

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE AGRONOMIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SOLO

**MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS E O MAPA DE
SOLOS COMO FERRAMENTA PARA CLASSIFICAÇÃO
DE APTIDÃO DE USO DAS TERRAS**

Pedro Höfig

(Dissertação)

Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Faculdade de Agronomia
Programa de Pós-graduação em Ciência do Solo

**MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS E O MAPA DE
SOLOS COMO FERRAMENTA PARA CLASSIFICAÇÃO
DE APTIDÃO DE USO DAS TERRAS**

Pedro Höfig
Geógrafo (Universidade Estadual de Londrina – UEL)

Orientador: Elvio Giasson

Dissertação apresentada como
um dos requisitos à obtenção do
grau de Mestre em Ciência do Solo

Porto Alegre/RS – Brasil
Maio de 2014

**Catálogo
Biblioteca**

PEDRO HÖFIG
Geógrafo (UEL)

DISSERTAÇÃO

Submetida com parte dos requisitos
para a obtenção do grau de
MESTRE EM CIÊNCIA DO SOLO

Programa de Pós Graduação em Ciência do Solo
Faculdade de Agronomia
Universidade Federal do Rio Grande do Sul
Porto Alegre/RS, Brasil

Banca Examinadora

ELVIO GIASSON
Professor Orientador
PPG Ciência do Solo UFRGS

CARLOS GUSTAVO TORNQUIST
Departamento de Solos/ UFRGS

PAULO CESAR DO NASCIMENTO
Departamento de Solos/UFRGS

EGON KLAMT
Professor Titular aposentado/ UFRGS

**À Marina e sua (inexprimível) energia.
Ao Lucas e seu (indescritível) olhar.
À Julia e sua (inexplicável) coragem.**

*“Heimat. Man darf nie vergessen
wo man herkommt.”
(Lukas Podolski)*

Agradecimentos

À gurizada traíra da seleção de futebol da UFRGS, pelos melhores momentos no RS. Agradeço!

Aos amigos de laboratório, Teske, Tati, Joelma e Benito, pela amizade e prontidão em colaborar em qualquer momento, e às gurias pelas risadas. ZL, agradeço!

Ao Broetto pelo futebol. Agradeço!

Ao André pela amizade. Agradeço!

Aos professores Inda, PC, Meurer, Enílson e Klein, e às professoras Dejanira e Nina, pela colaboração em minha formação e pronta disposição em ajudar. Agradeço!

Aos componentes da banca examinadora, pelo tempo despendido tendo em vista o enriquecimento deste trabalho. Agradeço!

Ao meu orientador, Elvio Giasson, pela sabedoria e conhecimento transmitido em alto nível. Agradeço!

À UFRGS e ao PPG em Ciência do Solo por serem públicos e pelo comprometimento com o conhecimento científico. Agradeço!

À população brasileira que, por meio da carga tributária, financiou meus estudos. Agradeço!

Ao meu irmão pela amizade e respeito mútuo. Agradeço!

As minhas avós, pelo insofismável amor. Agradeço!

Aos meus pais, pelo caloroso apoio nas minhas decisões da vida. Agradeço!

À Julia, por me mostrar que nem tudo é ciência e, com amor, sempre é possível estruturar uma família. Agradeço!

Ao Lucas e à Marina: o amor de vocês alimenta o meu viver. Agradeço!

“Quem não peleja ao teu lado durante a batalha, não merece estar ao teu lado após a vitória.”

MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS E O MAPA DE SOLOS COMO FERRAMENTA PARA CLASSIFICAÇÃO DE APTIDÃO DE USO DAS TERRAS

Autor: Pedro Höfig
Orientador: Elvio Giasson

Resumo

No Brasil, a execução de mapeamento de solos em todo o território nacional é uma demanda permanente das instituições de pesquisa e por órgãos de planejamento, dado que é uma importante ferramenta para o planejamento da ocupação racional das terras. O Mapeamento Digital de Solo (MDS) surge como alternativa para aumentar a viabilidade de execução de levantamentos de solos, utilizando-se de informações relacionadas ao relevo para mapear os solos. Este estudo objetiva testar metodologias de MDS com extrapolação para área fisiograficamente semelhante e reclassificar o mapa pedológico gerado por MDS para criar um mapa de aptidão agrícola das terras e compará-lo com o mapa interpretativo gerado a partir do mapa convencional. Tendo em vista a escassez de dados existentes na Encosta do Sudeste do Rio Grande do Sul, o trabalho foi realizado em Sentinela do Sul e Cerro Grande do Sul. O MDS usou como modelos preditores um modelo geral de árvore de decisão (AD), testando-se um modelo para toda a área e também o uso conjunto de dois modelos de predição. Uma vez que o MDS mapeia normalmente classes e propriedades dos solos e que desconhece-se o uso de tal técnica para gerar mapas de aptidão agrícola das terras, parte-se da hipótese que estes mapas possam ser criados a partir da reclassificação do mapa de solos gerados por MDS. O uso de modelos conjuntos de AD gerou modelos com mais acertos e maior capacidade de reprodução do mapa convencional de solos. A extrapolação para o município de Cerro Grande do Sul se mostrou eficiente. Ao classificar a aptidão agrícola das terras, a concordância entre o mapa convencional e os mapas preditos foi maior do que a concordância entre os mapas de solos.

Termos de indexação: Sentinela do Sul, Cerro Grande do Sul, árvore de decisão, levantamento de solos

Dissertação de Mestrado em Ciência do Solo. Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. (91 p.) Maio, 2014.
Pesquisa realizada com apoio financeiro do CNPq..

DIGITAL SOIL MAPPING AND SOIL MAP AS A TOOL FOR CLASSIFICATION OF LAND SUITABILITY

Author: Pedro Höfig
Adviser: Elvio Giasson

Abstract

In Brazil, the implementation of soil mapping throughout the national territory is a constant demand of research institutions and planning organs, as it is an important tool for rational planning of land occupation. Digital Soil Mapping (DSM) is an alternative to increase the viability of the soil survey because plots the information based on the relief to draw the soil map. This study aims to test methodologies DSM applied to similar landscapes areas. It also aims to reclassify the pedological map generated by DSM to create a new land suitability classes map and compare it with the land suitability classes map generated from conventional maps. The study was conducted in South Sentinel and Cerro Grande do Sul considering the lack of data in that area. The MDS was generated using a global model of decision tree (DT) for the entire area and combined with the use of two predictive models. The use of DSM to land suitability classes map is unknown. Perhaps interpretive maps created from the reclassification of DSM can produce more accurate maps than the predictor model would generate of the pedological map. The use of set models of DT created models with greater hits and higher reproductive capacity of the conventional map. The extrapolation to Cerro Grande do Sul was efficient . The DSM was more efficient to classify land suitability classes than to classify pedological maps, but this system of land suitability needs adjustments to reflect the local reality.

Key words: Sentinela do Sul, Cerro Grande do Sul, decision trees, soil survey

M.Sc. Dissertation in Soil Science – Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. (91 p.) May, 2014.
Research supported by CNPq.

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Proporção mínima da unidade taxonômica para constituir uma unidade de mapeamento simples conforme o tipo de levantamento. Fonte: IBGE, 2007.....	7
Tabela 2 - Relação entre escala do mapa e área mínima mapeável de diversos tipos de levantamento de solos. Fonte: IBGE, 2007.....	8
Tabela 3 - Quadro guia de avaliação da aptidão agrícola das terras para clima subtropical.	31
Tabela 4 - Descrição das Unidades de Mapeamento de Sentinela do Sul. Fonte: Giasson et al., 1996.....	38
Tabela 5 - Matriz com os pesos atribuídos para cada tipo de erro ao mapear as unidades de mapeamento, usada na geração da matriz de erro ponderada.	45
Tabela 6 - Comparação entre as acurácias dos modelos em função da densidade de pontos.	46
Tabela 7 - Tamanho das árvores de decisão dos modelos em função da densidade de pontos.	47
Tabela 8 - Variáveis mais importantes para a confecção do modelo de árvore de decisão.	47
Tabela 9 - Matriz de erro comparando o mapa de solos convencional de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos gerado a partir do modelo simples de árvores de decisão.	50
Tabela 10 - Matriz de erro comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo de árvores de decisão separado por paisagens homogêneas.	52
Tabela 11 - Matriz de erro ponderada comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo simples de árvores de decisão.	54
Tabela 12 - Matriz de erro ponderada comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo de árvores de decisão separado por paisagens homogêneas.	55
Tabela 13 – Área (%) ocupada pelas unidades de mapeamento previstas pelos modelos simples e combinado de árvore de decisão em Cerro Grande do Sul.	58

Tabela 14 - Resultados da avaliação da acurácia pela verdade de campo no mapa digital de solos oriundo do modelo simples de árvore de decisão e do originário do modelo de árvore decisão separado por paisagens homogêneas em Cerro Grande do Sul.....	62
Tabela 15 - Graus de limitação dos fatores limitantes para a avaliação da aptidão agrícola das terras	66
Tabela 16 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras produzido a partir do mapa original de Sentinela do Sul e elaborado a partir do mapa digital de solos produzido com a implantação do modelo completo de árvore de decisão.....	68
Tabela 17 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras produzido a partir do mapa original de Sentinela do Sul e produzido a partir do mapa digital de solos elaborado com a implantação do modelo de árvore de decisão divididos em paisagens homogêneas.	68
Tabela 18 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras de Cerro Grande do Sul gerado a partir do MDS com uso conjunto de dois modelos de predição e produzido a partir do mapa digital de solos elaborado com a implantação do modelo simples de árvore de decisão.	70

Lista de Figuras

Figura 1 - Exemplo de AD no qual se busca saber se o paciente está saudável ou doente. Fonte: Baranauskas, 2014.....	20
Figura 2- Esquema explicativo de direção de fluxo. Fonte: <i>ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE</i> , 2010.	26
Figura 3 - Localização dos municípios estudados.....	34
Figura 4 - Geologia da área de estudo.....	35
Figura 5 - Altitude dos municípios de Sentinela do Sul e Cerro Grande do Sul.	36
Figura 6 - Mapa convencional de solos do município de Sentinela do Sul (GIASSON et al, 1996).....	37
Figura 7 - Variáveis utilizadas derivadas do MDE e da malha hidrográfica: a) índice de umidade topográfica; b) orientação das vertentes; c) elevação; d) direção do fluxo; e) distância dos rios; f) fluxo acumulado; g) declividade; h) comprimento do fluxo; i) curvatura.	40
Figura 8 - Área de estudo, na qual os pontos verdes refletem os locais onde foram realizadas as amostras no município de Sentinela do Sul.	41
Figura 9 - Municípios separados por paisagens com diferentes drenagens: a) Cerro Grande do Sul; b) Sentinela do Sul.	43
Figura 10 - Pontos nos quais foram realizadas as observações de campo em Cerro Grande do Sul.	44
Figura 11- Mapas de solos de Sentinela do Sul: a) gerado por mapeamento convencional ; b) gerado por MDS usando um modelo geral para toda a área; c) gerado por MDS com o uso conjunto de dois modelos de predição.....	49
Figura 12 - Mapas de solos gerados por MDS no município de Cerro Grande do Sul: a) usando um modelo geral; b) com o uso conjunto de dois modelos de predição.	57
Figura 13 - Paisagem típica da unidade de mapeamento PT-PL-HGP.	59
Figura 14 - Neossolo Litólico da UM R em Cerro Grande do Sul.....	59
Figura 15 - Argissolo Vermelho da unidade de mapeamento PE-PV encontrado em Cerro Grande do Sul.	60
Figura 16 - Planossolo Háplico da UM PT-PL-HGP em Cerro Grande do Sul.	60
Figura 17 - Paisagem na qual existem Argissolos Vermelho-amarelos, Cambissolos Háplicos e Neossolos Regolíticos.....	64

Figura 18 - Cambissolo Háplico da UM PV-C em Cerro Grande do Sul.	64
Figura 19 - Mapas de aptidão agrícola das terras de Sentinela do Sul: a) criado a partir do mapeamento convencional; b) criado a partir do MDS usando um modelo geral para toda área; c) gerado a partir do MDS com uso de dois modelos de predição.	67
Figura 20 - Mapas de aptidão agrícola das terras de Cerro Grande do Sul: a) criado a partir do modelo de AD completo; b) criado a partir dos modelos de AD separados por paisagens homogêneas.	69
Figura 21 - Perfil de Argissolo Vermelho-amarelo em Cerro Grande do Sul....	71
Figura 22 - Gleissolo Háplico encontrado em terreno plano e de baixa cota em Cerro Grande do Sul.	73

Lista de Siglas

AD: Árvore de decisão.

AG: Acurácia geral.

AM: Acurácia do mapeador.

AMM: Área mínima mapeável

AU: Acurácia do usuário.

ASTER: *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer.*

CSV: *Comma Separated Values.*

CTC: Capacidade de Troca de Cátions.

EMBRAPA: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária.

FAO: *Food and Agricultural Organization.*

HGH: Gleissolo Melânico.

HGP-A: Gleissolo Háptico e Neossolo Flúvico.

IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

IUT: Índice de umidade topográfica.

MDE: Modelo digital de elevação.

MDS: Mapeamento digital de solos.

MG: Minas Gerais

PE-PV: Argissolo Vermelho e Argissolo Vermelho-amarelo.

PT-PL-HGP: Plintossolo Háptico, Planossolo Háptico e Gleissolo Háptico.

PV-C: Argissolo Vermelho-amarelo e Cambissolo Háptico.

PV-C-R: Argissolo Vermelho-amarelo, Cambissolo Háptico e Neossolo Litólico.

PV-PT-PL: Argissolo Vermelho-amarelo, Plintossolo Háptico e Planossolo Háptico.

R: Neossolo Litólico.

RS: Rio Grande do Sul.

SAAAT: Sistema de Avaliação de Aptidão Agrícola das Terras.

SiBCS: Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.

SIG: Sistema de Informação Geográfica.

SP: São Paulo.

SRTM: *Shuttle Radar Topography Mission.*

SWIR: *Shortwave Infrared.*

TIR: *Thermal Infrared.*

UM: Unidade de Mapeamento.

VNIR: *Visible and Near Infrared .*

WEKA: *Waikato Environment for Knowledge Analysis.*

Sumário

1- Introdução	1
2- Referencial Teórico	2
2.1- Definição de solos	2
2.2- Classificação de solos	4
2.3- Levantamento de solos	6
2.4- Relação solo-relevo	10
2.5- O processo de mapeamento de solos	12
2.6- Modelos Digitais de Elevação usados no Mapeamento Digital de Solos	15
2.7- Modelos preditivos em Mapeamento Digital de Solos	17
2.8- Variáveis preditoras usadas no Mapeamento Digital de Solos	24
2.9- Classificação interpretativa dos solos	27
3- Material e métodos	33
3.1- Caracterização da área de estudo	33
3.2- Procedimentos	39
3.2.1- Mapeamento digital de solos	39
3.2.2- Classificação da aptidão das terras	45
4- Resultados e Discussão	46
4.1 – Geração de mapas pedológicos	46
4.1.1- Resultados dos testes de densidade de amostragem	46
4.1.2- Resultados do treinamento e validação dos modelos preditos em Sentinela do Sul	48
4.1.3 - Resultados da extrapolação do mapeamento digital de solos para Cerro Grande do Sul	56
4.2- Aptidão Agrícola das Terras	65
5- Conclusões	75
6- Referências bibliográficas	76
Anexos	86

1- Introdução

No Brasil, a execução de mapeamento de solos em todo o território nacional é uma demanda permanente das instituições de pesquisa e órgãos de planejamento, dado que, quando em escala adequada, é uma importante ferramenta para o planejamento da ocupação racional das terras. É comum a carência dessas informações, já que várias são as limitações para a aquisição de dados de solos ou de seus atributos, entre elas o custo elevado dos levantamentos de solos (MENDONÇA-SANTOS & SANTOS, 2003). Mesmo que apenas uma pequena porção do território brasileiro apresente levantamentos em escalas maiores que 1:50.000, os recursos financeiros destinados à realização de levantamento de solos têm decrescido grandemente (CHAGAS et al., 2011).

A dificuldade na obtenção de informações fez com que poucos utilizem o mapa de solos como base para a tomada de decisão. Em linhas gerais, a organização de planos de ocupação do solo desconsideram a realidade geomorfológica e pedológica para a execução de um projeto. O levantamento de solos é essencial para o planejamento conservacionista de uso e ocupação do solo e pode indicar as terras de maior capacidade produtiva e de maior fragilidade ambiental. Com isso, um mapa de solos pode ser base para criação de um mapa de áreas de proteção e se tornar uma ferramenta para o planejamento, já que orienta na formulação os principais requisitos para a proteção do solo (MOSSIMANN, 1999).

O levantamento de solos, combinado com Sistemas de Informação Geográfica, permite que os planejadores de uso da terra tomem importantes decisões sobre alocação de recursos. Os mapas de solos e as informações descritivas finais são usadas de várias formas práticas, tanto por pedólogos como por não pedólogos (BRADY & WEIL, 2010). Não são poucos os estudos que relacionam a classificação do solos com o seu uso potencial, em diversas regiões do Brasil (KLAMT et al., 1995; CASTRO-FILHO & MUZILLI, 1996; FUJIHARA, 2002; FRANCELENO et al., 2005; PEDRON et al., 2006; ; SÁ, 2007; FERNANDES et al., 2008; AVANZI et al., 2009; BONFATTI, 2012). Os recursos de geoprocessamento são importantes ferramentas de diagnóstico para o planejamento ambiental, utilizado para simular e analisar diversos cenários com

agilidade, transformando uma base de dados heterogênea em informação relevante (DALMOLIN et al., 2004).

O Mapeamento Digital de Solo (MDS) surge como alternativa para aumentar a viabilidade de execução de levantamentos de solos, utilizando-se de informações relacionadas ao relevo para mapear os solos, uma vez que usa Modelos Digitais de Elevação (MDE) como fonte de variáveis preditoras. O desenvolvimento da análise digital do terreno e tecnologias auxiliares tem criado uma oportunidade para novos métodos científicos serem aplicados nos levantamentos de solos (TEN CATEN et al. 2012). Tal técnica é pautada na criação e alimentação de sistemas espaciais de informações de solos, por meio de modelos numéricos para inferência das variações espaciais dos tipos de solos ou de suas propriedades, a partir de observações e conhecimento dos solos e de variáveis ambientais correlacionadas (LAGACHERIE & McBRATNEY, 2007).

No atual estágio de desenvolvimento do MDS, além da carência da definição de diversos procedimentos metodológicos, nota-se que normalmente os testes de MDS tentam reproduzir mapas de uma área, poucas vezes ocorrendo a extrapolação para áreas adjacentes das relações solo-paisagem a partir de uma área de referência. Ademais, tem-se usado o MDS para mapear apenas classes e propriedades dos solos, não sendo usado para mapear a aptidão agrícola das terras. Quando são necessários mapas interpretativos, talvez a sua criação a partir da reclassificação do MDS possa gerar mapas adequados para uso.

Este estudo objetiva testar metodologias de MDS com extrapolação para área fisiograficamente semelhante e comparar mapas de aptidão agrícola gerados pela reclassificação do mapa convencional e de mapas gerados por MDS. Tendo em vista a escassez de dados existentes na Encosta do Sudeste do Rio Grande do Sul, o trabalho foi realizado nos municípios de Sentinela do Sul e Cerro Grande do Sul.

2- Referencial Teórico

2.1- Definição de solos

O solo, juntamente da luz solar, o ar e a água, é uma dos quatro condicionantes da vida na Terra (LEPSCH, 2002). A Pedologia, que notabilizou-se como ciência por volta da segunda metade do século XIX, estuda o solo como um verdadeiro e peculiar corpo vivo da natureza. No entanto, antes de chegar à condição de ser estudado na conformação de uma ciência, com seus vários ramos, muitas vezes o solo foi considerado um simples meio de suporte às plantas, ou um mero fornecedor de elementos nutritivos, ou ainda um simples manto de intemperismo das rochas (ESPINDOLA, 2008).

Neste sentido, a definição de solo varia de acordo com a especialidade, formação, utilidade e ponto de vista com que tal recurso é analisado. Multiplicidades de características surgem em função da abordagem utilizada. Enquanto para um agrônomo o solo é a base para o crescimento de vegetais, para o engenheiro civil é o suporte para sua construção; já para o geólogo é o produto do intemperismo das rochas (MILLER, 1993). Para os geógrafos, é o suporte onde as sociedades humanas se estruturam, extraem os recursos para a sobrevivência e organizam o espaço físico territorial.

O pedólogo pode provir de diversas formações, requerendo usualmente uma formação adicional, para adquirir conhecimentos adequados, mormente para trabalhos de campo (ESPINDOLA, 2008). Para este profissional, o solo é a coleção de corpos naturais dinâmicos, que contém matéria viva, e é oriundo da ação do clima e da biosfera sobre a rocha, na qual a transformação em solo se realiza durante certo tempo e é influenciada pelo tipo de relevo (FONSECA, 2009).

O paradigma de gênese do solo concebido por Dokuchaev (1883) e equacionado por Jenny (1941), ainda que com algumas limitações, fornece uma estrutura conceitual para o entendimento da formação do solo (KÄMPF & CURI, 2012b). Isto é, entende-se o solo como um corpo natural organizado (DOKUCHAEV, 1883), no qual o clima e os organismos são fatores ativos que atuam durante determinado tempo e em certas condições de relevo sobre o material de origem, que é fator de resistência (LEPSCH, 2002).

Neste entendimento, os solos comportam-se como sistemas abertos, na medida em que ganham e perdem matéria e energia, ajustando-se à variação dos fluxos de massa e energia, gradientes termodinâmicos e outras condições ambientais exógenas (GUERRA & MENDONÇA, 2010). Especialmente, o solo é

um corpo natural tridimensional com características próprias, ocupando uma seção definida na paisagem. Isto indica que o mesmo apresenta uma distribuição espacial, ocupando volume, e que suas características transicionam para solos diferentes adjacentes ou para outras formações que não são solos, como rochas e corpos aquáticos (SCHNEIDER et al., 2007b).

Neste contexto, a Pedologia é o ramo da Ciência do Solo que focaliza a pedogênese e ocupa-se da identificação e caracterização dos solos, sua classificação e espacialização na paisagem.

2.2- Classificação de solos

Para executar um mapeamento de solos, é necessário que o mesmo seja baseado em um sistema de classificação de solos. Esta classificação é realizada para organizar o conhecimento que se tem a respeito dos solos e facilitar o acesso ao grande número de informações disponíveis. A classificação consiste em agrupar os solos em classes de acordo com as suas semelhanças entre si e, ao mesmo tempo, separar em classes distintas conforme suas diferenças. Os critérios utilizados para a classificação dos solos são as características e propriedades (morfológicas, físicas, químicas e mineralógicas) consideradas importantes para a interpretação de seu uso agrícola e não agrícola. Eventualmente, o avanço do conhecimento a respeito dos solos pode exigir uma renovação da classificação (STRECK et al., 2008).

A classificação não é uma verdade que se procura, mas, sim, um artifício criado pelo homem para servir de ferramenta, aperfeiçoável com o tempo, para realizar uma função. Quando aplicada em mapa de solos, reveste-se de grande importância, uma vez que faz a ligação entre a legenda e o corpo real existente na paisagem expresso pelos delineamentos contidos nos mapas. Ainda assim, mesmo na ausência do mapa, a identificação da classe no campo (talvez usando até indicadores locais, extrataxonômicos) pode ser útil na transferência de conhecimento (RESENDE et al., 2012). Enquanto os sistemas de classificação técnicos, que objetivam interpretar o potencial de uso da terra, têm sido usado desde o surgimento da agricultura, os sistemas taxonômicos foram desenvolvidos mais recentemente (ANJOS et al., 2012).

A classificação é, portanto, um meio de comunicação, uma síntese sistemática de tudo o que se sabe sobre os solos. A FAO (*Food and Agricultural Organization*) publicou em 1974 o mapa de solos do mundo para um melhor entendimento dos problemas da “geografia da fome”. Para este trabalho utilizou-se uma classificação especial de solos, a classificação da FAO. Entretanto, o sistema de classificação mais desenvolvido é o dos Estados Unidos da América (*Soil Taxonomy*), que está estruturado na forma de ordens, subordens, grandes grupos, subgrupos, famílias e séries (RESENDE et al., 2007).

Assim, a comunidade técnica e científica usuária da Pedologia dispõe destes dois sistemas classificatórios taxonômicos com propósitos universais, que foram sendo aprimorados ao longo de muitos anos, com o apoio de órgãos internacionais que se ocupam dessas atividades. Ressalta-se o contínuo aperfeiçoamento dos sistemas, com modificações inseridas, quando necessário (ESPINDOLA, 2008). Todavia, o sistema americano é pouco desenvolvido no que se refere à inclusão de algumas classes de solos de ocorrência em ambiente tropical. Por isso cada país tende a desenvolver um sistema de classificação próprio que mais se ajuste às suas condições e que, ao mesmo tempo, estabeleça relações com as classes dos dois sistemas supracitados (RESENDE et al., 2007).

Os conceitos centrais do antigo sistema americano formam a base da atual classificação brasileira, cuja esquematização atual descende de modificações de critérios, alteração de conceitos, criação de classes novas, desmembramentos de algumas classes originais e formalização de reconhecimento de subclasses de natureza transicional ou intermediárias (SANTOS et al., 2006). Em continuidade aos primeiros levantamentos efetuados pela Comissão de Solos no Brasil, os diversos conhecimentos sobre os avanços na taxonomia norte americana e da FAO foram sendo inseridos na Pedologia nacional, com ampla atuação da Embrapa e do Radambrasil nos mapeamentos de grandes regiões ou estados federativos (ESPINDOLA, 2008).

