de dados consiste de um pequeno número de amostras de treinamento por tipo de solo.

Fiorio *et al.* (2010) utilizaram o método estatístico multivariado de análise discriminante com o objetivo de avaliar a possibilidade de diferenciar solos por meio de dados espectrais em laboratório (com o espectroradiômetro IRIS, na faixa de 450 a 2500 nm) e orbitais (imagem TMLandsat-5) para os pontos amostrados. Equações discriminantes foram geradas e testadas, obtendo-se matrizes de confusão nas quais indicaram um acerto de 81% para os dados espectrais em laboratório e 40% de concordância para os dados orbitais. Dentre as conclusões, destaca-se que: (i) com metodologia adequada, é possível discriminar solos por meio do sensoriamento remoto em laboratório, utilizando-se amostras de terra de superfície e subsuperfície; (ii) os

sensores orbitais auxiliam na discriminação das características de superfície dos solos, podendo ser utilizados na diferenciação de padrões de texturas.

Portanto, aplicações de dados espectrais do solo para análise, predição e mapeamento de atributos do solo vem aumentando nacional e internacionalmente, com maior destaque nesse último nível escalar. Neste contexto, o próximo tópico apresenta as características área de estudo da presente pesquisa e os procedimentos metodológicos para o mapeamento preditivo da granulometria predominante do solo referente ao topsoil na região de Volta Grande do Rio Uruguai.

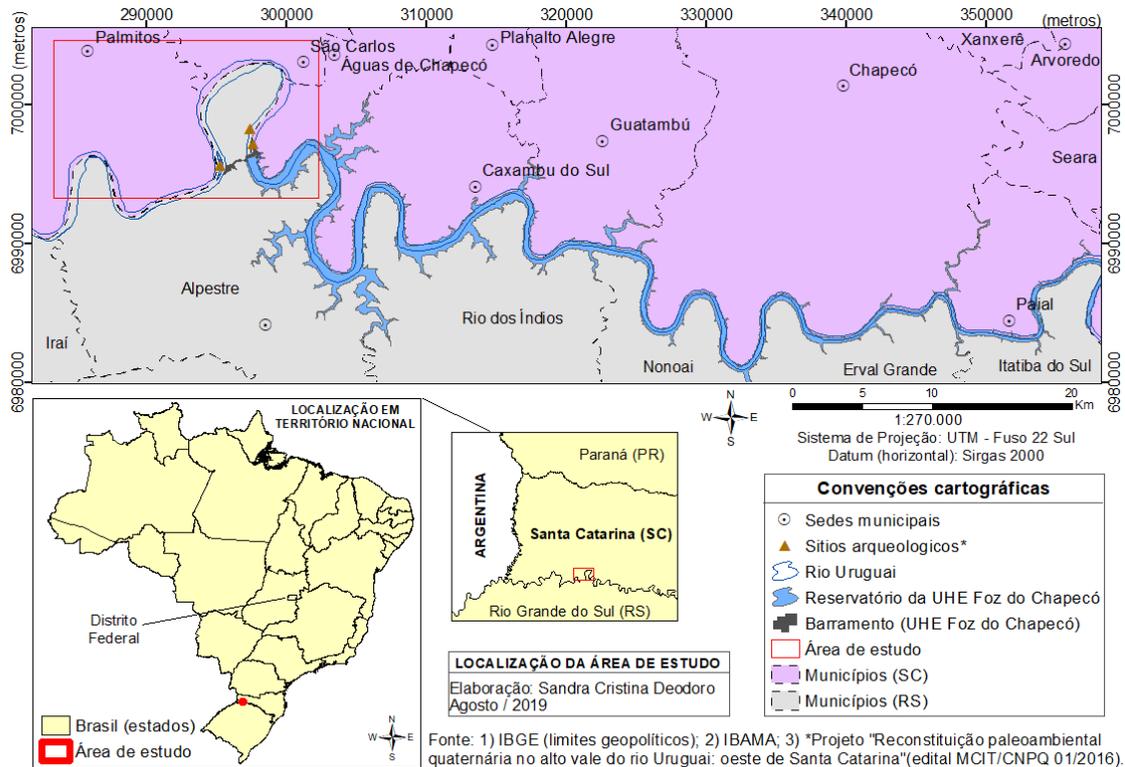
### **3. METODOLOGIA**

#### **3.1. Área de estudo**

A área de estudo desta pesquisa localiza-se na alta bacia do rio Uruguai (divisa entre os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul), no trecho conhecido como Volta Grande, nas proximidades da UHE Foz do Chapecó e das cidades Palmitos, São Carlos e Águas de Chapecó, todas no Estado de Santa Catarina, e Alpestre no Estado do Rio Grande do Sul (Figura 3). Estabeleceu-se um recorte que engloba a Volta Grande (um meandro do Rio Uruguai) e os três sítios arqueológicos encontrados às margens do rio – ACH-LP-07 (o primeiro a ser intervencionado no âmbito do projeto de pesquisa arqueológica), URG-01 (localizado na margem esquerda do Rio Uruguai, a jusante da Usina Hidroelétrica Foz de Chapecó, na comunidade de Volta Grande, município de Alpestre-RS) e Ilha Redonda 1 (localizado em uma ilha fluvial do Rio Uruguai) (SANTOS, 2018). O sítio arqueológico URG-01 está cadastrado no Instituto Histórico e Artístico Nacional-IPHAN.

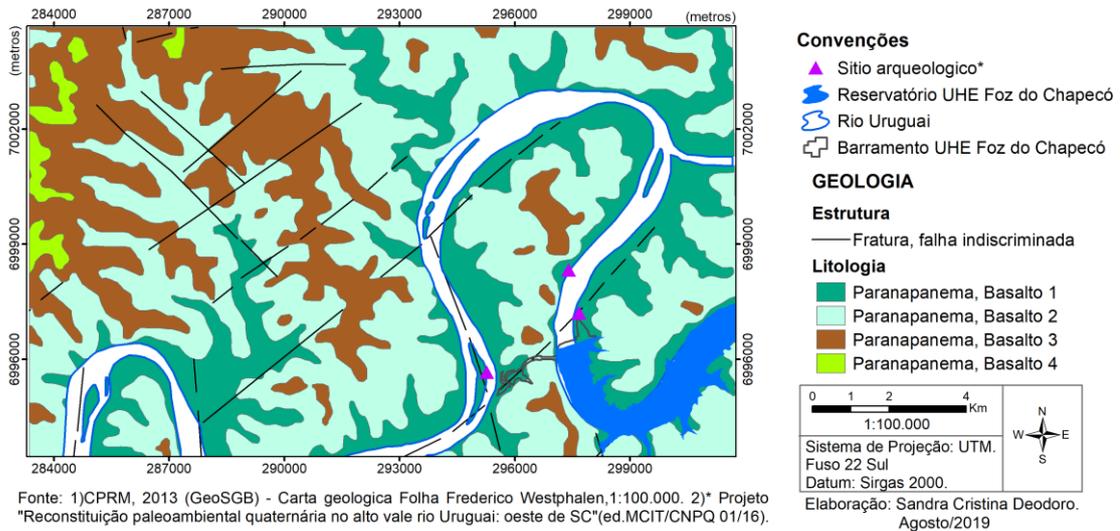
Geologicamente, a área da Volta Grande é parte da Formação Serra Geral da Província Magmática do Paraná, representada por derrames de lavas ocorridos entre 133 e 119 Ma (milhão de anos) durante o período Juro-Cretáceo (MARQUES e ERNESTO, 2004; CPRM, 2010). As rochas vulcânicas dessa extensa província são representadas principalmente por basaltos.

**Figura 3 – Localização da área de estudo.**



De acordo com estudo realizado pelo Serviço Geológico Brasileiro (CPRM, 2010), os basaltos encontrados ao longo da Volta Grande (Figura 4) são tipicamente basaltos classificados como tipo Pitanga com tonalidades escuras, variando de cinza-escuro a preto, com transições de castanho e esverdeado. Esta característica apresenta relação direta com a textura do solo em função do intemperismo deste tipo litológico que, em geral, resulta em materiais argilosos. Este comportamento é confirmado, também com base em espectrometria, por Demattê *et al* (2019) que avaliaram valores espectrais de solos brasileiros na faixa entre 350-2500 nm para integração da Biblioteca Espectral de Solos do Brasil. Segundo eles, a baixa refletância encontrada em solos formados de rochas ígneas como basalto e diabásio com grande quantidade de ferro foi correlacionada com alto conteúdo de argila.

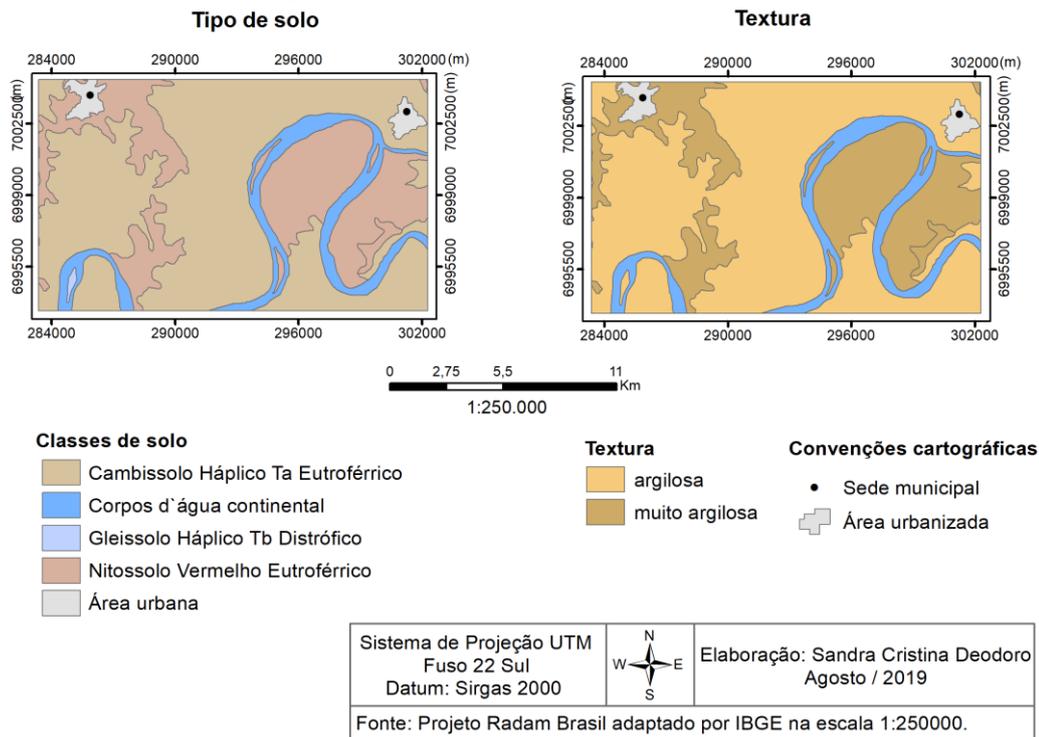
**Figura 4** – Geologia da área de estudo, mostrando o domínio de rocha basáltica.



Do ponto de vista geomorfológico a área da Volta Grande insere-se no domínio do Planalto Meridional, em unidade com características de vales profundos e desníveis pronunciados, regionalmente, denominada Planalto Dissecado do Rio Uruguai. O relevo pode ser descrito, como de topos tabulares conformando feições de rampas suavemente inclinadas e lombas, esculpidas em mantos de intemperismo argilosos (PROJETO RADAM BRASIL, 1987).

A declividade da área pode ser caracterizada como predominantemente ondulada a forte ondulada. São comuns os trechos da margem fluvial nos quais os pronunciados declives das vertentes alcançam o nível do leito vazante ou leito menor, constituindo taludes íngremes, associados a escarpas erosivas. O desnível altimétrico neste trecho meândrico situa-se em torno de 200 metros entre os topos mais altos e o nível do Rio Uruguai (BERTOLINI, 2019).

Quanto aos solos, de acordo com o Projeto Radam Brasil adaptado cartograficamente pelo IBGE na escala 1:250.000, predomina o CAMBISSOLO HÁPLICO e textura argilosa sendo que nas margens côncava e convexa do Rio Uruguai, na Volta Grande, predomina a textura muito argilosa (Figura 5). A outra classe presente na área de estudo é o NITOSSOLO VERMELHO EUTROFÉRICO. Os Nitossolos Vermelhos ocorrem em extensas áreas encontradas nos planaltos basálticos que se estendem desde São Paulo até o Rio Grande do Sul (SCHAEFER, 2013). Importante destacar que essa caracterização granulométrica está baseada no horizonte B que é o horizonte diagnóstico. O enfoque da presente pesquisa é a camada mais superficial do horizonte A (0-10 cm) em função da metodologia adotada e da fonte de dados utilizada, originada de produto de sensoriamento remoto.

**Figura 5 – Pedologia da área de estudo.**

A partir de análise de teores de óxidos para camada superficial (horizonte A) e subsuperficial (horizonte B) de três amostras (P108, P110 e P111) – realizadas no âmbito do projeto Reconstituição paleoambiental quaternária no Alto Vale do Rio Uruguai: Oeste de Santa Catarina, – localizadas na área de estudo, destaca-se a predominância dos óxidos de silício ( $\text{SiO}_2$ ), seguida de alumínio ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ) e de ferro ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ). Os teores mais altos de óxidos de Si e Al no solo acompanham a tendência da rocha matriz – o basalto – juntamente com os óxidos de ferro (principalmente hematita), característicos desta litologia.

Quanto aos minerais de argila, com base em difratogramas de análises de argilas de amostras localizadas na planície do Rio Uruguai, o predomínio é de caulinita, seguido por ilita e quartzo (SANTOS, 2018). Almeida, Corrêa e Schmitt (2018) também identificaram predominância de caulinita em uma topossequência localizada no Oeste de Santa Catarina, sobre solos férteis e de alta atividade da fração argila.

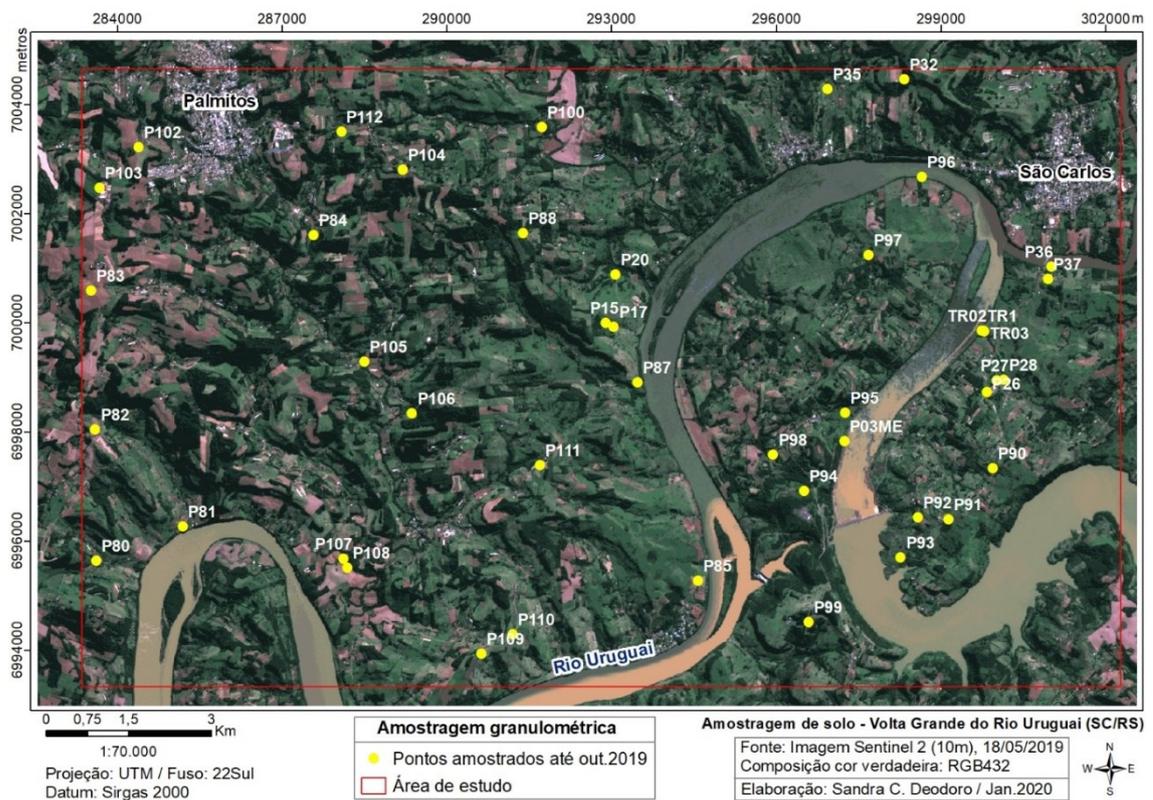
### 3.2. Trabalho de campo

Trabalhos de campo foram realizados nos meses de maio (dias 15 e 16) e outubro (dias 19 e 23) do ano de 2019 e consistiram de: (i) amostragem de solo para análise granulométrica; (ii) identificação de perfis de solo; (iii) reconhecimento da paisagem quanto aos seus elementos

fisiográficos e antrópicos (uso e ocupação do solo); (iv) análise do relevo (forma das vertentes); (v) registros fotográficos.

Dados dos trabalhos de campo realizados no âmbito do referido projeto de reconstituição paleoambiental, durante o período de 2015 a 2018 contemplando estes objetivos, também foram utilizados. O total de pontos amostrados é de 44 cuja distribuição espacial está apresentada na Figura 6. Nesta amostragem, há pontos sobre solo exposto – utilizados para obtenção das reflectâncias espectrais e na modelagem estatística – e pontos sobre alguma cobertura vegetal, utilizados na fase de interpolação realizada após a etapa da modelagem. A imagem-base (Sentinel-2) utilizada nesta figura apenas para fins de visualização da distribuição dos pontos é de maio/2019.

**Figura 6 – Locais de amostragem granulométrica.**



### 3.3. Análise granulométrica

Amostras de solo foram coletadas em duas condições de cobertura do solo: solo exposto (amostragem superficial) – 24 pontos – e cobertura rasa ou pasto (amostragem superficial e perfis) – 20 pontos, priorizando-se as áreas desprovidas de vegetação para a modelagem estatística. Este procedimento justifica-se para atender à fase da pesquisa referente à obtenção

das assinaturas e reflectâncias espectrais (solo exposto) das imagens de satélite, que compõem o modelo preditivo, e à fase da interpolação do resultado final.

A amostragem granulométrica do solo, para análise e classificação *a priori* das suas reflectâncias espectrais para o modelo, foi realizada na camada superficial (profundidade 0-10 cm) ou *topsoil* uma vez que sensores remotos passivos como o Sentinel-2 recebem a energia refletida dos alvos (no caso solo) que estão expostos na superfície terrestre. No caso dos solos, o horizonte superficial A exposto é o horizonte que interage com a energia eletromagnética (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019). Além disso, o perfil do solo não pode ser avaliado, como no método tradicional, através de dados de sensor remoto (FIORIO, 2002).

As análises granulométricas foram feitas no laboratório de geologia da Universidade Federal da Fronteira Sul (UFFS), campus Chapecó (SC). Após coleta, as amostras foram levadas a este laboratório, foram secas ao ar e, posteriormente, destorroadas manualmente com ajuda de pistilo e graal para obtenção da terra fina seca ao ar – TFSA. O defloculante utilizado na dispersão da fração fina foi o hidróxido de sódio (NaOH) na concentração de 1,5 mol/L e na proporcionalidade de 25 ml para 20 g de TFSA, conforme Almeida et al. (2018). Após a adição do defloculante e mais 100 ml de água deionizada, as amostras foram levadas diretamente para o agitador horizontal em garrafas plásticas de 200 ml, sem tempo de repouso. A dispersão mecânica da solução se deu a 155 rpm por 15 horas em agitador reciprocante. Após agitação, a solução foi lavada com água deionizada sobre peneira de 0,053 mm para retenção da fração areia. A fração arenosa retida na peneira foi transferida para béquer de 50 ml. Após completar a solução adicionada à proveta com água deionizada até o limite de 1000 ml, agitou-se manualmente a solução de silte + argila na proveta por 1 minuto para sua homogeneização e, imediatamente após, coletou-se com pipeta o volume de 25 ml de silte + argila a 5 cm de profundidade. Em seguida, após a espera do tempo necessário, de acordo com a temperatura da solução, para sedimentação da fração silte conforme a Lei de Stokes, coletou-se um novo volume de 25 ml a 5 cm de profundidade a partir do menisco da proveta, representativo somente da fração argila ainda em suspensão. Em seguida, os três béqueres de 50 ml relacionados a cada amostra foram levados para estufa para secagem a 100°C por 24 horas. Procedeu-se, após a retirada e esfriamento a temperatura ambiente dos béqueres retirados da estufa, à repesagem dos mesmos para os devidos cálculos que foram feitos segundo Ruiz (2005). Também se procedeu à quantificação do Fator *f* (umidade residual) por pesagem e a massa da prova em branco.

Para os perfis expostos, foram analisados os horizontes pedológicos identificados conforme Santos *et al.* (2005).

A classificação granulométrica em laboratório, das amostras de solo em campo, foi útil para análise das suas reflectâncias espectrais e para comparação das reflectâncias dos pontos de solo exposto sem amostragem de campo. Este dado serviu de base, também, para a modelagem estatística preditiva e para a interpolação dos resultados finais com o objetivo de elaboração do mapa da granulometria superficial (*topsoil*) do solo.

### **3.4. Base cartográfica**

Utilizou-se base hidrográfica, formato shapefile (.shp), escala 1:50.000, proveniente do Serviço Geológico Brasileiro (CPRM). A hidrografia foi utilizada como um dado interpretativo e referencial das vertentes – para subsidiar a interpretação da dissecação das vertentes em relação ao padrão fluvial e para orientar a conformação delas na paisagem.

Modelo Digital de Elevação (MDE) de 12,5 metros de resolução espacial (SRTM GL1-*Up Sampled*) e de aproximadamente 5m de precisão vertical (SIMÕES, 2019), disponível no sítio eletrônico da Agência Espacial dos Estados Unidos (NASA) por meio do *Alaska Satellite Facility* (ASF) foi utilizado para obtenção da declividade e da curvatura das vertentes. Esta informação geomorfométrica foi importante para verificar a relação das formas das vertentes com a distribuição granulométrica do solo e para a identificação dos tipos de formações superficiais. A escolha deste MDE justifica-se pela compatibilidade de sua resolução espacial com aquela das imagens do satélite ótico Sentinel-2 (10 metros) utilizadas neste trabalho.