No decorrer do XXVII Congresso Brasileiro de Ciência do Solo, realizado em Brasília-DF em 1999, foi apresentado à comunidade científica o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos, em sua primeira versão (EMBRAPA, 1999). Em 2006 lançou-se seu aprimoramento (SANTOS et al., 2006). Datam da década de 1970 as primeiras tentativas da EMBRAPA (Empresa Brasileira de

Pesquisa Agropecuária) de estruturar um sistema de classificação que fosse hierárquico, multicategórico e aberto, elaborando-se sucessivas aproximações. O sistema de hoje é fruto do aprimoramento dessas aproximações e é dotado de nomenclatura própria e está estruturado até o quarto nível categórico (ordem, subordem, grande grupo e subgrupo), dos seis previstos (IBGE, 2007). O último aprimoramento do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos foi lançado em 2013 (SANTOS et al., 2013).

Neste sentido, nota-se que classificação taxonômica dos solos é a base para o levantamento de solos.

2.3- Levantamento de solos

Os levantamentos de solos apresentam não apenas a distribuição espacial das diferentes classes de solos, mas também a sua descrição e interpretação, fornecendo, portanto, informações imprescindíveis para a tomada de decisões concernentes tanto às áreas agrícolas como urbanas (LEPSCH, 2011).

O levantamento de solos é um prognóstico da distribuição geográfica dos solos como corpos naturais, determinados por um conjunto de relações e propriedades observáveis na natureza. Ele identifica e separa unidades de mapeamento, prevê e delinea suas ocorrências nos mapas. Assim sendo, pode-se dizer que o levantamento pedológico trabalha com unidades de mapeamento gerando como produto final mapas e relatórios (EMBRAPA, 1995).

O elo entre a classificação de solos e o levantamento fica estabelecido no momento em que solos semelhantes quanto às propriedades consideradas são reunidos em classes. As classes de solos combinadas com informações e relações do meio ambiente constituem a base fundamental para composição de unidades de mapeamento (UM). Assim, a unidade de mapeamento é o agrupamento de área de solos, estabelecido para possibilitar a representação em bases cartográficas e mostrar a distribuição espacial, extensão e limites dos solos (IBGE, 2007).

A dificuldade no levantamento de solos consiste em mapear algo que não se vê e que, além disso, varia contínua e gradualmente. Mesmo assim, faz-se um mapa de classes de solos. Este, por sua vez, é dividido em unidades de

mapeamento, na qual representa-se graficamente uma unidade taxonômica que é identificada pela classe dominante.

As UMs podem ser formadas por uma ou mais unidades taxonômicas. Quando formada por uma única unidade taxonômica dominante tem-se uma unidade de mapeamento simples. Conforme o tipo de levantamento de solos, a unidade de mapeamento simples deve apresentar uma determinada proporção mínima de uma única unidade taxonômica (Tabela 1). O restante da área da unidade de mapeamento é constituída por inclusões de outras unidades taxonômicas ou variações da unidade taxonômica dominante (BRADY & WEIL, 2010).

Tabela 1 - Proporção mínima da unidade taxonômica para constituir uma unidade de mapeamento simples conforme o tipo de levantamento. Fonte: IBGE, 2007.

Tipos de levantamento	Unidade taxonômica predominante (%)	Inclusões (%)
Ultra-detalhado	85	15
Detalhado	80	20
Semi-detalhado	75	25

Já as unidades de mapeamento combinadas indicam que não há uma unidade taxonômica única predominante, com um mínimo de 70% dos pedons de uma unidade de mapeamento (REZENDE et al., 2007). As unidades combinadas podem ser de três tipos: associação, complexo e grupo indiferenciado.

A associação de solos é um grupamento de duas ou mais unidades taxonômicas distintas que ocorrem associadas geográfica e regularmente segundo um padrão bem definido, ocupando diferentes posições na paisagem; o complexo de solos é uma associação de duas ou mais unidades taxonômicas cujo arranjo geográfico intrincado impossibilita sua separação mesmo em levantamentos mais detalhados; os grupos indiferenciados de solos são constituídos pela combinação de duas ou mais unidades taxonômicas com semelhanças morfogenéticas e, portanto, pouco diferenciadas, permitindo práticas de uso e manejo similares (IBGE, 2007).

Em um levantamento de solos, a densidade de observações é função do maior ou menor grau de heterogeneidade da área de trabalho, da escala final do mapa de solos, dos objetivos do levantamento, e da fotointerpretação do material básico, além da experiência de campo e do conhecimento prévio da área por parte da equipe executora (IBGE, 2007). Os levantamentos podem ser elaborados para objetivos distintos e com diferentes níveis de informação, que irão exigir intensidades de prospecção e graus de precisão distintos (DALMOLIN et al., 2004). De acordo com o grau de detalhamento, o objetivo e o modo de execução, são diferenciados os seguintes tipos de levantamentos de solos: exploratório, reconhecimento (de baixa, média e alta intensidade), semidetalhado, detalhado e ultradetalhado (Tabela 2).

Tabela 2 - Relação entre escala do mapa e área mínima mapeável de diversos tipos de levantamento de solos. Fonte: IBGE, 2007.

Níveis de detalhamento	Escalas usuais	Área mínima mapeável (ha)
Ultradetalhado	1:500 – 1: 5.000	0,001 – 0,10
Detalhado	1:7.000 – 1.20.000	0,19 – 1,60
Semidetalhado	1: 25.000 – 1:50.000	2,50 - 10
Reconhecimento	1: 50.000 – 1: 750.000	10 – 2.250
Exploratório	1:750.000 – 1: 2.500.000	2.250 – 25.000

Os levantamentos exploratórios são efetuados em áreas de grande extensão ainda não desbravadas ou atualmente pouco utilizadas, onde não há necessidade ou condições de se efetuar levantamentos mais caros e demorados. Objetivam dar uma noção generalizada dos solos e do seu potencial para verificar quais as áreas mais interessantes para levantamentos mais detalhados (IBGE, 2007).

Os levantamentos de reconhecimento objetivam uma avaliação generalizada do potencial agrícola de determinada região, visando o planejamento do desenvolvimento de novas áreas, a intensificação do uso de áreas já utilizadas, a seleção de áreas para a instalação de núcleos de colonização e estações experimentais. Tal levantamento se divide em

reconhecimento de baixa, média e alta intensidade (IBGE, 2007; BAZAGLIA-FILHO, 2012)

Os levantamentos semidetalhados são utilizados para mapeamentos regionais ou municipais, tendo em vista a seleção de áreas com maior potencial de uso intensivo da terra e para identificação de problemas localizados, planejamentos gerais de uso e conservação dos solos (EMBRAPA, 1995).

Nos levantamentos detalhados as unidades de mapeamento são bastante homogêneas. Estes levantamentos são utilizados para o planejamento de uso e manejo da terra, projetos conservacionistas, projetos de irrigação e outros que exigem elevado número de informações (OLMOS, 1983).

Os levantamentos ultradetalhados são executados em áreas pequenas para planejamento de sistemas agrícolas sofisticados, em áreas urbanas e industriais, em projetos especiais de irrigação e em áreas experimentais de pesquisa (IBGE, 2007).

Os levantamentos de reconhecimento de solos representam uma etapa importante no inventário do recurso solo de um estado. Porém, completada esta etapa, cabe direcionar os investimentos para mapas em escalas maiores, detalhados ou semidetalhados, essenciais para fins de planejamento de solos em nível de propriedades rurais, microbacias hidrográficas ou municípios. Destaca-se, com isso, que o procedimento de ampliar mapas de pequena escala não permite identificar e delinear solos que não foram representados nos mesmos (DALMOLIN, et al., 2004).

O levantamento de solos deve levar em consideração as necessidades do usuário dos produtos a serem gerados. Tão importante quanto a acurácia das propriedades do solo representadas no mapa, é o atendimento às demandas de informações sobre o solo, para que seu uso se dê baseado em decisões acertadas quanto ao gerenciamento dos recursos naturais (TEN CATEN, 2008). É necessário que encontre os usuários potenciais para que os levantamentos pedológicos possam gerar mapas interpretativos. Contudo, o levantamento de solos não tem produzido os tipos de dados exigidos pelos usuários (ZHU et al., 1997).

A Comissão de Solos do Serviço Nacional de Pesquisas Agronômicas (Ministério da Agricultura), instituída em 1947, começou a desenvolver levantamentos de reconhecimento em níveis estaduais. Os trabalhos de campo

eram elaborados em folhas topográficas dos municípios (1:100.000), para posterior reunião e publicação na escala 1:500.000. A partir de 1960 uma intensa busca de assessoria científica em universidades e institutos de pesquisa foi empreendida pelo setor privado, principalmente pelas usinas de cana-de-açúcar (ESPINDOLA, 2008).

Como os levantamentos de reconhecimento já cumpriram suas finalidades, as necessidades de hoje se alteraram, alguns órgãos já foram extintos e alguns trabalhos não forneceram informações de qualidade, hoje a procura por levantamento de solos é restrita. O levantamento de solos deve ser interpretado para finalidades específicas para não ficar relegado e incompreensível. Sendo assim, uma tendência que se observa para os rumos do levantamento pedológico é seu uso para a análise em detalhe voltada a propósitos mais específicos, tais como o uso e manejo adequado do solo, de preferência com monitoramento de certos atributos: densidade, porosidade, compactação, permeabilidade, condutividade hidráulica, agregação/estrutura, nutrientes etc (ESPINDOLA, 2008).

Nota-se, com isso, que o mapa pedológico é o início de uma série de produtos que podem ser dele derivados. A finalidade e a utilização do mapa deve ser requerida pelo usuário e é comum que entre o pedólogo e o utilizador final exista um outro profissional. Este pode ser o responsável pela interpretação requisitada pelo usuário final, visando a ocupação territorial de maneira racional.

2.4- Relação solo-relevo

O fato da Pedologia ter emergido como ciência autônoma desvinculada de outra ciência, como por exemplo a geomorfologia, trouxe problemas ligados à interpretação da dinâmica das paisagens. Se ambas tivessem estado desde o início coligadas, certamente os avanços teriam sido maiores. Ao se atribuir às modificações do “nível de base” locais ou regionais o papel de esculturação de novas formas (morfogênese), teria-se que passar, obrigatoriamente, pelas

modificações impostas ao solo (pedogênese), estas, sim, responsáveis pelos agentes de modelagem, por intermédio das variações da relação infiltração-delúvio. Apenas nos anos 1960 o professor José Pereira de Queiroz Neto passou a trabalhar juntamente com o geógrafo Antonio Christofolletti e marcou o início da relação entre as duas ciências no Brasil (ESPINDOLA, 2008). Contudo, esta ligação tardia e a conseqüente falta de conhecimento relacionado à geomorfologia, faz com que, no geral, os pedólogos se preocupem exclusivamente com a forma do relevo, ignorando sua gênese, composição e processos que nela atuam. Isto é, trabalha-se apenas com parte da ciência geomorfológica, o que dificulta o entendimento da gênese dos solos.

Há efeitos diretos do relevo nos processos de formação dos solos e efeitos indiretos por meio da influência do relevo em outros fatores ambientais (KÄMPF & CURI, 2012b).

O fator relevo promove no solo diferenças que podem ocorrer a distâncias relativamente pequenas. Influencia na dinâmica da água e da erosão, na distribuição da luz e na altitude e, por conseguinte, nos microclimas e na temperatura do solo e velocidade da meteorização. Exemplificando, os solos formados em declives muito íngremes podem apresentar, localmente, condições de clima semi-árido, mesmo que estejam em regiões úmidas (PALMIERI & LARACH, 2009).

Porém, correlações entre configuração do terreno e classes de solos e/ou características de solos são válidas para condições fisiográficas específicas. O aspecto relevo local tem marcantes influências nas condições hídricas e térmicas dos solos e, por conseguinte, no clima do solo. Estas influências se refletem, principalmente, em microclimas e na natureza da vegetação natural e em características e propriedades dos solos (PALMIERI & LARACH, 2009).

Sendo assim, diferentes tipos de solos em diferentes posições do relevo podem revelar que os processos de formação também foram diferentes para cada segmento de uma vertente. Assim, o ombro de uma encosta é caracterizada pela erosão, a sua parte intermediária é marcada pelo transporte de sedimentos, ao passo que, o sopé, pela deposição de materiais. Isto é, na parte superior da vertente, a intensidade da chuva supera a velocidade de infiltração, produzindo um fluxo excedente, o qual se desloca como fluxo laminar. Ao aumentar a quantidade de água e as irregularidades do terreno, na meia

encosta, o fluxo se concentra, a princípio dando lugar a canais de pequena largura e profundidade, os quais evoluirão para canais mais profundos vertente abaixo. O segmento de base da vertente constitui-se de uma zona de depósito (CHRISTOFOLLETI, 1980)

Com isso, em muitas situações o desenvolvimento do solo ocorre em resposta ao modo como a água se move, através e sobre a paisagem. Os atributos do terreno podem caracterizar os caminhos do fluxo e as interações com os atributos do solo (CHAGAS et al., 2010b), estabelecendo uma topossequência (LEPSCH & BUOL, 1974).

Neste sentido, sabe-se que clima, organismos, relevo, material de origem e o tempo atuam juntos, configurando os processos formadores do solo. Todavia, o mapeamento de solos baseia-se na interpretação das variações desses fatores de formação e o entendimento de sua influência na distribuição dos solos na paisagem, no qual o relevo é útil para se dividir a superfície em unidades de características qualitativamente homogêneas. Isto é, pode ser útil como ferramenta na distinção de ambientes pedogenéticos, o que facilita o processo de mapeamento de solos (LAMMERS & JOHNSON, 1991).

2.5- O processo de mapeamento de solos

O pedólogo, ao efetuar um levantamento de solos, relaciona, mentalmente, dados ambientais espaciais para estabelecer um padrão de distribuição das unidades de solo em uma área; logo, a integração de dados de fontes variadas no mapeamento de solos é tarefa moldada para sistemas de informações geográficas (SIG). Os projetos desenvolvidos em SIG apresentam, como principal proposta, a combinação de dados espaciais com o objetivo de descrever e analisar interações, de modo a fazer previsões pelos modelos prospectivos empíricos e fornecer apoio para a definição de classes, unidades ou sítios de interesse (NOLASCO-CARVALHO et al., 2009).

Os novos pedólogos devem possuir conhecimento para realizar levantamento de solos por metodologias convencionais e por mapeamento digital de solos (MDS). Ambas metodologias são complementares: aquele produz as informações que são utilizadas para treinar os modelos e predizer classes e

propriedades de solos em áreas não mapeadas, ao passo que este visa mapear grandes áreas otimizando recursos (TEN CATEN, 2011c).

O método clássico ou convencional de levantamento e mapeamento de solos é chamado de modelo *Clorpt*, estabelecida por Dokuchaev nos primórdios da Ciência do Solo, a qual estabelece que o solo é o resultado da interação entre cinco fatores: clima (*Climate* - C), organismos (*Organisms* - O), relevo (*Relief* - R), material de origem (*Parent material* - P) e tempo (*Time* - T). Os quatro primeiros fatores interagindo no tempo, criam uma série de processos específicos que levam à diferenciação em horizontes e, conseqüentemente, à formação do solo (MENDONÇA-SANTOS & SANTOS, 2003).

O mapeamento convencional de solos envolve a interpretação preliminar de fotografias aéreas ou de produtos de sensoriamento remoto da área a ser mapeada. Em seguida, são feitas incursões ao campo para identificação das unidades de mapeamento, delimitação e descrição das mesmas, e amostragem, gerando assim uma legenda preliminar de solos da área. Na medida em que avançam os trabalhos de campo, é feita uma contínua atualização da legenda preliminar, seja incluindo unidades ou excluindo outras. Durante as atividades de campo são feitas correlações dos solos com geologia e provável material de origem, cobertura vegetal, topografia, declividade. Depois do delineamento das unidades de mapeamento, estão identificadas, quase sempre, com o nome de um classe de acordo com um sistema de classificação (BAZAGLIA-FILHO, 2012).

O mapeamento de solos, portanto, exige grande conhecimento deste recurso por parte do pedólogo que irá realizá-lo. Mapear os solos não é apenas uma profissão; muitos diriam que é um estilo de vida. Trabalhando muitas vezes sozinho, ao ar livre, em todos os tipos de terreno, e carregando todo equipamento necessário, o pedólogo identifica as verdades de campo para serem integradas com os dados de satélites e laboratórios. Os mapas de solos e as informações descritivas finais são usadas de várias formas práticas, técnica e cientificamente (BRADY & WEIL, 2010).

Atrelado ao conhecimento do sistema solo, o MDS deve otimizar os levantamentos de solos. Tal técnica é recente no Brasil, uma vez que a primeira publicação no Brasil referente ao assunto foi realizada apenas em 2006 (GIASSON et al., 2006). Esta surge tendo em vista uma solução para as incertezas inerentes ao método tradicional, a fim de descrever, classificar e

estudar os padrões de variação espacial dos solos na paisagem, objetivando melhorar o conhecimento da variabilidade espacial dos solos, da precisão e da qualidade da informação, por meio de diversas técnicas quantitativas (WEBSTER, 1984). Aplica-se, portanto, métodos matemáticos para explicar a distribuição dos solos.

Sendo assim, o MDS é pautado na geração de sistemas de informações que permitem estabelecer relações matemáticas entre variáveis ambientais e solos e, dessa forma, prever a distribuição espacial das classes ou propriedades de solos (GIASSON et al., 2013). Tal fato torna os levantamentos mais quantitativos e possibilita avaliar as incertezas inerentes à amostragem.

Visando suprir a escassez de mapas de solos em grande escala em muitos países, Lagacherie et al. (1995) propuseram a automatização do método da área de referência proposto por Favrot (1981). Neste sentido, o MDS permite a extrapolação das relações solo-paisagem de uma área mapeada, definida como área de referência, para regiões semelhantes fisiograficamente. Com isso, pode-se selecionar pontos de observação e prever qual unidade de solo ocorre em áreas não observadas (LAGACHERIE et al. 1995).

Os pedólogos brasileiros estão, gradativamente, aderindo ao MDS. Isso significa que cresce o interesse da comunidade científica nacional em utilizar tal abordagem na produção de informações e conhecimentos sobre o solo. Para tanto, é necessária qualificação. Esta deve contemplar conhecimentos matemáticos e estatísticos, mas, principalmente, pedológicos. E por esse motivo os pedólogos convencionais são fundamentais para que os produtos do MDS não se tornem apenas produtos teóricos, mas que também gerem e aperfeiçoem nosso conhecimento a respeito do solo e suas interações com o ambiente. Isto é, precisa-se de modelos pedológicos que sejam matematizáveis (ROSA, 2012).

Como limitações, destaca-se, que não há ainda um conhecimento sistematizado sobre a variabilidade espacial do solo e, especialmente para o MDS, não existe uma metodologia padrão de trabalho.

Dentro do possível, deve-se padronizar nossos métodos e procedimentos de mapeamento de solos. Tal diversidade já era comum no mapeamento convencional de solos e parece estar presente também no MDS. Historicamente isso causou problemas na organização e comparação dos dados. Além disso, é

essencial que se forneça para a sociedade critérios sólidos e racionais que justifiquem o financiamento de projetos de MDS no Brasil (ROSA, 2012).

2.6- Modelos Digitais de Elevação usados no Mapeamento Digital de Solos

Em revisão bibliográfica, ten Caten (2011c) constatou que o fator de formação relevo foi empregado na totalidade dos estudos de MDS analisados. Possivelmente isso se deva a sua ampla disponibilidade pelo uso de Modelo Digital de Elevação (MDE) oriundo do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) e de cartas topográficas, além da ausência de informações em grandes escalas dos demais fatores de formação do solo. Também contribui para sua aplicação a possibilidade de derivar a partir do MDE um grande número de covariáveis preditoras, a clara relação existente entre o relevo e o padrão de distribuição espacial das classes de solos, além da resolução espacial dos arquivos *raster* associados a este fator.

Neste sentido, o MDE é um plano de informação que descreve a altitude, ponto a ponto, de uma determinada área. Ele pode ser gerado a partir de diferentes fontes de dados: medidas de campo com GPS em modo diferencial, cartas topográficas ou sensoriamento remoto (FLORENZANO, 2008b).

Apesar dos dados oriundos de MDEs apresentarem limitações a uma condição ideal de uso (escala, resolução e precisão), sua disponibilidade, associada ao baixo custo de obtenção e de manipulação, torna a modelagem de tais bases uma alternativa viável na aplicação de métodos paramétricos para o estudo do terreno (VALERIANO, 2008). A praticidade destaca-se ainda mais com o uso de MDEs oriundos de sensoriamento remoto, já que tais produtos encontram-se disponíveis gratuitamente na internet.

Os produtos SRTM são sensores de visada vertical e lateral, logo, são capazes de reproduzir altitudes. Isto é, são modelos digitais de elevação que representam em três dimensões espaciais o relevo, latitude, longitude e altitude. As imagens SRTM que recobrem a maioria das regiões globais possuem uma resolução espacial de aproximadamente 90 metros (3 *arcsecond*) e estão em WGS 84 (CARVALHO & BAYER, 2008). Por ser imagen de radar, os dados

SRTM podem apresentar valores falsos (positivos e negativos), ou seja, apresentam muitas imperfeições as quais são representadas por presença de falsas depressões, picos anômalos, principalmente nas proximidades do mar.

O MDE Topodata foi gerado pelo processamentos digitais do MDE do SRTM. Os dados disponíveis do Topodata sofreram correções, incluindo informações em pontos/áreas anteriormente com ausência de dados. Estes passaram por um processamento computacional para refinamento no tamanho da célula para aproximadamente 30 m. O refinamento foi realizado a partir de interpolação de todo o universo de dados pelo método de krigagem, processo embasado na análise geoestatística da variabilidade dos dados. Além dos dados de entrada, o processo demanda informações geoestatísticas (coeficientes) que controlam a distribuição dos pesos para o cálculo dos valores interpolados (VALERIANO & ROSSETTI, 2011). Desde que lançado, em 2008, o processamento dos dados foi sucessivamente inspecionando e revisado, tendo em vista aprimoramentos e correções (NEUMANN, 2012).

O sensor ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) é um dos instrumentos a bordo do Satélite TERRA (EOS-AM1) em funcionamento desde 1999. O ASTER consiste em três subsistemas de sensores: VNIR (*Visible and Near Infrared*), SWIR (*Shortwave Infrared*) e TIR (*Thermal Infrared*). As imagens ASTER apresentam 14 bandas ou canais espectrais dando cobertura radiométrica desde o espectro visível até o espectro do infravermelho térmico. Para a geração da imagem MDE, as bandas utilizadas são as do subsistema VNIR, o qual captura dados no espectro visível nas bandas do verde (Banda 1: 0.52 - 0.60 μm), vermelho (Banda 2: 0.63 - 0.69 μm) e na banda do infravermelho próximo (Banda 3: 0.76 - 0.86), com uma resolução espacial de 15 metros na direção vertical (PARMA, 2007). Os dados das imagens são adquiridos com um ângulo de retrovisada de aproximadamente 28°, o que permite a construção de pares estereoscópicos para cada imagem e geração dos modelos de elevação (ABRAMS et al., 1999) Como desvantagem, há a possibilidade de falhas de correlação causadas por, por exemplo, coberturas de nuvens, prédios e matas nas imagens de entrada (RODRIGUES et al., 2010).

Erros em MDEs gerados a partir de dados de sensoriamento remoto podem ser atribuídos a muitos fatores, como: ruídos nos processos de aquisição e transferência de dados, erros na geometria da órbita ou, ainda, a presença de

nuvens nas imagens e características do terreno (CHAGAS et al., 2010a). Portanto, a qualidade de um MDE pode variar de local para local.

Giasson et al. (2013) testaram três MDEs (ASTER GDEM, SRTM e SRTM V3) para realizar MDS na Bacia do Lageado Grande, Rio Grande do Sul. Todavia, não encontraram evidências de desvantagens no uso de nenhum deles. Cavazzi et al. (2013), em estudo na Irlanda, comparando a aplicação de MDEs em três locais distintos, concluíram que nem sempre os MDEs com melhores resoluções espaciais são os melhores, já que seu melhor potencial depende da morfologia da paisagem captada. Melgaço et al. (2005), em estudo na região de Uberaba/MG, não obtiveram diferenças consideráveis na comparação entre os valores obtidos, na mesma área, por sensores ópticos e por radar.

2.7- Modelos preditivos em Mapeamento Digital de Solos

No MDS usam-se modelos preditores que devem ser treinados. Para tanto, utiliza-se uma variável dependente com informação sobre as classes de solo que pertencem a cada uma das unidades da amostra de treino. Sendo assim, é necessário que haja um mapa de solos para que se realize o treinamento. Como é necessário exemplos para o aprendizado dos modelos, essas técnicas são conhecidas como classificadores supervisionados.

No tocante às funções matemáticas empregadas, diversas são as possibilidades de mineração de dados para a realização do MDS. Destacam-se as técnicas de regressões lineares múltiplas, regressões logísticas múltiplas, técnicas geoestatísticas, lógica difusa, redes neurais e árvores de decisão.

Entre as funções matemáticas utilizadas, houve inicialmente o predomínio do emprego da técnica de regressões logísticas (TEN CATEN, 2011c). As regressões logísticas múltiplas, através de uma relação linearizada entre covariáveis predictoras e classes de solos, geram um valor de pertinência para cada classe de solo a ser mapeada sobre a paisagem. Isto é, trata-se de relações entre as variáveis independentes oriundas do terreno e os tipos de solos (GIASSON et al., 2006). A variável resposta é discreta e as variáveis independentes podem ser discretas ou contínuas. As regressões logísticas podem estabelecer relações matemáticas entre uma, duas ou mais variáveis

preditoras contínuas e até mesmo com variáveis descontínuas com uma variável resposta descontínua (NEUMANN, 2012).