O MDE mencionado é resultado da reamostragem do MDE SRTM de 30m para 12,5 metros com a altitude ortométrica de seu modelo geoidal EGM96 convertida para altitude elipsoidal WGS84 para correção geométrica e radiométrica das imagens do sensor PALSAR a bordo do satélite ALOS (ASF, 2015), uma vez que ele possui tamanho de pixel de 12,5 m nos modos de imageamento FBD (*Fine Beam Dual*) e PLR (*Polarimetric*). O MDE SRTM GL1 *Up Sampled* pode derivar produtos classe A conforme Padrão de Exatidão Cartográfica dos Produtos Cartográficos Digitais (PEC-PCD) na escala 1:100.000 (SIMÕES, 2019).

### **3.5. Imagens de sensores remotos orbitais**

Três cenas do satélite Sentinel-2 (fevereiro/2019, maio/2019 e outubro/2019) foram utilizadas para obter melhor quantidade de solo exposto. Como a área de estudo é caracterizada por uso agrícola, a sazonalidade das culturas permite obter áreas desprovidas de cobertura vegetal de forma rotativa ao longo do ano.

O Sentinel-2 integra uma missão europeia de imageamento multiespectral, operada no âmbito do programa *Copernicus* (Programa de Monitoramento Global para Meio Ambiente e Segurança). A iniciativa é liderada pela Comissão Europeia em parceria com a Agência Espacial Europeia (ESA).

O sistema de imageamento – sensor *Multi Spectral Instrument* (MSI) – é composto por dois satélites idênticos, lançados separadamente, que percorrem mesma órbita, em fases de 180°. Possui órbita polar, sol-síncrona, a altitude de 786 km. O Sentinel-2A foi lançado em 23 de junho de 2015 e foi projetado para fornecer imagens óticas para serviços terrestres. O segundo satélite, Sentinel-2B, juntou-se ao seu gêmeo em órbita em 7 de março de 2017.

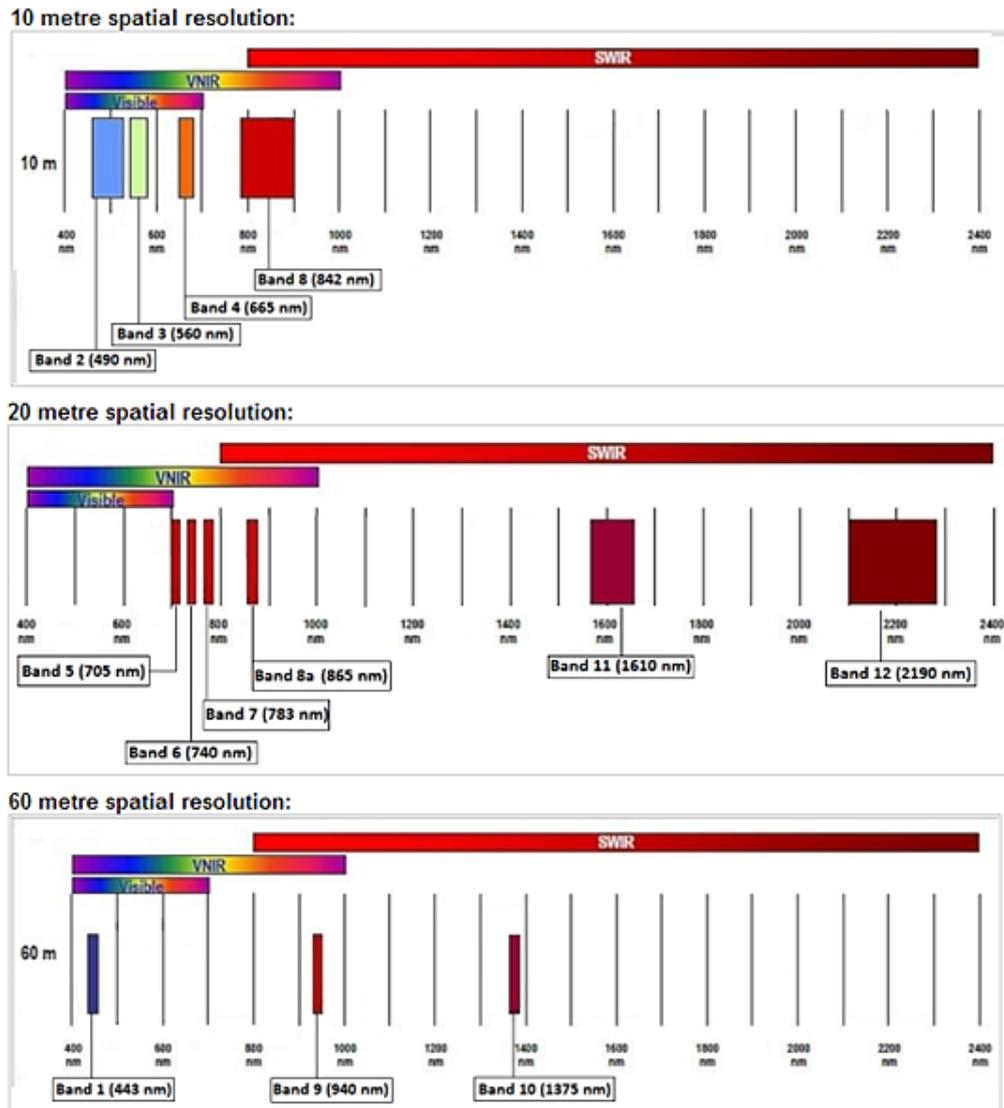
O satélite da missão Sentinel-2 possui frequência de revisita de cinco dias no Equador e 13 bandas espectrais (comprimentos centrais 443 nm – 2190 nm) – quatro bandas a 10 m, seis bandas a 20 m e três bandas a 60 m de resolução espacial (Figura 7). Nesta pesquisa, foram utilizadas 10 bandas espectrais cujas faixas são amplamente utilizadas para avaliar propriedades dos solos (Tabela 2). As demais bandas (B1, B9 e B10) com resolução de 60m são indicadas para correção atmosférica, detecção de aerossóis (B1), de vapor de água (B9) e de nuvens (B10).

**Tabela 2** – Intervalos do espectro eletromagnético das bandas Sentinel-2 utilizadas

<b>Banda</b>	<b>Intervalo espectral (nm)</b>	<b>Posição espectral (nm)</b>
B2	458–523	490
B3	543–578	560
B4	650–680	665
B5	698–713	705
B6	733–748	740
B7	773–793	783
B8	785–900	842
B8A	855–875	865
B11	1565–1655	1610
B12	2100–2280	2190

Fonte: Adaptada de Gholizadeh *et al.* (2018).

**Figura 7** – Resoluções espacial e espectral do Sentinel-2 bem como as posições centrais dos canais espectrais.



Resolução 10 m: bandas B2 (490 nm), B3 (560 nm), B4 (665 nm) e B8 (842 nm); Resolução 20 m: bandas B5 (705 nm), B6 (740 nm), B7 (783 nm), B8a (865 nm), B11 (1610 nm) and B12 (2190 nm); Resolução 60 m: bandas B1 (443 nm), B9 (940 nm) and B10 (1375 nm).

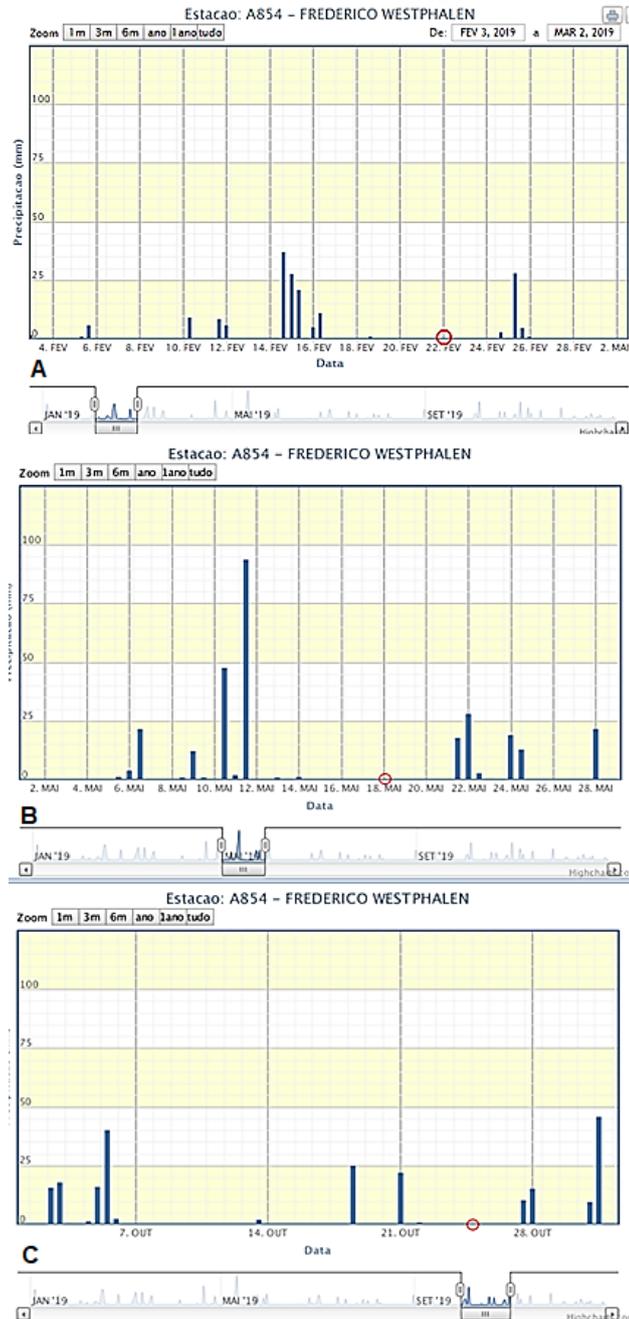
Fonte: ESA (2020).

Como um dos objetivos da Missão Sentinel-2 é permitir continuidade ao imageamento espectral fornecido pelas séries SPOT e Landsat (*Thematic Mapper instrument*), o projeto da resolução espectral dos sensores foi desenhado em equivalência às faixas espectrais dos sensores do SPOT e Landsat (ESA, 2015), facilitando comparações entre resultados de aplicações destas imagens.

Imagens de três cenas datadas em 22/02/2019, 18/05/2019 e 25/10/2019 foram utilizadas, considerando a proximidade das datas dos trabalhos de campo para validação dos dados espectrais. A imagem de fevereiro não está associada a trabalho de campo e ela foi

utilizada para ampliar a malha amostral dos pontos de solo exposto a serem classificados no modelo estatístico. As campanhas (18/05/2019 e 25/10/2019) foram realizadas em dias sem precipitação pluviométrica (Figuras 8B e 8C). Esta informação é importante, pois se relaciona a uma das características do solo que interfere na resposta espectral – a umidade.

**Figura 8** – Condição pluviométrica das amostragens de solo em campo (18/05/2019 e 25/10/2019) e da amostragem espectral pela imagem de satélite cujas datas estão marcadas por círculos vermelhos. Estação meteorológica Frederico Westphalen.



Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia (2020).

As imagens orbitais utilizadas foram aquelas disponíveis no sítio eletrônico da ESA as quais podem ser obtidas com as etapas de pré-processamento já realizadas, como a conversão dos níveis digitais (DN) em radiância e reflectância no topo da atmosfera (*Top Of Atmosphere* – TOA) – ou reflectância aparente – e da superfície (*Bottom of Atmosphere* – BOA) (ASF, 2015). Neste trabalho, foram utilizadas as imagens de nível de processamento 2A (BOA) com informações de reflectância da superfície. Esta é uma condição importante para obtenção das respostas ou assinaturas espectrais do solo.

A intensidade do fluxo radiante proveniente da superfície terrestre é medida pelos sensores de observação da Terra, denominada de radiância aparente por incluir efeitos atmosféricos e de objetos vizinhos do elemento estudado. Como os sensores convertem esta medida para DN é necessário fazer a correção para fatores de reflectância. O Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS) também redistribuiu cenas das imagens Sentinel-2 em sua página eletrônica.

Os critérios e justificativa de escolha destas imagens, portanto, foram:

- Melhor resolução espacial (10 m) se comparadas com as do satélite Landsat-8 (20 m);
- Sazonalidade agrícola. A rotação das culturas ao longo do ano, prática típica em áreas agrícolas e na área de estudo, permitiu a obtenção de maior quantidade de áreas de solo exposto nas imagens utilizadas.
- Característica do solo em termos granulométricos. A granulometria do solo é uma característica que varia pouco ao longo do tempo em comparação com uso e cobertura do solo, por exemplo. Alterações da composição granulométrica do solo são resultantes de intemperismo e erosão que podem ser perceptíveis em escala de tempo longa e/ou geológica. Este fato justifica a não necessidade de utilização de uma série temporal longa e pretérita de imagens para este estudo, ao contrário quando se objetiva verificar alterações de uso e cobertura do solo durante um período.

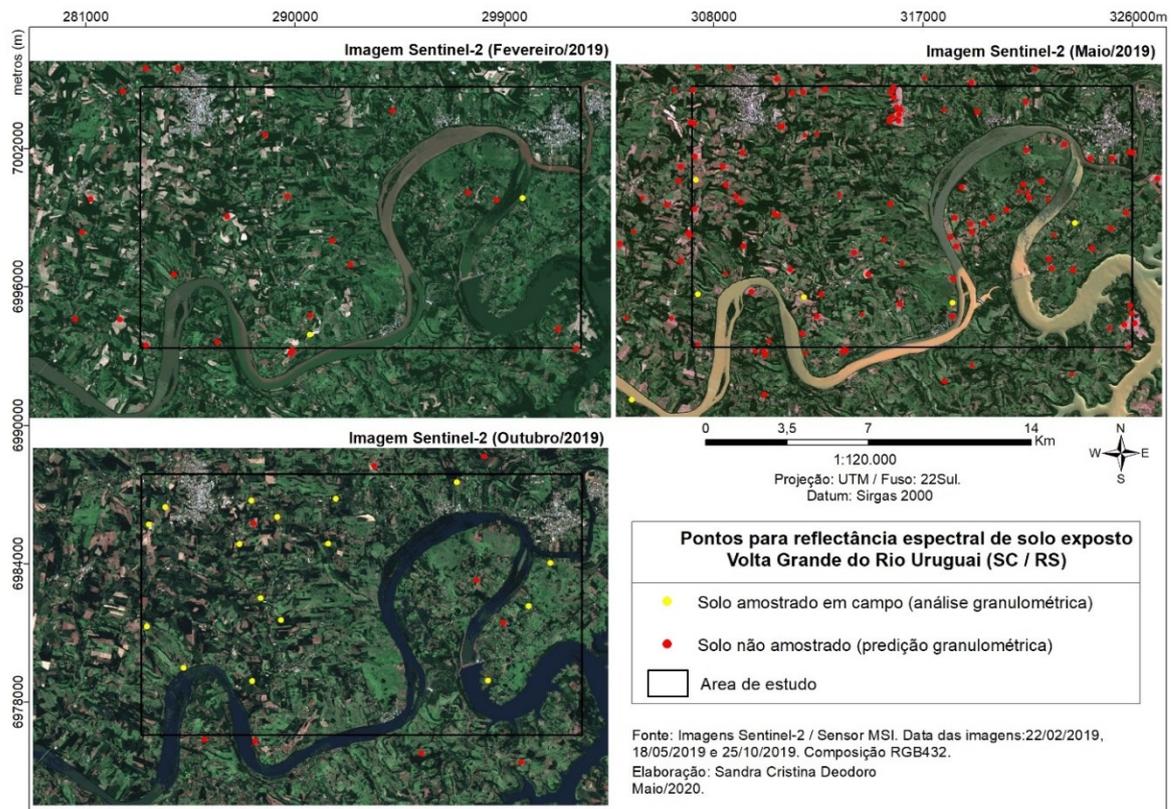
### **3.6. Espectrometria do solo – reflectância e assinatura espectral**

As curvas ou assinaturas espectrais indicam a quantidade de energia refletida, através dos fatores de reflectância, pelos objetos nos diferentes comprimentos de ondas (*wavelength*, expressos em nanômetro-nm). Gráficos de assinatura espectral, contendo as curvas do comportamento espectral dos alvos, permitem verificar se as amostras escolhidas são espectralmente distintas. No presente trabalho, esta técnica permitiu analisar o comportamento

espectral entre solo e vegetação e também das classes granulométricas do solo (*topsoil*) em cada banda do sensor, por meio das faixas de absorção de energia eletromagnética e da forma dos gráficos (assinaturas).

Os dados espectrais do solo (reflectância) – pontos com amostragem e sem amostragem de campo (Figura 9) – foram extraídos nas dez bandas espectrais correspondentes às faixas do visível (B2, B3 e B4), do infravermelho próximo (B8) e do infravermelho de ondas curtas SWIR (B5, B6, B7, B8A, B11 e B12) sobre as três imagens Sentinel-2, contendo solo exposto. A extração das informações espectrais (reflectância) foi realizada na plataforma *Sentinel Application Platform* (SNAP) da Agência Espacial Europeia. Embora os canais espectrais que contribuem para a identificação de solos encontram-se nas faixas do infravermelho próximo (700nm-1300nm) e infravermelho médio (1300nm-2600nm), onde se tem uma curva de reflectância fortemente ascendente ao sair das faixas do visível (400nm-650nm) (FLORENZANO, 2008; JENSEN, 2005), o espectro do visível também foi considerado para obter um comportamento espectral completo do solo e verificar onde há redundância de informação dos canais espectrais no teste de colinearidade estatística.

**Figura 9** – Localização dos pontos de coleta espectral das imagens orbitais.



Para determinação da quantidade de pontos de solo exposto, uma vez que eles constituem os dados de modelo e de interpolação, foi adotado o planejamento amostral proposto por Congalton e Green (2009) para classificação de pixels com base em dados espectrais. Estes autores sugerem uma coleta mínima de 50 amostras para cada classe para mapas de tamanho inferior a um milhão de acres (404.686 hectares) e menos de 12 classes. A área de estudo possui 21.413 hectares e, para a classificação, três classes granulométricas de solo. Como a amostragem é dependente também das condições de solo exposto do pixel, foi obtido um total de 141 amostras (24 de campo e 117 experimentais sem amostragem em campo), portanto, bem próxima à quantidade mínima sugerida.

Para a confirmação da condição de solo exposto dos pixels, composições coloridas, cor verdadeira (RGB432) e falsa cor (RGB483 e RGB843) foram executadas (Figura 10). A composição RGB843 mostrou-se muito útil para distinguir solo (tonalidade ciano) e vegetação (tonalidade vermelha). Para evitar locais com mistura por alguma vegetação que não pode ser detectada apenas visualmente pelas composições de cores RGB, foram aplicados o índice de vegetação *Soil Adjust Vegetation Index* (SAVI) (HUETE, 1988) – Equação 2 – e o índice que relaciona as bandas do infravermelho de ondas curtas (SWIR1 e SWIR2) – Equação 3 – sendo útil para discriminar palhada (restos de cultivo em decomposição) e solo exposto (FONGARO, 2018; POPPIEL, 2016). Nesta pesquisa, a faixa considerada como solo exposto para este índice foi entre 0 e 0,12. Gallo (2015) e Poppiel (2016) definiram valores entre 0 e 0,19 para estudo de caso na região de Piracicaba-SP, Araraquara-SP e Brasília-DF, respectivamente, portanto, sob diferentes condições climáticas, litológicas e pedológicas. O SAVI relaciona as bandas do infravermelho próximo e vermelho (Equação 3), indicando que, quanto mais próximo de 1 há indicativo de vegetação e, mais próximo de 0, solo exposto. Neste estudo, considerou-se solo exposto a faixa entre 0 e 0,09. Ambos são índices diferenciais normalizados (*Normalized Difference-ND*) – variam de -1 a 1.