As regressões lineares múltiplas consideram a existência de uma relação linear entre a variável dependente e duas ou mais variáveis independentes. Tais regressões calculam por meio de um método de mínimos quadrados o “grau de associação” entre a variável dependente e as variáveis independentes e é expresso pelo coeficiente de determinação (R^2) (SARMENTO, 2010).

A geoestatística analisa dados que possuem dependência espacial. O mapeamento geoestatístico trata, portanto, da produção analítica de mapas utilizando observações de campo, informações auxiliares e um programa de computador que calcula valores de localização nos locais de interesse (MENDONÇA-SANTOS & SANTOS, 2003). Geralmente esses trabalhos são desenvolvidos em áreas de pequena extensão (ROSA, 2012), por necessitarem de grande densidade amostral.

Na lógica difusa, as variáveis de entrada são relacionadas a uma variável de saída esperada. Ela permite a locação de indivíduos em função de seu grau de pertinência à cada classe de solo mapeada (FIGUEIREDO, 2006). Conjuntos difusos são conjuntos sem fronteiras, nos quais a transição entre membros e não membros de uma posição no conjunto é gradual, representada por uma função de pertinência (SARMENTO, 2010).

No que se refere às redes neurais, tratam-se de algoritmos de aprendizagem indutiva que tentam construir um modelo matemático que supostamente trabalha de maneira análoga à do cérebro humano. Em uma rede neural artificial existem neurônios para a recepção dos dados, outros para o seu transporte e armazenamento, e um terceiro grupo para a divulgação externa da informação (CHAGAS et al., 2011).

Em relação às árvores de decisão (AD), estas podem ser consideradas como um tipo de chave taxonômica múltipla automatizada. A classificação se executa respondendo uma série de questões sobre os atributos observados (MENDONÇA-SANTOS & SANTOS, 2003). Em cada nível de uma árvore, um problema mais complexo de classificação é decomposto em subproblemas mais simples. Isto traduz-se na geração de nós descendentes nos quais a heterogeneidade da variável a prever é mais atenuada, podendo as previsões serem efetuadas com menos riscos, para cada um desses nós (RODRIGUES,

2005). O algoritmo seleciona o melhor atributo para repartir as instâncias e criar o nó de decisão correspondente (TOM, 1997).

As ADs são formadas por ramificações de uma árvore que representam regras de classificação com base na composição de informações das distribuições isoladas de cada variável. Observando os valores dessa variável, divide-se a região de valores em duas subregiões, por meio de uma pergunta que é respondida em termos de “sim” e “não”. No segundo momento, uma outra variável é analisada em cada uma das subregiões e dividida em mais duas partes através do mesmo critério. A árvore se encerra quando os nós possuem apenas uma classe (COELHO, 2010). Cada nó folha está associado a uma classe e cada percurso na árvore (da raiz a um nó folha) corresponde a uma regra de classificação.

Em outras palavras, no MDS, as ADs estabelecem relações entre as variáveis preditivas e as unidades de mapeamento de solos e separam os valores em grupos homogêneos. Elas tomam como entrada uma situação descrita por um conjunto de atributos e retornam uma decisão. O algoritmo considera três critérios possíveis para selecionar a melhor partição de dados, sendo que a entropia é a mais usada. Sinteticamente, quanto menor a entropia, isto é, a aleatoriedade da informação gerada pelo atributo, menor a impureza de uma coleção arbitrária de amostras e, com isso, maior o ganho de informação. O atributo com maior ganho de informação será a raiz da árvore. Cada nó de decisão contém um teste em um atributo, enquanto cada ramo descendente corresponde a um possível valor deste atributo. O nó folha está associado a uma classe e o percurso do nó raiz até um nó folha corresponde a uma regra de classificação.

No exemplo exposto na Figura 1, o item “paciente se sente bem” é a raiz e as folhas são os itens “doente” e “saudável”. Os nós são os outros atributos, enquanto os ramos são as características de tais atributos.

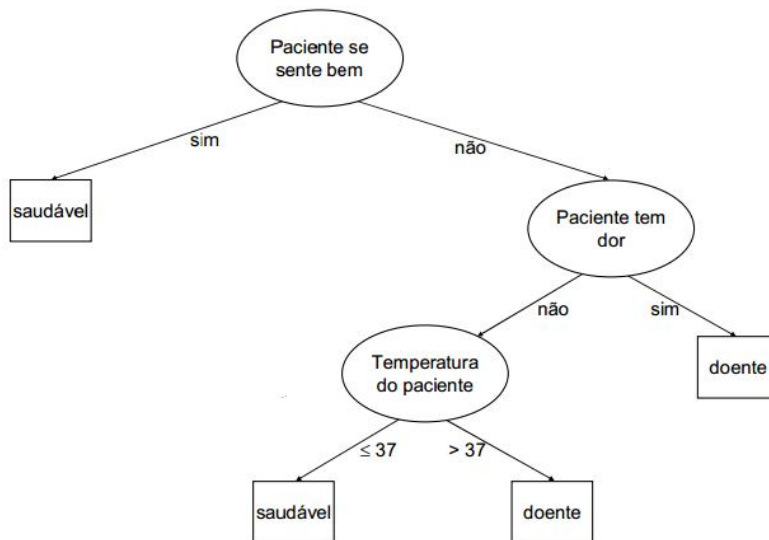


Figura 1- Exemplo de AD no qual se busca saber se o paciente está saudável ou doente. Fonte: Baranauskas, 2014.

No MDS, as folhas são as unidades de mapeamento de solos. Os nós de decisão são as variáveis ambientais utilizadas e, os ramos, suas características ou valores. A raiz é o atributo com maior ganho de informação, podendo ser, por exemplo, a declividade.

O uso de AD permite relacionar as variáveis que representam a paisagem com a ocorrência dos solos. Além disso, como o modelo é construído, pode ser convertido para algoritmos que podem ser implementados pela linguagem de programação (KHEIR et al., 2010). Todavia, nos estudos até aqui realizados no país, não se tem dado uma ênfase à análise das regras de decisão geradas durante a modelagem. Isso permite afirmar que a AD vem sendo empregada mais pela sua robustez como técnica preditiva, com mais ênfase ao mapa final gerado, do que ao seu potencial em explicitar e esclarecer as relações entre fatores de formação e classes de solos (TEN CATEN, 2011c).

Giasson et al. (2011) consideraram o uso de árvores de decisão eficaz na predição de ocorrência de unidades de mapeamento de solos. Com o algoritmo J48 alcançaram 66,4% de acurácia geral, que representava a concordância com o mapa referência. Foram encontrados maiores valores, no entanto, com simplificação de legenda, o que faz com que haja perda de informações que discriminam classes de solos.

Crivelenti et al. (2009), com base de dados de geologia, geomorfometria e solos, criaram um banco de dados para a folha Dois Córregos, SP. Este foi

analisado por árvores de decisão para geração de modelos de predição de unidades de mapeamento de solos com legenda simplificada. A acurácia máxima geral do modelo foi de 61%, após a eliminação das classes com probabilidade nula de ocorrência.

Ten Caten et al. (2013) utilizaram AD como modelo para prever a ocorrência de classes de solos em Erechin, RS. Com o uso de diversas densidades de amostragens, as acurácias foram próximas de 70% para os diferentes modelos gerados. Com isso, concluíram que esta técnica destaca-se por sua potência no tratamento de grandes volumes de dados.

Sarmiento et al. (2012) compararam a acurácia de uma árvore de decisão e três redes neurais para a predição de ordens de solos em área vitícola da Serra Gaúcha. A AD apresentou maior concordância e menor sensibilidade à densidade de amostras, com uma média de 67,2% entre todas as densidades de amostragem.

Cruz-Cárdenas et al. (2011) utilizaram AD para prever as classes de solos no centro do México, em três localidades com paisagens e climas distintos. A precisão e a exatidão foram maiores para os mapas da região tropical, enquanto que modelos de árvore de decisão para as áreas de clima árido e temperado mostraram erros significativos.

Ademais, Figueiredo (et al., 2008) e Giasson (et al., 2011) apresentaram bons resultados usando tal técnica no MDS. Coelho e Giasson (2010) concluíram que as ADs apresentam maior capacidade de discriminação de classes de solos do que regressões logísticas.

Portanto, algoritmos de árvores de decisão vêm sendo bastante utilizados no MDS de classes de solos. Todavia, muitos são os algoritmos de classificação que geram árvores de decisão e não há uma metodologia que indique qual o algoritmo ideal para cada realidade. É difícil determinar qual é o melhor algoritmo, uma vez que um pode ter melhor desempenho em determinada situação, ao passo que outro pode ser mais eficiente em uma realidade distinta (NEUMANN, 2012). Além disso, em contrapartida, para uma mesma área, diferentes algoritmos de AD podem apresentar respostas semelhantes (COELHO, 2010).

Dentre os algoritmos mais utilizados em MDS, destacam-se o *Simple Cart* e o J48. Este gera árvores de classificação a partir de um conjunto de dados de treinamento. A cada nó, o algoritmo escolhe um atributo que melhor subdivide o

conjunto das amostras em subconjuntos homogêneos e caracterizados por sua classe. O critério é o ganho de informação obtida na escolha do atributo para subdivisão (HALL et al., 2009).

Já o algoritmo de abordagem de aprendizado de máquina supervisionado *Simple Cart* usa classificação para implementação de poda com mínimo custo em complexidade e, quando trabalha com fatores faltantes, usa o método de instâncias fracionadas (BREIMAN et al., 1984). É um modelo de regressão não paramétrico que estabelece uma relação entre as variáveis independentes, com uma única variável dependente. O modelo é ajustado mediante sucessivas divisões binárias no conjunto de dados, para tornar subconjuntos de dados da variável resposta cada vez mais homogêneos. O fato de não ser paramétrico indica que a forma da distribuição da população não é conhecida e as inferências processam-se em quadros pouco restritos e muitas vezes não envolve parâmetros (RODRIGUES, 2005).

Giasson et al. (2013) testaram cinco algoritmos em uma área de 532 km² em Lajeado Grande, no noroeste do Rio Grande do Sul. Na média, o *Simple Cart* e o J48 apresentaram as maiores acurácias gerais. Entretanto, o *Simple Cart* gerou AD menores, o que facilita o seu manuseio e diminui a chance de erro.

Conhecendo intimamente o recurso solo e as funções matemáticas empregadas para a realização do MDS, torna-se hábil a escolha do melhor caminho para o trabalho. Estudos (SCULL et al., 2005; BEHRENS & SCHOLTEN 2007; COELHO & GIASSON, 2010; GIASSON et al., 2011; SARMENTO, 2010) concluem que a AD tem mostrado bons resultados no MDS com a predição de ocorrência de classes de solos a partir de treinamento de modelos usando mapas convencionais de solos como referência.

Como os estudos são realizados a partir de dados no formato matriz (*raster*), o *pixel* (unidade mínima desse modelo de representação dos dados) é utilizado como amostra para ajuste dos modelos preditivos. Contudo, existe uma carência pela padronização do número de amostras a ser utilizada na fase de treinamento dos modelos (TEN CATEN, 2011c). A questão da densidade de amostragem é importante, tendo em vista que o tamanho de amostras pode influenciar significativamente a capacidade de predição e acurácia dos algoritmos (HJORT, 2008).

Entretanto, em estudo realizado em 90.000 ha da parte oeste do maço central da França, Grinand et al. (2008) concluíram que a densidade e o esquema de amostragem não influenciam significativamente a precisão da classificação. Moran e Bui (2002), em estudo em bacia hidrográfica no Toowoomba, Austrália, destacaram que densidades de amostragem bastante baixas foram capazes de prever a variabilidade de classes e, além disso, em determinado momento, a alta densidade de amostragem atrapalhou a capacidade preditiva.

Ten Caten et al. (2013) concluíram que amostragens entre cinco e 15% do total de *pixels* conduziram uma melhor relação entre o volume de dados a ser manipulados e a capacidade preditiva de modelos gerados. Em teste de densidade de amostragem para treinamento de modelos de árvore de decisão, Bagatini et al. (2013) destacaram que, em pequenas árvores de decisão (até 200 folhas), o aumento de intensidade amostral não influenciou a acurácia geral e pouco afetou o número de unidades de mapeamento.

Quanto à avaliação da qualidade dos modelos preditivos, a matriz de erros está entre os procedimentos mais usuais (TEN CATEN, 2011c). A matriz de erros expressa a relação entre os *pixels* classificados e originais (COELHO & GIASSON, 2010). Ela apresenta de forma resumida os resultados da classificação digital em relação à imagem referência, onde teremos então uma distribuição binomial. Cada frequência observada na matriz corresponde também a uma frequência esperada, a qual é calculada sob uma determinada hipótese de acordo com as regras da probabilidade. A frequência observada na diagonal apresenta a concordância entre o esperado e observado em cada categoria, ou seja, aqueles corretamente classificados (SPIEGEL, 1996).

A avaliação da qualidade dos mapas de classes de solos a partir dos resultados da matriz de erros em relação ao mapa original de solos pode subestimar a verdadeira qualidade dos mapas gerados pelo MDS. Como os mapas convencionais são a representação cartográfica do conhecimento pedológico empregado na sua produção, e o conhecimento tácito do pedólogo está em constante aprimoramento, haverá sempre distorções entre o mapa gerado pelo pedólogo e a verdadeira classe de solo presente na paisagem. Sendo assim, a comparação do mapa gerado pela metodologia automatizada com aquele obtido pela metodologia convencional apenas indica a capacidade

de reprodução desse último pelo modelo preditivo. Para melhor constatação de veracidade do mapa predito, o ideal é que se obtenha informações de campo para realizar a verdade de campo (TEN CATEN, 2011c).

2.8- Variáveis preditoras usadas no Mapeamento Digital de Solos

A qualidade do MDS está diretamente ligada à qualidade dos dados utilizados para realizar a predição. As variáveis ambientais utilizadas no MDS podem ser divididas em atributos primários ou secundários. Os primários são diretamente calculados a partir do MDE e incluem variáveis como declividade, orientação das vertentes, elevação, curvatura planar e curvatura do perfil, entre outros. Os secundários incluem índice de umidade topográfica, índice de transporte de sedimentos e outros (MOORE et al., 1993). Outras variáveis não derivadas do MDE também podem ser usadas, como as correlacionadas ao material de origem e ao clima.

Em trabalho realizado no México, Cruz-Cardenás et al. (2011) consideraram a elevação, o aspecto, a curvatura e a declividade como propriedades topográficas mais importantes, enquanto Chagas et al. (2011) destacaram as variáveis declividade e litologia. Diversas são as possibilidades de variáveis que podem ser calculadas. Todavia, os dados de declividade, comprimento e acúmulo de fluxo, curvatura e índice de umidade topográfica são as mais utilizadas nos trabalhos de MDS (Mc BRATNEY et al., 2003).

Com o armazenamento dos dados de altimetria do MDE, gera-se os mapas hipsométricos, que são a altura do terreno em relação ao nível do mar (FLORENZANO, 2008b). A elevação está entre os atributos mais efetivos para auxiliar na realização de levantamento de solos em média escala (CHAGAS, 2006).

A declividade é a inclinação do relevo em relação ao plano horizontal (FLORENZANO, 2008a). Ela informa o aspecto vertical do terreno pelo diferencial altimétrico entre *pixels* vizinhos e, portanto, é dependente do *pixel* ou resolução espacial aplicada ao MDE. Possui estreita relação com o escoamento superficial, erosão e infiltração. Isto é, está diretamente ligada à pedogênese e à morfogênese (MATTE, 2009).

A orientação das vertentes é uma medida de ângulo horizontal da direção em relação ao Norte geográfico, onde o valor é 0° ou 360°, crescendo dessa direção, no sentido horário. Portanto, o valor de 180° equivale ao Sul. Quanto maior a latitude, maior a influência da orientação de vertentes no regime térmico, tendo em vista a incidência de energia solar, maior nas vertentes orientadas ao Norte do que ao Sul, no hemisfério sul (VALERIANO, 2008).

Neste sentido, no hemisfério sul, a encosta sul é mais úmida (MATTE, 2009). A radiação solar é fonte primária para processos físicos e biológicos que ocorrem no planeta, influenciando no pedoclima e na atuação dos organismos na formação do solo (BRADY & WEIL, 2010; DOKUCHAEV, 1883; LEPSCH, 2002, RESENDE et al., 2007).

A curvatura planar é a taxa de variação da declividade na direção ortogonal à da orientação da vertente e refere-se ao caráter divergente (valores positivos) e convergente (valores negativos) do terreno. A curvatura do perfil é a taxa de variação da declividade na direção de sua orientação e está relacionada ao caráter convexo ou côncavo do terreno, sendo decisiva na aceleração ou desaceleração do fluxo da água sobre o mesmo. Valores negativos representam convexidade ao passo que, os positivos, significam concavidade (ANJOS et al., 2011).

De acordo com as diferenças de elevação e conseqüente movimento da água é possível calcular variáveis hidrológicas a partir da simulação do fluxo de água entre os componentes ortogonalmente vizinhos (SERRA & PAZ, 2013).

A função direção do fluxo utiliza a regra da maior declividade, atribuindo o sentido do escoamento para a célula vizinha que apresente a maior diferença de elevação do terreno em relação à célula em questão dividida pela distância entre elas (BRANDÃO & SANTOS, 2009). A direção de fluxo determina a direção de maior declividade de um *pixel* em relação a seus 8 *pixels* vizinhos (E, NE, N, NO, O, SO, S e SE), em que o valor de cada *pixel* representa a direção de escoamento da água. Cada *pixel* recebe um valor que representa a direção para onde a água segue, que será o *pixel*/vizinho de menor altitude (Figura 2) (MENDES & CIRILO, 2001). Se a célula apresentar valores distintos dos códigos, representa que a água flui em duas direções. O valor, então, equivale a soma destas duas direções (JENSON & DOMINGUE, 1981).

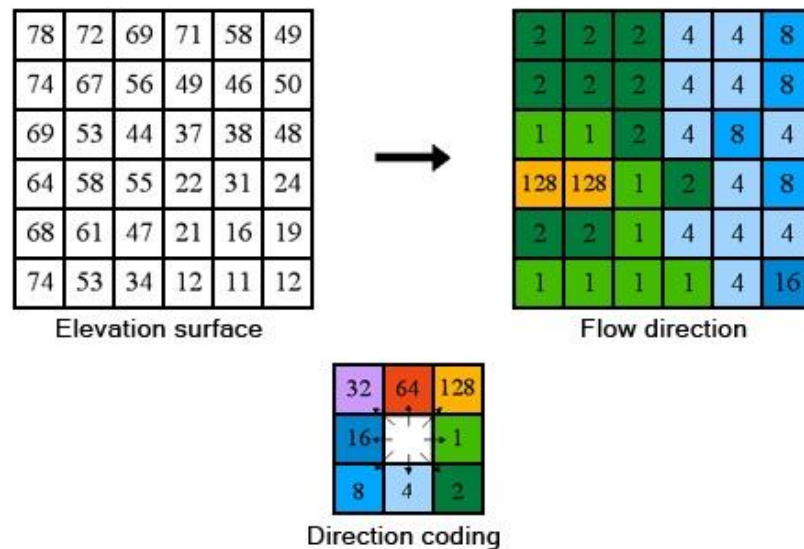


Figura 2- Esquema explicativo de direção de fluxo. Fonte: *ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE*, 2010.

A acumulação do fluxo representa as áreas de drenagem acumulada sobre uma superfície e pode ser determinada exclusivamente com base nas direções do fluxo. Equivale ao cálculo da área de drenagem para cada célula (COELHO, 2010). A imagem com áreas acumuladas de drenagem indica qual a área de contribuição de cada *pixel*, mas não significa que necessariamente exista um curso d'água propriamente dito (SERRA & PAZ, 2013). Quanto mais próximo de zero o valor, menos água acumulada existe. Valores maiores que 100 indicam a existência de redes drenagem, ao passo que valores iguais a 0 indicam cume (TARBOTON & BRAS, 1991).

O comprimento do fluxo é o caminho que a água percorre desde a sua célula de origem até um ponto de estagnação de água, onde o fluxo se encerra, acompanhando a morfologia do terreno. A função comprimento de fluxo calcula, então, a distância ao longo de um caminho que percorre o fluxo para cada célula, com base no mapa de elevação. O mapa resultante define o impedimento de movimento da água através de cada célula (FIGUEIREDO, 2006).

O índice de umidade topográfica (IUT) é função da declividade variando a partir das funções da tangente e do logaritmo natural (ARAUJO & SILVA, 2011), isto é, trata-se da razão entre a área de drenagem local com contribuição a montante e a tangente da declividade local. O IUT é utilizado em casos nos quais é importante considerar o controle da topografia sobre a variação espacial das

condições hidrológicas do terreno. Maior umidade está relacionada com depressões, vales profundos e encostas orientadas para o sul (MATTE, 2009). O significado físico desse comportamento é que quanto mais plana e baixa for a superfície, mais úmido é o solo. Portanto, mostra-se útil na identificação de solos com caráter hidromórfico ou áreas de baixada com acúmulo de umidade (SIRTOLI et al., 2008b). Quanto menor o valor do IUT, mais bem drenado é o solo. Entretanto, ressalta-se que considera-se apenas as características do relevo, sem considerar, por exemplo, a textura do solo.

Com a base da malha hidrográfica da área de estudo é possível calcular a distância dos rios. Esta é a menor distância horizontal entre uma célula qualquer e uma célula de rio, sem considerar a tortuosidade do terreno (FIGUEIREDO, 2006). Interfere diretamente no pedoclima e, portanto, nos processos pedogenéticos.

Em revisão bibliográfica de estudos realizados no Brasil, ten Caten et al. (2012) verificou que os fatores material de origem e clima foram utilizados com menor frequência. Isso decorre possivelmente pela pequena escala dos mapas disponíveis dessas informações. Já a informação acerca do clima, além da questão da falta de resolução nos mapas disponíveis, existe ainda o fato de que os solos tenham se formado em tempos pretéritos, podendo haver uma baixa correlação entre condições climáticas atuais e as classes de solos.

Ainda que o mapeamento geológico no Brasil esteja disponível apenas em pequenas escalas, se na área de estudo o mapa identificar diferenças litológicas, é válida a utilização de tal informação para efetuar o MDS. Ressalta-se que a geologia é um dos fatores de formação do solo (DOKUCHAEV, 1883; LEPSCH, 2002, RESENDE et al., 2007; BRADY & WEIL, 2010) e diversos trabalhos de MDS já utilizaram tal informação (MORAN & BUI, 2002; GRINAND et al., 2008; NOLASCO-CAVALHO et al., 2009; SIRTOLI et al., 2008a; CRIVELENTI et al., 2009; CHAGAS et al., 2011; SUN et al., 2011; LEMERCIER et al. 2012; ARRUDA et al., 2013) .

2.9- Classificação interpretativa dos solos

A classificação feita com finalidade científica é considerada como natural, taxonômica ou pedológica, enquanto aquela feita com objetivos mais específicos é chamada de técnica ou interpretativa (RESENDE et al., 2012). De longa data o ser humano classifica o solo de acordo com sua aptidão para produção de alimentos. Esse procedimento não se baseava no conhecimento das propriedades internas do solo, mas na experiência adquirida nas áreas já testadas e assim transmitida de uma geração para outra; em áreas novas e desconhecidas, o agricultor estava sujeito a uma nova tentativa. Desta maneira empírica, os solos foram classificados de acordo com a sua adequação a determinada cultura e respectiva produtividade: solo para milho, trigo, arroz ou outras culturas. Nos dias atuais, o procedimento de tentativa e erro ainda é frequentemente aplicado na colonização de novas fronteiras agrícolas, quando o agricultor tenta extrapolar a sua experiência sem o apoio de uma orientação técnica adequada (KÄMPF & CURI, 2012a).

A interpretação do levantamento de solos é uma tarefa relevante para a utilização racional deste recurso, sendo que as unidades de mapeamento podem ser classificadas segundo sua aptidão para atividades agrícolas classificando-se de acordo com sua aptidão para diversas culturas, sob diferentes condições de manejo (RAMALHO-FILHO & BEEK, 1995). Além disso, a interpretação do mapa de solos pode ter como foco programas conservacionistas, descarte de resíduos, urbanização, localização de estradas, reservas ambientais, recreação, taxaço de impostos, entre outros.

Terras são áreas da superfície do globo que podem ser delineadas, incluindo todos os atributos da biosfera imediatamente acima e abaixo de sua superfície (FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF UNITED NATIONS, 1995). Isto é, além do solo, inclui todos os elementos do ambiente que abrangem a geologia, o relevo, o clima, os recursos hídricos, a flora, a fauna e os efeitos da ação humana. Parcelas de terra onde estas características são uniformes que as colocam na mesma classe de aptidão constituem as glebas (LEPSCH, 1991).

O uso das terras agrícolas sem um planejamento adequado tem gerado consequências ambientais negativas e insuficiente sustentabilidade econômica de empreendimentos agrícolas (SCHNEIDER et al., 2007a). A avaliação da aptidão agrícola fornece uma base racional para a tomada de decisões sobre o

uso da terra com base na relação entre as necessidades do uso da terra e suas características (BOUMA et al., 1993). A demanda pela avaliação de terras origina-se da percepção que o mapeamento dos recursos naturais não fornece orientações suficientes sobre como a terra pode ser usada e quais serão as conseqüências de sua utilização (DENT & YOUNG, 1981).

Os sistemas de avaliação de terras funcionam bem para a escolha de locais para a produção agrícola indicando o melhor tipo de uso da terra para as parcelas e seu desempenho esperado. Todavia, o nível de informação necessária e os esforços no processo de análise de decisão tendem a aumentar quando o processo de planejamento ocorre em escalas espaciais mais finas, como a nível de unidades de produção agrícola. Nestes casos, as questões de planejamento podem precisar ser tratadas por meio de técnicas que são mais específicas do local e que pode resultar em recomendações mais específicas de gestão. A avaliação do cenário de planejamento deve oferecer informação suficiente para encontrar soluções alternativas no nível exigido pelo processo de planejamento (BOUMA, 1997).