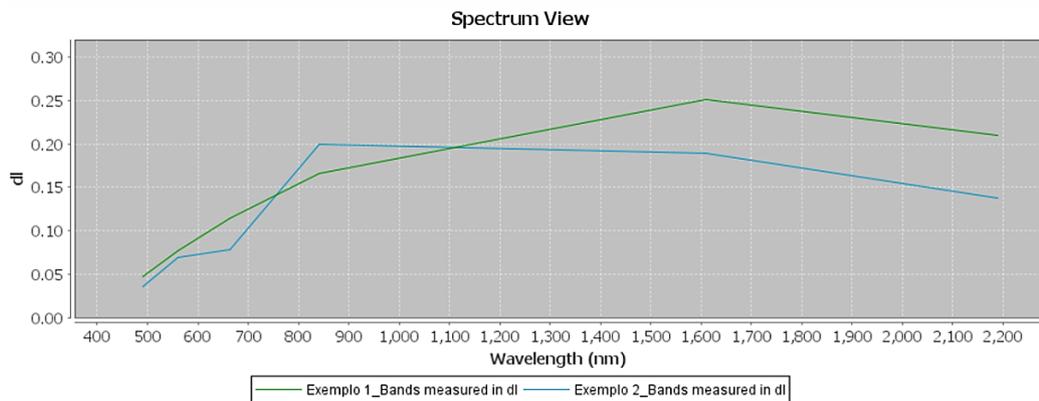
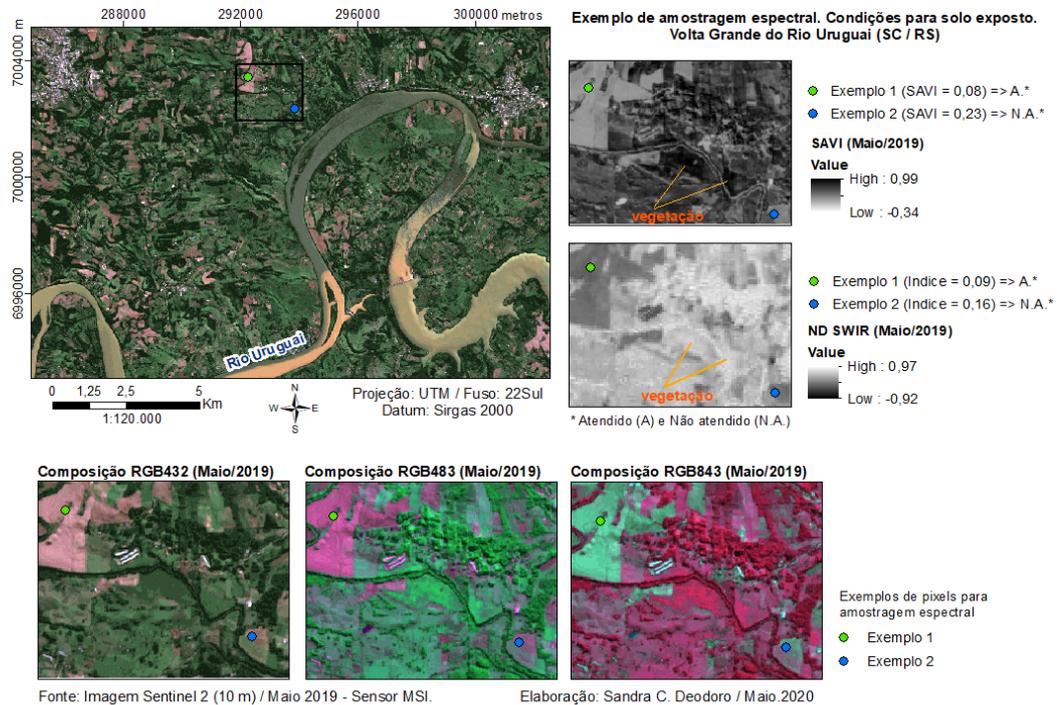
$$SAVI = (1 + L) * (NIR - RED) / L + NIR + RED \quad (2)$$

onde:

L = 1 baixa densidade de vegetação  
 L = 0,5 média densidade de vegetação  
 L = 0,25 alta densidade de vegetação  
 NIR = canal do Infravermelho próximo  
 RED = canal do vermelho  
 Neste estudo, adotou-se L = 0,5.

$$ND_{SWIR1,SWIR2} = SWIR1 - SWIR2 / SWIR1 + SWIR2 \quad (3)$$

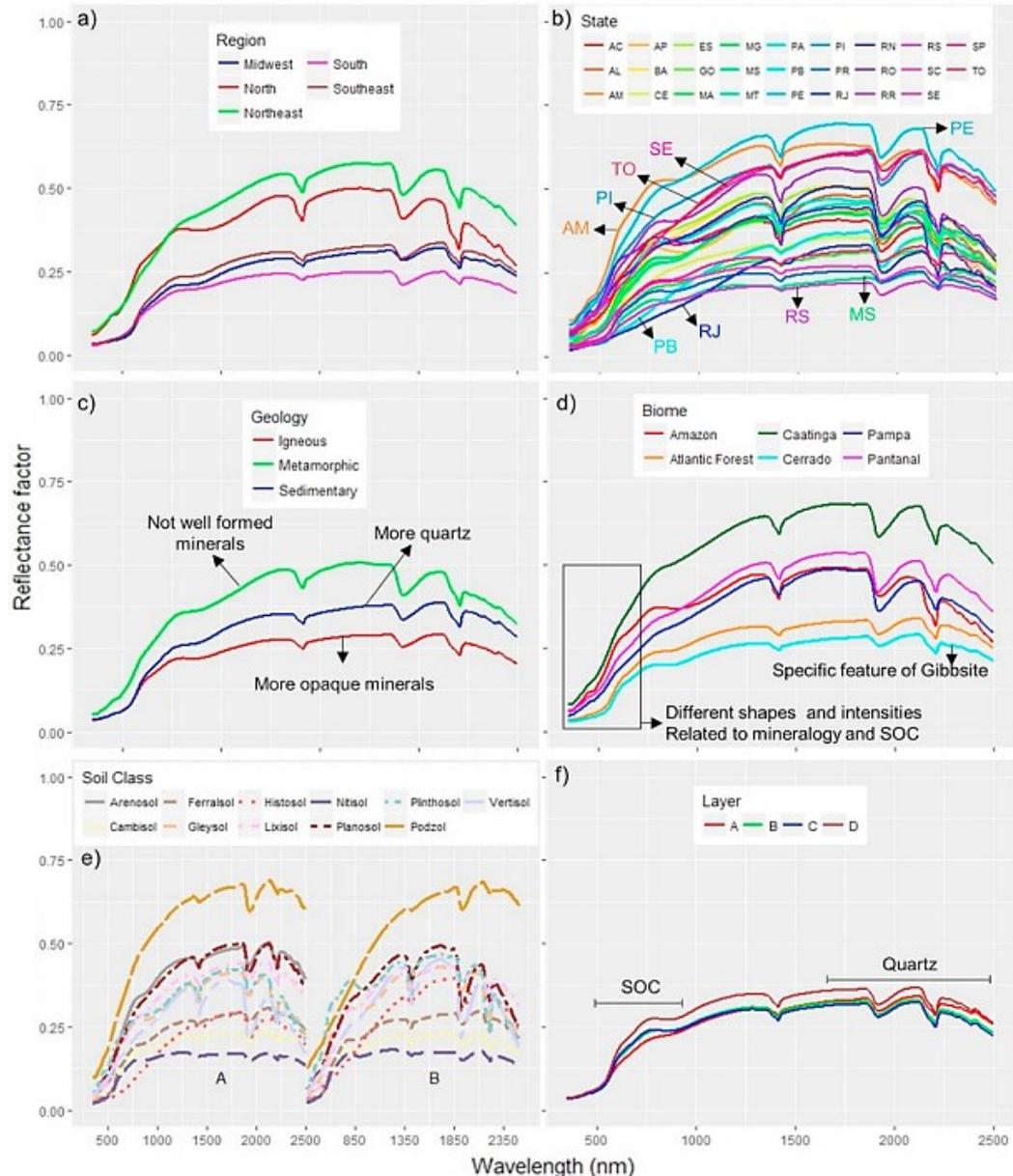
**Figura 10** – Exemplo de verificação de pixels de solo exposto por índices espectrais solo-vegetação, por imagem resultante de composições RGB e por meio de suas respectivas assinaturas espectrais.



A reflectância espectral dos solos brasileiros (Figura 11) e do Estado de Santa Catarina – com enfoque na área de estudo (Figura 12) – a partir de dados legados obtidos por meio de espectrorradiômetro, foi utilizada como base, de forma comparativa, para análise do comportamento espectral das formações superficiais da Volta Grande do Rio Uruguai obtidos pelo sensor do Sentinel-2. O intervalo espectral do sensor do espectrorradiômetro vai de 350 nm a 2500 nm (VIS-NIR-SWIR) com resolução espectral de 1 nm na faixa entre 350 e 700 nm, 3 nm entre 700 e 1400 nm, e de 10 nm entre 1400 e 2500 nm (DEMATTÊ *et al.*, 2019). Ressalta-se que os dados espectrais catarinenses correspondentes à área de estudo foram fornecidos pela Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI / SC). Do

total de reflectâncias (Figura 12), 25 são correspondentes à argila, 7 ao silte e apenas 1 à areia, indicando predominância de solo argiloso.

**Figura 11**– Média de reflectância espectral do solo de acordo com cada região brasileira (a); estado (b); geologia (c); bioma (d); classe de solo, considerando horizontes A e B (e); e horizontes (f). Biblioteca Espectral de Solos do Brasil (BESB).



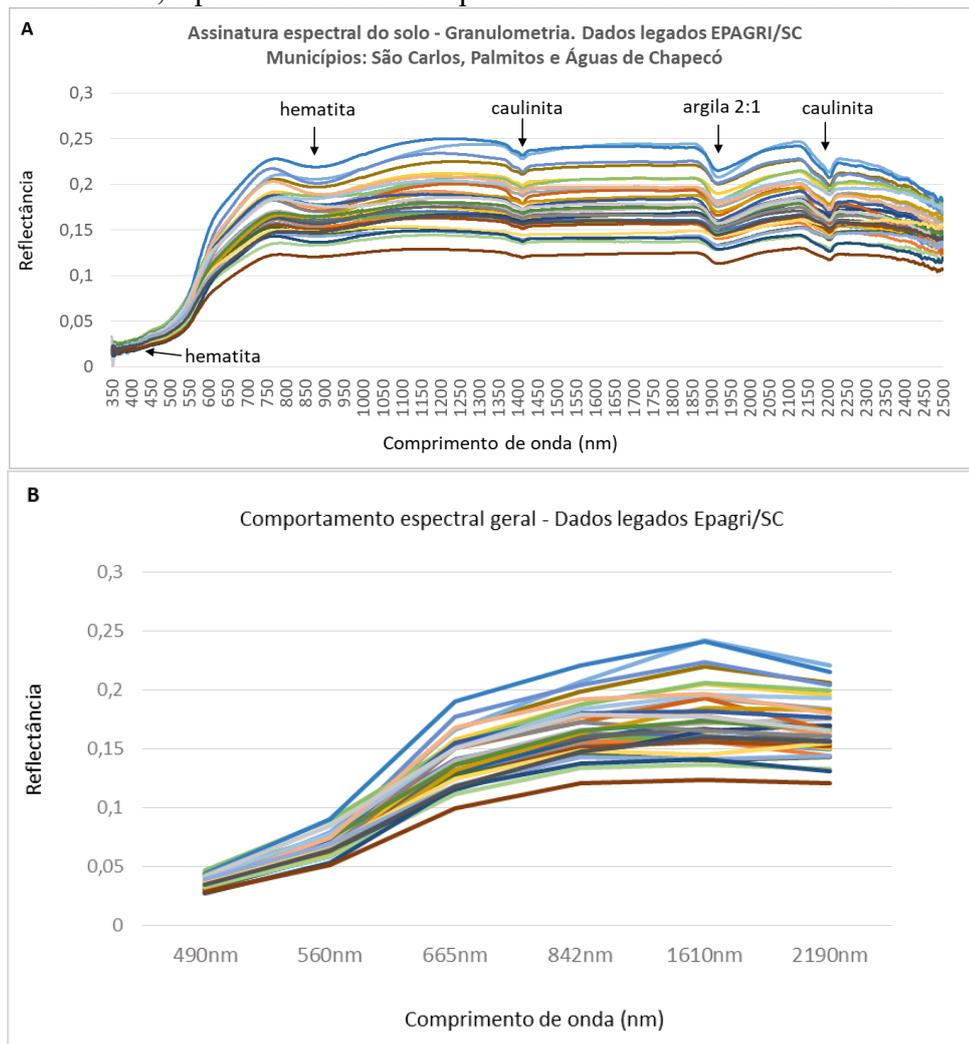
SOC = Carbono Orgânico do Solo. Fonte: Demattê *et al.* (2019).

A área de estudo desta pesquisa insere-se em um contexto de menor reflectância espectral dos solos brasileiros (Figuras 11a e 11b) – a Região Sul. Dos três tipos de formação das rochas, as ígneas (que caracterizam a área de estudo) são as que apresentam a menor reflectância (Figura 11c). A baixa reflectância (média aproximada em 0,31) encontrada em

solos formados de rochas ígneas como basalto e diabásio com grande quantidade de ferro foi correlacionada com alto conteúdo de argila (DEMATTÊ *et al.*, 2019).

Ao reduzir a resolução espectral reduz-se, também, a percepção das zonas de absorção da energia eletromagnética ao longo da faixa do infravermelho (Figura 12), que estariam relacionadas à presença de água e óxidos de ferro.

**Figura 12** – Assinatura e reflectância espectral de amostras de solo (33 pontos) na área de estudo, a partir de dados de espectrorradiômetro VIS-NIR-SWIR.

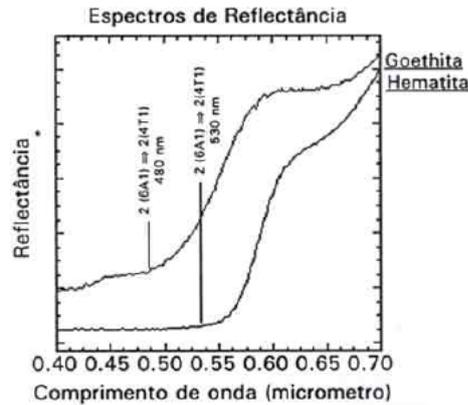


A) Todos os canais do espectrorradiômetro. B) Reamostragem para os canais orbitais VIS-NIR-SWIR do Sentinel-2. Fonte dos dados: EPAGRI-SC e Silva *et al.*, 2019.

Nos parâmetros do solo que influenciam a reflectância, de maneira geral, podem-se destacar as faixas relacionadas à matéria orgânica ao longo do espectro, com forte influência entre 650 nm a 750 nm e aos argilominerais como a hematita (530 nm) e a goethita (480 nm), todas no espectro do visível, sendo que a primeira feição da hematita se confunde com a da goethita (Figura 13). No infravermelho, ainda para os argilominerais, têm-se picos de 1400 nm e 2200 nm para a caulinite, 1400 nm, 1900 nm e 2200 nm para a montmorillonite, 1550 nm e

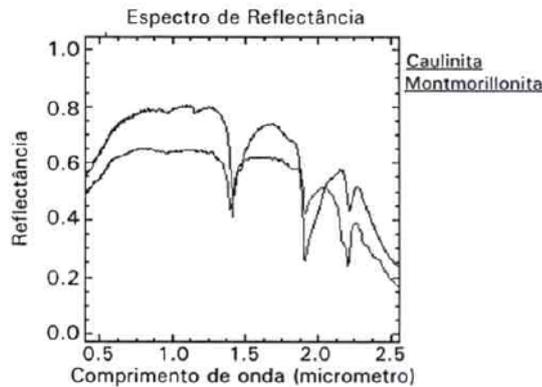
2300 nm para a gibsita (POPPIEL, 2016). Caulinita e montmorillonita apresentam formas espectrais semelhantes no comprimento de onda 1900nm sendo a diferença relacionada à presença de água (Figura 14). A água, representada pela umidade do solo, apresenta bandas de absorção em todo o espectro, centradas em 760 nm, 970 nm, 1190 nm, 1450 nm e 1940 nm (CURCIO E PETTY, 1951; MADEIRA NETTO E BAPTISTA, 2000). Nos minerais, quando a água está presente, duas bandas de absorção se destacam – 1400 nm e 1900 nm – cuja ocorrência conjunta pode ser diagnosticada como água enquanto que, a absorção somente em 1400 nm indica que somente a hidroxila está presente (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019). Esses parâmetros – água, matéria orgânica e óxidos de ferro – influenciam o comportamento espectral do solo diminuindo as reflectâncias.

**Figura 13** – Posicionamento dos espectros da goethita e da hematita na faixa do visível.



Fonte: Extraída de Madeira Netto e Baptista (2000).

**Figura 14** – Espectros de refletância da caulinita e da montmorillonita, apresentando feição espectral a 1900nm não associadas e associadas à presença da água estrutura na faixa do infravermelho próximo, respectivamente.



Fonte: Extraída de Madeira Netto e Baptista (2000).

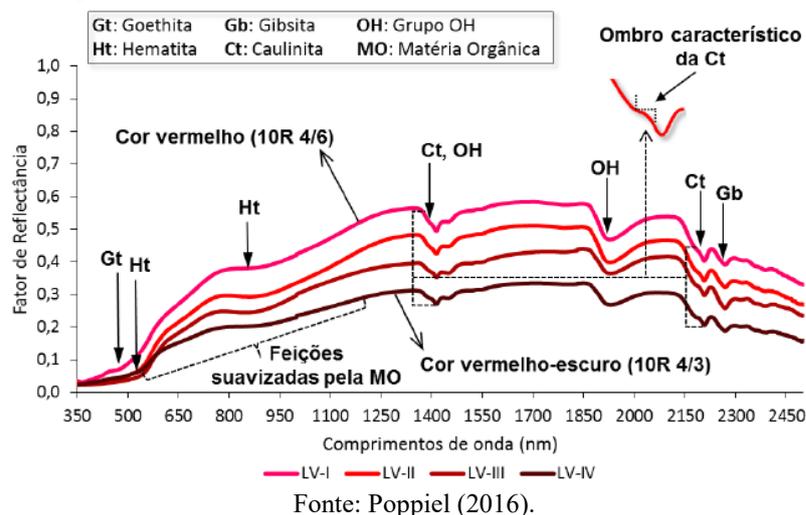
Das feições mostradas nas assinaturas hiperespectrais (Figuras 11d e 12) e relacionadas à área de estudo, foram verificadas as zonas de absorção correspondentes à hematita, à caulinita

e às argilas 2:1 (possivelmente montmorilonita conforme análises laboratoriais das argilas) e hidroxilas. Não foram observadas feições de gibsita que, normalmente, são centradas em 2265 nm (BAPTISTA, MADEIRA NETTO E SOUZA, 2019). A faixa de absorção de água é evidente apenas no comprimento de onda 1940 nm.

Apesar da diferença de resolução espectral entre os sensores, esses dados e informações auxiliaram na interpretação das reflectâncias coletadas nas imagens Sentinel-2 utilizadas na presente dissertação.

Poppiel (2016), em estudo realizado na bacia do Rio Jardim (no Distrito Federal), encontrou assinaturas espectrais semelhantes às encontradas na área de estudo desta pesquisa (Figura 12) quanto às feições destes argilominerais, em contexto de Latossolos Vermelhos (Figura 15) ou *Ferralsols/Oxisols*, de coloração avermelhada, com cores similares entre os horizontes superficiais e subsuperficiais e com teores de argila variando entre 67% e 75%. Estes solos têm como principal processo de formação a ferratização e acumulação residual de argilominerais mais resistentes ao intemperismo e sesquióxidos de ferro e alumínio (POPPIEL, 2016). A diferença das assinaturas está na presença da zona de absorção da gibsita e na altura das reflectâncias, essa possivelmente devido à umidade (clima mais seco na região Centro-Oeste e mais úmido na região Sul).

**Figura 15** – Espectros de Latossolos Vermelhos (LV) na Bacia do Rio Jardim, DF.



Os dados espectrais obtidos por espectrorradiômetro – dados legados Epagri-SC – reamostrados para as faixas espectrais do sensor MSI do Sentinel-2, bem como consultas à literatura e estudos de caso, tornaram-se, portanto, importantes para a melhor compreensão das assinaturas espectrais dos pontos amostrados na área de estudo. A reamostragem para as faixas

do Sentinel-2 foi realizada a partir dos dados disponibilizados em planilha na qual as faixas espectrais correspondentes ao sensor desse satélite foram escolhidas para compor o gráfico de assinatura espectral (Figura 12).

### 3.7. Geomorfometria

O relevo é uma variável ambiental que, juntamente com a litologia, influencia as características do solo bem como sua resposta espectral – particularmente as condições de relevo devido ao ângulo de incidência solar.

Declividade e curvatura das vertentes foram os parâmetros morfométricos do relevo utilizados para auxiliar a interpretação dos resultados da modelagem estatística da predição granulométrica e para auxiliar na elaboração do mapa das formações superficiais.

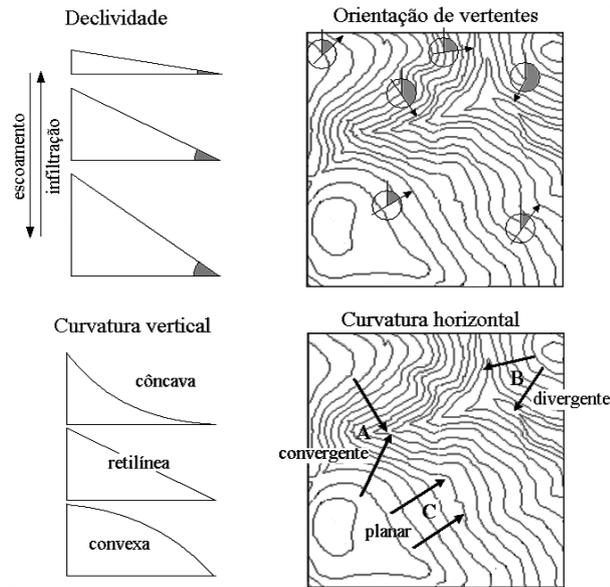
A curvatura das vertentes (Figura 16) atua indiretamente no equilíbrio entre os processos de pedogênese/morfogênese por estar relacionada aos processos de migração e acúmulo de matéria (água, minerais e matéria orgânica) através da superfície (VALERIANO, 2008).

A curvatura vertical refere-se ao formato da vertente quando observada em perfil e expressa a variação da declividade ao longo de uma determinada distância. Valores positivos devem corresponder a terrenos convexos, negativos a terrenos côncavos, enquanto valores nulos indicam vertentes retilíneas. A distribuição da curvatura vertical apresenta forte relação com mapas pedológicos e geológicos (VALERIANO, 2008).

A curvatura horizontal expressa o formato da vertente quando observada em projeção horizontal e pode ser descrita como a variação da orientação de vertentes ao longo de uma determinada distância. É uma variável de alto poder para informações hidrológicas e para delineamento de microbacias.

Em suma, a curvatura vertical é derivada da elevação (altimetria) enquanto que a curvatura horizontal, das curvas de nível. Neste trabalho, foi derivada a curvatura vertical sobre o MDE (SRTM GL1-*Up Sampled*, resolução espacial de 12,5m). Este parâmetro foi obtido por meio do software Arcgis cujo algoritmo calcula o valor da segunda derivada da superfície de entrada (raster MDE) célula por célula.

**Figura 16** – Variáveis geomorfológicas derivadas da altimetria.



Fonte: Valeriano (2008).

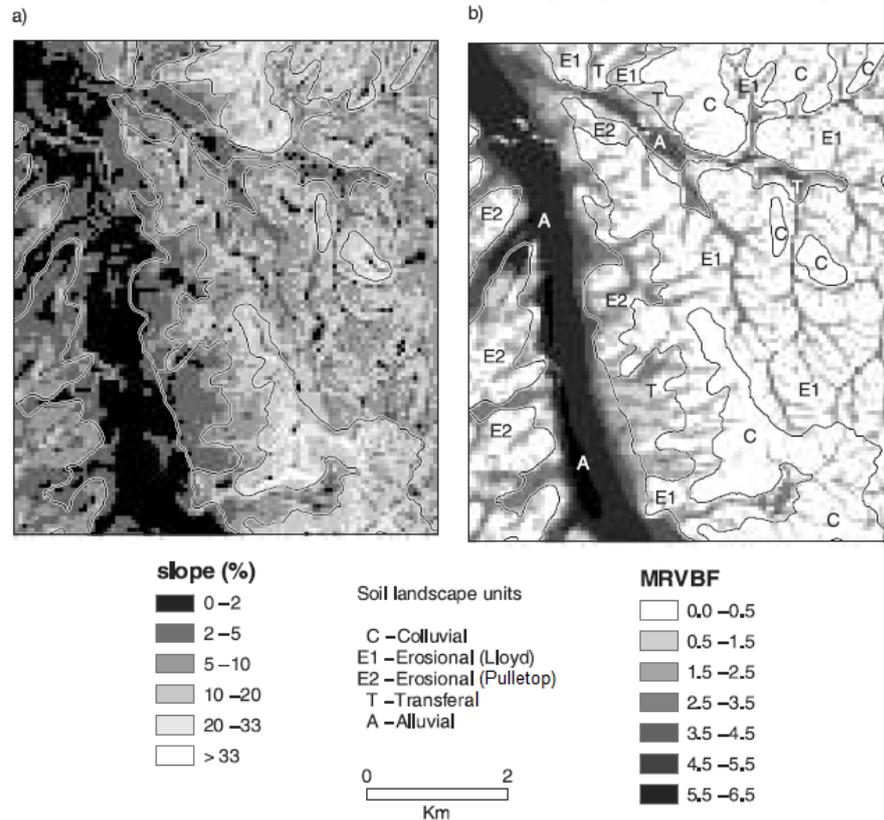
Como método direto para o mapeamento das formações superficiais, foi utilizado o índice MRVBF – *Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness* (Figura 17) – proposto por Gallant e Dowling (2003) em duas regiões na Austrália para definir áreas de fundos de vale e cumeeiras (topos) e separar áreas erosivas e deposicionais. Como aplicações desse índice, os autores destacam os contextos hidrológico (caracterizar comportamento hidrológico de bacias de captação ou de drenagem) e solo-paisagem (inferir variação espacial nos processos pedogenéticos ou padrões de propriedades do solo dentro de unidades mapeadas).

Sobre um modelo digital de elevação (MDE) como dado de entrada, o algoritmo do MRVBF, composto pelos atributos de declividade de elevação (altimetria), identifica os fundos de vale usando uma classificação da declividade restrita às áreas convergentes, sob as premissas: (i) os fundos do vale são baixos e planos relativamente ao seu entorno; (ii) os fundos do vale ocorrem em uma variedade de escalas; (iii) fundos de vales grandes são mais planos que os pequenos (GALLANT e DOWLING, 2003).

O algoritmo foi desenvolvido por meio de um MDE de 25 metros de resolução espacial, mas pode ser aplicado em um modelo de elevação de qualquer resolução, fazendo-se os ajustes de parâmetros necessários (GALLANT e DOWLING, 2003). Os autores consideram necessidade de ajustes paramétricos no caso de resoluções substancialmente superiores a 25 metros, como aquelas a partir de 75 m. Para as duas regiões de teste pelos autores, o MRVBF apresentou valores entre 0 e 6.5. A partir do resultado desse índice, os valores de referência

para a separação entre superfícies erosivas e deposicionais são  $< 0,5$  (encostas) e  $> 0,5$  (fundos de vale) respectivamente.

**Figura 17** – Exemplo de aplicação do índice MRVBF em uma área na Austrália (Kyeamba Creek catchment) no delineamento de unidades ou polígonos de solo na paisagem.



a) Declividade; b) MRVBF. Fonte: Gallant e Dowling (2003).

Nesta dissertação, o MDE de 12,5 m foi utilizado, portanto, compatível com o MDE de referência (25 m) e aplicando-se os mesmos parâmetros (Tabela 3). O software utilizado foi o SAGA-GIS por possuir este algoritmo já implementado em sua estrutura computacional.

**Tabela 3** – Parâmetros para o índice MRVBF

Parâmetro	Valor
Initial Threshold for Slope <sup>1</sup>	16%
Threshold for Elevation Percentile (Lowness) <sup>2</sup>	0,4
Threshold for Elevation Percentile (Upness) <sup>3</sup>	0,35
Shape Parameter for Slope <sup>4</sup>	4,0
Shape Parameter for Elevation Percentile <sup>5</sup>	3,0

**Descrições:** <sup>1</sup> É o limiar inicial do declive do terreno. Os limites de inclinação mudam em uma proporção de 2 em cada degrau. Uma proporção menor divide a paisagem em muitas classes; <sup>2,3</sup> Estes limiares fornecem uma melhor separação de terras altas e baixas com base em análise visual de contornos. Valores maiores podem superestimar as áreas de fundo de vale; <sup>4,5</sup> Os parâmetros de forma controlam a transição do vale para o planalto, com os valores mais baixos sendo graduais e os valores mais altos sendo abruptos. Com base na experiência, os valores padrão de 4 e 3 são adequados.

Fonte: Gallant e Dowling (2003).

Os colúvios ou *colluvial* (Figura 17), um tipo de formação superficial, são entendidos na presente dissertação como um conjunto de sedimentos detríticos transportados e depositados por variados processos de vertente, ainda próximos de sua área fonte, ao longo da vertente ou em seu sopé (PEDERSON, PAZZAGLIA e SMITH, 2000).

### **3.8. Modelagem estatística**

#### **3.8.1 Estatística descritiva**

Preliminarmente à modelagem das funções discriminantes das classes granulométricas do solo, análises estatísticas descritivas entre as classes granulométricas (variáveis dependentes) e as bandas espectrais (variáveis independentes) foram realizadas. Para tanto, calcularam-se as médias, os desvios padrões e as covariâncias dos dados espectrais. Para evitar a colinearidade entre as variáveis independentes e o consequente efeito da redundância (duas variáveis correlacionadas explicando a variável dependente) análise de correlação também foi aplicada. Análise de normalidade multivariada também foi realizada, sendo observados os gráficos do histograma, do Normal Q-Q e os testes *Kolmogorov-Smirnov* e *Shapiro-Wilk*. Esta etapa (análise descritiva) foi realizada no software SPSS®.

Estes procedimentos foram importantes para verificar as seguintes premissas para modelos obtidos pelo método da Análise Discriminante, os quais indicam melhoria estatística dos resultados: (i) normalidade multivariada; (ii) baixa multicolinearidade; (iii) homogeneidade da matriz de covariância.

#### **3.8.2. Modelagem preditiva – Análise Discriminante**

A análise discriminante foi realizada com os dados de reflectância espectral para verificar qual(is) faixa(s) do espectro (ou bandas do sensor do satélite Sentinel 2) discriminam melhor as classes granulométricas e que possam ser usadas no modelo estatístico preditivo.

Trata-se de técnica da estatística multivariada utilizada para discriminar e classificar elementos (dados observados) ao comparar as diferenças entre os grupos (previamente definidos), baseadas nas médias e variâncias, e classificar o novo objeto (dados não observados ou preditos) como pertencente ao grupo com perfil mais semelhante. É, portanto, utilizada para previsão e classificação. De acordo com Khattree e Naik (2000) a Análise Discriminante é uma técnica da estatística multivariada que estuda a separação de objetos de uma população (no

caso, classes granulométricas do solo) em duas ou mais classes (no caso, argila, silte e areia). Em sensoriamento remoto, também há os métodos clássicos de classificação de dados como o Maxima Verossemelhança (MAXVER), *Support Vector Machine* e *Random Forest*. Nesta pesquisa, optou-se por realizar uma modelagem estatística com os dados de reflectância, por isso, um classificador estatístico.

De maneira geral, pode-se dizer que este tipo de modelagem estatística possui duas funções, uma discriminante e outra classificatória. A primeira consiste em se obter uma combinação linear (função discriminante) de características observadas que apresentem maior poder de discriminação entre populações (no caso, as granulometrias do solo) com o objetivo de minimizar as probabilidades de má classificação. A classificação ou alocação pode ser definida como um conjunto de regras que serão usadas para alocar novos objetos (JOHNSON E WICHERN, 1999). Deve-se verificar se as variâncias das populações são iguais ou não, o que determinará se as funções discriminantes são lineares ou quadráticas, respectivamente.

A vantagem desta estatística que também pode ser considerada um tipo de regressão pelo seu poder preditivo, é o fato de ser aplicada em casos onde a variável dependente é categórica ou qualitativa (não métrica) e as variáveis independentes quantitativas (métricas). Daí a escolha deste método para a classificação preditiva das classes granulométricas do solo neste trabalho.

A função discriminante utilizada para determinar a variável estatística para análise discriminante (Equação 4) é semelhante à regressão múltipla (HAIR JR. *et al.*, 2009):

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk} \quad 4)$$

$Z_{jk}$  = score Z discriminante da função discriminante j para o objeto k;

a = intercepto ;

$W_i$  = peso discriminante para a variável independente i;

$X_{ik}$  = variável independente i para o objeto k.

Neste trabalho, buscou-se obter funções discriminantes para desenvolver um classificador estatístico que, a partir de dados de sensoriamento remoto (reflectância espectral), seja capaz de discriminar três tipos de granulometria do solo: areia, silte e argila. Para distribuição dos grupos, a granulometria é a variável categórica dependente (não métrica) enquanto que as bandas espectrais constituem as variáveis métricas independentes por meio dos

dados de reflectância espectral. Como a variável dependente não-métrica possui três clusters (grupos ou categorias) foi utilizada a Análise Discriminante Múltipla.

Testes de normalidade multivariada e análise de covariância foram realizados para verificar o comportamento dos dados e, previamente, o tipo da função discriminante (se linear ou se quadrática), ao nível de significância de 5%.

Devido ao comportamento da variável dependente que, na área de estudo, apresenta naturalmente proporção diferenciada de ocorrência (com predominância de argila e menor ocorrência de silte), optou-se pela probabilidade *a priori* por tamanho do grupo.

Para obtenção das funções discriminantes, foram utilizados 24 pontos como dados de entrada do modelo (valores observados), os quais correspondem aos valores de reflectância dos pontos de campo classificados *a priori* em laboratório. Os resultados da classificação pelas funções discriminantes encontradas foram validados pelo método de Tabela Cruzada (Crosstabs) que fornece valor do Índice de Kappa. Os valores preditos foram também submetidos a avaliações com amostras de treinamento (entre 50% e 70%) e de teste (entre 50% e 30%) escolhidas aleatoriamente, em software estatístico, em um total de 20 experimentos. Após validação do modelo, as 117 amostras espectrais (sem amostragem de campo) foram aplicadas nas equações discriminantes de cada classe, sendo que o maior valor resultante foi classificado na classe da função correspondente.

Os procedimentos de análise discriminante foram realizados no software SPSS®.

### **3.9. Mapeamento da granulometria superficial do solo**

Para obtenção de um mapa contínuo da granulometria do solo, uma interpolação foi realizada com os dados observados (de campo) e os dados classificados no modelo estatístico. Esta técnica da estatística espacial ou geoestatística é muito útil para esse objetivo, por estimar o valor de um atributo em locais não amostrados a partir de pontos amostrados na mesma área, e converter dados de observação pontuais em campos contínuos (JAKOB e YOUNG, 2006).

A interpolação baseia-se na consideração de que os valores dos atributos tendem a ser similares em locais mais próximos do que em locais mais distantes (TOBLER, 1970). Essa técnica também “fundamenta a base das relações espaciais entre fenômenos geográficos, utilizando a correlação espacial como meio de diferença dos atributos estimados” (CÂMARA e MEDEIROS, 1998; JAKOB e YOUNG, 2006; SMITH *et al.*, 2018). Nesse contexto, a geoestatística torna-se importante na análise de fenômenos geográficos por meio das

informações espaciais. Essas permitem calcular as distâncias entre as observações e modelar a autocorrelação como uma função da distância (JAKOB e YOUNG, 2006).

A granulometria do solo na área de estudo, fenômeno a ser interpolado, possui pouca variação em termos de ocorrência no espaço geográfico, sendo predominante a granulometria argila e, de maneira pontual a fração silte. Além disso, com base em observações de campo e análise geomorfométrica apresentada neste trabalho, mesma granulometria pode ocorrer tanto em superfície de topo como em fundo de vale, em áreas planas e declivosas, a exemplo das frações argila e areia. Em função dessas considerações, optou-se pelo método de interpolação denominado Distância Inversa Ponderada (*Inverse distance weighted* – IDW), um estimador determinístico local que calcula os valores das células não amostradas por meio de uma combinação linear ponderada de um conjunto de pontos da amostra. O peso é uma função do inverso da distância significando que quanto maior for a distância, menor será a influência de um ponto sobre outro (Equação 5). O IDW utiliza os valores amostrados na sua vizinhança que possuem maior peso do que os valores mais distantes.

$$z_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (5)$$

$z_i$  é o valor de cota de um ponto  $i$  qualquer da grade;

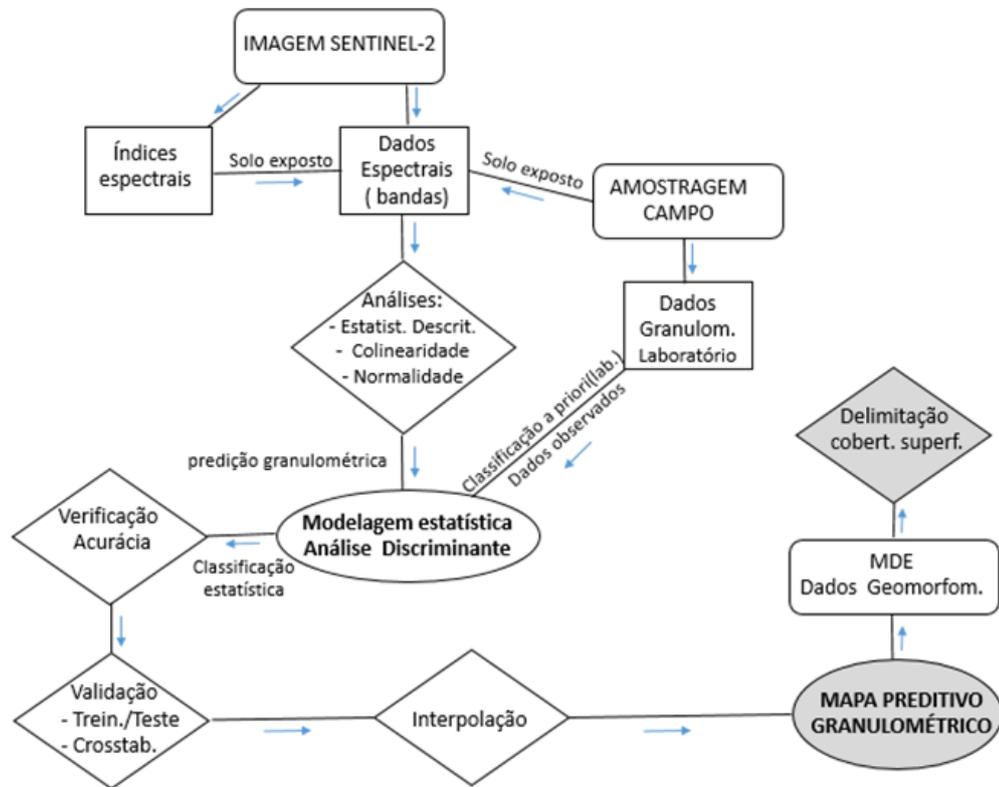
$z_j$  é a cota de uma amostra  $j$  vizinha do ponto  $i$  da grade;

$w_{ij}$  é um fator de ponderação

No caso da área de estudo desta dissertação, este método interpolador foi aplicado para estimar valores nas áreas sem amostragem as quais correspondem, principalmente, àquelas com cobertura vegetal (sem amostragem espectral). O número de pontos de referência para o interpolador foi de 161.

A Figura 18 apresenta o resumo dos procedimentos metodológicos.

**Figura 18** – Fluxograma dos procedimentos metodológicos.



## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1. Classificação granulométrica em laboratório das amostras de campo

Do total de pontos amostrados em campo e classificados em laboratório (44), 24 correspondem a solo exposto (Figura 19). Houve predominância da característica argilosa (Figura 20) refletindo o resultado do intemperismo químico em domínio litológico basáltico. Esse resultado apresenta conformidade com o apresentado pela Epagri-SC na região de estudo, o qual também indicou predominância de argila (aproximadamente 76%) do total de pontos amostrados.

Conforme se pode observar, houve aproximação dos teores (g/kg) entre silte e areia mais do que entre silte e argila.

Figura 19 – Resultado da análise e classificação granulométrica das amostras coletadas.

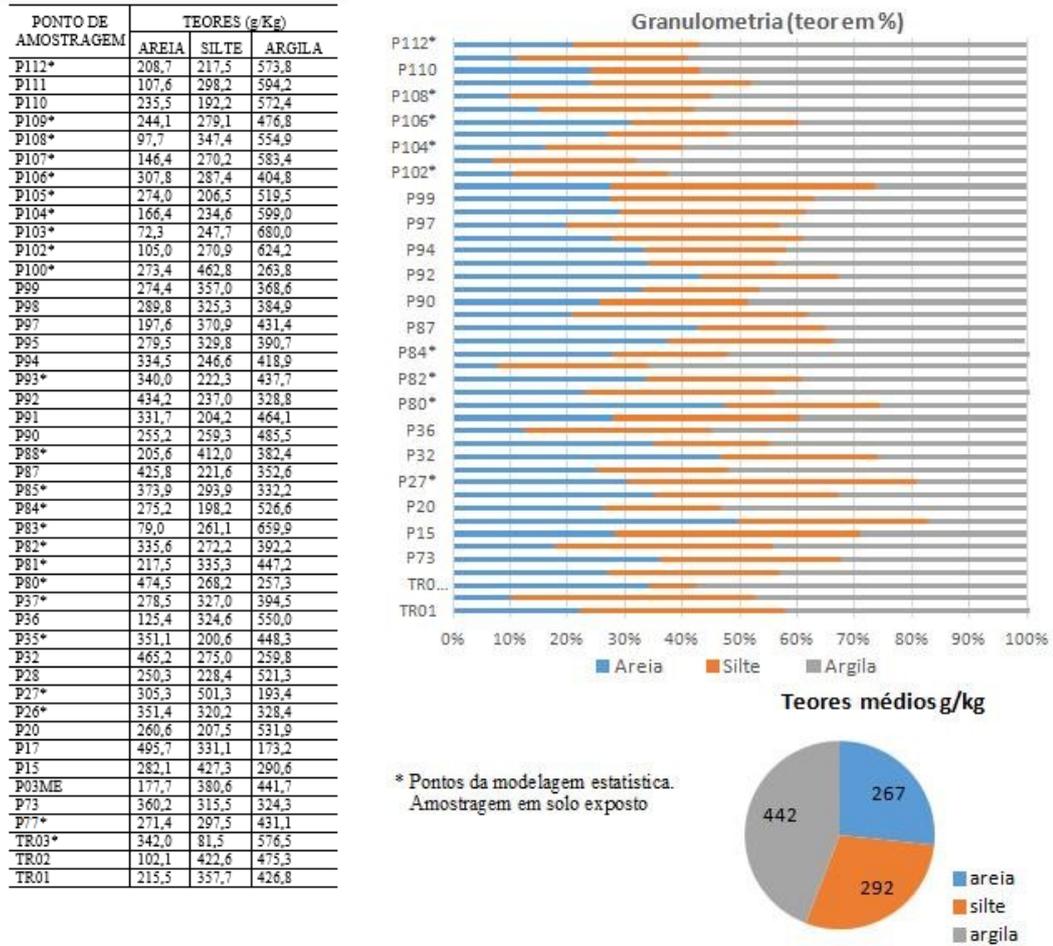
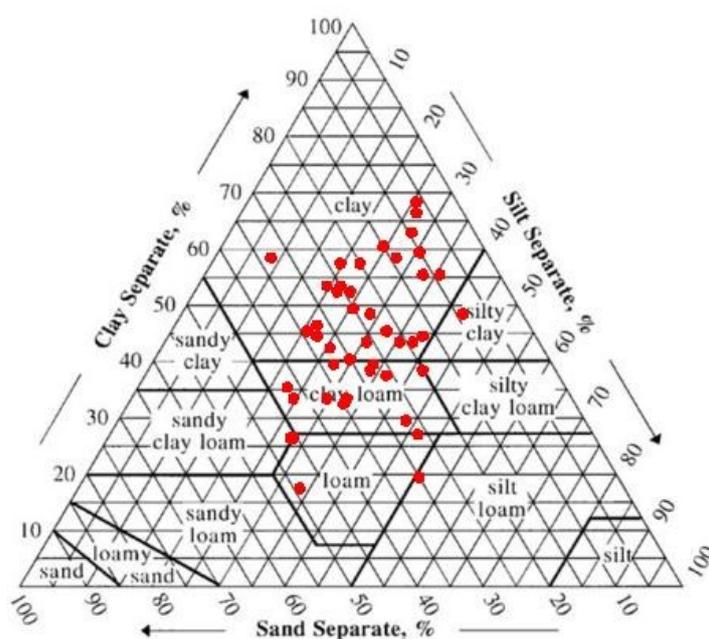


Figura 20 – Diagrama textural do solo das amostras totais classificadas em laboratório.



Nomenclatura conforme Embrapa:

- clay = argila
- sandy clay = argila arenosa
- silty clay = argila siltosa
- sandy clay loam = franco argilo-arenosa
- clay loam = franco argilosa
- silty clay loam = franco argilo-siltosa
- sand = areia
- loamy sandy = areia franca
- sandy loam = franco arenosa
- loam = franca
- silt loam = franco silosa
- silt = silte

Elaboração: A autora, a partir de Soil Texture Calculator (United States Department of Agriculture – USDA).

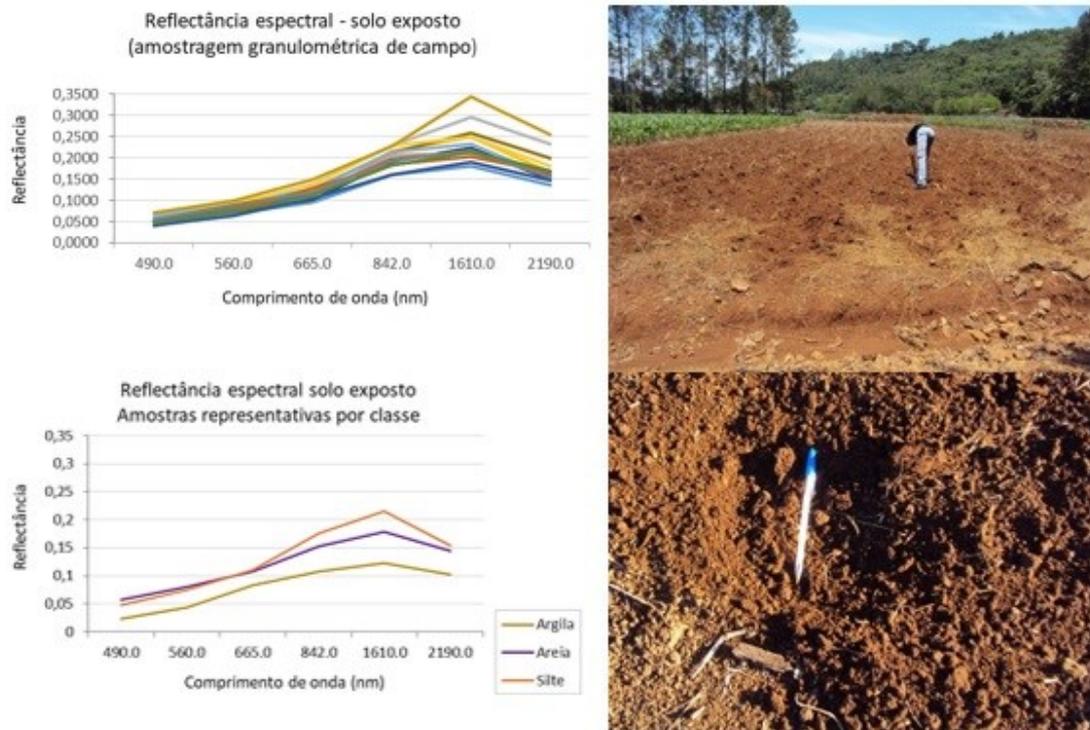
## 4.2. Reflectância espectral

A partir dos resultados da análise granulométrica em laboratório, a Tabela 4 mostra a classificação das respectivas reflectâncias espectrais de solo exposto, a qual corresponde às classes *a priori* da análise discriminante. As assinaturas espectrais correspondentes estão apresentadas na Figura 21.