O Sistema de Avaliação da Aptidão Agrícola das Terras (SAAAT), também conhecido como “sistema brasileiro”, desenvolvido por Ramalho Filho e Beek (1995), visa indicar a potencialidade agrícola das terras abrangidas pelas unidades de mapeamento de solos. Esse sistema tem o mérito de considerar diferentes níveis tecnológicos na produção agrícola, conforme a realidade brasileira. Contudo, não são indicadas práticas de manejo para os diferentes tipos de utilização, requerendo adaptações para seu uso no planejamento conservacionista de propriedades rurais ou microbacias. É um sistema mais adequado para planejamentos regionais ou de áreas maiores (SCHNEIDER et al., 2007a), mas pode ser ajustado às condições locais, por exemplo, ao eliminar inclusões nos mapas e definir o nível tecnológico.

O SAAAT considera como fatores de limitação a deficiência de fertilidade, de água e de oxigênio, a suscetibilidade à erosão e o impedimento a mecanização. A avaliação da aptidão agrícola é feita para três níveis de manejo. O nível de manejo A é baseado em práticas agrícolas que refletem um baixo nível tecnológico, nas quais quase não há aplicação de capital para manejo, melhoramento e conservação das condições das terras e das lavouras. As práticas agrícolas dependem do trabalho braçal, podendo ser utilizada alguma

tração animal com implementos agrícolas simples. O nível B é baseado em práticas agrícolas que refletem um nível tecnológico médio, nas quais há aplicação de capital e de resultados de pesquisas para manejo, melhoramento e conservação das condições das terras e das lavouras. As práticas agrícolas estão condicionadas, principalmente, à tração animal. Já no nível C as práticas agrícolas refletem alto nível tecnológico, com aplicação intensiva de capital e de resultados de pesquisas para manejo, melhoramento e conservação das terras e das lavouras. A motomecanização é utilizada nas diversas fases do processo agrícola (CREPANI, et al., 2008).

Os tipos de utilização considerados no sistema são lavouras com culturas anuais, incluindo culturas perenes (níveis A, B e C); pastagem plantada e silvicultura (nível B); pastagem natural (nível A); e refúgio de flora e fauna. As classes são estabelecidas considerando fatores de limitação. Na avaliação de cada fator de limitação são considerados os graus de limitação nulo, ligeiro, moderado, forte e muito forte.

O enquadramento da classe de aptidão é feito pela comparação dos graus de limitação existentes (nível A), ou remanescentes após a aplicação de práticas de melhoria nas condições da terra, com os graus de limitação máximos admissíveis para cada classe. Para tanto, utiliza-se o quadro guia estabelecido para cada região climática do Brasil. Para a região Sul do Brasil é utilizado o quadro apresentado na tabela 3.

Tabela 3 - Quadro guia de avaliação da aptidão agrícola das terras para clima subtropical.

Aptidão agrícola			Graus de limitação das condições agrícolas das terras – Região subtropical															Tipo de utilização indicado
Grupo	Sub-grupo	Classe	Deficiência de fertilidade			Deficiência de água			Excesso de água			Suscetibilidade à erosão			Impedimentos à mecanização			
			A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	
1	1ABC	Boa	N/L	N/L1	N1	L	L	L	L	L1	N2	L/M	N/L1	N1	M	L	N	Lavouras
2	2abc	Regular	L	L1	L2	M	M	M	M	L/M1	L2	M	L1	N2/L1	M/F	M	L	
3	3(abc)	Restrita	M	L/M1	L2	M/F	M/F	M/F	M/F	M1	M2	F*	M1	L2	F	M/F	M	
4	4P	Boa		M1			M			F1			M/F1			M/F	Pastagem plantada	
	4p	Regular		M/F1			M/F			F1			F1			F		
	4(p)	Restrita		F1			F			MF			MF			F		
	5S	Boa		M/F1			M			L1			F1			M/F		
	5s	Regular		F1			M/F			L1			F1			F		
5	5(s)	Restrita		MF			F			M1			MF			F	Silvicultura e/ou Pastagem natural	
	5N	Boa	M/F			M			M/F			F			MF			
	5n	Regular	F			M/F			F			F			MF			
	5(n)	Restrita	MF			F			MF			F			MF			
6	6	Sem aptidão agrícola	-			-			-			-			-		Preservação da flora e da fauna	

Grau de limitação: N – nulo; F – forte; L – ligeiro; MF – muito forte; M – moderado; / – intermediário . Fonte: Ramalho Filho e Beek (1995).

A avaliação das classes de aptidão agrícola das terras e por conseguinte dos grupos e subgrupos é feita por estudo comparativo entre os graus de limitação atribuídos às terras e os estipulados no quadro guia, elaborada de acordo com a região climática. Isto é, as classes de aptidão agrícola são definidas a partir do grau de limitação da terra em comparação com o quadro guia e expressa a aptidão agrícola das terras de um determinado tipo de utilização, para cada um dos níveis de manejo definidos. O fator de limitação que impõe o maior grau de limitação é que determina a classe. Esta é expressa como boa, regular, restrita ou inapta.

A classe boa é referente às terras sem limitações significativas para a produção sustentada de um determinado tipo de utilização, observando-se as condições do manejo considerado. Há um mínimo de restrições que não reduzem a produtividade ou benefícios de modo expressivo e não aumentam os insumos acima de um nível aceitável (RAMALHO-FILHO & BEEK, 1995).

As terras com aptidão regular apresentam limitações moderadas para a produção sustentada de um determinado tipo de utilização, observando-se as condições do manejo considerado. As limitações reduzem a produtividade ou os benefícios, elevando a necessidade de insumos de forma a aumentar as vantagens globais a serem obtidas do uso. Ainda que atrativas, essas vantagens são sensivelmente inferiores àquelas auferidas das terras da classe boa (RAMALHO-FILHO & BEEK, 1995).

As terras com aptidão restrita apresentam limitações fortes para a produção sustentada de um determinado tipo de utilização, observando-se as condições do manejo considerado. Essas limitações reduzem a produtividade ou os benefícios, ou então aumentam os insumos necessários de tal maneira que os custos só seriam justificados marginalmente. Já nas terras inaptas, não há produção sustentada e sua interpretação é feita pela ausência de letras (RAMALHO-FILHO & BEEK, 1995).

Portanto, este sistema permite a representação da classificação da aptidão agrícola das terras, para os diversos tipos de utilização nos diferentes níveis de manejo, em um único mapa. Os grupos de aptidão agrícola indicam a utilização mais intensiva possível para as terras avaliadas (grupos 1 a 6). O subgrupo de aptidão agrícola é o conjunto das classes de aptidão que indicam o uso mais intensivo possível para cada nível de manejo.

Nesse contexto, deve-se enfatizar não apenas a importância, como também a necessidade de estudos sobre a avaliação da aptidão das terras, pois, além de ser um instrumento imprescindível para a elaboração de zoneamentos, é um fator básico para evitar a sub ou sobreutilização dos ecossistemas. Outrossim, tratando-se de um país eminentemente tropical, onde a instabilidade do sistema solo-clima-vegetação é naturalmente mais acentuada que em outras regiões de clima mais ameno, a informação sobre a aptidão agrícola das terras torna-se ainda mais valiosa (RAMALHO-FILHO & PEREIRA, 1999).

Uma das principais informações que a classificação de aptidão agrícola de terras possibilita é uma análise das terras que estão sendo utilizadas acima ou abaixo de sua capacidade. Com o mapeamento da aptidão das terras, os dados podem ser confrontados com o mapa de uso atual do solo e desta forma obter informações sobre a intensidade de exigência do solo requerida pelos proprietários. Muitas vezes essa informação pode auxiliar na intervenção pública de forma a adequar as exigências do município e da região e, com isso, incentivar a produção em ou impor a correta forma de uso em determinadas áreas (BONFATTI, 2012).

3- Material e métodos

3.1- Caracterização da área de estudo

O estudo foi desenvolvido nos municípios de Sentinela do Sul e Cerro Grande do Sul-RS, que situam-se na mesorregião metropolitana de Porto Alegre (IBGE, 1990), limitados entre as coordenadas UTM 6.590.300 e 6.630.400 m S, e 430.100 e 434.000 m E (*datum* SAD 69, zona 22S) (Figura 3). Sentinela do Sul possui 5.198 habitantes, em um território de 282 km². Já Cerro Grande do Sul possui 10.268 habitantes distribuídos em uma unidade territorial de 325 km² (IBGE, 2010). A primeira situa-se cerca de 95 km ao sul de Porto Alegre, ao passo que a cidade de Cerro Grande do Sul dista 120 km da capital estadual.

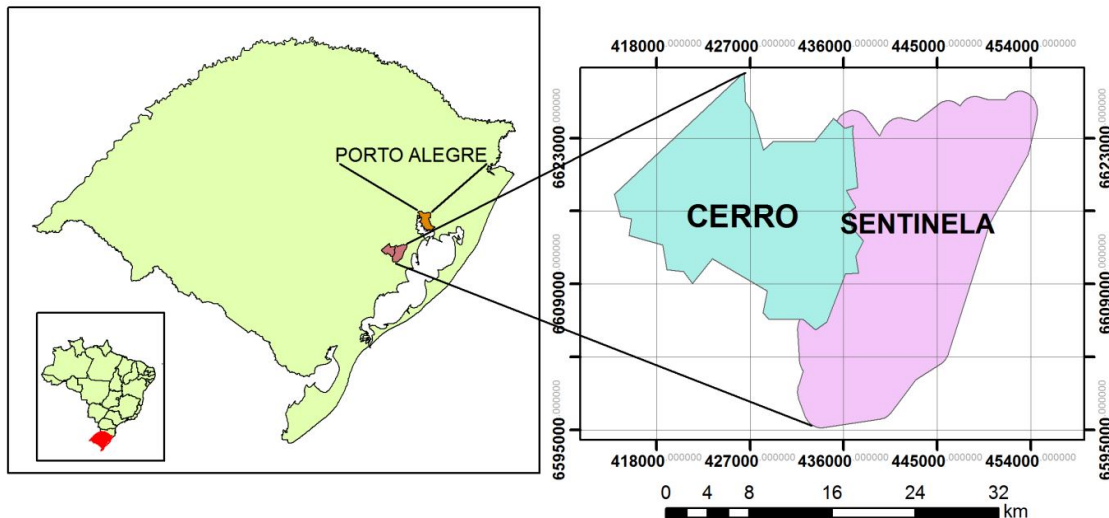


Figura 3 - Localização dos municípios estudados.

A geologia destes municípios (Figura 4) consiste em complexos granito gnáissicos, depósitos aluvionares, coluvionares e de barreira pleistocênica (IBGE, 1986). Depósitos fluviais recentes e antigos completam a transição entre o complexo de granitos e a sedimentação costeira na parte leste do município de Sentinela do Sul, o que torna a distribuição da geologia complexa (GIASSON et al., 1996).

Seguindo a classificação de Ross (1985), geomorfologicamente Cerro Grande do Sul e parte de Sentinela do Sul situam-se no Planalto Sulriograndense. Este faz parte do cinturão orogênico da faixa Atlântica e assume o caráter de forma residual. Comporta-se como maciço antigo intensamente trabalhado por processos erosivos que se desenvolveram ao longo do Cenozóico (ROSS, 1985).

Além da unidade supracitada, parte de Sentinela do Sul localiza-se sobre as Planícies das Lagoas dos Patos e Mirim. Os relevos que se enquadram nestas planícies geneticamente correspondem às áreas essencialmente planas, geradas por deposição de sedimentos recentes, que sejam de origem marinha, lacustre ou fluvial. São áreas portanto onde atualmente predominam os processos agradacionais (ROSS, 1985).

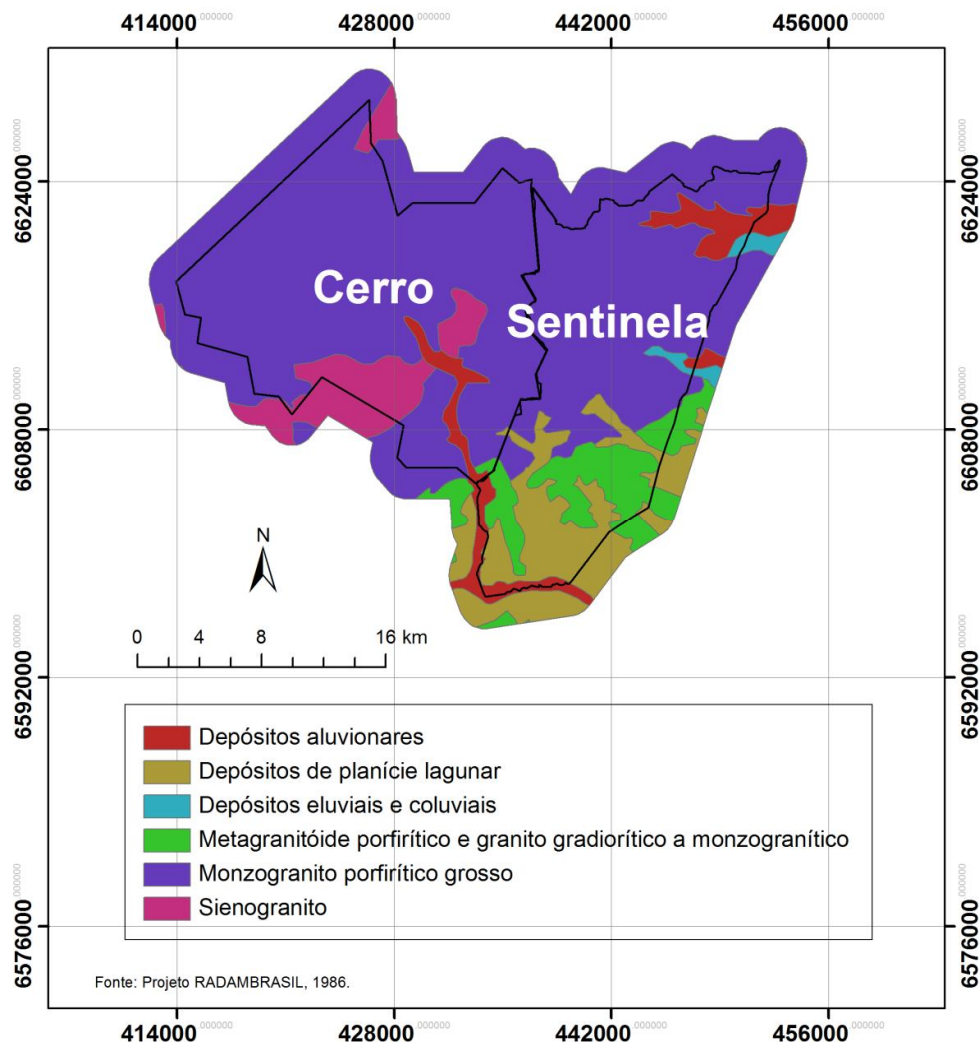


Figura 4 - Geologia da área de estudo.

A região é caracterizada pela ocorrência de duas faces de relevo: ondulado e forte ondulado (BRASIL, 1973). O relevo-forte ondulado está situado entre as cotas altimétricas de 100 a 150 metros. É constituído por coxilhas longas com pendentes em centenas de metros, com declividades maiores que 15%. Nos declives ocorrem pequenas coxilhas que dão ao relevo um aspecto mais suave. O ondulado situa-se entre as cotas de 30 a 100 metros, formado por coxilhas convexas, em declives curtos que formam entre si vales abertos ocupados por solos hidromórficos. A declividade média das elevações é de 8%.

Nota-se, contudo, a existência de áreas com altitude menor que 30 metros, principalmente em Sentinela do Sul, e maiores que 150 metros,

essencialmente em Cerro Grande do Sul (Figura 5). Além disso, observa-se, também a forma de relevo plana em setores do primeiro município.

O clima é classificado como subtropical úmido com inverno fresco a frio, controlado por massas de ar tropicais e polares. Destaca-se uma considerável sazonalidade da temperatura. Nos meses mais quentes, a temperatura média oscila entre 27° e 29° C e, nos meses mais frios, entre 9° e 10°C. A pluviosidade apresenta-se bem distribuída durante o ano todo (média pluviométrica anual de 1.400 mm), mas com maior média em Junho e Julho (MENDONÇA & DANNI-OLIVEIRA, 2009).

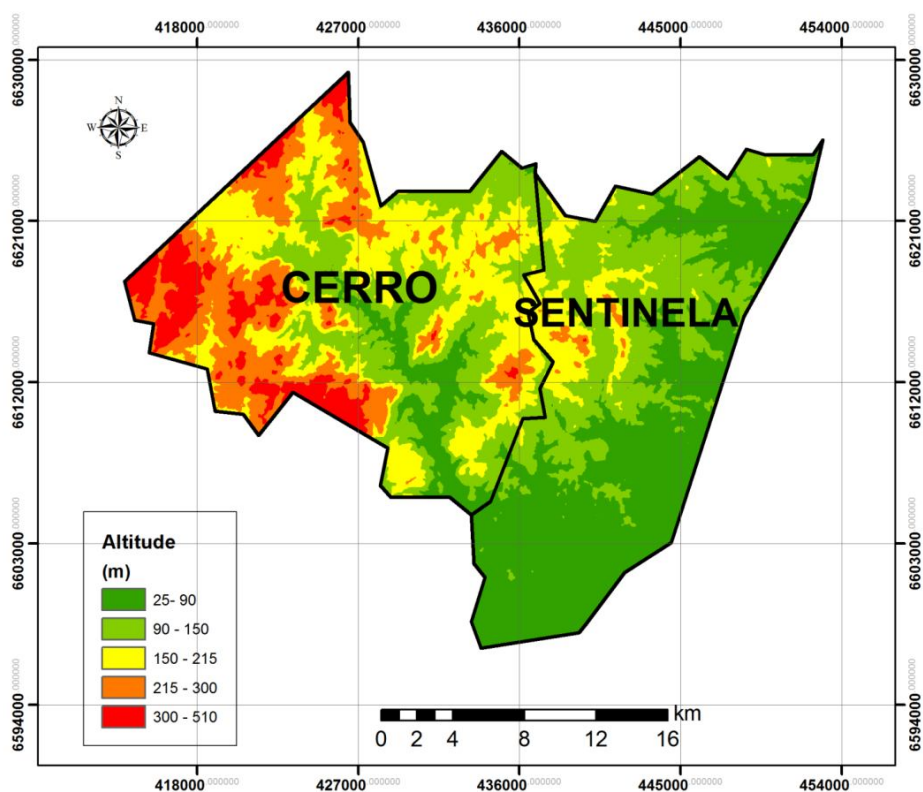


Figura 5 – Altitude dos municípios de Sentinela do Sul e Cerro Grande do Sul.

No tocante aos domínios morfoclimáticos, a área situa-se na faixa de transição entre os Mares de Morros com áreas mamelonares tropical atlânticas florestadas e as Padarias com coxilhas subtropicais com padarias mistas (AB'SABER, 2003). O IBGE (1986) classificou a vegetação original como Floresta Estacional Semidecidual, ainda que atualmente predomine o uso antrópico rural.

Estes municípios estão inseridos nas bacias hidrográficas do rio Camaquã - rio tributário direto da laguna dos Patos - e do lago Guaíba. Os solos encontrados por Giasson et al (1996) em levantamento de solos em escala 1:50.000 em Sentinela do Sul foram Argissolos, Neossolos, Planossolos, Plintossolos e Gleissolos (Figura 6).

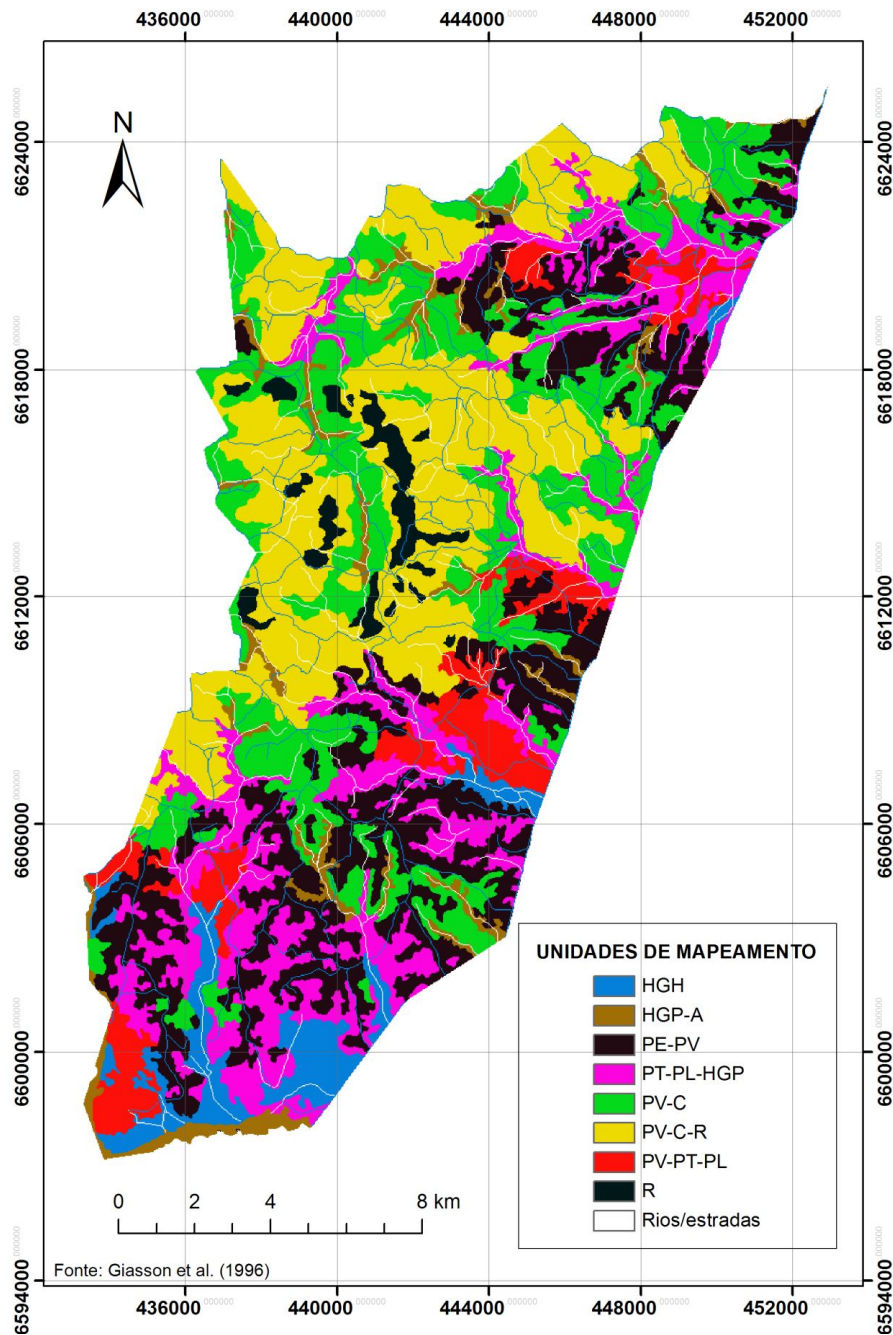


Figura 6 - Mapa convencional de solos do município de Sentinela do Sul (GIASSON et al., 1996).

Nota-se, todavia, a predominância de unidades de mapeamento combinadas, dada a complexidade da relação solo-paisagem na área (GIASSON et al., 1996). Estas caracterizam-se por serem complexos, associações ou grupo indiferenciado. Outrossim, percebe-se a predominância espacial de unidades de mapeamento dominadas pela classe dos Argissolos (Tabela 4).

Tabela 4 - Descrição das Unidades de Mapeamento de Sentinela do Sul.
Fonte: Giasson et al., 1996.

Símbolo	Descrição taxonômica SBCS	Inclusões	Área (%)	Área (ha)
PE-PV	Grupo indiferenciado Argissolo Vermelho + Argissolo Vermelho-amarelo	Cambissolo Háplico e Neossolo Litólico	18,7	5260
PV-PT-PL	Associação Argissolo Vermelho-amarelo+ Plintossolo Háplico + Planossolo Háplico	Argissolo Vermelho-amarelo e Gleissolo Háplico	6,4	1810
PV-C	Complexo Argissolo Vermelho-amarelo + Cambissolo Háplico	Neossolo Litólico	20,4	5700
PT-PL- HGP	Associação Plintossolo Háplico+ Planossolo Háplico +Gleissolo Háplico	Gleissolo Melânico	15,2	4290
PV-C-R	Complexo Argissolo Vermelho- amarelo+Cambissolo Háplico+Neossolo Litólico	Neossolo Regolítico	23,5	6600
HGP-A	Associação Gleissolo Háplico + Neossolo Flúvico	Gleissolo Melânico	4,1	1150
R	Neossolo Litólico	Neossolo Regolítico e Cambissolo Háplico	2,3	650
HGH	Gleissolo Melânico	Gleissolo Háplico	4,2	1180

Em Cerro Grande do Sul, o levantamento de reconhecimento dos solos do estado do Rio Grande do Sul (escala 1:750.000) (BRASIL, 1973) demonstra

a maior ocorrência de Argissolos, não existindo mapeamento de solos mais detalhados.

3.2- Procedimentos

3.2.1- Mapeamento digital de solos

A construção da base de dados constituiu-se na seleção e relacionamento dos dados que alimentaram o SIG, isto é, as variáveis geomorfométricas e hidrológicas, a geologia e as UMs do mapa de solos convencional. As classes de solos foram identificadas ao nível de subordem em escala semidetalhada de 1:50.000, a partir do mapa produzido por Giasson et al. (1996). Este mapa foi a variável resposta para o município de Sentinela do Sul.