**Tabela 4** – Resposta espectral das amostras de solo exposto, por comprimento de onda

Ponto	Classe granulométrica	Reflectância por comprimento de onda (bandas sentinel-2)					
		490nm (B2)	560nm (B3)	665nm (B4)	842nm (B8)	1610nm (B11)	2190nm (B12)
P26	Areia	0,0400	0,0683	0,0961	0,1598	0,1808	0,1365
P27	Silte	0,0544	0,0861	0,1208	0,2530	0,3085	0,2432
P35	Argila	0,0632	0,0993	0,1086	0,2548	0,2201	0,1459
P37	Argila	0,0580	0,0850	0,0995	0,2166	0,2502	0,1660
P77	Argila	0,0324	0,0712	0,0853	0,1020	0,1114	0,0647
P80	Areia	0,0323	0,0560	0,0728	0,1636	0,1786	0,1153
P81	Argila	0,0614	0,0976	0,1226	0,2534	0,2593	0,2048
P82	Argila	0,0494	0,0794	0,0995	0,2414	0,2226	0,1589
P83	Argila	0,1416	0,1720	0,1870	0,2026	0,2488	0,2206
P84	Argila	0,0571	0,0845	0,1266	0,2132	0,2580	0,2001
P85	Areia	0,0479	0,0729	0,1016	0,1924	0,2244	0,1500
P88	Silte	0,0551	0,0891	0,1148	0,2546	0,2488	0,1662
P93	Argila	0,0662	0,0975	0,1258	0,2134	0,2327	0,1548
P100	Silte	0,0504	0,0772	0,1112	0,2074	0,2104	0,1598
P102	Argila	0,0579	0,0904	0,1378	0,2286	0,2956	0,2324
P103	Argila	0,0557	0,0930	0,1360	0,2282	0,2494	0,1806
P104	Argila	0,0623	0,0960	0,1248	0,2544	0,2293	0,1622
P105	Argila	0,0388	0,0603	0,0824	0,2150	0,1794	0,1216
P106	Argila	0,0500	0,0769	0,1166	0,1974	0,2145	0,1602
P107	Argila	0,0464	0,0728	0,1284	0,1848	0,2033	0,1664
P108	Argila	0,0562	0,0888	0,1194	0,1930	0,2175	0,1541
P109	Argila	0,0703	0,0996	0,1488	0,2276	0,3441	0,2560
P112	Argila	0,0417	0,0641	0,1036	0,1604	0,1897	0,1476
TR3	Argila	0,0460	0,0727	0,1112	0,1828	0,2150	0,1703

**Figura 21** – Respostas espectrais de solo exposto obtidas a partir das imagens Sentinel-2 para as amostras de solo coletadas em campo (24 pontos). Fotos ilustrativas de exemplos da condição de solo exposto dos pontos em campo.



As assinaturas espectrais de solo exposto dos pontos de campo mostram um aspecto ascendente no visível (até próximo a 665 nm) e um pico na banda 11 (1610 nm) que corresponde ao infravermelho de ondas curtas. Este comportamento resultante corrobora o disposto na literatura a qual informa que os canais espectrais que contribuem para a identificação de solos encontram-se nas faixas do infravermelho próximo (700nm-1300nm) e infravermelho médio (1300nm-2600nm) onde se tem uma curva de reflectância fortemente ascendente ao sair das faixas do visível (400nm-650nm) (FLORENZANO, 2008; JENSEN, 2005). Os valores de reflectância ficaram próximos à média exibida para solos de litologia ígnea como o basalto (0,31), em conformidade com Demattê *et al.* (2019) para a Biblioteca Espectral de Solos do Brasil.

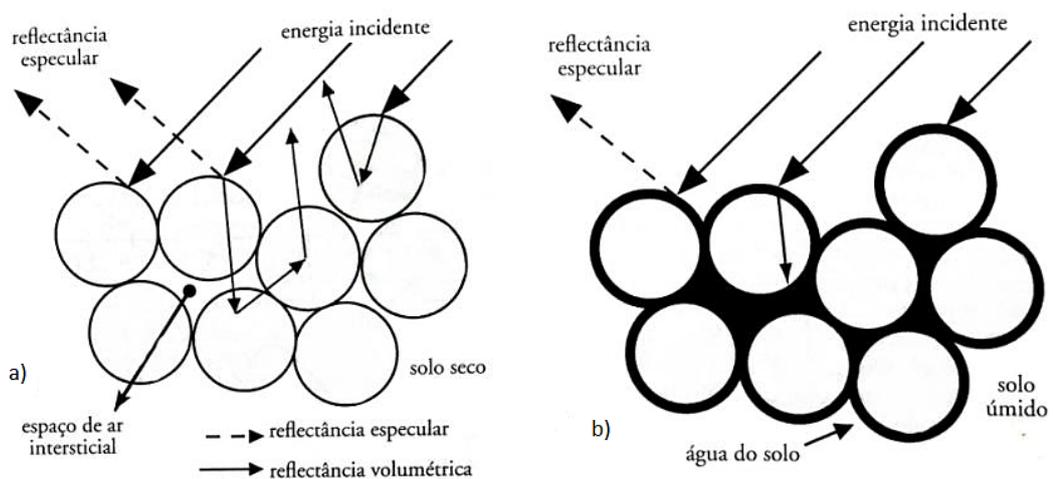
Pode-se perceber a influência da matéria orgânica na faixa do visível suavizando as feições as quais exibem um aspecto menos inclinado. As baixas reflectâncias nesta faixa também estão associadas à presença de óxidos de ferro como a hematita, embora não seja possível observar a zona de absorção deste elemento uma vez que a presença de matéria orgânica tende a mascarar o efeito dos óxidos de ferro. A não observância deste aspecto nestes comprimentos de onda deve-se, também, à baixa resolução espectral sensor MSI em comparação à alta resolução do espectrorradiômetro, apresentando menor grau de detalhamento espectral. Nas faixas do infravermelho, ocorreu uma menor absorção dos constituintes do solo e maior reflectância, com destaque para os comprimentos de onda 842 nm (infravermelho

próximo) e 1610 nm (infravermelho de ondas curtas). Desta forma, não é possível observar a feição da caulinita nesta resolução espectral. Por outro lado, o comportamento geral destes espectros segue o padrão geral de solos, que exibe menores reflectâncias no intervalo das faixas do visível e maiores reflectâncias no intervalo do infravermelho. O detalhamento das feições de absorção de energia eletromagnética é função da resolução espectral.

Tanto nos espectros exibidos pelo sensor MSI do Sentinel-2 como naqueles exibidos pelo espectrorradiômetro e reamostrados para as mesmas faixas do Sentinel-2, há uma inclinação descendente ou diminuição da reflectância após o comprimento de onda central 1610 nm.

Quanto à umidade, apesar de a água apresentar bandas de absorção centradas em 760 nm, 970 nm, 1190 nm, 1450 nm e 1940 nm (CURCIO E PETTY, 1951; MADEIRA NETTO E BAPTISTA, 2000) não é observada feição de absorção deste parâmetro na resolução espectral utilizada uma vez que “as mudanças nos espectros de refletâncias dependem da existência, da localização e da intensidade das bandas de absorção” (MADEIRA NETTO e BAPTISTA, 2000). Apesar disso, em função do contexto climático da área de estudo e por ter havido precipitação pluviométrica uma semana antes das datas das campanhas dos meses de maio e de outubro (Figura 8) é importante considerar este parâmetro na redução da reflectância geral dos espectros. “Devido a água ser transparente na faixa do visível, só se muda o índice de refração médio pelo ar que penetra nos solos saturados” (MADEIRA NETTO E BAPTISTA, 2000) (Figura 22).

**Figura 22** – Interação da radiação eletromagnética solar com solo seco (a) e solo úmido (b) apresentando relação entre reflectância volumétrica e espalhamento volumétrico mostrado na Figura 1.



Fonte: Jensen (2009). Extraída de Poppiel (2016).

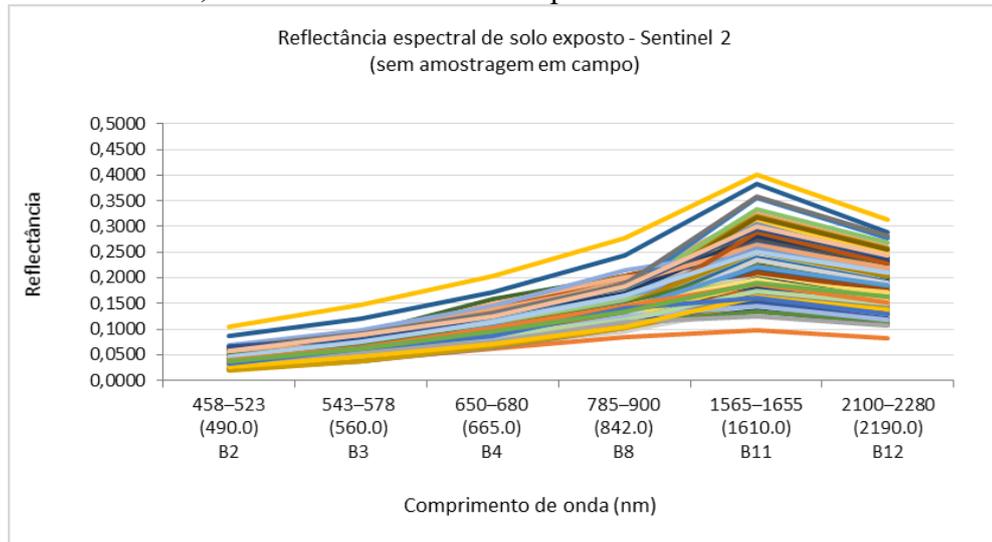
Outro fator importante quanto à redução da reflectância na área de estudo pode estar relacionado à rugosidade da superfície do solo. Stoner e Horvath (1978) observaram que em solos alterados por preparos agrícolas, como na área de estudo, a rugosidade de sua superfície reduz a reflectância devido ao efeito do sombreamento dos torrões.

Normalmente, há uma aproximação da assinatura espectral entre silte e argila, entretanto, isso não ocorreu. A aproximação mostrou-se entre silte e areia (Figura 21). Uma explicação é que, sendo o silte uma fração granulométrica intermediária entre argila e areia, ele pode exibir características de ambas. Este resultado concorda com o encontrado por Cezar *et al.* (2012) ao estudar o comportamento espectral das frações silte, areia e argila obtidos por espectroscopia de reflectância difusa e avaliar a possibilidade de quantificação desses atributos a partir de modelos de regressão individuais gerados para cada elemento. Esses autores encontraram que, ao contrário do obtido nas frações argila e areia, a fração silte não apresentou comportamento espectral linear, e sim curvilíneo (hiperbólico). “Como o albedo depende das propriedades físicas, químicas e mineralógicas dos solos e o silte varia muito sua constituição, é natural que este tenha padrão espectral diferente do da argila e da areia, as quais são mais bem definidas e mais estáveis do ponto de vista mineralógico” (CEZAR *et al.*, 2012).

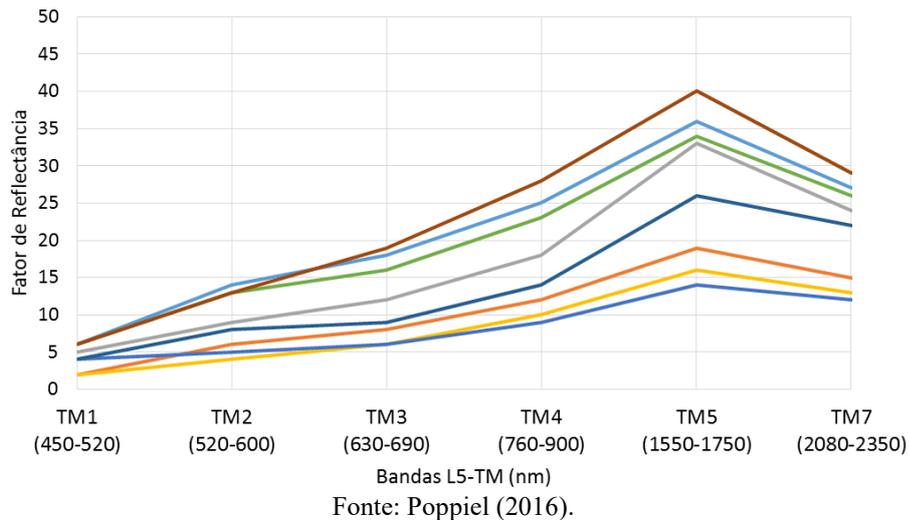
Nos resultados das análises destas três frações em laboratório (Figura 18) houve aproximação dos teores (g/kg) entre silte e areia mais do que entre silte e argila. Além disso, em relação à fração areia, as análises mostraram maiores teores na fração areia fina – mais próxima, portanto, do tamanho da fração silte –, do que para areia grossa. Pode-se dizer, com isso, que o resultado do comportamento espectral das frações granulométricas – que no caso da Volta Grande, os espectros entre padrões argilosos e siltosos foram diferentes distinguindo-se claramente entre si – é consoante ao dos resultados de laboratório.

Quanto ao comportamento espectral das amostras de solo exposto coletadas sobre as imagens do Sentinel-2 (aquelas sem amostragem de campo), total de 117 pixels (Figura 23), estas apresentaram as mesmas feições das assinaturas espectrais das amostras granulométricas em campo, – curvas ascendentes do visível ao infravermelho, o esperado para o comportamento do solo no espectro eletromagnético. Mesmo resultado para assinaturas espectrais foi encontrado por Poppiel (2016) em amostras de solo exposto sobre imagens de Landsat-TM5 (Figura 24), no Distrito Federal, em área de ocorrência de Latossolo Vermelho. A semelhança ocorreu, inclusive quanto à máxima reflectância (0,4). Em seu estudo, este autor demonstrou que “o comportamento espectral apresenta maior intensidade de reflectância na banda TM5, seguida, em ordem decrescente, pelo albedo da banda  $TM7 > TM4 > TM3 > TM2 > TM1$ ”.

**Figura 23** – Reflectâncias e assinaturas de solo exposto (117 amostras) sobre imagens de Sentinel-2, utilizadas como variáveis preditas no modelo estatístico.



**Figura 24** – Espectros coletados da imagem composta de solos expostos. Landsat-TM5.



Esta comparação faz-se importante também por confirmar equivalência entre as faixas espectrais dos sensores desses dois satélites como um dos objetivos da Missão Sentinel-2.

#### 4.3. Classificação granulométrica estatística – Análise Discriminante

A fase da análise da estatística descritiva, importante como etapa preliminar à Análise Discriminante conforme mencionado na metodologia, foi realizada com as 10 bandas do sensor Sentinel-2, mostradas na Tabela 2.

Os resultados para as bandas ou variáveis B5, B6, B7 e B8A não foram satisfatórios nesta primeira etapa, apresentando alta correlação entre as demais bandas. Trata-se de bandas

detalhadas do canal vermelho, denominadas *red edge*. Suas características físicas e espectrais podem ter apresentado alguma semelhança com as demais bandas, influenciando os resultados nesta etapa. Como não passaram no teste de colinearidade, elas foram excluídas da análise.

As variáveis B2, B3, B4, B8, B11 e B12 foram consideradas em um novo teste, entretanto, ainda apresentaram alguma correlação ( $> 0,9$ ), representada pelas bandas B2 e B3; B11 e B12. Desta forma, optou-se por desconsiderar as variáveis B2 e B12 do modelo preditivo baseando-se, também, nas assinaturas espectrais que mostraram pouca influência destas bandas nas reflectâncias (em ordem crescente de reflectância  $B2 > B3 > B4 > B8 > B11 > B12$ ).

Considerando-se as premissas da análise discriminante, os resultados do teste de normalidade multivariada indicaram que a maior parte das variáveis independentes (explicativas) possuem normalidade univariada (Tabela 5 e Figura 25).

**Tabela 5** – Teste de normalidade multivariada

Variável	Testes de normalidade					
	Kolmogorov-smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Resultado	df	Sig.	Result.	df	Sig.
B2	0,233	24	0,002	0,677	24	0,000
B3	0,222	24	0,040	0,764	24	0,000
B4	0,132	24	0,200*	0,944	24	0,200
B8	0,109	24	0,200*	0,924	24	0,073
B11	0,136	24	0,200*	0,957	24	0,381
B12	0,189	24	0,026	0,944	24	0,196

a. Lilliefors Significance Correction.; \*. Limite inferior da verdadeira significância.

O teste de igualdade de médias indicou que as médias dos grupos são iguais, demonstradas pelos valores *Wilks' Lambda* próximos de 1 e valores de significância (sig.) maiores que o nível de significância de 0,05, indicando que não há diferença significativa entre as médias dos grupos (Tabela 6) capaz de separar as reflectâncias nas classes estabelecidas. Isto pode ser devido à própria natureza dos dados de reflectância que possuem dados dimensionalmente pequenos, estando próximos entre si numericamente (Tabela 4), o que também se refletiu nas matrizes de variância e covariância.

**Tabela 6 – Teste de igualdade de médias**

Banda	Tests of Equality of Group Means				
	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
B2	0,915	0,974	2	21	0,394
B3	0,884	1,376	2	21	0,274
B4	0,823	2,258	2	21	0,129
B8	0,751	3,475	2	21	0,050
B11	0,836	2,055	2	21	0,153
B12	0,849	1,868	2	21	0,179

Com este resultado, aplicou-se uma função linear e optou-se pela função de Fisher (Equação 6), em que o peso  $W$  ou autovalores (*eigenvalues*) das variáveis das funções discriminantes são estimados de modo que a variabilidade seja máxima entre os grupos e mínima dentro os grupos (MAROCO, 2007).

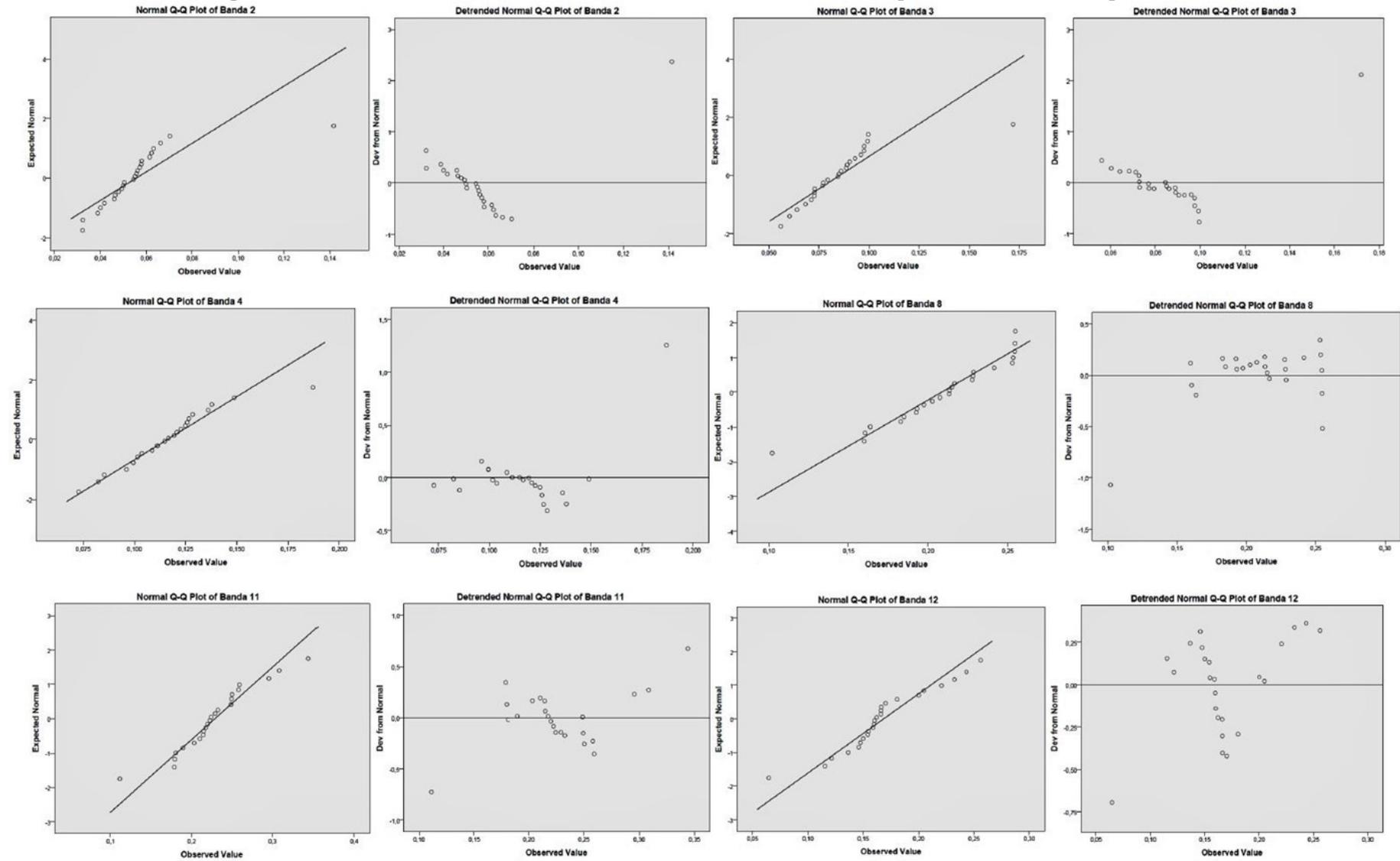
$$Z_n = W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n \quad (6)$$

$Z_n$  = variável dependente ou escore  $Z$  discriminante;

$W$  = vetor peso (coeficiente discriminante) da variável  $X$  para a função discriminante;

$X$  = variável independente.

**Figura 25** – Gráficos da Normal Q-Q obtidos no teste de normalidade para as variáveis independentes.



Conforme os valores da estatística *Wilks' Lambda*, apenas a banda 8 contribui melhor para a separação das classes por apresentar menor valor deste parâmetro e estar dentro do nível de significância. Apesar de estarem acima deste parâmetro, as variáveis B4, B11 e B12 apresentaram valores baixos e próximos entre si. Os resultados desse teste corroboram, de certa forma, o disposto na literatura a qual informa que os canais espectrais que contribuem para a identificação de solos encontram-se nas faixas do infravermelho próximo (700nm-1300nm, correspondentes a B8 e B11) e infravermelho médio (1300nm-2600nm, correspondentes a B11 e B12), quando se observa uma curva de reflectância fortemente ascendente ao sair das faixas do visível (400nm-650nm, correspondentes a B2, B3 e B4) (FLORENZANO, 2008, p.50; JENSEN, 2005). Os resultados deste teste também auxiliaram na exclusão de variáveis redundantes.

Na análise de multicolinearidade, os resultados indicam que as maiores correlações ocorreram entre as variáveis B2 e B3 (faixas do visível), e entre B11 e B12 (do infravermelho), todas com correlação positiva (Tabela 7). Novamente, as bandas B11 e B12 apresentaram interferência nas análises, comportamento mostrado também na participação destas variáveis nas assinaturas espectrais (Figura 22), onde tem-se um pico na faixa correspondente a B11 e uma queda na faixa em B12.

**Tabela 7 – Matrizes de covariância e de correlação para todos os grupos**

		<b>B2</b>	<b>B3</b>	<b>B4</b>	<b>B8</b>	<b>B11</b>	<b>B12</b>
Covariância*	B2	4,36E+11	4,50E+11	3,96E+12	2,07E+12	4,20E+12	4,58E+12
	B3	4,50E+11	4,84E+12	4,14E+11	2,26E+12	4,22E+12	4,48E+12
	B4	3,96E+12	4,14E+11	5,04E+11	2,14E+12	6,51E+10	6,95E+11
	B8	2,07E+12	2,26E+12	2,14E+12	1,17E-03	1,01E-03	7,32E+11
	B11	4,20E+12	4,22E+12	6,51E+10	1,01E-03	2,06E-03	1,75E-03
	B12	4,58E+12	4,48E+12	6,95E+11	7,32E+11	1,75E-03	1,67E-03
Correlação	B2	1,000	0,979	0,844	0,290	0,443	0,537
	B3	0,979	1,000	0,839	0,300	0,422	0,498
	B4	0,844	0,839	1,000	0,278	0,639	0,758
	B8	0,290	0,300	0,278	1,000	0,649	0,524
	B11	0,443	0,422	0,639	0,649	1,000	0,940
	B12	0,537	0,498	0,758	0,524	0,940	1,000

\*Com 21 graus de liberdade.

Por definição, tem-se até este estágio, indicativos de exclusão de algumas variáveis. A determinação, no entanto, de quais das variáveis (B2 a B12) são boas discriminantes para a composição dos grupos foram verificadas no decorrer das análises, por meio de outros testes estatísticos.

Quanto à covariância dentro de cada grupo, outra premissa da Análise Discriminante, as matrizes de covariância são homogêneas, resultado confirmado pelo teste M de Box (*Box's M*), pois o p-valor, que corresponde à significância (sig.) do teste T bicaudal dos parâmetros do modelo de regressão (análise discriminante), foi maior que o nível de significância de 0,05 (Tabela 8). A hipótese nula ( $H_0$ ) de homogeneidade das matrizes não foi rejeitada. Importante destacar que seu baixo p-valor (sig.) pode ser explicado pelo fato de que este tipo de teste é influenciado pelo tamanho amostral e pelas diferenças de tamanho de algumas amostras.

**Tabela 8** – Resultado do teste Box's M

<b>Estatística</b>	<b>Valor</b>
Box's M	7,122
F Aprox.	3,046
df1	2
df2	63,328
Sig.	0,055

Com este resultado de homogeneidade das matrizes de covariâncias há indicação que o tipo de função adotada é a função discriminante linear de Fisher para produzir separação máxima entre as classes.

Como há três grupos, foram obtidas duas primeiras funções discriminantes sendo que a função 1 apresentou, para os autovalores, maior porcentagem de variância (68,6%) e maior correlação canônica (0,6) que é a medida de variação entre os grupos e a total e a medida de associação entre os escores discriminantes e os grupos. Seu poder discriminante também foi moderado quanto ao autovalor (*eigenvalue*) – que indica quão diferentes são os grupos na função discriminante – e ao teste de *Lambda de Wilks (Wilks' Lambda)*, em 0,559 e 0,511, respectivamente.

Os coeficientes padronizados das funções discriminantes ou os pesos discriminantes “W” encontrados para as funções discriminantes (Tabela 9) indicaram que a variável explicativa com maior poder discriminante é a B3 e, com menor poder, a B11. Isso significa que essas bandas distinguem melhor a diferença entre as classes granulométricas. Estes resultados devem, entretanto, ser avaliados com cautela em função da forte colinearidade entre as variáveis B2 e B3 e entre B11 e B12.

**Tabela 9** – Coeficientes padronizados das funções discriminantes

Variável (bandas espectrais)	Coeficientes	
	Função 1	Função 2
B2	-2,623	-1,227
B3	2,075	2,035
B4	0,850	-2,215
B8	0,888	-0,187
B11	-1,019	0,433
B12	0,773	1,212

Considerando a matriz de estrutura (Tabela 10), todas as variáveis foram relevantes para a função discriminante 1, sendo esta a que deve ser escolhida para o modelo. Esta matriz mostra a correlação entre as variáveis explicativas (independentes) e as funções discriminantes canônicas padronizadas, indicando a contribuição de cada variável para cada função discriminante. A variável mais correlacionada foi a B8 (infravermelho) e, a menos, a B2 (visível). Novamente, há uma consonância com a teoria de que as faixas do infravermelho são melhores para discriminar solos.

**Tabela 10** – Matriz de estrutura

Variável (bandas espectrais)	Correlações	
	Função 1	Função 2
B8	0,728*	0,367
B4	0,558*	-0,401
B12	0,548*	0,197
B11	0,542*	0,352
B3	0,441*	-0,295
B2	0,346*	-0,318

\*variáveis relevantes para cada função discriminante.

A partir dos resultados da análise de colinearidade e da matriz de estrutura, foi possível verificar as variáveis a serem desconsideradas do modelo para evitar as más classificações causadas por redundância de variáveis que forçam seu poder ou peso preditivo. As variáveis B2 e B3 apresentaram a maior e forte correlação (0,979) assim como as variáveis B11 e B12 que também foram fortemente correlacionadas (0,940). Com base também nas reflectâncias espectrais tem-se a influência, em ordem crescente de valores, expressa por  $B2 < B3 < B4 < B8 < B11 > B12$ , sendo que as assinaturas espectrais mostraram maior influência no comprimento de onda espectral central 1610 nm (B11). As variáveis B2 e B12 foram, portanto, desconsideradas do modelo.

A partir dos coeficientes da função de classificação (Tabela 11) baseados na função discriminante linear de Fisher, o modelo estatístico classificatório das granulometrias foi obtido (Equações 9, 10 e 11). A distribuição dos elementos nas classes pode ser observada pelos

centroides dos respectivos grupos (Figura 26), os quais mostram melhor aproximação de seus elementos nos grupos 1 (argila) e 3 (areia).

**Tabela 11** – Coeficientes da função de classificação linear de Fisher

Variável (bandas)	Coeficientes		
	Argila	Silte	Areia
B3	862,154	1101,865	752,354
B4	649,735	530,359	509,899
B8	186,697	203,582	134,678
B11	75,999	69,011	124,347
(Constante)	-50,350	-61,700	-36,645

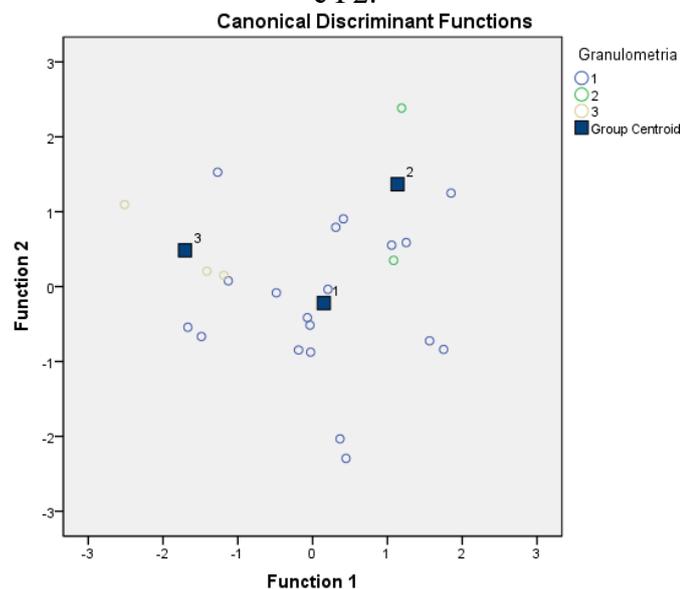
A partir destes coeficientes, obtêm-se as funções classificadoras (Equações 7, 8 e 9) nas quais classifica-se uma determinada amostra de reflectância espectral de solo conforme o maior valor encontrado.

$$Z_{argila} = -50,350 + (862,154 * B3) + (649,735 * B4) + (186,697 * B8) + (75,999 * B11) \quad (7)$$

$$Z_{silte} = -61,700 + (1101,865 * B3) + (530,359 * B4) + (203,582 * B8) + (69,011 * B11) \quad (8)$$

$$Z_{areia} = -36,645 + (752,354 * B3) + (509,899 * B4) + (134,678 * B8) + (124,347 * B11) \quad (9)$$

**Figura 26** – Classificação dos elementos nos grupos em relação às funções discriminantes F1 e F2.



Centroides dos grupos 1 = argila, 2 = silte, 3 = areia.

Como resultado final, a Análise Discriminante mostrou que 87,5% dos casos foram classificados corretamente (Tabela 12) a uma acurácia de 71% pelo Índice de Kappa (Tabela 13) por meio do método da Tabela Cruzada (*Crosstable*). Argila, sendo a classe granulométrica de maior ocorrência na área de estudo, obteve acerto de 84,2% enquanto as demais classes, de

menor ocorrência e menor tamanho amostral, foram totalmente classificadas corretamente. Nanni *et al.* (2004), aplicando o mesmo método para identificação de classes taxonômicas de solo, por meio de dados espectrais Landsat TM-5, encontraram índices de acerto com valores acima de 80% dentro da classe e acerto global de 90,71%, utilizando-se todas as observações (18 classes). Quando reduziram a quantidade de classes para 10, mas com maior número de observações, o índice de acerto global foi de 93,44%.

Bousbih *et al.* (2019) encontrou precisão geral de 63% e 65% em estimativas do teor de argila de solo superficial em região semi-árida na Tunísia, utilizando dados espectrais do radar Sentinel-1 e do satélite Sentinel-2 e classificadores baseados em *Support Vector Machine* e *Random Forest*. Portanto, utilizando classificadores diferentes em contexto climático diferente (mais seco) em relação à área de estudo (mais úmido).

**Tabela 12 – Resultados da classificação\***

Cenário	Granulometria	Associação prevista no grupo			Total
		Argila	Silte	Areia	
Contagem original	Argila	16	2	1	19
	Silte	0	2	0	2
	Areia	0	0	3	3
Acerto %	Argila	84,2	10,5	5,3	100,0
	Silte	0,0	100,0	0,0	100,0
	Areia	0,0	0,0	100,0	100,0

\*87,5% dos casos originais foram corretamente classificados.

**Tabela 13 – Resultados da validação da classificação**

Medidas simétricas					
Medida		Valor	EPA <sup>a</sup>	T <sup>b</sup> aprox.	Sig. Aprox.
Nominal por Nominal	Coef. Contingencia	0,733			0,000
Intervalo por Interv.	Pearson's R	0,794	0,130	6,124	0,000 <sup>c</sup>
Ordinal por Ordinal	Correl. Spearman	0,759	0,126	5,470	0,000 <sup>c</sup>
Medida de Acordo	Kappa	0,714	0,150	4,849	0,000
N. de casos válidos		24			

a. Erro Padrão Assintótico. Não assumindo a hipótese nula; b. Usando erro padrão assintótico e assumindo a hipótese nula; c. Baseado em aproximação normal.

Após esta análise, os dados preditos da classificação foram submetidos a avaliações com amostras de treinamento (entre 50% e 70%) e de teste (entre 50% e 30%) escolhidas aleatoriamente em um total de 20 treinamentos. Os resultados mostraram média de acerto de 92,67% para as amostras de validação e de 58,64% para as amostras de teste (Tabela 14). Apesar de uma redução da porcentagem de previsibilidade nesta segunda etapa da validação dos resultados, este valor encontra-se próximo ao encontrado por Demattê *et al.* (2016) que

obtiveram acurácia média de 63,8% para mapeamento textural em áreas no Estado de São Paulo. Bousbih *et al.* (2019) também encontraram resultados semelhantes, com precisão geral de 63% e 65% em estimativas do teor de argila de solo superficial. Além disso, dada a predominância de uma classe granulométrica em uma porção de solo, considera-se o fato de que as próprias amostras de solo não são puras granulometricamente, contendo porções de outras frações granulométricas.

**Tabela 14** – Resultado dos testes de treinamento

Treinamento	N. amostras			% casos válidos do total		Resultado (%)*	
	Validação	Teste	Total	Validação	Teste	Validação	Teste
Aleatória 1	17	7	24	70,8	29,2	82,4	57,1
Aleatória 2	17	7	24	70,8	29,2	88,2	71,4
Aleatória 3	15	9	24	62,5	37,5	100,0	44,4
Aleatória 4	17	7	24	70,8	29,2	88,2	71,4
Aleatória 5	15	9	24	62,5	37,5	86,7	66,7
Aleatória 6	12	12	24	50,0	50,0	100,0	50,0
Aleatória 7	16	8	24	66,7	33,3	100,0	50,0
Aleatória 8	14	10	24	58,3	41,7	100,0	60,0
Aleatória 9	17	7	24	70,8	29,2	82,4	57,1
Aleatória 10	15	9	24	62,5	37,5	93,3	55,6
Aleatória 11	16	8	24	66,7	33,3	87,5	75,0
Aleatória 12	16	8	24	66,7	33,3	87,5	100,0
Aleatória 13	15	9	24	62,5	37,5	93,3	44,4
Aleatória 14	16	8	24	66,7	33,3	100,0	62,5
Aleatória 15	17	7	24	70,8	29,2	88,2	71,4
Aleatória 16	12	12	24	50,0	50,0	91,7	41,7
Aleatória 17	12	12	24	50,0	50,0	91,7	25,0
Aleatória 18	13	11	24	54,2	45,8	100,0	63,6
Aleatória 19	13	11	24	54,2	45,8	92,3	45,5
Aleatória 20	14	10	24	58,3	41,7	100,0	60,0
Média	14,95	9,05	24	62,29	37,71	92,67	58,64

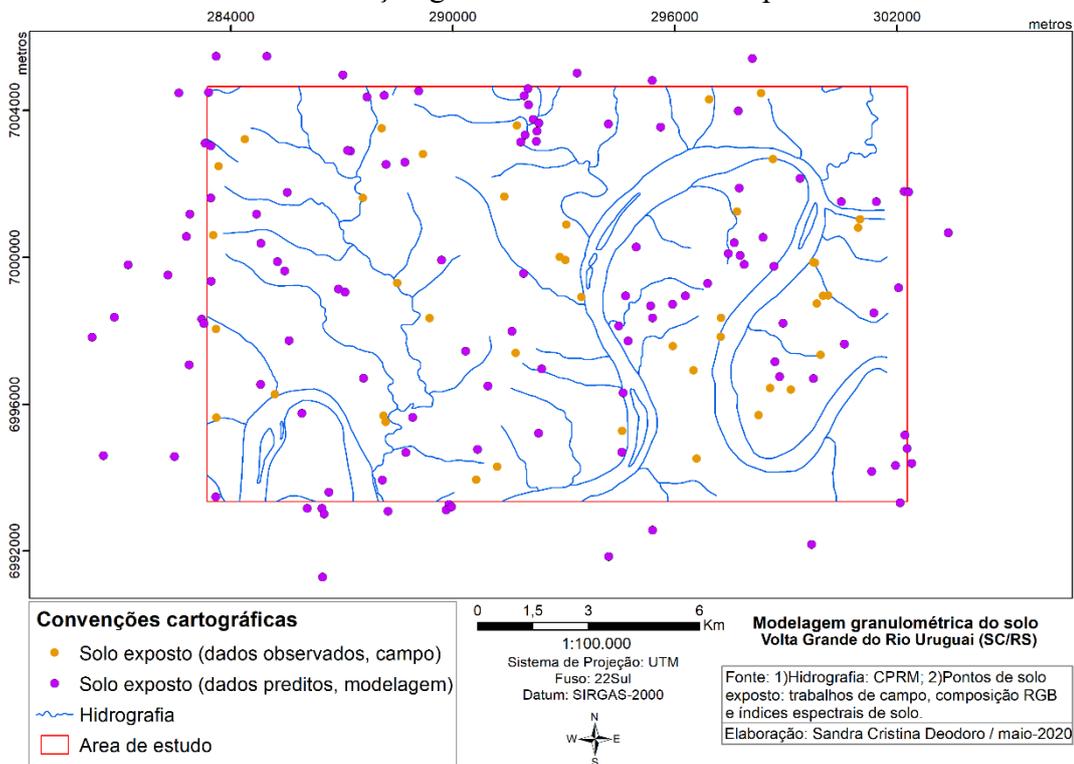
\*Casos corretamente classificados.

Após validação do modelo, as 117 amostras espectrais (sem coleta em campo – Figura 27) foram aplicadas nas equações discriminantes de cada classe, sendo que o maior valor resultante foi classificado na classe da função correspondente. A partir das funções classificadoras (Equações 7, 8 e 9), o resultado destas novas amostras de solo exposto inseridas no modelo (n = 117), indicou maior classificação para a granulometria argila e menor em silte (Tabela 15), ficando coerente com a tendência do comportamento da distribuição granulométrica do solo das amostras de entrada do modelo.

Esse resultado demonstra que os métodos adotados para a modelagem da Análise Discriminante neste estudo – por tamanho de grupo e covariâncias separadas por grupo – foram importantes para alcançar, ao nível de significância de 0,05% esta tendência do comportamento textural do solo da área de estudo.

Embora com valor total observado relativamente pequeno (valor  $n = 24$ ) e desproporcionalidade dimensional entre as classes, a Análise Discriminante forneceu subsídios para a escolha das variáveis de entrada do modelo estatístico, quanto às faixas espectrais, confirmado, também pelas assinaturas espectrais.

**Figura 27** – Localização dos dados observados e dos dados obtidos pela modelagem para a classificação granulométrica de solo exposto.



**Tabela 15.** Resultado da classificação das amostras espectrais de solo exposto

Amostra	Resultado Modelagem	Amostra	Resultado Modelagem	Amostra	Resultado Modelagem
Pred1	Argila	Pred40	Areia	Pred80	Argila
Pred2	Argila	Pred41	Argila	Pred81	Argila
Pred3	Argila	Pred42	Argila	Pred82	Argila
Pred4	Silte	Pred43	Areia	Pred83	Argila
Pred6	Argila	Pred44	Argila	Pred84	Argila
Pred7	Argila	Pred45	Argila	Pred85	Argila
Pred8	Areia	Pred46	Argila	Pred86	Argila
Pred9	Argila	Pred47	Argila	Pred87	Argila

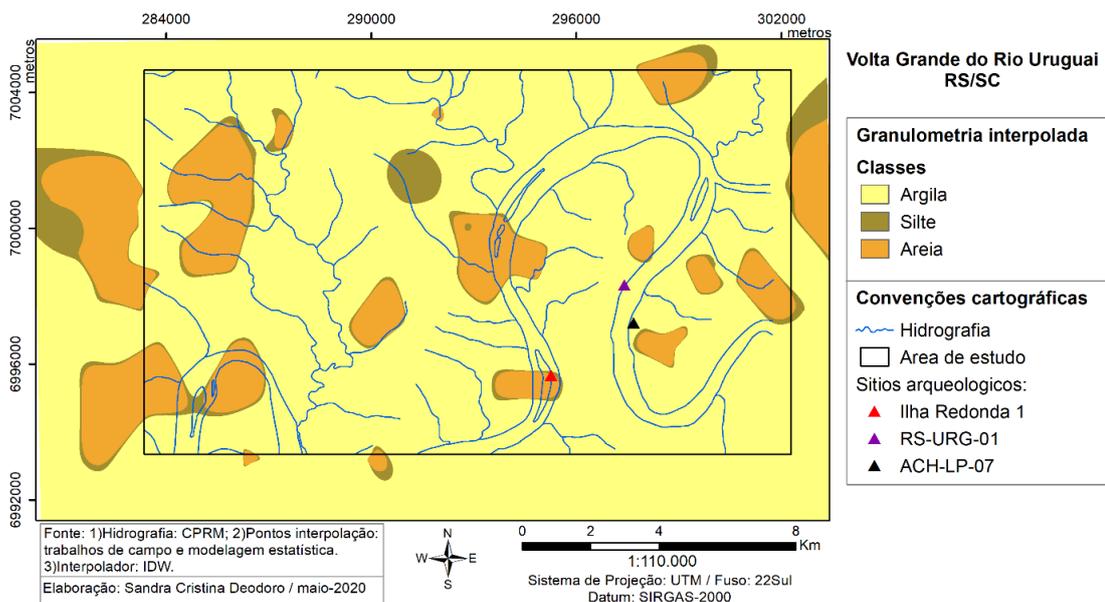
Pred10	Argila	Pred48	Argila	Pred88	Argila
Pred11	Argila	Pred49	Argila	Pred89	Argila
Pred12	Argila	Pred50	Argila	Pred90	Argila
Pred13	Argila	Pred51	Argila	Pred91	Argila
Pred14	Argila	Pred52	Areia	Pred92	Argila
Pred15	Argila	Pred53	Argila	Pred93	Argila
Pred16	Argila	Pred54	Argila	Pred94	Argila
Pred17	Argila	Pred55	Argila	Pred95	Argila
Pred18	Argila	Pred56	Argila	Pred96	Areia
Pred19	Argila	Pred57	Argila	Pred97	Argila
Pred20	Argila	Pred58	Argila	Pred98	Argila
Pred21	Argila	Pred59	Argila	Pred99	Argila
Pred22	Argila	Pred60	Argila	Pred100	Argila
Pred23	Argila	Pred61	Argila	Pred101	Areia
Pred24	Argila	Pred63	Argila	Pred102	Argila
Pred25	Areia	Pred64	Areia	Pred103	Argila
Pred26	Areia	Pred65	Areia	Pred104	Argila
Pred27	Areia	Pred66	Argila	Pred105	Argila
Pred28	Areia	Pred67	Areia	Pred106	Argila
Pred29	Areia	Pred68	Argila	Pred107	Argila
Pred30	Argila	Pred69	Argila	Pred108	Areia
Pred31	Argila	Pred70	Areia	Pred109	Argila
Pred32	Argila	Pred72	Argila	Pred110	Argila
Pred33	Areia	Pred73	Argila	Pred 111	Argila
Pred34	Areia	Pred74	Argila	Pred 112	Argila
Pred35	Areia	Pred75	Argila	Pred113	Argila
Pred36	Argila	Pred76	Argila	Pred 114	Argila
Pred37	Argila	Pred77	Argila	Pred 115	Areia
Pred38	Argila	Pred78	Areia	Pred 116	Argila
Pred39	Areia	Pred79	Areia	Pred 117	Argila

#### 4.4. Mapa da granulometria superficial do solo

O método de interpolação utilizado – IDW – apresentou como resultado distribuições proporcionais às classes granulométricas de ocorrência na área de estudo, ou seja, predominância de argila e menor ocorrência de silte (Figura 28) para os horizontes superficiais, seguindo o comportamento natural da região para a predominância dessa fração granulométrica, conforme apontado na etapa da caracterização da área de estudo (Figura 5). A classe areia ficou distribuída em manchas esparsas tanto próximas ao Rio Uruguai (associação de dinâmica fluvial) como mais afastadas a esse rio, associadas às porções altas das vertentes (relevo).