A análise do relevo e suas variáveis foi baseada no modelo digital de elevação (MDE) originado de imagens de radar Topodata, um refinamento das imagens SRTM que, por meio de interpolações, possui resolução espacial aproximada de 30 metros (VALERIANO & ROSSETTI, 2011). Foram geradas dez variáveis (Figura 7).

Em ambiente ArcGIS 10[®] (*ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE*, 2010), a partir da extensão *Spatial Analyst*, foram geradas, além da própria variável elevação, outras variáveis do terreno: declividade, curvatura (combinação entre curvatura planar e de perfil), orientação das vertentes, distâncias dos rios, e direção, acúmulo e comprimento do fluxo, segundo realizado por Wilson e Gallant (2000). Com a extensão *Topographic Wetness Index* foi gerada a variável índice de umidade topográfica.

A geologia teve como base dados do Projeto Radambrasil (IBGE, 1986) (escala 1:250.000) ao passo que a distância dos rios foi calculada com base na malha hidrográfica vetorial publicada por Hasenack e Weber (2010). Tais variáveis foram escolhidas porque elas podem representar alterações sobre os fatores de formação do solo e, portanto, são úteis na predição de ocorrência de unidades de mapeamento.

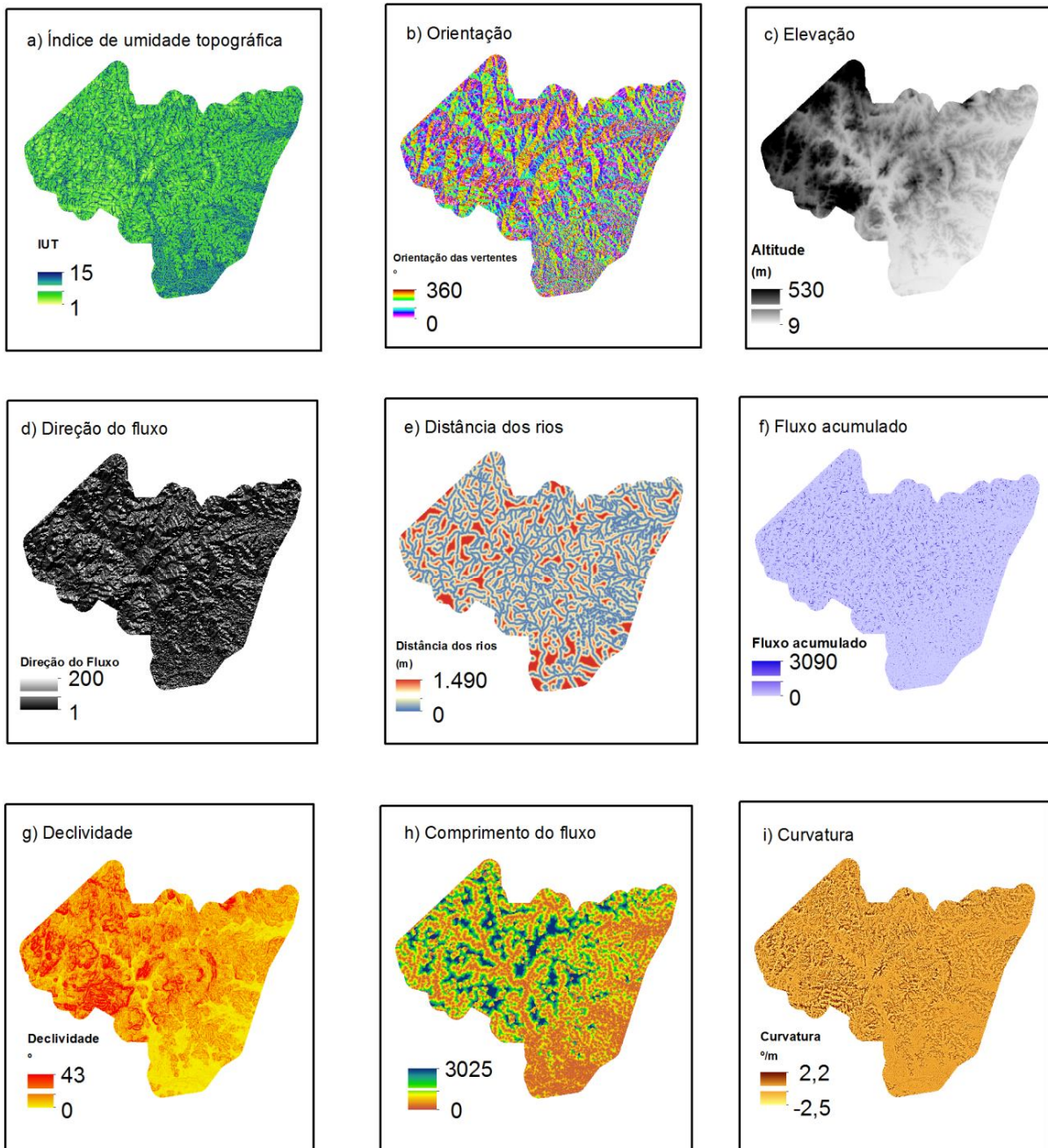


Figura 7 – Variáveis utilizadas derivadas do MDE e da malha hidrográfica: a) índice de umidade topográfica; b) orientação das vertentes; c) elevação; d) direção do fluxo; e) distância dos rios; f) fluxo acumulado; g) declividade; h) comprimento do fluxo; i) curvatura.

Foram testadas várias densidades de amostragem, considerando a acurácia do modelo e o tamanho da árvore de decisão (AD). Para realizar a amostragem das variáveis, utilizou-se a ferramenta *Create Random Points*. Criou-se 3.100 pontos amostrais aleatórios sobre o mapa do município de

Sentinela do Sul, equivalente à densidade amostral de um ponto a cada dez hectares, que é a AMM de um mapa na escala 1:50.000. Utilizou-se aproximadamente 10% de pontos a mais para compensar o fato de que é natural que algumas amostras ocorram em áreas mapeadas como estradas ou rios (Figura 8).

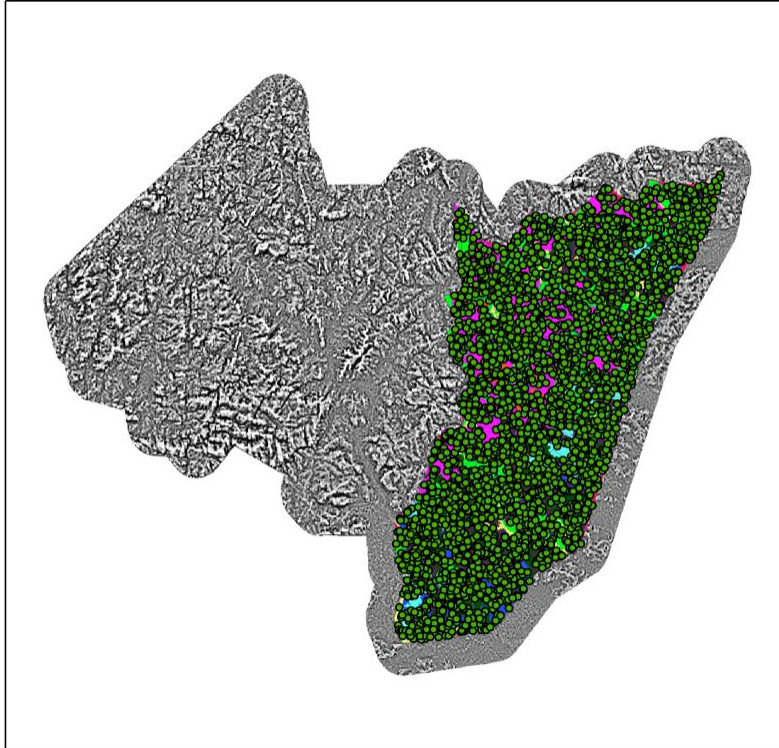


Figura 8 - Área de estudo, na qual os pontos verdes refletem os locais onde foram realizadas as amostras no município de Sentinelado Sul.

Após criados os pontos, as informações ambientais referentes a cada ponto amostral foram coletadas e inseridas na tabela de atributos dos pontos. Para tanto, foi usado o módulo *Sample*. Ressalta-se que, embora o banco de dados fosse gerado para os dois municípios, a amostragem foi realizada apenas em Sentinelado Sul, tendo em vista que nesta área encontra-se a variável resposta, isto é, mapa de solos convencional, e esta foi a área usada para o treinamento dos modelos preditores.

Os dados amostrais no ArcGIS 10[®] foram exportados como tabela e convertido em um arquivo delimitado por vírgula (CSV format - *Comma Separated Values*) para uso no software Weka 3.6.6 (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) para treinamento com árvore de decisão (HALL et al.,

2009). Com a ferramenta *Select Attributes*, no software Weka 3.6.6 (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) foram verificadas as variáveis mais importantes para o modelo. As variáveis ambientais foram usadas para treinar o algoritmo *Simple Cart*. Assim, os modelos preditores de unidades de mapeamento (UM) foram gerados pelo algoritmo de abordagem de aprendizado de máquina supervisionado *Simple Cart*, correlacionando as informações pedológicas com as variáveis ambientais utilizadas.

Os mapas de predição de ocorrência de UM foram gerados a partir da implementação das regras de classificação proveniente dos modelos de AD. As regras foram utilizadas no ArcGIS 10[®] para a confecção de mapas de cada unidade de mapeamento. Estes foram sobrepostos, o que resultou no mapa digital de solos. Para tanto, utilizou-se o módulo *Raster Calculator* e seus operadores lógicos nível a nível da árvore até chegar aos nós finais. Para implementação da árvore em ambiente ArcGIS foram necessárias somar várias fórmulas neste ferramenta.

Apesar das variável resposta ser referente apenas à área de Sentinela do Sul, as variáveis foram geradas para os dois municípios. Por isso, automaticamente aconteceu a extrapolação para Cerro Grande do Sul, já que a base de dados englobava a área dos dois municípios.

O mesmo procedimento de geração de um mapa preditivo de solos foi realizado com a divisão da área dos municípios em duas unidades de paisagem distintas para gerar modelos separados para cada área homogênea. Como a área possui terrenos bem drenados e mal drenados (Figura 9), foram testados procedimentos de modelagens usando-se modelos distintos para essas áreas. Na primeira, encontram-se solos com material de origem magmático. Na segunda, solos oriundos de material sedimentar e formas de relevo nos quais processos agradacionais são predominantes na sua formação.

O critério para a distinção das paisagens foi a análise das classes de solos do mapa convencional de Sentinela do Sul. Isso porque as classes de solos contidas nas UM indicam a drenagem do ambiente. Em Cerro Grande do Sul, onde não havia mapa de solos, a separação dos dois tipos de ambientes foi feita pela observação dos mapas gerados pelos modelos separados, nos quais tornou-se evidente quais eram as áreas geradas por cada um dos modelos, ou seja, quais eram as áreas bem e mal drenadas.

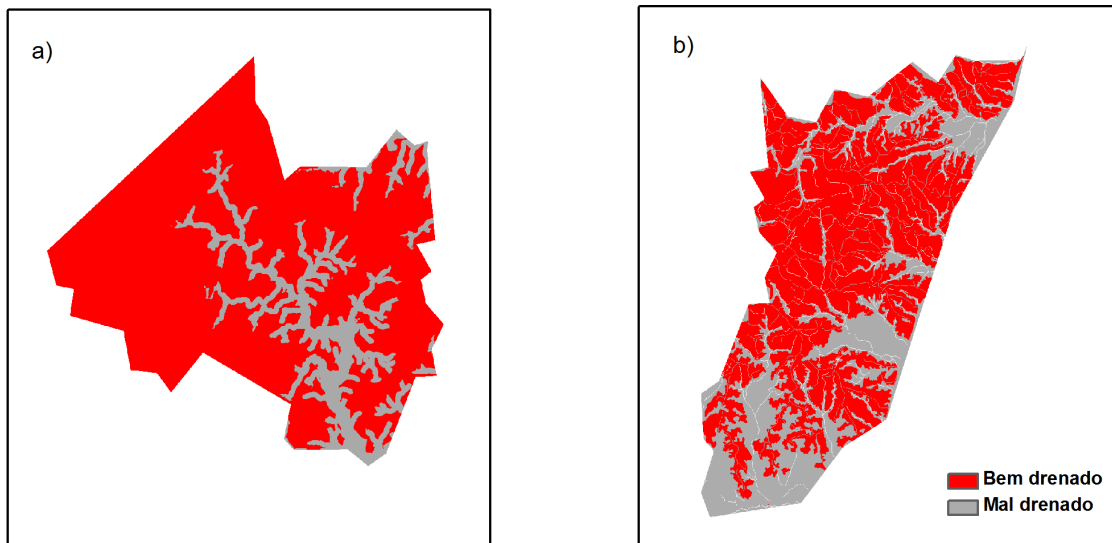


Figura 9 - Municípios separados por paisagens com diferentes drenagens: a) Cerro Grande do Sul; b) Sentinela do Sul.

A concordância dos mapas produzidos com o mapa convencional de solos foi avaliada com o uso de matrizes de erro (CONGALTON, 1991). Ressalta-se, todavia, que, para Sentinela do Sul, a imagem referência trata-se do mapa de solos convencional. Já no caso de Cerro Grande do Sul, a referência foi a verdade de campo, realizada com 100 observações realizadas durante percorrimento livre no campo (Figura 10 e anexo 1). Devido à existência de muitas UMs combinadas, não se considerou como acerto na avaliação da verdade de campo a ocorrência das classes de solos que são inclusões. A classificação dos solos, em campo, foi realizada de acordo com Santos et al. (2013).

Para Sentinela do Sul, três indicadores de concordância *pixel a pixel* foram calculados: acurácia geral, que é a proporção dos *pixels* corretamente classificados em relação ao número total de *pixels*; acurácia do mapeador, que trata-se da proporção que certa unidade de mapeamento foi mapeada corretamente; acurácia do usuário, que revela a certeza que o usuário tem, ao analisar o mapa, que um ponto específico, em uma determinada unidade de mapeamento, está mapeado corretamente (GIASSON et al., 2011).

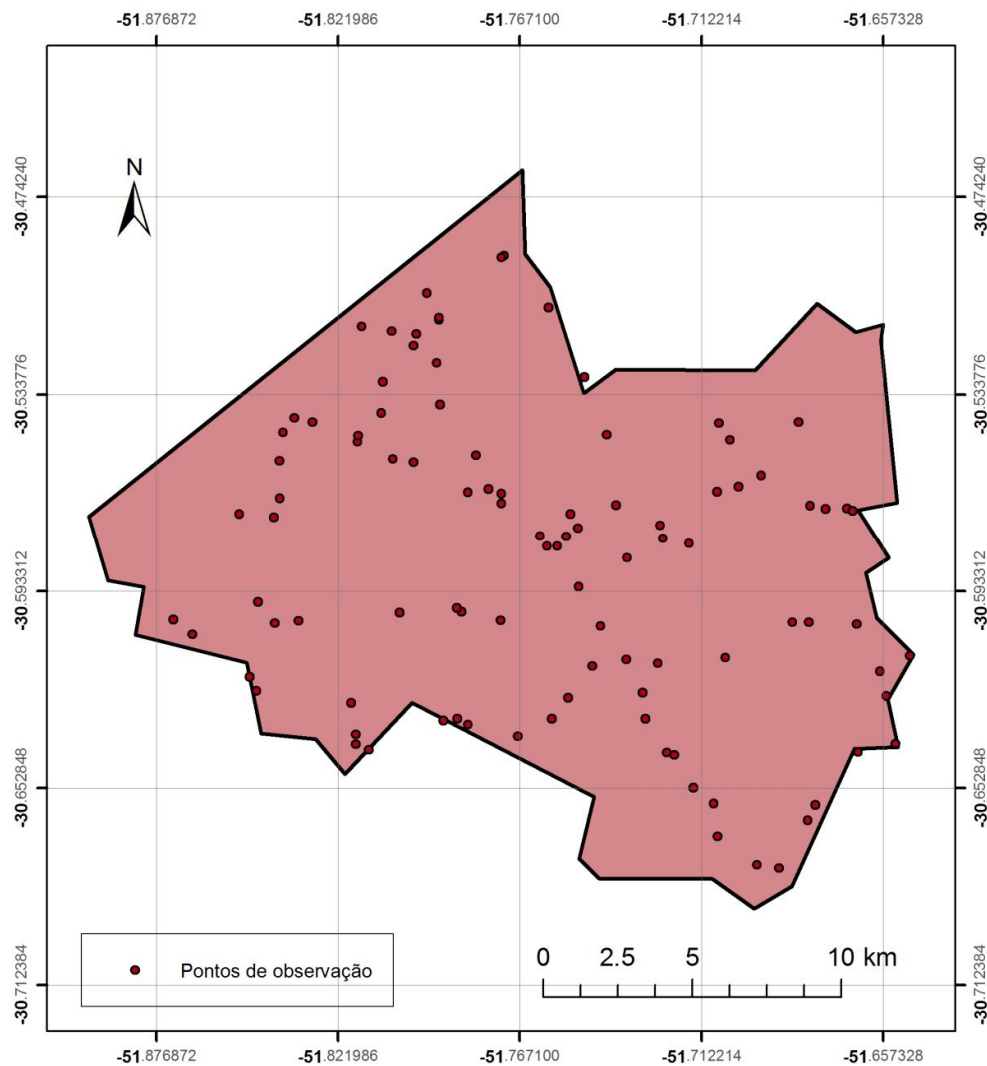


Figura 10 - Pontos nos quais foram realizadas as observações de campo em Cerro Grande do Sul.

Como a importância dos erros de mapeamento e classificação dos solos é variável, criou-se uma matriz de erro ponderada (Tabela 5). Nesta, nas diagonais mantêm-se os valores originais. Nas linhas, existem números de zero a um e esses valores são multiplicados na matriz de erro. O valor zero indica que o erro é irrelevante. Em contrapartida, com o aumento dos valores, o erro é considerado mais grave (GIASSON et al., 2011).

O cálculo da acurácia dos modelos usando a matriz de erro ponderada visou reduzir a importância de erros entre UMs que apresentam potencial de uso similar por terem limitações ao uso semelhantes, enquanto manteve o valor dos acertos. Trata-se do uso da percepção e do conhecimento do mapeador para

qualificar o erro considerando o potencial uso do solo de acordo com suas características.

Tabela 5 - Matriz com os pesos atribuídos para cada tipo de erro ao mapear as unidades de mapeamento, usada na geração da matriz de erro ponderada.

Unidades de mapeamento								
	PE-PV	PV-PT-PL	PV-C	PT-PL-HGP	PV-C-R	HGP-A	R	HGH
PE-PV	*	0,66	0,45	0,9	0,45	0,9	0,9	0,9
PV-PT-PL	0,66	*	0,66	0,9	0,66	0,9	0,9	0,9
PV-C	0,45	0,66	*	0,9	0,45	0,9	0,9	0,9
PT-PL-HGP	0,9	0,9	0,9	*	0,9	0,33	0,9	0,33
PV-C-R	0,45	0,66	0,45	0,9	*	0,9	0,66	0,9
HGP-A	0,9	0,9	0,9	0,33	0,9	*	1	0,33
R	0,9	0,9	0,9	0,9	0,66	1	*	1
HGH	0,9	0,9	0,9	0,33	0,9	0,33	1	*

*Manter valores originais

3.2.2- Classificação da aptidão das terras

A aptidão agrícola das terras foi avaliada de acordo com a metodologia de Ramalho Filho e Beek (1995). Baseou-se nas informações descritas no levantamento pedológico (GIASSON et al., 1996) e considerou-se a primeira classe de solo das unidades combinadas, tendo em vista que esta apresenta maior representação espacial.

Foram gerados mapas de aptidão das terras pela reclassificação do mapa original de solos e dos mapas digitais gerados a partir do modelo de AD completo e dos modelos separado por paisagens homogêneas. A concordância entre os mapas de aptidão agrícola das terras foi avaliada usando-se matrizes de erros, comparando-se o mapa gerado pela reclassificação do mapa convencional de solos (considerado a referência) com os mapas obtidos pela reclassificação dos mapas gerados por MDS.

4- Resultados e Discussão

4.1 – Geração de mapas pedológicos

4.1.1- Resultados dos testes de densidade de amostragem

Os testes preliminares realizados antes da geração dos mapas de predição de solos indicaram que o uso da densidade de amostragem de 0,1 pontos/ha seria o mais indicado. A acurácia dos modelos foram semelhantes (Tabela 6), todavia, o total de pontos usados e o tamanho da AD gerada aumentaram consideravelmente com o uso de densidades de 0,6 e 1,6 pontos/ha (Tabelas 6 e 7), o que dificulta o manuseio e aumenta a chance de erro, como constatado por Moran e Bui (2002). Diferente do encontrado por ten Caten et al. (2013), a amostragem de 15% dos *pixels* não apresentou a melhor relação entre o volume de dados a ser manipulado e a capacidade preditiva dos modelos gerados.

Tabela 6 - Comparação entre as acurácias dos modelos em função da densidade de pontos.

Densidade (pontos/ha)	Acurácia Modelos (%)				Critério	Total de pontos
	Completo/Simples	MD	BD			
0,1	47	53	59		AMM+10%	3100
0,6	49	57	58		Valor intermediário	17622
1,6	48	58	58		15% do total de <i>pixels</i>	46830

MD= mal drenado; BD= bem drenado; AMM= área mínima mapeável.

A avaliação das variáveis utilizadas, com a ferramenta *Select Attributes*, no Weka, indicou como sendo as variáveis mais importantes para os modelos a geologia, a altitude, a declividade, a distância de rios e o fluxo acumulado. A influência de cada variável na ocorrência de classes de solo na área de estudo mudou de acordo com o modelo (Tabela 8). Destaca-se a presença dos dados de altitude e distância de rios em todos modelos como variáveis mais influentes.

Estas mesmas variáveis foram destacadas por Giasson et al. (2006) na mesma área de estudo usando regressão logística múltipla.

Tabela 7 - Tamanho das árvores de decisão dos modelos em função da densidade de pontos.

DENSIDADE (pontos/ha)	Tamanho da AD do modelo		
	Completo	MD	BD
0,1	45	19	87
0,6	251	77	175
1,6	303	53	205

AD= árvore de decisão; MD= mal drenado; BD= bem drenado.

Ressalta-se, contudo, que a utilização apenas destas variáveis diminuiu a acurácia dos modelos, ainda que tenha gerado acurácias de, no máximo, 3% menores que os modelos com todas variáveis (Tabela 8). Sendo assim, o uso de todas variáveis disponíveis gerou o modelo com mais acertos, assim como constatado em outros estudos (BEHRENS et al., 2005; CHAGAS et al., 2010b; CHAGAS et al., 2011).

Tabela 8 - Variáveis mais importantes para a confecção do modelo de árvore de decisão.

Modelo	Acurácia (%)		Variáveis mais influentes				
	Todas variáveis	Variáveis mais influentes	Geologia	Altitude	Distância de rios	Declividade	Fluxo acumulado
Completo	47	45	x	x	x	x	x
Mal drenado	53	52		x	x		x
Bem drenado	59	56	x	x	x	x	

X: variável utilizada

4.1.2- Resultados do treinamento e validação dos modelos preditos em Sentinela do Sul

A figura 11, por meio da comparação visual, sugere a existência de correlação entre os mapas gerados e o mapa convencional de Sentinela do Sul. As tabelas 9 e 10 revelam que o uso de conjunto de modelos de árvore de decisão (AD) separados por tipo de paisagens homogêneas obteve maior concordância com o mapa convencional, diferentemente do encontrado por Giasson et al. (2006) em procedimento similar na mesma área de estudo, mas com uso de regressões logísticas múltiplas.

A acurácia geral (AG), que representa a concordância entre o mapa predito realizado com o modelo completo de AD e o mapa convencional de solos, foi de 47% (Tabela 9). No mapa gerado com o modelo completo de AD, a UM mapeada com maior acurácia do mapeador (AM) (64%) foi a PV-C-R. Isso ocorreu, possivelmente, porque esta é a UM com maior extensão espacial. Em contrapartida, as UMs com menor representatividade espacial foram as que apresentaram menores valores de AM: enquanto a UM HGP-A não foi predita, as UMs PV-PT-PL e R apresentaram AM de 31 e 30%, respectivamente. Além disso, os maiores erros de predição ocorreram pelo confundimento das UM PV-C e PV-C-R, dada a semelhança na composição taxonômica das mesmas.

Destaca-se que a unidade HGP-A não foi predita no mapa gerado com o modelo completo de AD provavelmente devido à confusão dos modelos para UMs que ocupam posições muito semelhantes na paisagem (PT-PL-HGP), além de possuir pequena extensão, problema já destacado em estudo de ten Caten (2011a). Neste sentido, Coelho e Giasson (2010) realizaram estudo em área de 1.000 km² no noroeste do Rio Grande do Sul e obtiveram AG de 67,3% com o uso de modelos de AD e classificaram apenas três classes de solos dentre as sete encontradas no mapa original, dada a pequena representatividade espacial das classes não mapeadas (aproximadamente 8,5% do território). Já Neumann (2012) obteve a AG de 39% e classificou apenas cinco UMs, enquanto o mapa original possuía sete UMs, em estudo na Bacia do ribeirão Gama, Distrito Federal, com área de 141 km², usando regressão linear múltipla.

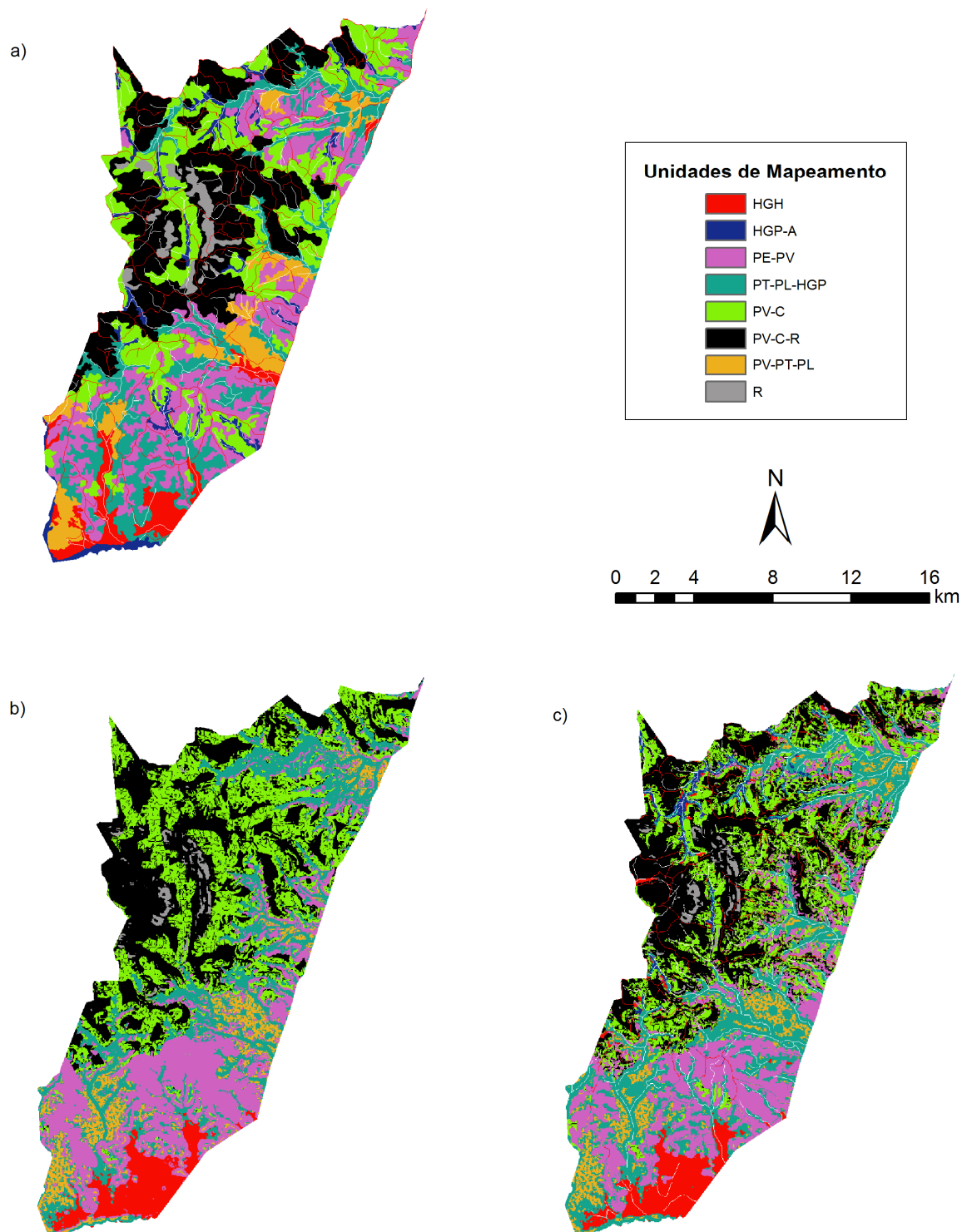


Figura 11- Mapas de solos de Sentinel do Sul: a) gerado por mapeamento convencional ; b) gerado por MDS usando um modelo geral para toda a área; c) gerado por MDS com o uso conjunto de dois modelos de predição.

Tabela 9 - Matriz de erro comparando o mapa de solos convencional de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos gerado a partir do modelo simples de árvores de decisão.

		MAPA ORIGINAL									
		PE-PV	PV-C	PV-C-R	PT-PL-HGP	HGH	PV-PT-PL	R	HGP-A	Total	AU
		-----%-----									
MAPA PREDITO	PE-PV	9,88	3,54	0,35	3,43	0,94	1,13	0,00	0,74	20,02	49
	PV-C	3,78	8,92	7,38	0,94	0,77	0,17	0,37	0,99	23,32	38
	PV-C-R	2,35	6,82	15,42	0,28	0,95	0,05	1,33	0,33	27,53	56
	PT-PL-HGP	2,50	1,46	0,50	7,17	1,35	3,18	0,00	1,36	17,53	41
	HGH	0,14	0,00	0,00	1,79	2,56	0,10	0,00	0,17	4,77	54
	PV-PT-PL	0,64	0,08	0,00	1,99	0,56	2,10	0,00	0,28	5,66	37
	R	0,01	0,04	0,39	0,00	0,01	0,00	0,72	0,00	1,18	61
	HGP-A	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
	Total	19,30	20,86	24,05	15,60	7,15	6,72	2,43	3,88	100,00	
	AM	51	43	64	46	36	31	30	*		
AG: 47											
AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário; AG= Acurácia Geral; *= Unidade de mapeamento não classificada.											

Esperava-se alta AM da UM R, já que o relevo tem forte influência na formação da classe de solo dominante desta UM, como destacado por ten Caten (2011a). Todavia, em nosso estudo, esta UM tem representatividade espacial muito pequena, o que dificultou sua predição. A reprodução de UM menos extensas pelos modelos preditores é uma dificuldade comumente encontrada e relatada em diversos estudos (GIASSON et al., 2011 ; TEN CATEN et al., 2011b). Em contrapartida, o modelo gerado após a divisão da área em unidades de paisagens homogêneas foi capaz de prever a ocorrência de todas UMs com AG de 56% (Tabela 10). A maior acurácia do mapeador foi a encontrada na UM PT-PL-HGP (70%). Além disso, a UM HGH, mesmo com pequena extensão espacial, foi mapeado com um bom valor de AM (54%). Para o modelo de AD separados por paisagens homogêneas, portanto, a melhor AM não foi obtida na predição da UM de maior distribuição espacial.

Já em relação ao uso da matriz de erros ponderada, assim como encontrado por Giasson et al. (2011) em estudo com uso de AD em encostas basálticas no sul do país, a utilização desta técnica melhorou significativamente as AMs (Tabelas 11 e 12). Para o modelo geral de AD, a AM variou entre 32% e 73%, enquanto, no modelo combinado, entre 31% e 82%. Tal melhora nos valores de AM significa que muitos erros ocorrentes na predição dos mapas de solos são pouco significativos, dado que ocorrem entre UMs semelhantes quanto ao seu potencial de uso por terem limitação ao uso similares. Isso indica que, ao se realizar uma classificação interpretativa dos mapas pedológicos gerados por MDS, os erros devem diminuir.

Ademais, destaca-se, ainda, que outros trabalhos foram realizados com o uso de modelos de AD e os valores de AG variam consideravelmente. Por exemplo, Bui et al. (1999) atingiram AG de 69%, em Toowoomba, Austrália. Já Crivelenti et al. (2009), trabalhando com a folha de Dois Córregos/SP, chegou a AG de 54,24%. Sarmiento et al. (2012) realizou estudo para predição de classe de solos no Vale dos Vinhedos/RS, utilizou um MDE com cinco metros de resolução e uma base cartográfica digital em escala 1:5.000, e obteve AG de 71%. Essa variação pode estar relacionada com a técnica utilizada, a qualidade das variáveis geomorfométricas utilizadas, o tamanho da área de estudo e a intensidade que o fator relevo infere na gênese dos solos estudados.

Tabela 10 - Matriz de erro comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo de árvores de decisão separado por paisagens homogêneas.

AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário; AG= Acurácia Geral; *= Unidade de mapeamento não predita.

		MAPA ORIGINAL								Total	AU
		PE-PV	PV-PT-PL	PV-C	PT-PL-HGP	PV-C-R	HGP-A	R	HGH		
		-----%-----									
MAPA PREDITO	PE-PV	12,86	0,00	4,71	0,05	1,32	0,01	0,01	0,04	19,01	68
	PV-PT-PL	0,01	1,91	0,00	1,89	0,00	0,17	0,00	0,48	4,45	43
	PV-C	4,02	0,00	9,00	0,02	6,09	0,01	0,28	0,05	19,48	46
	PT-PL-HGP	0,13	4,66	0,04	10,97	0,01	2,48	0,00	2,41	20,68	53
	PV-C-R	2,28	0,00	7,02	0,01	16,23	0,01	1,43	0,07	27,05	60
	HGP-A	0,01	0,07	0,02	0,58	0,01	0,76	0,00	0,25	1,70	45
	R	0,01	0,00	0,03	0,00	0,38	0,00	0,70	0,00	1,12	63
	HGH	0,02	0,07	0,04	2,03	0,07	0,42	0,00	3,86	6,50	59
	Total	19,32	6,71	20,86	15,56	24,11	3,86	2,43	7,15	100	
	AM	67	28	43	70	67	20	29	54		

AG: 56

Por exemplo, Figueiredo et al. (2008) com o uso de regressões logísticas múltiplas, encontraram AG de 58,7% em Arroio Portão, RS. Em contrapartida, com o uso da mesma técnica, Giasson et al. (2006) não encontraram valores de AG superiores a 48% em Sentinela do Sul, RS, valor semelhante ao mapa gerado pelo uso do modelo completo de AD neste trabalho (47%).

O fato de os modelos de predição não explicarem a parte maior da relação entre os fatores de formação e a ocorrência de solos indica que a pedogênese na área de estudo, em grande parte, pode não ser explicada pelo relevo. Uma possibilidade é que, conforme Giasson et al. (1996), falhas geológicas e hidrotermalismo fizeram com que classes de solos distintas ocorressem lado a lado, distanciados poucos metros no terreno e na mesma posição topográfica em Sentinela do Sul.

O hidrotermalismo caracteriza-se por alterações na rocha em condições de soterramento, geradas pela passagem de fluídos com temperatura maior que a da rocha de formação (SVERJENSKY, 1981). Resulta da percolação de águas quentes ao longo de fraturas e espaços intergranulares das rochas. É um processo metassomático que se desenvolve por meio das trocas iônicas entre a água quente circulante e as paredes das fraturas. Assim, os minerais perdem a estabilidade e recristalizam-se em novas assembléias mineralógicas sob temperaturas entre 100 a 370°C. O metamorfismo hidrotermal ocorre frequentemente nas bordas de intrusões graníticas, em áreas de vulcanismo basáltico submarino e em campos geotermiais (RUBERTI et al., 2008). Portanto, trata-se de uma ação endógena atuando na formação dos solos. Ressalta-se a presença de gnaisses na área, resultante da metamorfização do granito, o que revela a complexidade geológica do local.

A escala do mapa de geologia (1:250.000) usado para gerar o modelo pode não ter sido a mais adequada, o que fez com que tal informação colaborasse menos do que poderia para a predição de ocorrência de solos. Ressalta-se, todavia, que, mesmo assim, esta variável esteve entre as mais importantes nos modelos de AD. Outros estudos de MDS (BUI et al., 1999; CRIVELENTI et al., 2009; CHAGAS et al., 2011; LEMERCIER et al., 2012), mesmo utilizando escalas distintas entre o mapa de solos e o mapa de geologia, também citaram tal variável como uma das mais influentes na predição dos solos.

Tabela 11 - Matriz de erro ponderada comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo simples de árvores de decisão.

		MAPA ORIGINAL								Total	AU
		PE-PV	PV-C	PV-C-R	PT-PL-HGP	HGH	PV-PT-PL	R	HGP-A		
		-----%-----									
MAPA PREDITO	PE-PV	9,88	2,34	0,16	3,09	0,42	1,02	0,00	0,67	17,57	56
	PV-C	2,49	8,92	4,87	0,85	0,51	0,15	0,33	0,89	19,02	47
	PV-C-R	1,06	4,50	15,42	0,25	0,43	0,05	1,20	0,30	23,20	66
	PT-PL-HGP	2,25	1,31	0,45	7,17	1,22	1,05	0,00	0,45	13,90	52
	HGH	0,13	0,00	0,00	0,59	2,56	0,03	0,00	0,06	3,37	76
	PV-PT-PL	0,58	0,07	0,00	0,66	0,50	2,10	0,00	0,09	4,00	52
	R	0,01	0,04	0,35	0,00	0,01	0,00	0,72	0,00	1,13	64
	HGP-A	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
	Total	16,39	17,18	21,25	12,60	5,65	4,40	2,25	2,45	82,17	
	AM	60	52	73	57	45	48	32	*		

AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário; * = unidade de mapeamento não predita

Tabela 12 - Matriz de erro ponderada comparando o mapa de solos original de Sentinela do Sul com o mapa digital de solos predito a partir do modelo de árvores de decisão separado por paisagens homogêneas.

		MAPA ORIGINAL								Total	AU
		PE-PV	PV-PT-PL	PV-C	PT-PL-HGP	PV-C-R	HGP-A	R	HGH		
		-----%-----									
MAPA PREDITO	PE-PV	12,86	0,00	2,12	0,05	0,59	0,01	0,01	0,04	15,67	82
	PV-PT-PL	0,01	1,91	0,00	1,70	0,00	0,15	0,00	0,43	4,20	45
	PV-C	1,81	0,00	9,00	0,02	2,74	0,01	0,25	0,05	13,87	65
	PT-PL-HGP	0,12	4,19	0,04	10,97	0,01	0,82	0,00	0,80	16,94	65
	PV-C-R	1,03	0,00	3,16	0,01	16,23	0,01	0,94	0,06	21,44	76
	HGP-A	0,01	0,06	0,02	0,19	0,01	0,76	0,00	0,08	1,13	67
	R	0,01	0,00	0,03	0,00	0,25	0,00	0,70	0,00	0,99	71
	HGH	0,02	0,06	0,04	0,67	0,06	0,14	0,00	3,86	4,85	80
	Total	15,85	6,23	14,40	13,60	19,90	1,90	1,90	5,31	79,10	
	AM	81	31	63	81	82	40	37	73		

AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário.

4.1.3 - Resultados da extrapolação do mapeamento digital de solos para Cerro Grande do Sul

Os dois mapas gerados por MDS no município de Cerro Grande do Sul apresentam semelhança visual (Figura 12) e as áreas ocupadas por cada UM foram bastante semelhantes entre os dois modelos (Tabela 13). Em ambos os casos, a maior extensão espacial foi a unidade PV-C-R. O mapa gerado pelo modelo completo de AD previu a ocorrência de seis UMs e resultou em uma acurácia de 75%, avaliada pela verdade de campo (Tabela 14). A UM HGP-A não poderia ser prevista, uma vez que sua predição não ocorreu em Sentinela do Sul, área de treinamento, tendo em vista sua pequena distribuição espacial no mapa de solos convencional. Já o mapa previsto pelo uso conjunto dos dois modelos de AD separadas por unidades de paisagens encontrou sete UMs e teve acerto de 78%, avaliado também pela verdade de campo. Em nenhum caso, porém, a UM HGH foi prevista.

A acurácia dos mapas gerados para Cerro Grande do Sul foi satisfatória. Tal fato pode ser decorrência de que em Cerro Grande do Sul o fator de formação relevo influenciar mais na gênese dos solos, dado que predominam áreas de maior diversidade topográfica. Bodaghabadi (2011) concluiu em seu estudo situado na região de Borujen, centro do Irã, em uma área de 1000 ha, com médias anuais de precipitação e temperatura de 255 mm e 10,7°C, que 71,8% da variação de classes de solos aconteceu devido à fatores topográficos.

Sendo assim, a extrapolação apresentou resultados considerados bons, se comparados aos resultados de ten Caten (2011a), que procedeu a extrapolação para área próximas em estudo na região Centro Ocidental Riograndense e encontrou AG de 39% com as observações a campo. Já o trabalho de Grianand et al. (2008) apresentou piora na AG da área extrapolada em relação à área de treinamento.

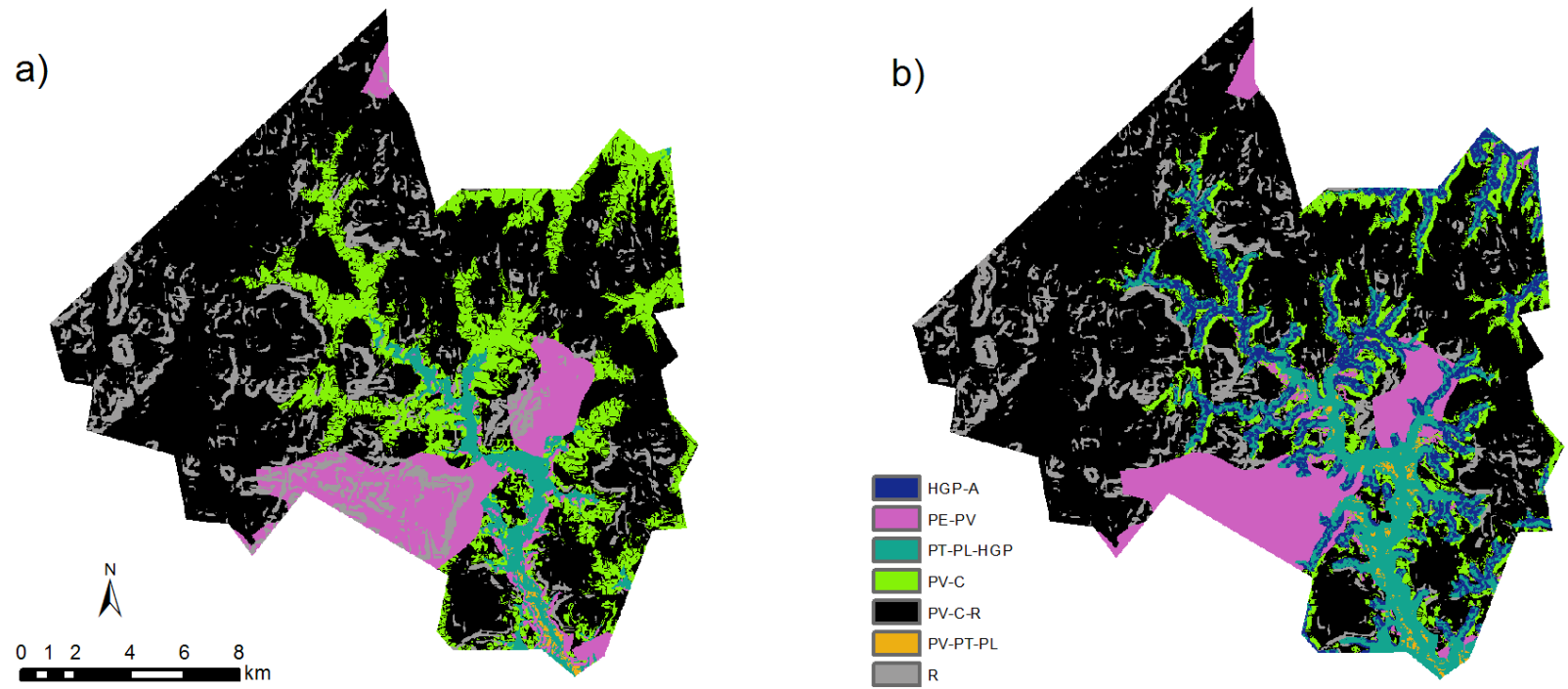


Figura 12 – Mapas de solos gerados por MDS no município de Cerro Grande do Sul: a) usando um modelo geral; b) com o uso conjunto de dois modelos de predição.

Tabela 13 – Área (%) ocupada pelas unidades de mapeamento previstas pelos modelos simples e combinado de árvore de decisão em Cerro Grande do Sul.

UM	Modelo de AD	
	Simple	Combinado
	Ocupação do território (%)	
PE-PV	8,6	8,9
PV-PT-PL	0,2	0,4
PV-C	15	7,2
PT-PL-HGP	3,7	9,9
PV-C-R	60,7	57,4
HGP-A	*	7,3
R	11,79	8,9

UM= unidade de mapeamento; AD= árvore de decisão; *= UM não prevista pelo modelo.

Houve dificuldade na previsão da UM PV-PT-PL. Esta se mistura com a UM PT-PL-HGP (Figura 13), já que tratam-se de áreas semelhantes fisiograficamente: a primeira situa-se na transição de coxilhas suaves às planícies; a segunda, em relevo plano. No mapa originário do modelo completo de AD percebe-se maior previsão espacial da UM R (Figura 14), que localiza-se em topos de morros, com relevo forte ondulado a montanhoso. Já a UM PE-PV está localizada em coxilhas amplas, com relevo suave ondulado a ondulado. Além disso, a classe Argissolo Vermelho (PE) (Figura 15) destaca-se por não apresentar cascalhos em suas textura, já que seu material de origem é o sienogranito e não o monzogranito porfirítico grosso.

Em todas as UM e com o uso de ambos os modelos, a AM foi sempre superior a 64%. Para o modelo único, as maiores AM foram verificadas para a UM R. Já para o uso dos modelos combinados, a UM PV-PT-PL (Figura 16) e PE-PV apresentaram maiores AM.



Figura 13 - Paisagem típica da unidade de mapeamento PT-PL-HGP.



Figura 14 - Neossolo Litólico da UM R em Cerro Grande do Sul.



Figura 15 - Argissolo Vermelho da unidade de mapeamento PE-PV.



Figura 16 - Planossolo Háplico da UM PV-PT-PL em Cerro Grande do Sul.

A existência de apenas UMs combinadas aumenta a possibilidade de acerto na verdade de campo. Todavia, o trabalho de campo revelou a complexidade de se separar as classes de solos no município, tendo em vista que tais classes se alternam em pequenas distâncias espaciais. A exceção existe no caso da UM PE-PV: no setor sul do município é visível sua predominância, com inclusões de Neossolos Litólicos. Outras zonas da área de estudo, no entanto, foram mapeadas como PE-PV e, em alguns momentos, foram considerados acerto por ser observado um PV. Observou-se, contudo, que esta UM PE-PV difere em muito, na prática, para UM PE-PV situada no sul de Cerro Grande do Sul, o que indicaria a necessidade da criação de uma UM simples PE. Entretanto, o nível de detalhamento do levantamento convencional de Sentinela do Sul não permitiu que ocorresse tal separação ou tal situação não foi identificada neste município.

Notou-se que o modelo de AD combinado diferenciou mais as áreas mal drenadas. Entretanto, neste modelo, em determinados momentos, criou-se UMs típicas de várzeas onde não ocorre essa paisagem. O contrário foi destacado no modelo de AD completo: ele distingue com mais precisão as áreas bem drenadas, mas em alguns momentos erra ao mapear solos típicos de ambientes altos nas áreas de várzea. A não previsão da UM HGP-A, decorrência de sua ausência na área de treinamento, pode ser considerado um erro grave, tendo em vista que tal UM pode ser encontrada na área de estudo. Todavia, os valores de acertos (Tabela 14), demonstram que os dois modelos não diferiram consideravelmente em acurácia. Neste caso, a escolha de qual modelo utilizar tem relação com o objetivo do mapeamento, ou seja, se deseja diferenciar mais solos hidromórficos, o modelo de AD combinado é mais adequado.

Tabela 14 - Resultados da avaliação da acurácia pela verdade de campo no mapa digital de solos oriundo do modelo simples de árvore de decisão e do originário do modelo de árvore decisão separado por paisagens homogêneas em Cerro Grande do Sul.

UM	Modelo simples AD			Modelo combinado AD		
	Total verificações da UM	Acertos	%	Total verificações da UM	Acertos	%
PV-C	44	28	64	22	15	68
PV-C-R	25	22	88	28	25	80
PT-PL-HGP	11	10	91	20	16	80
R	9	9	100	10	9	90
HGP-A	Não prevista	-	-	11	8	73
PV-PT-PL	Não verificada	-	-	1	1	100
PE-PV	11	10	91	8	8	100
AG (%)	75			78		

AD= árvore de decisão; AG= acurácia geral; UM= unidade de mapeamento.

A UM PV-C-R, situada em morros e coxilhas, com relevo forte ondulado, domina espacialmente os dois mapas previstos (Figura 17). Já a UM PV-C (Figura 18), também situada em morros e coxilhas, mas com relevo menos acidentado, é menos representativa no mapa predito pelo modelo de AD separado por paisagens homogêneas. Neste ela é substituída em parte pela UM HGP-A, situadas em várzeas encaixadas dos arroios. Às vezes, este modelo exagera nos solos situados em paisagens mal drenadas, enquanto, em outros momentos, o modelo completo que peca, mas por desprezar estas áreas.

Tendo em vista os valores de acurácia atingido, como constatado por Scull et al. (2005) em estudo realizado no sul da Califórnia, a técnica de extrapolação das relações solo-paisagem pode ser utilizada para que os pedólogos concentrem seus esforços em áreas que apresentem uma relação solo-paisagem padrão e, com isso, otimize o trabalho de campo. Neste contexto, o presente trabalho corrobora com o estudo Lagacherie et al. (1995) no sul da França, já que a distribuição das classes de solos podem ser expressas automaticamente de forma quantitativa com o uso de uma área de referência. A verdade de campo se mostrou extremamente válida para ir ao campo com uma mapa de solos e uma legenda pré estabelecida para que, a partir das observações de campo, possa-se corrigir o mapa e melhorar sua acurácia.



Figura 17 - Paisagem na qual existem Argissolos Vermelho-amarelos, Cambissolos Háplicos e Neossolos Regolíticos.



Figura 18 - Cambissolo Háplico da UM PV-C em Cerro Grande do Sul.