Destaca-se que as areias junto ao ambiente aluvial apresentam distinção do ponto de vista morfoscópio e mineralógico em relação às areias de médias e altas vertentes. Análises morfoscópias das areias realizadas no âmbito do projeto de reconstituição paleoambiental (BERTOLINI, COSTA e LIMA, 2016) mostraram predomínio de grãos de quartzo lisos e polidos junto às formações do ambiente de planície e colúvio-aluvial das margens do Rio Uruguai e grãos angulosos a subangulosos com menor proporção de quartzo nas amostras de médias e altas vertentes, característica que inclusive facilita a distinção entre coberturas colúvio-eluviais da área em relação àquelas de ambiente aluvial. Em análise mineralógica semiquantitativa posterior, verificou-se que junto das areias em posição de topo (associadas a formações supostamente eluviais) a predominância é relativa aos minerais titanomagnetita, hematita e ilmenita sendo menor a proporção de quartzo se comparada com as areias do ambiente aluvial.

**Figura 28** – Distribuição espacial da granulometria do solo interpolada por IDW.

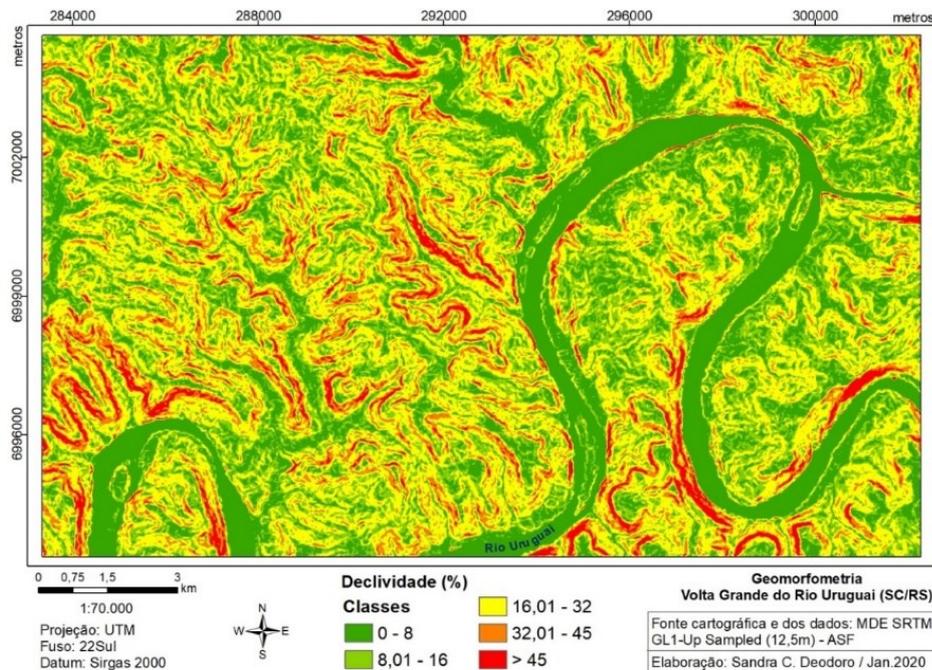


Quanto às análises granulométricas dos sedimentos do contexto da planície fluvial do Rio Uruguai, o relatório do Projeto de Pesquisa da Volta Grande – *Reconstituição paleoambiental quaternária no alto vale do Rio Uruguai: oeste de Santa Catarina (2019)* informa que “de modo geral, destaca-se maior porcentagem de areia para os horizontes superficiais, incluindo-se por vezes até o primeiro B desses perfis de planície atestando uma contribuição fluvial recente de maior importância na composição do pacote sedimentar”.

#### 4.5 Geomorfometria, granulometria e formações superficiais

A partir da derivada da superfície altimétrica do MDE, as vertentes da área de estudo apresentam, predominantemente, perfil convexo (Figura 30), caracterizando-se pelo relevo ondulado. A curvatura côncava faz-se mais perceptível ao longo dos vales alongados dos principais cursos fluviais cujas margens são mais abruptas do que as diametralmente opostas. De fato, esta é uma característica geomorfológica comum da área de estudo – apresentar margens fluviais assimétricas. Essa conformação do relevo se expressa também na declividade onde as margens abruptas dos canais fluviais e os segmentos íngremes das vertentes correspondem à faixa de declividade maior que 32% (Figura 29).

**Figura 29** – Declividade da área de estudo.

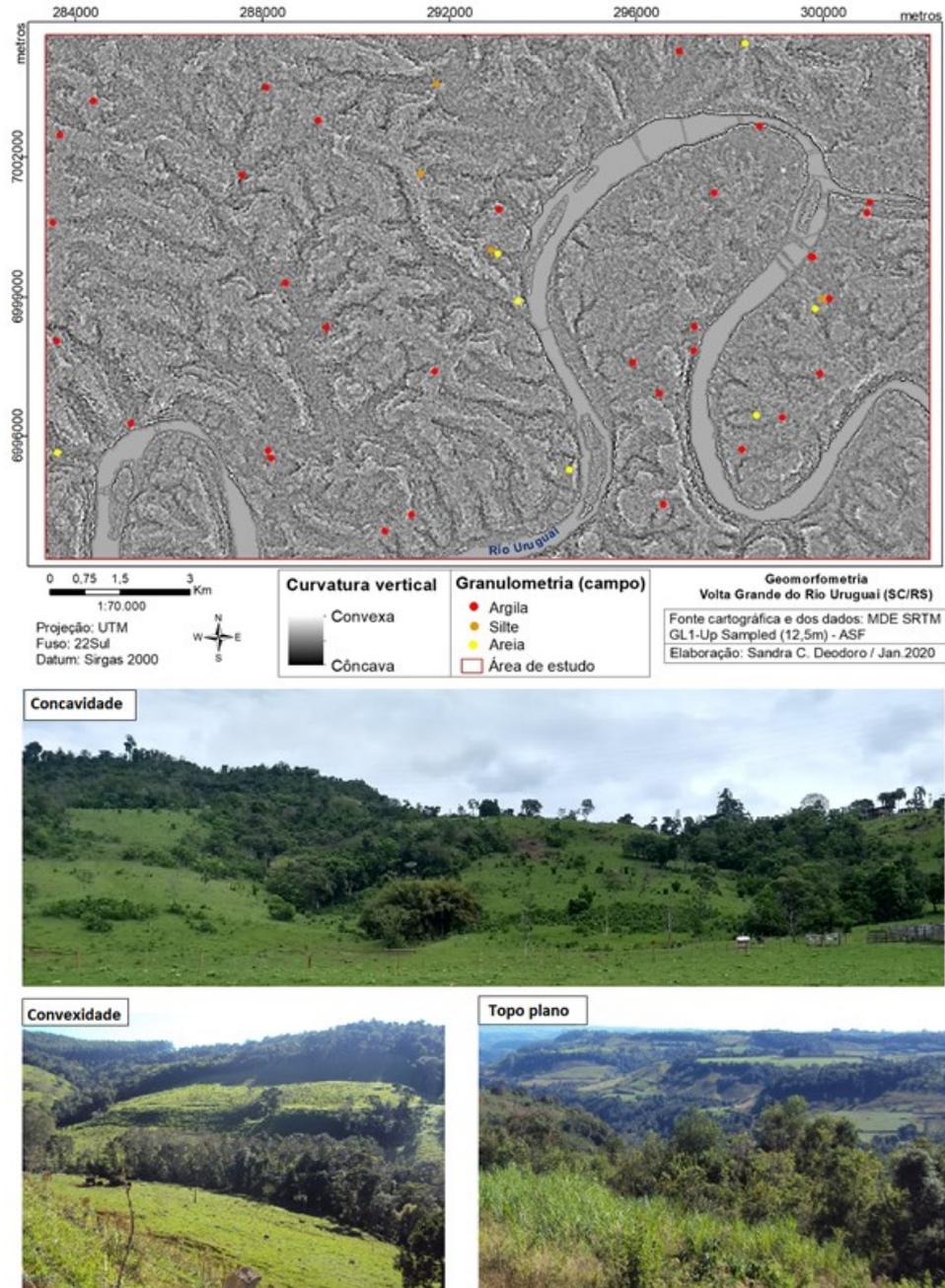


A geometria das vertentes (curvatura) da área de estudo não esteve associada a um padrão espacial da distribuição das classes granulométricas do solo. Com base em observações de campo e amostragem granulométrica, houve ocorrência de argila tanto em segmentos côncavos como em convexos (Figura 30). O comportamento de parte desta relação solo-paisagem indica a complexidade do quadro pedogeomorfológico da área, não obstante o mesmo substrato litológico (basalto). Para entender a causa deste comportamento, é importante considerar outros fatores, como por exemplo, os tempos dos processos de intemperismo.

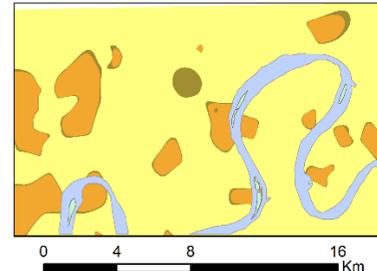
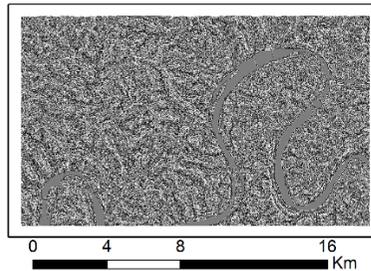
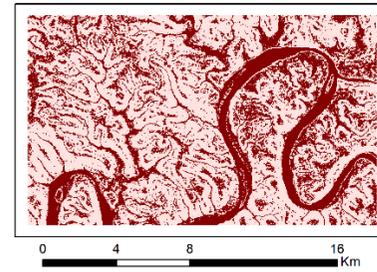
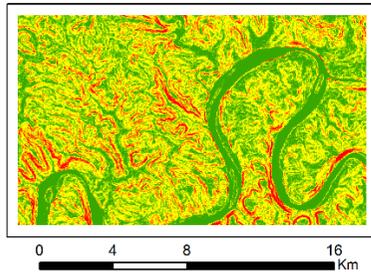
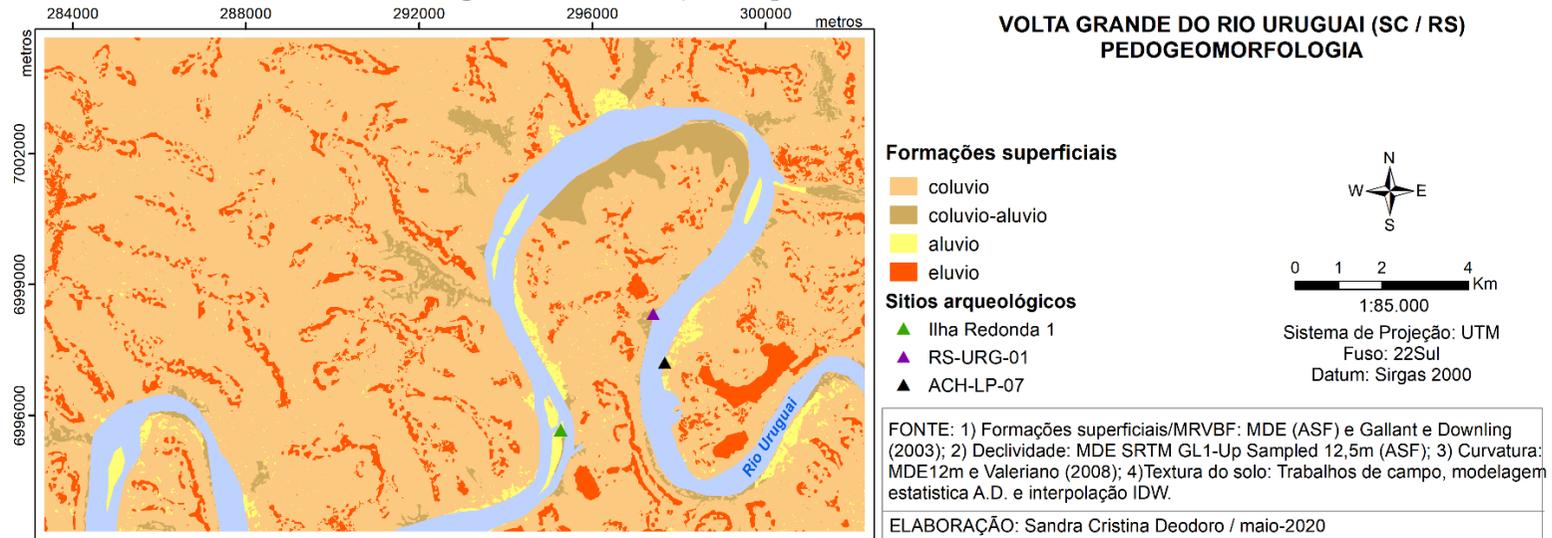
O índice MRVBF serviu-se de apoio à interpretação do relevo da área de estudo ao distinguir as encostas – normalmente, superfícies erosivas – e as áreas convergentes ou os fundos de vale, correspondentes às terras baixas ou superfícies deposicionais (Figura 31). Essas

últimas ficaram mais nítidas pelos canais de drenagem principais, formando planícies, o que pode ser observado também pelo mapa de declividade na faixa 0-8% de declive.

**Figura 30 – Curvatura das vertentes.**



**Figura 31 – Formações superficiais da área de estudo**



▲ Rio Uruguai

As observações de campo dão conta de formações superficiais rasas e cascalhentas (associadas sobretudo a horizontes A) em posições de médias encostas, alcançando por vezes até as baixas vertentes. Dado o alto fraturamento da rocha basáltica na região, pode-se supor com certa segurança, mediante os elevados declives da área, a ocorrência frequente de movimentações e remanejamentos de curtas distâncias na gênese das formações superficiais e do *topsoil* na área de estudo, com horizontes A cascalhentos e argilosos. Tal quadro justificaria a grande proporção de formações colúvias no mapa de formações superficiais (Figura 31). Depósitos aluvionares, tanto de argila como de areia, distribuem-se nas planícies e na calha do Rio Uruguai, como superfícies deposicionais.

As formações superficiais apresentaram, de maneira geral, um padrão de distribuição geográfica nos aspectos da curvatura das vertentes – colúvios nas concavidades do relevo e nas rampas alongadas. As formações superficiais apresentaram também alguma correspondência ao índice MRVBF, considerando-se que elúvios estão geralmente associados às superfícies erosivas e, os colúvios e os alúvios, às superfícies ou ambientes deposicionais. As planícies ficaram bem demarcadas no mapa das formações superficiais, sendo representadas pela delimitação aluvial e colúvio-aluvial. Tal observação também se encontra no mapa do índice MRVBF pela delimitação das superfícies deposicionais.

Nas áreas mais elevadas e topos (mesmo que planos) e nas médias e altas vertentes de vales incisos ou estreitos distribuem-se os elúvios, coincidindo com as superfícies erosivas e convexizadas. As concavidades que terminam em áreas planas, como por exemplo, nas planícies às margens do Rio Uruguai, são formações colúvio-aluviais as quais ocorrem ao longo dos canais fluviais principais, coincidindo com as superfícies deposicionais. Na Volta Grande, especificamente na porção côncava (interna) da margem (esquerda) do Rio Uruguai ocorrem depósitos colúvio-aluviais também na sua planície cuja margem encontra-se atualmente visível devido ao rebaixamento do nível do rio em função do Trecho de Vazão Reduzida (TVR) da UHE Foz do Chapecó. A Volta Grande do Rio Uruguai localiza-se a jusante do barramento.

Os colúvios são formações superficiais que ocorreram de forma diversificada na área de estudo. São comuns as concavidades que retiveram e depositaram colúvios em posições variadas de médias e altas vertentes, tanto nas superfícies erosivas como nas deposicionais, uma vez que os processos erosivos, de transporte, normalmente ocorrem nos segmentos de alta e média vertente. Nas superfícies deposicionais, os colúvios ocorrem nos fundos de vale em associação aos alúvios. Esse tipo de formação superficial (colúvios) é entendido neste trabalho como um conjunto de sedimentos detríticos transportados e depositados por variados processos

de vertente, ainda próximos de sua área fonte, ao longo da vertente ou em seu sopé (PEDERSON, PAZZAGLIA e SMITH, 2000).

Santos (2018) encontrou depósitos de colúvio no fundo do vale da Volta Grande do Rio Uruguai, principalmente no sítio arqueológico correspondente à margem esquerda da Volta Grande (URG-01) e sedimentos arenosos finos na Ilha Redonda. Quanto aos depósitos aluviais, ele os definiu como “os depósitos com textura argilo-arenosa e areno-argilosa, podendo ocorrer nos topos dos patamares elevados de maneira interdigitada com colúvios”. Esses resultados assemelham-se ao apresentado nos mapas de distribuição granulométrica do solo (Figura 28) e das formações superficiais (Figura 31). No sítio arqueológico ACH-LP-07, situado em contexto fluvial, ele identificou que a influência fluvial foi observada na parte superior da sequência litológica enquanto que as camadas inferiores não sofreram influência direta de deposição do Rio Uruguai e sua formação está associada ao processo de coluvionamento das vertentes.

O método utilizado neste trabalho para delimitar as formações superficiais da área apresentou, por outro lado, algumas falhas. Por se basear em altimetria como dado de entrada, o algoritmo classificou as áreas de topo plano, porém elevadas, como superfícies deposicionais em planície, logo, formações aluviais, ao invés de eluviais. Desta forma, ajustes baseados em reconhecimento de campo e apoiados em técnicas de geoprocessamento e de reclassificação de *raster* foram realizados para as correções.

## 5. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Do ponto de vista dos efeitos espectrais da granulometria, há um comportamento geral que afirma que existe uma relação inversa entre o tamanho das partículas e a reflectância. Quanto menor o tamanho das partículas, maior é o albedo dos solos devido ao fato de grãos maiores produzirem sombra e retroespalhamento interno da luz (MENESES, ALMEIDA E BAPTISTA, 2019). Tal tendência refletiu-se nos resultados das assinaturas espectrais da areia e argila, provenientes dos dados do Sentinel-2. Além da distinção granulométrica, as assinaturas espectrais fornecidas por esse tipo de sensor remoto permitiram verificar a influência da matéria orgânica e dos óxidos de ferro – não em termos de distinção, principalmente de óxidos, mas em termos de presença – ao indicar baixas reflectâncias (média aproximada em 0,31 nm), típicas de ambientes de clima subtropical e de litologia basáltica com alto teor de ferro.

Quando se partiu de uma resolução espectral a nível orbital (sensor MSI Sentinel-2), para outra a nível terrestre (espectrorradiômetro) foi possível obter feições de absorção de água e argilominerais, que mostraram resultados ocorrentes para hematita, caulinita e argilas 2:1

como montmorillonita e illita na área de estudo. Esse resultado corrobora o encontrado por Santos (2018), também na Volta Grande do Rio Uruguai (planícies) através de análises mineralógicas por difração de raios X (difratogramas) da fração argila que indicaram associação predominante de caulinita-illita e quartzo.

A distribuição granulométrica do solo (*topsoil*) não apresentou um padrão seguindo a geometria das vertentes. Os resultados do relatório do Projeto de Pesquisa da Volta Grande – *Reconstituição paleoambiental quaternária no Alto vale do Rio Uruguai: Oeste de Santa Catarina (2019)* – também exibiram esse comportamento para as análises granulométricas realizadas em perfis (em termos de horizontes A e B), indicando perfis com características texturais diferentes em situações topográficas iguais e perfis semelhantes texturalmente para situações topográficas diferentes. Análises do referido relatório apontam, a princípio, tempos de intemperismo diferenciado como fator interveniente no desenvolvimento das coberturas pedológicas e sua granulometria, conforme o material de origem aproxima-se à superfície.