4.2- Aptidão Agrícola das Terras

As classes de aptidão agrícola das terras encontradas em Sentinela do Sul foram 3(ab), 3(a), 4(p) e 4p, conforme exposto na tabela 15 e na figura 19. A comparação visual demonstra que os mapas criados usando os diferentes procedimentos são semelhantes. O mapa produzido com o modelo de AD completo obteve concordância de 70% com o mapa produzido tendo como base o mapa original (Tabela 16). Já o mapa elaborado a partir do modelo de AD dividido por paisagens homogêneas obteve concordância de 77% com o mapa gerado pela reclassificação do mapa original (Tabela 17). O mapa de aptidão agrícola das terras de Cerro Grande do Sul gerado com o uso conjunto de dois modelos de predição gerou as mesmas classes que o mapa de Sentinela do Sul (Figura 20). Todavia, o mapa de aptidão de Cerro Grande do Sul criado a partir do modelo de AD completo não gerou a classe 4p, já que as UM HGP-A e HGH não foram geradas no mapa de solos com o uso deste modelo. Apesar disso, a concordância entre os dois mapas de Cerro Grande do Sul gerados por MDS foi de 87% (Tabela 18).

As terras classificadas como 3(ab) são pertencentes à classe de aptidão restrita para lavouras nos níveis de manejo A e B. Situam-se em coxilhas amplas, com relevo suave ondulado a ondulado. Em todos mapas de Sentinela do Sul gerados, a ocorrência desta classe ficou entre 19 e 20% da área (Tabelas 16 e 17) e em 9% da área para Cerro Grande do Sul (Tabela 18). Tal classe consiste na UM onde há Argissolos Vermelho (UM PE-PV), concordando com a classificação de aptidão agrícola das terras realizada por Klamt et al. (1995) na Bacia do Arroio Cascalho, em Portão/RS. Tratam-se de solos profundos, bem drenados, com textura areia franca a franco arenosa no horizonte A e apresentam gradiente textural para o horizonte B, de textura argilosa. Esta característica associada ao declive acentuado das encostas torna os solos suscetíveis à erosão e revela ligeiro impedimento à mecanização que, juntamente com a fertilidade do solo, são os principais fatores limitantes. São solos ácidos, com alto teor de Al trocável, média capacidade de troca de cátions (CTC), baixa saturação por bases e baixos teores de fósforo. Essa classe apresenta condições para que se cultive o fumo, tradicional na região, tendo em vista, também, que o nível tecnológico B é usado nesta cultura.

Tabela 15 - Graus de limitação dos fatores limitantes para a avaliação da aptidão agrícola das terras

Área	Fatores limitantes															Aptidão agrícola
	Deficiência de fertilidade			Deficiência de água			Excesso de água			Suscetibilidade à erosão			Impedimentos à mecanização			
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	
PE-PV	L/M	L/M	L	L	L	L	N	N	N	M/F	M	M/F	N	L	M	3(ab)
PV-C	L/M	L/M	L	L	L	L	N	N	N	M	M/F	M/F	L	L/M	M	3(a)
PV-C-R	L/M	L/M	L	L	L	L	N	N	N	M	M/F	M/F	L	L/M	M	3(a)
R	L	L	N/L	L	L	L	N	N	N	MF	MF	MF	M/F	F	MF	4(p)
PV-PT-PL	L/M	L/M	L	L	L	L	N	N	N	M	M/F	M/F	L	L/M	M	3(a)
PT-PL-HGP	M	M	L/M	N	N	N	M	M	M	N	N	L	M	M	M	3(a)
HGP-A	L/M	L/M	L	N	N	N	F	F	F	N	N	N	M	F	F	4p
HGH	L/M	L/M	L	N	N	N	F	F	F	N	N	N	M	F	F	4p

N = nulo; L = ligeiro; M = moderado; F = forte; MF = muito forte; / = intermediário.

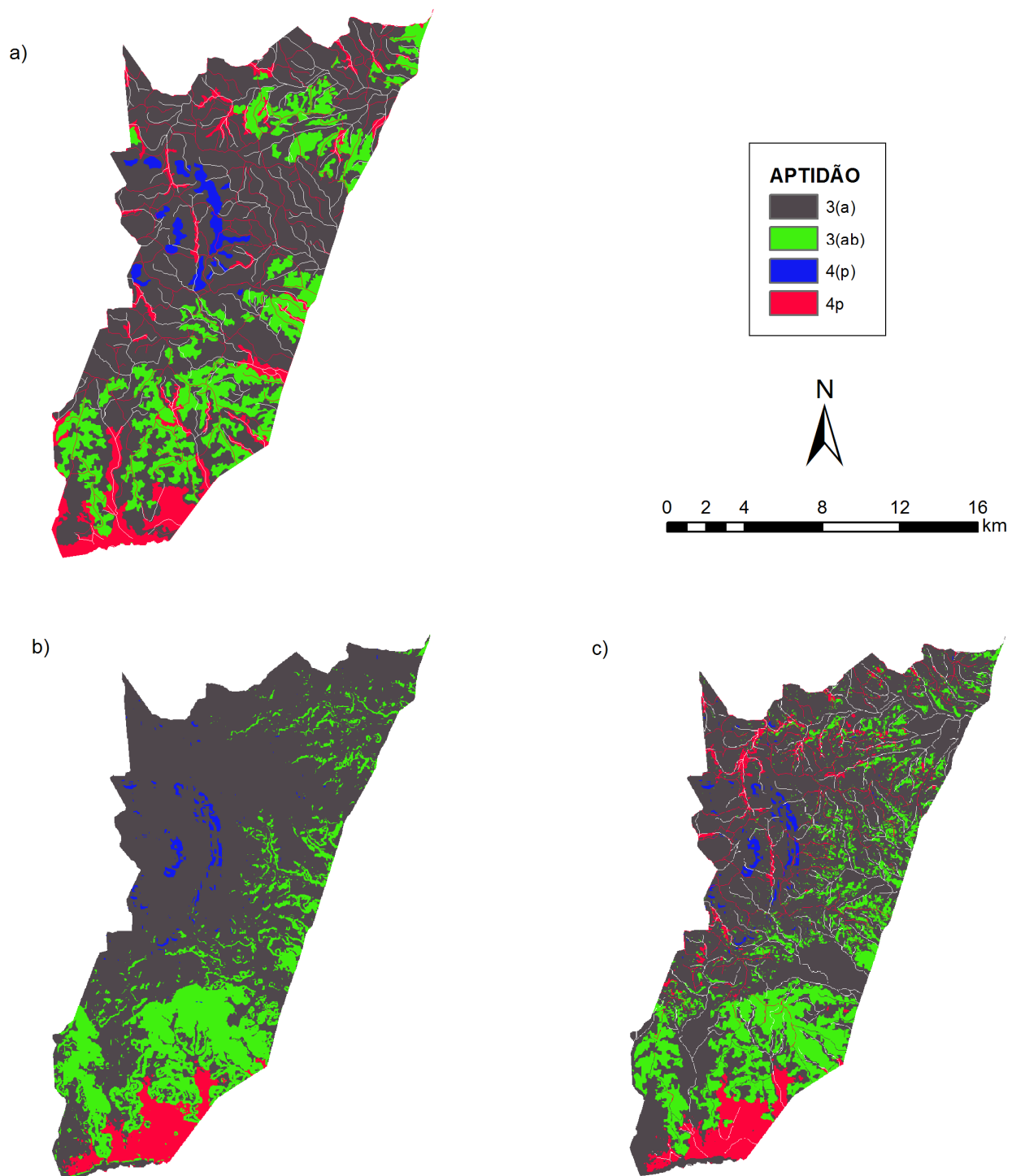


Figura 19 - Mapas de aptidão agrícola das terras de Sentinel do Sul: a) criado a partir do mapeamento convencional; b) criado a partir do MDS usando um modelo geral para toda área; c) gerado a partir do MDS com uso de dois modelos de predição.

Tabela 16 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras produzido a partir do mapa original de Sentinela do Sul e elaborado a partir do mapa digital de solos produzido com a implantação do modelo completo de árvore de decisão.

		MAPA ORIGINAL						
		Aptidão	3(a)	3(ab)	4(p)	4p	Total	AU
		-----%-----						
MAPA PREDITO	3(a)	56,46	9,27	1,70	6,60	74,03	76	
	3(ab)	8,45	9,88	0,00	1,68	20,02	49	
	4(p)	0,44	0,01	0,72	0,01	1,18	61	
	4p	1,89	0,14	0,00	2,73	4,77	57	
	Total	67,24	19,30	2,43	11,03	100,00	67	
	AM	84	51	30	25			

AG:70

AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário; AG= Acurácia Geral.

Tabela 17 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras produzido a partir do mapa original de Sentinela do Sul e produzido a partir do mapa digital de solos elaborado com a implantação do modelo de árvore de decisão divididos em paisagens homogêneas.

		MAPA ORIGINAL						
		Aptidão	3(a)	3(ab)	4(p)	4p	Total	AU
		-----%-----						
MAPA PREDITO	3(a)	57,85	6,43	1,71	5,67	71,67	81	
	3(ab)	6,09	12,86	0,01	0,05	19,01	68	
	4(p)	0,41	0,01	0,70	0,00	1,12	63	
	4p	2,88	0,03	0,00	5,29	8,20	65	
	Total	67,24	19,32	2,43	11,01	100	67	
	AM	86	67	29	48			

AG: 77

AM= Acurácia do Mapeador; AU= Acurácia do Usuário; AG= Acurácia Geral.

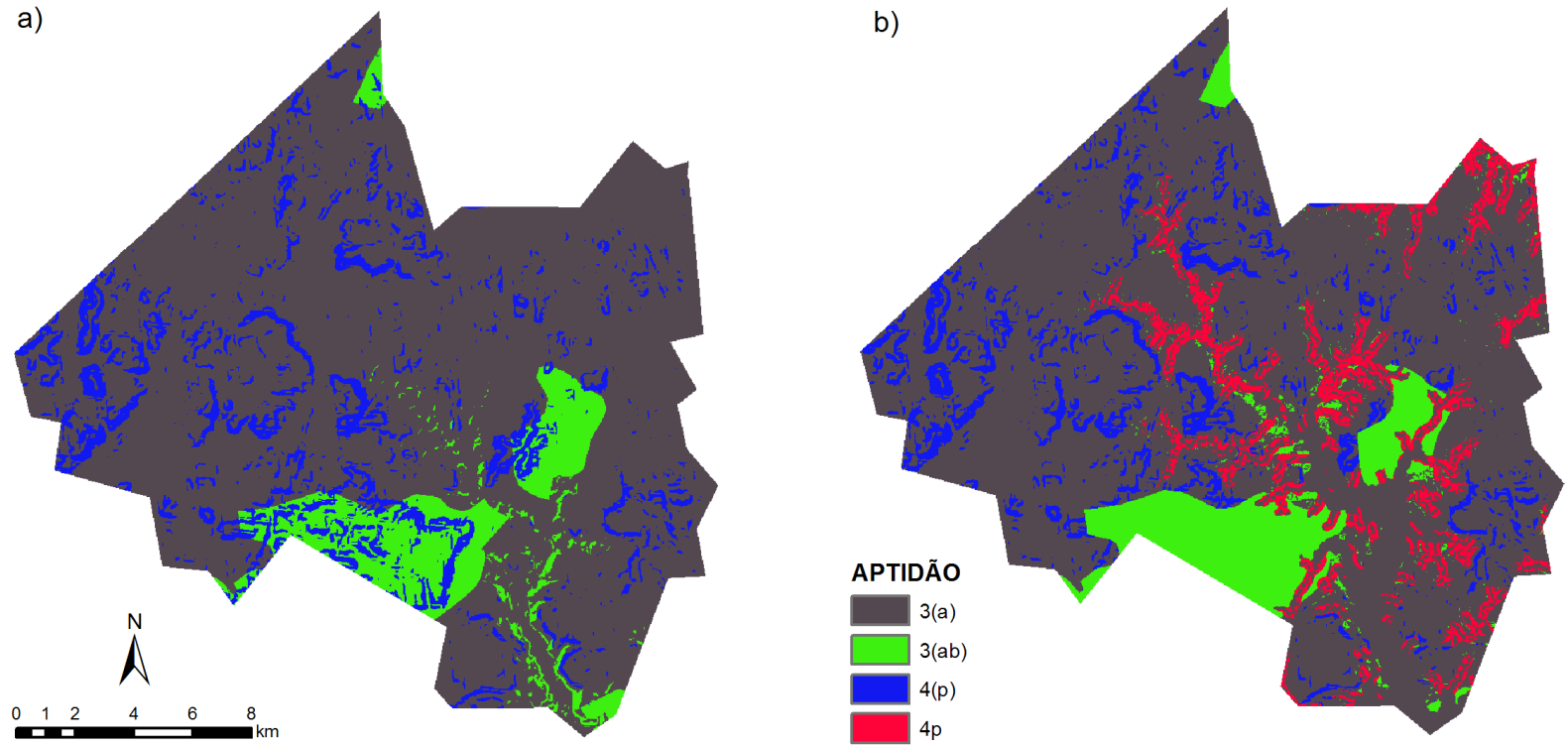


Figura 20 - Mapas de aptidão agrícola das terras de Cerro Grande do Sul: a) criado a partir do modelo de AD completo; b) criado a partir dos modelos de AD separados por paisagens homogêneas.

As terras classificadas como 3(a), com aptidão restrita para lavoura no nível de manejo A, dominam espacialmente os territórios, variando entre 67 e 74% em Sentinela do Sul e 75 e 80% em Cerro Grande do Sul. O mapa gerado a partir do modelo completo de AD foi o que gerou predições de ocorrência de maiores extensões de terras desta classe de aptidão. São dominadas por Argissolos Vermelho-amarelos e Plintossolos (UMs PV-C, PV-C-R, PV-PT-PL e PT-PL-HGP, respectivamente). Estes estão localizados em relevo plano, ao passo que, aqueles, situam-se em coxilhas e morros com relevo ondulado e forte ondulado.

Tabela 18 - Matriz de erros entre o mapa de aptidão das terras de Cerro Grande do Sul gerado a partir do MDS com uso conjunto de dois modelos de predição e produzido a partir do mapa digital de solos elaborado com a implantação do modelo simples de árvore de decisão.

	Mapa gerado pelo modelo combinado de AD						
	Aptidão	3(a)	3(ab)	4(p)	4p	Total	AU
		-----%					
Mapa gerado pelo modelo simples de AD	3(a)	72.47	0.77	0	6.36	79.6	0.91
	3(ab)	2.05	5.82	0	0.74	8.61	0.68
	4(p)	0.34	2.35	8.93	0.18	11.79	0.76
	4p	*	*	*	*	*	*
	Total	74.86	8.93	8.93	7.27	100	0.75
AM	97	65	100	0			

AG: 87

AD= árvore de decisão; AU= acurácia do usuário; AM= acurácia do mapeador; AG= acurácia geral;
*= classe não prevista.

Os Argissolos Vermelho-amarelos (Figura 21) diferenciam-se dos Argissolos Vermelhos por situarem-se em relevo mais acidentado, tendo em vista que as outras características são semelhantes. Tal fato aumenta a limitação quanto à erosão e mecanização e impede o enquadramento no nível tecnológico intermediário. Os Plintossolos são imperfeitamente drenados e necessitam de cuidadoso manejo da dinâmica hídrica interna para que não ocorra o endurecimento da plintita. É essencial conhecer a porcentagem de plintita existente, já que o preparo do solo é muito dificultado quando seu volume varia de 50 a 100%. Além disso, o cultivo de arroz irrigado nos Plintossolos pode apresentar toxidez de ferro devido à alta concentração deste elemento (PRADO,

2013). Estes solos apresentam baixa saturação por bases, teor de alumínio trocável alto e baixa CTC. O impedimento à mecanização é moderado, uma vez que são solos imperfeitamente drenados, fazendo que não sejam aptos para lavoura no nível tecnológico intermediário.

O enquadramento destes solos nas classes 3(a) e 3(ab), que são de aptidão restrita para lavoura, deveu-se predominantemente às limitações de fertilidade, que foi identificada como a principal limitação na área de estudo, dado que os solos, além do baixo teor de nutrientes, apresentam baixa CTC.



Figura 21 - Perfil de Argissolo Vermelho-amarelo em Cerro Grande do Sul.

Neste sentido, se o problema da fertilidade está ligado à baixa CTC, o aumento do nível tecnológico não é muito relevante. Isto porque, neste caso, a aplicação de insumos será em grande parte perdida, tendo em vista que não há CTC para realizar a adsorção dos nutrientes. O aumento no nível tecnológico, se tratando de fertilidade, é mais importante em casos de baixa saturação por bases, mas com melhor capacidade de troca de cátions.

Os Neossolos Litólicos (classe dominante na UM R) representam a classe 4(p), inapta para lavoura e com aptidão restrita para a pastagem plantada no

nível de manejo B. Espacialmente estas terras ocupam entre 1 e 2,5% da área de Sentinela do Sul, sendo que a maior área está associada ao mapa criado a partir do mapa original (Tabelas 17 e 18). Em Cerro Grande, todavia, tais terras possuem maior representatividade espacial, ocupando quase 12% do espaço no mapa gerado pelo uso do modelo simples de AD (Tabela 18), tendo em vista a facilidade deste modelo em separar solos típicos de ambientes altos. Apesar da média fertilidade, apresentam perfis rasos, alta pedregosidade e declividade acentuada, o que dificulta a mecanização e acentua a erosão. Estes Neossolos poderiam ser eficientes para o uso primitivo, tendo em vista que sua fertilidade não é baixa e o tipo de manejo é pouco tecnológico na área. Contudo, a acentuada suscetibilidade a erosão, em decorrência do relevo forte ondulado e montanhoso e da profundidade do perfil, são os fatores que limitam sua aptidão agrícola. Sendo assim, estes solos foram avaliados como tendo baixo potencial de uso, assim como nos estudos de Sá (2007), Klamt et al. (1995) e Pedron et al. (2006).

As terras classificadas como 4p apresentam aptidão regular para pastagem plantada no nível de manejo B. Esta classe apresentou considerável diferença quanto à sua extensão nos diferentes mapas gerados. Enquanto o mapa de Sentinela do Sul gerado a partir do mapa convencional sua extensão foi de 11% da área total, no mapa gerado a partir do modelo simples de AD foi de 5% e, no modelo de AD separado, 8% (Tabelas 16 e 17). Em Cerro Grande, contudo, o modelo simples de AD não previu esta classe e, no modelo combinado, 7% das terras constituem esta classe (Tabela 18). Essa discrepância na distribuição espacial desta classe e até mesmo nos valores de AM acontece em virtude da melhor capacidade do modelo combinado de AD em distinguir solos hidromórficos. Tais terras são dominadas por Gleissolos Háplicos (Figura 22) e Gleissolos Melânicos (UMs HGP-A e HGH, respectivamente), mas este último não se encontra em Cerro Grande do Sul. Estes localizam-se em relevo plano em terrenos de baixas cotas; aqueles, em várzeas encaixadas dos arroios. As condições de má drenagem são as maiores limitações ao uso. Ambos apresentam baixa saturação por base e alto teor de alumínio trocável, porém média CTC. Os Gleissolos Háplicos e Melânicos precisam ser drenados para a utilização agrícola (PRADO, 2013).



Figura 22 - Gleissolo Háplico encontrado em terreno plano e de baixa cota em Cerro Grande do Sul.

Os resultados de AG indicam que o uso do MDS como base para a criação de um mapa interpretativo de aptidão agrícola das terras aumenta a capacidade de gerar mapas concordantes com o mapa interpretativo gerado a partir do mapa convencional de solos, se comparado com o MDS apenas de UMs pedológicas. Os valores sugerem que o uso do MDS para reclassificar o mapa de uma maneira interpretativa aumentam seu acerto e, conseqüentemente, sua aplicabilidade. Isso acontece devido ao fato de que a classificação técnica enquadra na mesma UM áreas com mesmo uso potencial, porém com limitações e/ou classificações pedológicas distintas, como também quantificado pelo uso da matriz de erro ponderada.

No tocante ao uso do Sistema de Avaliação da Aptidão Agrícola das Terras (RAMALHO-FILHO & BEEK, 1995), como trata-se de um sistema interpretativo, pressupõe a necessidade de informações preexistentes em nível adequado ao detalhe do projeto. É imprescindível, portanto, a realização de um diagnóstico local do meio físico, político, social e cultural, que forneça o mínimo necessário de elementos com distribuição espacial e registro das ocorrências.

O SAAAT é um sistema mais adequado para escalas menores, tendo em vista planejamentos regionais ou de áreas maiores. Sendo assim, ignora-se a realidade local quando é usado este sistema em trabalhos realizados em escalas maiores, como a nível municipal ou de propriedades. Entretanto, ele pode ser ajustado para as condições da localidade ao se eliminar as inclusões existentes nos mapas e definir o nível tecnológico de acordo com o que existe de fato. Como não existe um sistema adequado para essa escala, cabe ao planejador desenvolver sua própria técnica, como Pinheiro et al. (2000), Francelino et al. (2005) e Fernandes et al. (2008) e Carvalho Filho (2013), que valorizaram as especificidades e interesses de suas respectivas áreas.

Tais especificidades, contudo, podem e devem ser feitas no nível municipal e, portanto, este trabalho é o começo de algo que poderá ser detalhado ou aprofundado. Com isso, fornecem-se diretrizes regionais visando um modelo de desenvolvimento que assegure a qualidade ambiental.

5- Conclusões

- 1) O mapeamento digital de solos (MDS) com o uso de modelos de árvore de decisão (AD) permite a extrapolação do mapa de solos para áreas adjacentes e fisiograficamente semelhantes;
- 2) O uso conjunto de dois modelos de AD divididos por paisagens homogêneas melhorou a concordância do mapa digital de solos com o mapa original de solos e gerou mapas extrapolados com maior acurácia avaliada pela verdade de campo;
- 3) A melhora nos valores de acurácia do mapeador com o uso da matriz de erros ponderada indicou que muitos erros ocorrentes na predição dos mapas de solos são pouco significativos, dado que ocorrem entre unidades de mapeamento semelhantes quanto ao seu potencial de uso;
- 4) A concordância dos mapas de aptidão agrícola gerados por MDS com o mapa de aptidão agrícola gerado a partir do mapa convencional de solos é maior que a concordância entre os mapas pedológicos convencional e os mapas pedológicos gerados por MDS.

6- Referências bibliográficas

- ABRAMS, M.; HOOK, S.; RAMACHANDRAN, B. **ASTER users handbook**. Pasadena: JPL, 1999.
- AB'SABER, A. N. **Os domínios de natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê Editorial, 2003.
- ANJOS, D. S. dos.; MENEGUETTE-JUNIOR, M.; NUNUES, J. O. R. Classificação da curvatura de vertentes em perfil via Modelo Número de Terreno. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: INPE, 2011. p. 2286.
- ANJOS, L. H. C. dos. et al. Sistema brasileiro de classificação de solos. In: KER, J. C. et al. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012.
- ARAUJO, A. M.; SILVA, A. de B. Modelagem de áreas de escoamento superficial a partir do Modelo Digital do Terreno. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2009, Curitiba. **Anais...** Curitiba: INPE, 2011. p. 3735.
- ARRUDA, P. G. de; DEMATTÊ, J. A. M.; CHAGAS, C. da S. Mapeamento Digital de Solos por redes neurais artificiais com base na relação solo-paisagem. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 2, p. 327-338, 2013.
- AVANZI, J. C. et al. Soil losses prediction in a small watershed using an integration of USLE and GIS. In: ESCUELA LATINOAMERICANA DE FÍSICA DE SUELOS, 10., 2009, Lavras. **Anais...** Ghent: International Centre for Eremology, 2009. p. 99-102.
- BAGATINI, T.; GIASSON, E.; TESKE, R. Teste de densidade de amostragem para treinamento de modelos de árvore de decisão. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 34., 2013, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: Costão do Santinho, 2013.
- BARANAUSKAS, J. A. **Indução de Árvores de Decisão**. Apresentação em PowerPoint. Disponível em:
<<http://dcm.ffclrp.usp.br/~augusto/teaching/ami/AM-I-Arvores-Decisao.pdf>>.
Acesso em: 20 mar. 2014.
- BAZAGLIA-FILHO, O. **Comparação entre os mapas de solos obtidos pelos métodos convencional e digital numa área complexa**. 2012. 190 f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, 2012.
- BEHRENS, T. et al. Digital soil mapping using artificial neural networks, **Journal of Plant Nutrition Soil Science**, Weihnheim, v. 168, n. 1, p. 21-33, fev., 2005.

BODAGHABADI, M. B. et al. Using Canonical Correspondence Analysis (CCA) to identify the most important DEM attributes for digital soil mapping applications. **Catena**, Amsterdam, v. 86, n. 1, p. 66-74, 2011.

BONFATTI, B. R. **Geotecnologias aplicadas ao levantamento de solos e da aptidão agrícola da Microbacia Lajeado dos Mineiros, São José do Cerrito, SC**. 2012. 136 f. Dissertação (Mestrado em Manejo do Solo) – Centro de Ciências Agroveterinárias, Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2012.

BOUMA, J. et al. Using expert systems and simulation modeling for land evaluation at farm level: a case study from New York State. **Soil Use and Management**, Oxford, v. 9, n. 4, p. 131-139, 1993.

BOUMA, J. The land use systems approach to planning sustainable land management at several scales. **ITC Journal**, Enschede, v. 4, n. 3, p. 237-242, 1997.

BRADY, N. C.; WEIL, R. R. **Elements of the nature and properties of Soils**. New Jersey: Pearson Education, 2010.

BRANDÃO, T. F.; SANTOS, R. L. O uso de imagens SRTM na modelagem de fenômenos hidrológicos (escoamento superficial). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais...** Natal: INPE, 2009. p. 4663-4670.

BRASIL. Ministério da Agricultura. Departamento Nacional de Pesquisa Agropecuária. Divisão de pesquisas pedológicas. **Levantamento de Reconhecimento do Estado do Rio Grande do Sul**. Recife. 1973. 431 p. (Boletim Técnico, 30).