O mapa resultante da modelagem estatística e da interpolação mostrou ocorrência de argila, mesmo na planície aluvial (formação aluvio-coluvionar), e areia tanto no contexto de planície quanto no de vertentes. Segundo o mesmo relatório, as camadas por vezes mais arenosas aparecem na planície, obedecendo à geometria do canal no processo de cheia e deposição. De fato, conforme observado em campo e mencionado anteriormente, a largura da várzea no trecho fluvial da Volta Grande é variável, com margens abruptas e planícies estreitas. Essa heterogeneidade topográfica dos trechos descontínuos de várzea reflete diferentes classes granulométricas e formações superficiais ao longo da planície, indicando trabalho fluvial na distribuição dos sedimentos. Além disso, a illita, embora ocorrente na área de estudo, não é comum em basaltos. Sua presença tende a indicar adição de sedimentos e reforça o argumento de participação fluvial na gênese das coberturas pedológicas de fundo de vale da Volta Grande, conforme apontado no relatório mencionado anteriormente.

O mapa das formações superficiais respondeu, parcialmente, à variação granulométrica das amostras na área de estudo. Dadas as suas limitações, o método para a delimitação das formações superficiais e das superfícies erosivas e deposicionais não contribuiu, por si só, para a compreensão da gênese das formações superficiais.

Os produtos e técnicas de sensoriamento remoto, aliados à estatística, foram úteis, por um lado, como ferramentas auxiliares nos estudos pedológicos, a exemplo das assinaturas espectrais do sensor MSI Sentinel-2 e de espectrorradiômetro que foram balizadas pelas análises dos atributos do solo em laboratório.

Por outro lado, conforme bem salientado por Baptista, Madeira Netto e Souza (2019), os dados radiométricos no intervalo espectral do visível ao SWIR referem-se à interação da energia com uma camada superficial (fina) dos solos, sendo necessário compreender como as propriedades dessa estreita camada se relacionam com o conjunto da cobertura pedológica na qual ela se sobrepõe, para obter informações relevantes sobre os solos com base em dados radiométricos, principalmente de dados de satélite.

Dos resultados obtidos pela modelagem estatística da Análise Discriminante, o que mais chamou atenção foi a ocorrência das areias em posição diferenciada na paisagem – aquelas associadas as vertentes, inclusive nos topos, e aquelas associadas à planície.

A partir das hipóteses levantadas e baseado na metodologia aplicada, tem-se, portanto, as seguintes conclusões:

- O modelo estatístico obtido pela Análise Discriminante, dadas as premissas dessa técnica, apresentou acurácia de 71% pelo índice de Kappa cujos resultados da classificação apresentaram conformidade com a tendência textural da área de estudo;
- Pelo fato de não haver uma relação clara entre granulometria e geometria de vertente, a predição do modelo não apontou para nenhuma relação com qualquer das variáveis geomorfométricas consideradas;
- A ocorrência de colúvio-aluvio às margens do Rio Uruguai, nas áreas de planície, indica contribuição das vertentes na dinâmica pedogeomorfológica da área de estudo e não somente dinâmica fluvial, tendo em vista a característica de vale encaixado do Rio Uruguai (planícies pouco pronunciadas ou estreitas).

## REFERÊNCIAS

- AKPA, S. I. C.; ODEH, I. O. A.; BISHOP, T. F. A.; HARTEMINK, A. E. Digital Mapping of Soil Particle-Size Fractions for Nigeria. **Soil Science Society of America Journal**. 2014. doi:10.2136/sssaj2014.05.0202
- ALMEIDA, J. A.; CORRÊA, J.; SCHMITT, C. Clay mineralogy of basaltic hillsides soils in the western State of Santa Catarina. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. 2018;42:e0170086. <https://doi.org/10.1590/18069657rbc20170086>
- ALASKA SATELLITE FACILITY. **Radiometrically Terrain Corrected ALOS PALSAR products**. Product guide. 2015. ASF engineering. Disponível em [https://media.asf.alaska.edu/uploads/RTC/rtc\\_product\\_guide\\_v1.2.pdf](https://media.asf.alaska.edu/uploads/RTC/rtc_product_guide_v1.2.pdf) Acesso em 03 jul. 2020.
- BAPTISTA, G. M. de M.; MADEIRA NETTO, J. da S.; SOUZA, D. T. M. de. Reflectância dos solos. In: MENESES, P. R.; ALMEIDA, T.; BAPTISTA, G. M. M. (orgs.) **Reflectância dos materiais terrestres – análise e interpretação**. Cap. 5. Oficina de textos, Ed. 1, 2019. 336p.
- BATIONO, A., KIHARA, J.; VANLAUWE, B.; WASWA, B.; KIMETU, J. Soil organic carbon dynamics, functions and management in West African agroecosystems. **Agric. Syst**. 94:13–25. 2007. doi:10.1016/j.agry.2005.08.011
- BERNINI, T. A. **Utilização de imagens do ALOS/PALSAR no mapeamento digital de atributos físicos dos solos**. 2016. 101 f. Tese. (Doutorado em Recursos Naturais e Proteção Ambiental). Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2016.
- BERNINI, T. A.; ANTUNES, M. A. H.; CHAGAS, C. S.. **Utilização de imagens de Radar para a identificação de solos de textura arenosa**. Programa de Pós-Graduação em Ciência, Tecnologia e Inovação em Agropecuária - Doutorado Binacional. 3º Seminário PPGCTIA UFRRJ/UNRC. 2013.
- BERTOLINI, W. Z. (coordenador). **Reconstituição paleoambiental quaternária no alto vale do Rio Uruguai: oeste de Santa Catarina**. Relatório parcial. Projeto de Pesquisa. Universidade Federal da Fronteira Sul – Campus Chapecó. Chapecó, 2019.
- BERTOLINI, W. Z.; COSTA, I. M. da; LIMA, G. L. de. Morfoscopia e Morfologia da Cobertura Pedológica às Margens do Rio Uruguai no Oeste de Santa Catarina. **Anuário do Instituto de Geociências** – UFRJ. 2016. DOI: [http://dx.doi.org/10.11137/2016\\_3\\_71\\_78](http://dx.doi.org/10.11137/2016_3_71_78)
- BOUSBIH, S.; ZRIBI, M.; PELLETIER, C.; GORRAB, A.; LILI-CHABAANI, Z.; BAGHDADI, N.; AISSA, N.B.; MOUGENOT, B. Soil Texture Estimation Using Radar and Optical Data from Sentinel-1 and Sentinel-2. **Remote Sensing**. 2019, 11(13), 1520; <https://doi.org/10.3390/rs11131520>
- BRADY, N. C; WEIL, R. R. The nature and properties of soil. London: Pearson Prentice Hall; 2007.

BURROUGH, P. A., VAN GAANS, P. F. M., HOOTSMANS, R. Continuous classification in soil survey: spatial correlation, confusion and boundaries. **Geoderma** 77, 115–135. 1997.

CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. Princípios básicos em geoprocessamento. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. (Ed.). **Sistemas de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2. ed. Revisada e ampliada. Brasília, DF: Embrapa-SPI: Embrapa-CPAC, pp.3-11, 1998.

CEZAR, E.; NANNI, M. R.; CHICATI, M. L.; JUNIOR, I. G. S.; COSTA, A.C.S. Avaliação e quantificação das frações silte, areia e argila por meio de suas respectivas reflectâncias. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Viçosa, v. 36, n. 4, p. 1157-1166. 2012. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832012000400010>. Acesso em 14 maio 2020.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data. Principles and Practices**. New York: CRC Press. Taylor & Francis Group. 2nd. edition. 210p.

CPRM. **Mapa de Geodiversidade do Estado de Santa Catarina**. Brasília, 2010.

CURCIO, J. A.; PETTY, C. C. The Near Infrared Absorption Spectrum of Liquid Water. **Journal of the Optical Society of America**, v. 41, n. 5, p. 302-304, 1951. Disponível em: <http://www.opticsinfobase.org/abstract.cfm?URI=josa-41-5-302>. Acesso em 14 maio 2020.

DEMATTE, J. A. M.; MORETI, D.; VASCONCELOS, A. C. F. de; GENÚ, A. M. Uso de imagens de satélite na discriminação de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v.40, n.7, p.697-706, jul. 2005.

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** 121 (2004) 95– 112.

DEMATTE, J. A. M.; ALVES, M. R.; TERRA, F. S.; BOSQUILIA, R. W. D.; FONGARO, C. T.; BARROS, P. P. S. Is It Possible to Classify Topsoil Texture Using a Sensor Located 800 km Away from the Surface? **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**. 2016; 40:e0150335. DOI: 10.1590/18069657rbc20150335.

DEMATTE, J. A. M. *et al.* (2019). The Brazilian Soil Spectral Library (BSSL): A general view, application and challenges. **Geoderma** 354 (2019) 113793. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.043>

DIAS, L. M. DA SILVA. **Predição de classes de solo por atributos do meio físico e de sensoriamento remoto em área da bacia sedimentar do São Francisco**. 2015. 127 f. Dissertação (Mestrado em Agricultura Tropical e Subtropical). Instituto Agrônômico, Campinas, 2015.

DOTTO, A. C., DEMATTE, J. A. M., VISCARRA ROSSEL, R. A., RIZZO, R.: Soil environment grouping system based on spectral, climate, and terrain data: a quantitative branch of soil series. **SOIL**, 6, 163–177, <https://doi.org/10.5194/soil-6-163-2020>, 2020.

EUROPEAN SPACE AGENCY. **Sentinel-2 User Handbook**. ESA Standart Document. Issue 1, Rev 2. July-2015. 64p.

EUROPEAN SPACE AGENCY. **User Guides**. Sentinel online. Disponível em <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/spatial> Acesso em 15 maio 2020.

FERREIRA, C. E. O. **Mapeamento e qualificação das coberturas inconsolidadas aplicados ao planejamento territorial na escala 1:250.000, folha Macaé, Estado do Rio de Janeiro** (dissertação). Instituto de Geociências. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 1999.

FIORIO, P. R. **Dados radiométricos obtidos nos níveis terrestre e orbital na avaliação de solos**. 2002. 198 f. Tese (Doutorado em Agronomia). Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, 2002.

FIORIO, P. R.; DEMATTÊ, J. A. M.; NANNI, M. R.; FORMAGGIO, A. R. Diferenciação espectral de solos utilizando Dados obtidos em laboratório e por sensor orbital. **Bragantia**, Campinas, v.69, n.2, p.453-466, 2010. Disponível em <https://doi.org/10.1590/S0006-87052010000200025>. Acesso em 07 abr. 2020.

FLATTERY, P.; FEALY, R.; REAMONN, M. F.; LANIGAN, G.; GREEN, S. Simulation of soil carbon efflux from an arable soil using the ECOSSE model: Need for an improved model evaluation framework? **Science of The Total Environment**. Vol. 622–623, 1 May 2018, Pages 1241-1249. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.077>

FLORENZANO, T. G. (org.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008.

FONGARO, C, T. et al.. Improvement of Clay and Sand Quantification Based on a Novel Approach with a Focus on Multispectral Satellite Images. **Remote Sensing**. 2018, 10, 1555; doi:10.3390/rs10101555.

GALLANT, J. C.; DOWLING, T. I. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. **Water Resource Research**, 39(12), 1347, doi:10.1029/2002WR001426, 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1029/2002WR001426> Acesso em 22 maio 2020.

GALLO, B. C. **Imagens multitemporais do Landsat TM como estratégia no apoio ao levantamento pedológico**. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2015. 78 p.

GESSLER, P. E., MCKENZIE, N. J.; HUTCHISON, M. F. Progress in soil-landscape modelling and spatial prediction of soil attributes for environmental model. In: **Proceedings of the Third International Conference/Workshop on Integrating GIS and Environmental Modeling**, Santa Barbara, CA. 21–26. 1996-January. National Center for Geographic Information and Analysis, Sante Fe, NM.

GHOLIZADEH, A., ŽIŽALA, D., MOHAMMADMEHDI, S.; LUBOŠ, B. Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. **Remote Sensing of Environment**. 218 (2018) 89–103. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.09.015>. Acesso em 17 abr. 2020.

- GOMEZ, C.; Dharumarajan, S.; FÉRET, J.-B.; LAGACHERIE, P.; RUIZ, L.; SEKHAR, M. (2019). Use of Sentinel-2 Time-Series Images for Classification and Uncertainty Analysis of Inherent Biophysical Property: Case of Soil Texture Mapping. **Remote Sensing**. 11. 565. 10.3390/rs11050565.
- HAIR JR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. (autores). SANT'ANNA, M. A. G. A. S. (trad.). **Análise multivariada de dados**. Porto Alegre: Bookman, 2009. 6a ed. 688p.
- HARDEN, J. W. A quantitative index of soil development from field descriptions: examples from a chronosequence in central California. **Geoderma**. 28. 1982. p.1-28.
- HARTEMINK, A. E.; MCBRATNEY, A. B. A soil science renaissance. **Geoderma** 148:123–129. 2008. doi:10.1016/j.geoderma.2008.10.006
- HASSINK, J. The capacity of soils to preserve organic C and N by their association with clay and silt particles. **Plant Soil** 191:77–87. 1997. doi:10.1023/A:1004213929699
- HUETE, A. R. A. Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment** 1988. 25:295-309
- JAKOB, A. A. E.; YOUNG, A. F. **O uso de métodos de interpolação espacial de dados nas análises sociodemográficas**. XV Encontro Nacional de Estudos Populacionais, ABEP, Caxambu-MG, Brasil, 18 a 22 de setembro de 2006.
- JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing: a remoting sensing perspective**. 3rd ed. Universidade da Califórnia: Prentice Hall. 2005. 526 p
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos-SP: Parêntese Editora, 2. ed., 2009. 587 p.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos-SP: Parêntese, 2011. 598p.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 4th ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, 1999, 815 p.
- KHATTREE, R. & NAIK, D.N. **Multivariate data reduction and discrimination with SAS software**. Cary, NC, USA: SAS Institute Inc., 2000. 558 p.
- KOVAČEVIĆ, M.; BAJAT, B.; GAJIĆ, B. Soil type classification and estimation of soil properties using support vector machines. **Geoderma** 154 (2010) 340–347
- LIEß, M., GLASER, B.; HUWE, B. Uncertainty in the spatial prediction of soil texture: Comparison of regression tree and Random Forest models. **Geoderma** 170:70–79. 2012. doi:10.1016/j.geoderma.2011.10.010

LIMA, Z. M. C.; RIBEIRO, M. R.; LIMA, A. T. O. Utilization of TM/LANDSAT-5 images as a tool in soil survey. *Rev Bras Eng Agríc Amb.* 2001;5:425-30. doi:10.1590/S1415-43662001000300010

MADEIRA NETTO, J. S.; BAPTISTA, G. M. M. **Reflectância espectral de solos.** Planaltina, DF: Embrapa Cerrados, 2000. 55 p. ISSN 1517-5111, n.25. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/564014/reflectancia-espectral-de-solos> Acesso em 13 maio 2020.

MARQUES, L. S.; ERNESTO, M. O magmatismo toleítico da Bacia do Paraná. Cap XV. In: **Geologia do Continente Sul-Americano: evolução da obra de Fernando Flávio Marques de Almeida.** Ed. Becca. São Paulo. 2004. p.245-263.

MAROCO, J. Análise estatística com a utilização de SPSS. Lisboa: Silabo. 3<sup>a</sup> ed. 2002.

MAYR, T. R., PALMER, R. C.; COOKE, H. J. Digital soil mapping using legacy data in the Eden valley, UK. 2008. In: A HARTEMINK, A. E.; MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. D. L. (editors). **Digital soil mapping with limited data.** Springer, London. p. 291–301.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. (orgs.). **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto.** Universidade de Brasília. Brasília, 2012.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T.; BAPTISTA, G. M. M. (orgs.) **Reflectância dos materiais terrestres – análise e interpretação.** Oficina de textos, Ed. 1, 2019. 336p.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B.; LARK, R. M. Digital soil mapping technologies for countries with sparse data infrastructures. In: HARTEMINK, A.E.; MCBRATNEY, A.B.; MENDONÇA SANTOS, M.D.L. (editors). **Digital Soil Mapping with Limited Data.** Springer, London, p. 15–30. 2008

MORAES, E. C. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto.** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Divisão de Sensoriamento Remoto. São José dos Campos. 2002.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Science Society of America Journal.** 2006;2:393-407. doi:10.2136/sssaj2003.0285.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M.; CHICATI, M.L.; FIORIO, P. R.; CEZAR, E.; OLIVEIRA, R. B. Soil surface spectral data from Landsat imagery for soil class discrimination. **Acta Scientiarum.Agronomy.** 2012. 34:103-12. doi:10.4025/actasciagron.v34i1.12204.

NANNI, M.R., DEMATTÊ, J.A.M., FIORIO, P.R. Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira,** Brasília, v.39, n.10, p.995-1006, out. 2004.

ODEH, I. O. A., MCBRATNEY, A. B. Using AVHRR images for spatial prediction of clay content in the lower Namoi valley of eastern Australia. **Geoderma** 97:237–254. 2000. doi:10.1016/S0016-7061(00)00041-0

OLIVEIRA, B. S. **Satélites e sensores**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Divisão de Sensoriamento Remoto. São José dos Campos. 2016. Disponível em: [http://www.dsr.inpe.br/vcsr/files/3-Satelites\\_e\\_Sensores.pdf](http://www.dsr.inpe.br/vcsr/files/3-Satelites_e_Sensores.pdf) acesso em 20 abr. 2020.

PEDERSON, Joel.; PAZZAGLIA, Frank.; SMITH, Gary. Ancient hillslope deposits: missing links in the study of climate controls on sedimentation. **Geology**. v. 28, 2000. p. 27–30.

POPPIEL, R. R. **Mapeamento pedológico por meio de série histórica Landsat-5 TM e biblioteca espectral na bacia do Rio Jardim (DF)**. 2016. 158 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia). Universidade de Brasília, Brasília-DF, 2016.

PROGNON, C. Formations superficielles et régolithe. **Geochronique** n° 121, p.15-18. 2012.

RADAM BRASIL. Projeto Levantamento de recursos naturais. Ministério das Minas e Energia. Departamento Nacional de Produção Mineral (1973-1987). 34 vols. Rio de Janeiro. In: **Folha SG.22 Curitiba, parte da folha SG.21 Asunción e folha SG.23 Iguape: geologia, geomorfologia, pedologia, vegetação, uso potencial da terra**. IBGE: Rio de Janeiro. 2018. Disponível em <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2101617> Acesso em 03 jul. 2020.

RUIZ, H. A. Incremento da exatidão da análise granulométrica do solo por meio da coleta da suspensão (silte + argila). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Nota técnica. 29. p.297-300. 2005.

SANTOS, R. D. dos.; LEMOS, R. C. de.; SANTOS, H. G. dos ; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C dos **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5ª ed. Viçosa. SBCS. 2005.

SANTOS, M. C. P. **Geoarqueologia da área da Volta Grande do Alto Rio Uruguai, Sul do Brasil: morfoestratigrafia, geocronologia e sequência arqueológica da Foz do rio Chapecó**. 2018. 444 f. Tese (Doutorado em Arqueologia). Programa *Erasmus Mundus* de Doutorado Internacional em Quaternário e Pré-História (IDQP). Università Degli Studi de Ferrara, Itália, 2018.

SCHAEFER, C. E.G.R. Bases físicas da paisagem brasileira: estrutura geológica, relevo e solos. **Tópicos em Ciência do Solo**, Vol. 8, 2013. p.221-278.

SCULL, P., FRANKLIN, J., CHADWICK, O. A., MCARTHUR, D. Predictive soil mapping: a review. **Progress in Physical Geography** 27 (2), 171–197. 2003

SILVA, E.B; GIASSON, E.; DOTTO, A.C; TEN CATEN, A.; DEMATTÊ, J.A.M.; BACIC, I.L.Z.; VEIGA, M. A regional legacy soil dataset for prediction of sand and clay content with VIS-NIR-SWIR in Southern Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. 2019;43:e0180174. Disponível em <https://doi.org/10.1590/18069657rbc20180174> . Acesso em 12 setembro 2019.

SIMÕES, P. M. L.; VALADÃO, R. C.; MESSIAS, R. M.; MACHADO, M. R. Distribuição espacial de formações superficiais em um trecho da borda oeste do planalto do Espinhaço Meridional/MG. **Revista Geonorte**, Edição Especial 4, V.10, N.1, p.72-76. 2014.

SIMÕES, P. S. **Avaliação da acurácia vertical de Modelos Digitais de Elevação derivados de diferentes sensores orbitais para Belém-PA.** 2019. 83 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Cartográfica e de Agrimensura). Universidade Federal Rural da Amazônia, Belém, 2019.

SMITH, M. J. de; GOODCHILD, M. F.; LONGLEY, A. **Geospatial Analysis – A Comprehensive Guide to Principles Techniques and Software Tools.** 6th edition, 2018. Disponível em:  
[https://www.spatialanalysisonline.com/HTML/index.html?surface\\_and\\_field\\_analysis.htm](https://www.spatialanalysisonline.com/HTML/index.html?surface_and_field_analysis.htm). Acesso em 17 outubro 2020.

SMITH, P.; COTRUFO, M. F.; RUMPEL, C.; PAUSTIAN, K.; KUIKMAN, P. J.; ELLIOTT, J. A.; McDOWELL, R.; GRIFFITHS, R. I.; ASAKAWA, S.; BUSTAMANTE, M.; HOUSE, J. I.; SOBOCKÁ, J.; HARPER, R.; PAN, G.; WEST, P. C.; GERBER, J. S.; CLARK, J. M.; ADHYA, T.; SCHOLE, R. J.; SCHOLE, M. C. Biogeochemical cycles and biodiversity as key drivers of ecosystem services provided by soils. **SOIL Discuss**, 2, 537–586, 2015. doi:10.5194/soild-2-537-2015. Disponível em: <https://www.soil-journal.net/1/665/2015/soil-1-665-2015-discussion.html>. Acesso em: 20 mai. 2019.

STONER, E. R.; HORVATH, E. H. The effect of cultural practices on multispectral response from surface soil. In: **International Symposium on Remote Sensing of Environment**, 7, 1978, Michigan. Proceedings. Michigan, University of Michigan v. 3, p. 2109–2113, 1978.

TOBLER, W. R. 1970. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. **Economic Geography**. Supplement: Proceedings, International Geographical Union. Commission on Quantitative Methods, 46: 234–240. DOI:10.2307/143141.

THOMPSON, J. A.; ROECKER, S.; GRUNWALD, S.; OWENS, P. R. Digital soil mapping: Interactions with and applications for hydopedology. In: LIN, H. (editor). **Hydopedology**. 1st ed. Academic Press, Amsterdam. p. 665–709. 2012.

VALERIANO, M. M. **Topodata: guia para utilização de dados geomorfológicos locais.** Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São Jose dos Campos. 2008.