BREIMAN, L. et al. **Classification and regression trees (CART)**. Belmont: Wadsworth International, 1984. 358 p.

BUI, E. N.; LOUGHHEAD, A.; CORNER, R. Extracting soil landscape rules from previous soil surveys. **Australian Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 37, n. 3, p. 495-508, 1999.

CARVALHO-FILHO, A. de. et al. **Avaliação informatizada e validada da aptidão silvicultural das terras dos tabuleiros costeiros brasileiros para eucalipto**. Lavras: Editora UFLA, 2013.

CARVALHO T. M.; BAYER, M. Utilização dos produtos da "Shuttle Radar Topography Mission" (SRTM) no mapeamento geomorfológico do Estado de Goiás. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, Uberlândia, v. 9, n. 1, p. 35-41, 2008.

CASTRO-FILHO, C. de.; MUZILLI, O. **Manejo integrado de solos em microbacias hidrográficas**. Londrina: IAPAR, 1996.

CAVAZZI, S. et al. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping? **Geoderma**, Amsterdam, v. 195-196, p. 111-121, 2013.

CHAGAS, C. S. da; CARVALHO-JÚNIOR, W. De; BHERING, S. B. Integração de dados do quickbird e atributos do terreno no mapeamento digital de solos por redes neurais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 3, maio/jun. 2011.

CHAGAS, C. da S. et al. Avaliação de modelos digitais de elevação para aplicação em um mapeamento digital de solos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 14, n. 2, p. 218-226, 2010a.

CHAGAS, C. da S. et al. Atributos topográficos e dados do Landsat7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 45, n. 5, p. 497-507, maio 2010b.

CHAGAS, C. da S. **Mapeamento digital de solos por correlação ambiental e redes neurais em uma bacia hidrográfica no domínio de mar de morros**. 2006. 223 f. Tese (Doutorado em solos e nutrição de plantas) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2006.

COELHO, F. F. **Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfológicas e sistemas de informações geográficas**. 2010. 95 f. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo)- Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

COELHO, F. F.; GIASSON, E. Comparison of methods for digital soil mapping using a geographical information system. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 40, n. 10, p. 497-507, 2010.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991.

CREPANI, E. et al. Zoneamento ecológico-econômico. In: FLORENZANO, T. G. (Org). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de textos, 2008.

CHRISTOFOLETTI, A. **Geomorfologia**. São Paulo: Editora Blucher, 1980.

CRIVELENTI, R. C. et al. Mineração de dados para inferência de relações solo-paisagem em mapeamento digitais de solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 44, n. 12, p.1707-1715, dez. 2009

CRUZ-CÁRDENAS, G. et al. Computer-assisted cartography using topographic properties: precision and accuracy of local soil maps in central Mexico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 3, p. 683-691, 2011.

DALMOLIN, R. S. D. et al. Relação entre as características e o uso das informações de levantamentos de solos de diferentes escalas. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 34, n. 5, set./out. 2004

DENT, D.; YOUNG, A. **Soil survey and Land Evaluation**. London: George Allen & Unwin, 1981. 278 p.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Procedimentos normativos para levantamentos pedológicos**. Brasília: EMBRAPA-SPI, 1995. 101 p.

EMBRAPA. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa, 1999.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. Inc. **ArcMap**, versão 10.0. Redlands, 2010. 1 DVD-ROM.

ESPINDOLA, C. R. **Retrospectiva crítica sobre a Pedologia**: um repasse bibliográfico. Campinas: Editora da Unicamp, 2008. 397 p.

FERNANDES, L. A. et al. Relação entre o conhecimento local, atributos químicos e físicos do solo e o uso das terras. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 3, p. 1355-1365, 2008.

FIGUEIREDO, S. R. **Mapeamento supervisionado de solos através do uso de regressões logísticas múltiplas e sistemas de informações geográficas**. 2006. 104 f. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo)-Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

FIGUEIREDO, S. R. et al. Uso de regressões logísticas múltiplas para mapeamento digital de solos no Planalto Médio do RS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, p. 262-268, 2008.

FLORENZANO, T. G. Introdução à Geomorfologia. In: FLORENZANO, T. G. (Org). **Geomorfologia**: conceitos e tecnologias atuais. São Paulo: Oficina de textos, 2008a.

FLORENZANO, T. G. Sensoriamento remoto para a Geomorfologia. In: FLORENZANO, T. G. (Org). **Geomorfologia**: conceitos e tecnologias atuais. São Paulo: Oficina de textos, 2008b.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF UNITED NATIONS. **Planning for sustainable use of land resources**: towards a new approach. Roma: FAO, 1995.

FRANCELINO, M. R.; FERNANDES FILHO, E. I.; RESENDE, M. Elaboração de um sistema de classificação da capacidade de suporte em ambiente semi-árido. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola Ambiental**, Campina Grande-PB, v. 9, n. 1, jan./mar. 2005

- FUJIHARA, A. K. **Predição de erosão e capacidade de uso do solo numa microbacia do Oeste Paulista com suporte de geoprocessamento**. 2002. Dissertação (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura Luíz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.
- GIASSON, E. et al. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern Brazil. **Science Agricola**, Piracicaba, v. 63, n. 3, maio/jun. 2006.
- GIASSON, E. et al. Avaliação de cinco algoritmos de árvores de decisão e três tipos de modelos digitais de elevação para mapeamento digital de solos a nível semidetalhado na Bacia do Lageado Grande, RS, Brasil. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 43, n. 11, nov., 2013.
- GIASSON, E. et al. **Levantamento de reconhecimento de alta intensidade dos solos do município de Sentinela do Sul (RS)**. Porto Alegre: Departamento de Solos, UFRGS, 1996. (Relatório Técnico).
- GIASSON, E. et al. Decision trees for digital soil mapping on subtropical basalt steep lands. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 68, n. 2, Mar./Apr. 2011
- GRINAND, C. et al. Extrapolating regional soil landscapes from an existing soil map: Sampling intensity, validation procedures, and integration of spatial context. **Geoderma**, Amsterdam, v. 143, n. 1-2, p. 180-190, 2008.
- HALL, M. et al. The WEKA Data Mining Software: An Update. **SIGKDD Explorations**, v. 11, n. 1, p. 10-18, 2009.
- HASENACK, H.; WEBER, E. (Org.). **Base cartográfica vetorial contínua do Rio Grande do Sul - escala 1:50.000**. Porto Alegre: UFRGS. Centro de Ecologia. 2010. 1 DVD-ROM. (Série Geoprocessamento, 3).
- HJORT, J.; MARMION, M. Effects of sample size on the accuracy of geomorphological models. **Geomorphology**, v. 102, n. 3-4, p. 341-350, 2008.
- IBGE. **Atlas do censo demográfico**. Rio de Janeiro: IBGE, 2010.
- IBGE. **Divisão do Brasil em mesorregiões e microrregiões**. Rio de Janeiro: IBGE, 1990.
- IBGE. **Folha SH-22 Porto Alegre e parte das folhas SH-21 Uruguaiana e SI-22 Lagoa Mirim**. Rio de Janeiro, 1986. 796 p.
- IBGE. **Manual técnico de Pedologia**. Rio de Janeiro: IBGE, 2007.
- JENNY, H. **Factors of soil formation: a system of quantitative pedology**. New York: Dover Publications, 1941.
- JENSON, S. K.; DOMINGUE J. O. Extracting Topographic Structure from Digital Elevation Data for Geographic Information System Analysis.

Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 54, n. 11, p. 1593–1600, 1988

KÄMPF, N.; CURI, N. Conceito de solo e sua evolução histórica. In: KER, J. C. et al. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012a.

KÄMPF, N.; CURI, N. Formação e evolução do solo (pedogênese). In: KER, J. C. et al. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012b.

KHEIR, R. B. et al. Predictive mapping of soil organic carbon in wet cultivated lands using classification tree based models: The case study of Denmark.

Journal of Environmental Management, London, v. 91, n. 5, p. 1150-1160, 2010.

KLAMT, G. et al. Conflitos de uso dos solos da Bacia do Arroio Cascalho, Portão, RS. **Geografia**, Rio Claro, v. 20, n. 2, out. 1995.

LAGACHERIE, P.; LEGROS, J. P.; BURROUGH, P. A. A soil survey procedure using the knowledge of soil pattern established on a previously mapped reference area. **Geoderma**, Amsterdam, v. 65, n. 3-4, p. 283-301, 1995.

LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A. B. Spatial soil information system and spatial soil inference system: perspectives for Digital Soil Mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Digital Soil Mapping: an introductory perspective**. Elsevier: Amsterdam, 2007.

LAMMERS, D. A.; JOHNSON, M. G. Soil mapping concepts for environmental assessment. In: MAUSBACH, M. J.; WILDING, L. P. **Spatial variabilities of soils and landforms**. Madison: SSAA, 1991. p. 149-160.

LEMERCIER, B. et al. Extrapolation at regional scale of local soil knowledge using boosted classification trees: a two-step approach. **Geoderma**, Amsterdam, v. 171-172, p. 75–84, 2012.

LEPSCH, I. F.; BUOL, S. W. Investigation in an Oxisol-Ultisol toposequence in Sao Paulo State, Brazil. **Soil Science Soc. Am. Proc.**, Madison, v. 38, p. 491-493, 1974.

LEPSCH, I. F. **Formação e conservação dos solos**. São Paulo: Oficina de Textos, 2002.

LEPSCH, I. F. **Manual para levantamento utilitário do meio físico e classificação de terras no sistema de capacidade de uso**. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do solo, 1991, 175 p.

LEPSCH, I. F. **19 lições de Pedologia**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

MATTE, A. L. L. **Padrões de distribuição, estrutura e contexto de manchas florestais em um mosaico de campo e floresta no planalto sul brasileiro**.

2009. 75 f. Dissertação (Mestrado em Ecologia) – Instituto de Biociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

- Mc BRATNEY, A. B.; MENDONÇA-SANTOS, M. L.; MINASNY, B. On digital soil mapping, **Geoderma**, Amsterdam, v. 53, n. 3, p. 3-52, 2003.
- MELGAÇO, L. M.; SOUZA FILHO, C. R.; STEINMAYER, M. Comparação entre modelos digitais de elevação gerados por sensores ópticos e por radar. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., Goiânia-GO. **Anais...** Goiânia: [s.n.], 2005.
- MENDES, C. A. B.; CIRILO, J. A. **Geoprocessamento em Recursos Hídricos**: Princípios, integração e Aplicação. Porto Alegre: ABRH, 2001.
- MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia**: noções básicas e climas do Brasil. São Paulo: Oficina de Textos, 2007.
- MENDONÇA-SANTOS, M. L.; SANTOS, H. G. dos. **Mapeamento digital de classes e atributos de solos**: métodos, paradigmas e novas técnicas. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003.
- MOORE, I. D. et al. Soilattribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society American Journal**, v. 57, p. 443-452, 1993.
- MORAN, J. M.; BUI, E. N. Spatial data mining for enhanced soil map modelling. **International Journal Geographical Information Science**, Abingdon, v. 16, n. 6, p. 533-549, 2002.
- MOSSIMANN, T. **Integration des Bodenschutzes in die Raumplanung**: Ziele, Konzept und Methodik zur Bestimmung besonders schutzwürdiger Bodenflächen am Beispiel des Kanton Basel-Landschaft. Liestal: Amt für Umweltschutz und Energie des Kantons Basel-Landschaft, 1999.
- NEUMANN, M. R. B. **Mapeamento Digital de Solos, no Distrito Federal**. 2012. 123 f. Tese (Doutorado em Geociências Aplicadas)- Universidade de Brasília, Brasília, 2012.
- NOLASCO-CARVALHO, C. C.; FRANCA-ROCHA, W.; UCHA, J. M. Mapa digital de solos: uma proposta metodológica usando inferência fuzzy. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 13, n. 1, p. 46-55, 2009.
- OLMOS, J. I. L. **Bases para leitura de mapas de solos**. Rio De Janeiro: EMBRAPA - Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos, 1983. 91 p.
- PALMIERI, F.; LARACH, J. O. I. Pedologia e Geomorfologia. In: GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. da. **Geomorfologia e Meio Ambiente**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2009.
- PARMA, G. C. Processamento de imagem ASTER para obtenção do MDE e da imagem ortorretificada do Município de Palhoça, SC, Brasil. In: SIMPÓSIO

BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis.
Anais... Florianópolis: INPE, 2007.

PEDRON, F. de A. et al. A aptidão de uso da terra como base para o planejamento da utilização dos recursos naturais no município de São João do Polêsine-RS. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, n. 1, p. 105-112, jan-fev., 2006.

PINHEIRO, L. B. A. et al. Avaliação da aptidão agrícola para uso florestal. **Floresta e Ambiente**, Rio de Janeiro, v. 7, n. 1, p. 54-59, jan./dez. 2000.

PRADO, H. do. **Pedologia fácil: aplicação em solos tropicais**. Piracicaba: Hélio do Prado, 2013.

RAMALHO-FILHO, A.; BEEK, K. J. **Sistema de avaliação da aptidão agrícola das terras**. 3. ed. rev. Rio de Janeiro: EMBRAPA – CNPS, 1995. 65 p.

RAMALHO-FILHO, A.; PEREIRA, L. C. **Aptidão agrícola das terras do Brasil: potencial de terras e análise dos principais métodos de avaliação**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1999.

RESENDE, M. et al. Princípios da classificação dos solos. In: KER, J. C. et al. **Pedologia: fundamentos**. Viçosa: SBCS, 2012.

RESENDE, M. et al. **Pedologia: base para distinção de ambientes**. Lavras: Editora UFLA, 2007.

RODRIGUES, T. L.; DEBIASI, P.; SOUZA, R. F. Avaliação da adequação dos produtos ASTER GDEM no auxílio ao mapeamento sistemático brasileiro. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO, 3., 2010, Recife. **Anais...** Recife: [s.n.], 2010.

RODRIGUES, M. A. dos S. **Árvores de classificação**. 2005. Monografia (Graduação em Matemática) – Universidade dos Açores, Ponta Delgada, 2005.

ROSA, A. S. **Funções de predição espacial de propriedades do solo**. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – Centro de Ciências Rurais, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2012.

ROSS, J. L. S. Relevo Brasileiro: uma nova proposta de classificação. **Revista do Departamento de Geografia**, São Paulo, v. 4, p. 25-39, 1985.

RUBERTI, E.; SZABÓ, G. A. J.; MACHADO, R. Rochas metamórficas. In: TEIXEIRA, W. (Org.). **Decifrando a Terra**. São Paulo: Companhia Editora Nacional, 2008.

SÁ, M. F. M. Os solos dos Campos Gerais. In: MELO, M. S.; MORO, R. S.; GUIMARÃES, G. B. **Patrimônio Natural dos Campos Gerais do Paraná**. Ponta Grossa: Editora UEPG, 2007. p. 73-84.

SANTOS, H. G. et al. (Ed.). **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 3. ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2013. 353 p.

SARMENTO, E. C. **Comparação entre quatro algoritmos de aprendizagem de máquina no mapeamento digital de solos no Vale dos Vinhedos, RS, Brasil**. 2010. 109 f. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo)- Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

SARMENTO, E. C. et al. Sistema de Informação Geográfica como apoio ao levantamento detalhado de solos do Vale dos Vinhedos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, p. 2795-2803, 2008.

SARMENTO, E. C. et al. Prediction of soil orders with high spatial resolution: response of different classifiers to sampling density. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 47, n. 9, Sept. 2012

SCHNEIDER, P.; GIASSON, E.; KLAMT, E. **Classificação da aptidão agrícola das terras**: um sistema alternativo. Guaíba: Agrolivros, 2007a.

SCHNEIDER, P.; KLAMT, E.; GIASSON, E. **Morfologia do solo**: subsídios para caracterização e interpretação de solos a campo. Guaíba: Agrolivros, 2007b.

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

SERRA, L. S.; PAZ, A. R. da. Determinação de caminhos de fluxo em área urbana com incorporação do traçado de ruas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 16., 2013, Foz do Iguaçu, **Anais...** Foz do Iguaçu: INPE, 2013. p. 6019-6026.

SIRTOLI, A. E. et al. Atributos do relevo derivados de modelo digital de elevação e suas relações com solos. **Scientia Agraria**, Curitiba, v. 9, n. 3, p. 317-329, 2008a.

SIRTOLI, A. E. et al. Atributos topográficos secundários no mapeamento de pedoformas. **Geociências**, São Paulo, v. 27, n. 1, p. 63-77, 2008b.

SPIEGEL, M. R. **Estatística**. Pearson: Rio de Janeiro, 1996.

STRECK, E. V. et al. **Solos do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: EMATER/RS-ASCAR, 2008.

SUN, X.L. et al. Application of a digital soil mapping method in predicting soil orders on mountain areas of Hong Kong based on legacy soil data. **Pedosphere**, Beijing, v. 21, n. 3, p. 339-350, 2011.

SVERJENSKY, D. A. The origin of a Mississippi Valley-type deposits in the Viburnum trend, southeast Missouri. **Economic Geology**, Littleton, USA, v. 76, p. 1848-1872, 1981.

TARBOTON D. G.; R. L. BRAS, I. Rodriguez–Iturbe. On the Extraction of Channel Networks from Digital Elevation Data. **Hydrological Processes**, v. 5, n. 1, p. 81–100, 1991

TEN CATEN, A. **Aplicação de componentes principais e regressões logísticas múltiplas em sistema de informações geográficas para a predição e o mapeamento digital de solos**. 2008. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – Centro de Ciências Rurais, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2008.

TEN CATEN, A. et al. Mapeamento Digital de Solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 43, n. 11, nov. 2012.

TEN CATEN, A. et al. Extrapolação das relações solo-paisagem a partir de uma área de referência. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 41, n. 5, Mai. 2011a.

TEN CATEN, A. et al. Regressões Logísticas Múltiplas: fatores que influenciam sua aplicação na predição de classes de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 1, 2011b.

TEN CATEN, A. et al. An appropriate data set size for digital soil mapping in Erechim, Rio Grande do Sul, Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 2, Mar./Apr. 2013

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

TOM, M. **Machine Learning**. New York: McGraw-Hill, 1997.

VALERIANO, M. de M. Dados topográficos. In: FLORENZANO, T. G. (Org). **Geomorfologia**: conceitos e tecnologias atuais. São Paulo: Oficina de textos, 2008.

VALERIANO, M. de M.; ROSSETTI, D. F. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. **Applied Geography**, Sevenoaks, v. 32, n. 2, p. 300-309, 2011.

WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. **Advances in Soil Science**, New York, v. 3, p. 1-70, 1984.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Digital terrain analysis. In: _____. (Ed.). **Terrain analysis**: principles and applications. New York: Wiley & Sons, 2000. cap. 1, p. 1-27.

ZHU, A. X. et al. Derivation of soil properties using a soil land inference model (SoLIM). **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 61, n. 2, mar./abr., p. 523-533, 1997.

Anexos

Anexo 1 - Localizações das observações na avaliação da verdade de campo.

Ponto	Latitude	Longitude	Verdade de campo	Modelo de árvore de decisão	
				Simples	Combinado
1	30.6625	-51.68	C	PV-C	PV-C
2	30.5113	-51.7914	HGP-A	PV-C	HGP-A
3	30.5708	-51.8414	PV	PV-C-R	PV-C-R
4	30.5393	-51.8088	HGP	PV-C	PV-C
5	30.677	-51.6887	PV	PV-C	HGP-A
6	30.5156	-51.7983	HGP	PV-C	HGP-A
7	30.5631	-51.7075	HGP	PT-PL-HGP	HGP-A
8	30.6134	-51.705	PL	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
9	30.6027	-51.6847	R	R	HGP-A
10	30.5147	-51.8057	C	PV-C-R	PT-PL-HGP
11	30.6324	-51.7902	R	PV-C	PV-C-R
12	30.519	-51.7992	PV	PV-C	PV-C-R
13	30.5459	-51.7408	C	PV-C	PV-C-R
14	30.542	-51.6829	PV	PV-C-R	PV-C-R
15	30.6028	-51.6797	PV	PV-C-R	PV-C-R
16	30.5285	-51.7476	R	PV-C-R	PV-C-R
17	30.4919	-51.7718	PE	PE-PV	PE-PV
18	30.5242	-51.7922	C	PV-C	PV-C-R
19	30.5581	-51.6941	PV	PV-C	HGP-A
20	30.6033	-51.6652	PL	PV-C	PT-PL-HGP
21	30.5106	-51.7915	PV	PV-C	PV-C
22	30.6579	-51.6778	C	PV-C	PV-C
23	30.5733	-51.7246	HGP	PV-C	PV-C

24	30.624	-51.73	PV	PV-C	PV-C
	-				
25	30.5474	-51.7035	R	R	R
	-				
26	30.5698	-51.8518	HGP	PV-C	PV-C
	-				
27	30.5631	-51.7827	PV	PV-C	PV-C
	-				
28	30.5421	-51.8297	PV	PV-C	PV-C
	-				
29	30.6129	-51.6492	R	R	R
	-				
30	30.5773	-51.7238	PV	PV-C	PE
	-				
31	30.5797	-51.7557	PE	PE	PE
	-				
32	30.6422	-51.7226	R	PV-C	R
	-				
33	30.5698	-51.7518	PE	PE-PV	PE-PV
	-				
34	30.5636	-51.7725	PE	PE-PV	PE-PV
	-				
35	30.6372	-51.7677	R	PE-PV	R
	-				
36	30.6526	-51.7146	PE	PE-PV	PE-PV
	-				
37	30.6337	-51.7828	PE	PE-PV	PE-PV
	-				
38	30.5423	-51.7069	PV	PE-PV	R
	-				
39	30.5031	-51.795	HGP	PV-C	HGP-A
	-				
40	30.6318	-51.7575	PV	PE-PV	PE-PV
	-				
41	30.6675	-51.7074	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
42	30.5479	-51.816	PV	PV-C	PV-C
	-				
43	30.676	-51.6954	PL	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
44	30.5622	-51.7765	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
45	30.6574	-51.7085	R	R	PV-C
	-				
46	30.6038	-51.7427	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
47	30.5538	-51.8396	PV	PV-C	PV-C
	-				
48	30.5532	-51.8053	PV	PE-PV	PT-PL-HGP
	-				
49	30.5521	-51.7803	C	PV-C	PV-C
	-				
50	30.5682	-51.6683	HGP	PT-PL-HGP	HGP-A
	-				

51	0.6019	-51.8717	R	PV-C-R	PV-C-R
	-				
52	30.5075	-51.7583	HGP	PV-C	PL-PT-HGP
	-				
53	30.6021	-51.7728	PT	PV-C	PL-PT-HGP
	-				
54	30.5919	-51.7493	R	R	R
	-				
55	30.5651	-51.8395	HGP	PV-C	PV-C
	-				
56	30.6159	-51.7452	PV	PV-C-R	PV-C-R
	-				
57	30.6429	-51.7204	C	PV-C	PV-C
	-				
58	30.6192	-51.8487	HGP	PV-C	HGP-A
	-				
59	30.603	-51.8411	PV	PE-PV	PV-PT-PL
	-				
60	30.5672	-51.6794	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
61	30.5671	-51.7379	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
62	30.5767	-51.753	PV	PV-C	HGP-A
	-				
63	30.5298	-51.8085	HGP	PT-PL-HGP	PT-PL-HGP
	-				
64	30.5665	-51.7726	R	R	R
	-				
65	30.5966	-51.8462	HGP	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
66	30.6419	-51.6648	PV	PV	PT-PL-HGP
	-				
67	30.5409	-51.8352	HGP	PV-C	PV-C
	-				
68	30.5765	-51.7609	HGP	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
69	30.5615	-51.7009	C	PV-C	PV-C
	-				
70	30.6318	-51.7291	R	PV-C	PV-C
	-				
71	30.5132	-51.8148	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
72	30.6139	-51.7349	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
73	30.6175	-51.6582	HGP	PV-C-R	PV-C-R
	-				
74	30.6151	-51.7253	PE	PV-C-R	PV-C-R
	-				
75	30.6271	-51.818	PV	PV-C-R	PV-C-R
	-				
76	30.5683	-51.6746	PV	PV-C-R	PV-C-R
	-				
77	30.6023	-51.8339	PV	PV-C-R	PV-C-R
	-				
78	30.4925	-51.7726	R	R	R

	-				
79	30.6318	-51.7859	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
80	30.5995	-51.7847	R	PV-C-R	PV-C-R
	-				
81	30.6249	-51.6563	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
82	30.5797	-51.7587	R	R	R
	-				
83	30.5542	-51.7992	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
84	30.6255	-51.7525	R	PV-C-R	PV-C-R
	-				
85	30.6412	-51.8127	R	PV-C-R	PV-C-R
	-				
86	30.5984	-51.7861	PV	PV-C-R	PV-C-R
	-				
87	30.5462	-51.8159	R	R	R
	-				
88	30.5368	-51.7911	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
89	30.5452	-51.8386	PV	PV-C	PV-C
	-				
90	30.5788	-51.7159	C	PT-PL-HGP	PV-C
	-				
91	30.5742	-51.7495	PV	PV-C	PV-C
	-				
92	30.6063	-51.866	PL	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
93	30.6396	-51.8166	PL	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
94	30.6234	-51.8466	PV	PV-C	PV-C
	-				
95	30.5998	-51.8034	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
96	30.5688	-51.6665	HGP	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
97	30.6366	-51.8166	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
98	30.6394	-51.6536	C	PV-C-R	PV-C-R
	-				
99	30.5832	-51.7347	C	PV-C	PT-PL-HGP
	-				
100	30.3214	-51.4038	HGP	PV-C	HGP-A



Anexo 2 - Verificação de textura como auxílio para separar os horizontes de um Argissolo Vermelho.