

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

**APRIMORAMENTO DO MAPA PEDOLÓGICO DO MUNICÍPIO DE PORTO
ALEGRE COM O USO DE MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS**

Israel Rosa Machado

(Dissertação)

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

**APRIMORAMENTO DO MAPA PEDOLÓGICO DO MUNICÍPIO DE PORTO
ALEGRE COM O USO DE MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS**

ISRAEL ROSA MACHADO

Engenheiro-Agrônomo (UFRGS)

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

Porto Alegre (RS) Brasil

Fevereiro de 2017

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Carlos e Mirene, pelo apoio incondicional, por me incentivarem, pelos exemplos que me passaram e pelo que representam para mim.

Aos meus irmãos, Juliano e Luiza, pelo carinho e amizade.

Ao meu orientador, Professor Elvio Giasson, pela confiança, amizade e sabedoria transmitida.

À UFRGS, pelo ensino de alta qualidade e (ainda) público, durante a Graduação e agora no Mestrado.

Ao grupo do Mapeamento Digital de Solos, Alcinei, Benito, Elisângela, Fabrício e Janderson, pela amizade e pelo trabalho em equipe nestes dois anos.

Aos colegas do PPG Ciência do Solo, pelo companheirismo, especialmente ao Denardin, amigo desde a Graduação e ao Luis Fernando, pelas conversas e trocas de conhecimento.

Aos professores do PPG e da Faculdade de Agronomia, em especial ao Professor Alberto Vasconcellos Inda, pela orientação e companheirismo durante a Iniciação Científica.

Ao professor Carlos Gustavo Tornquist, pelas valiosas sugestões para a melhoria deste trabalho.

Ao PPG Ciência do Solo, pela oportunidade de cursar o Mestrado e desenvolver este trabalho.

Ao CNPq, pelo apoio financeiro dos estudos.

Ao repositório *online* Sci-Hub, pela ousadia em compartilhar publicamente milhões de artigos científicos e democratizar o acesso ao conhecimento.

À Eliana Sarmiento e ao Eliseu Weber, pela disponibilidade em me passarem orientações em um primeiro momento do trabalho.

À Helen, pelo amor e companheirismo nestes anos.

A todos vocês, agradeço!

APRIMORAMENTO DO MAPA PEDOLÓGICO DO MUNICÍPIO DE PORTO ALEGRE COM O USO DE MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS¹

Autor: Israel Rosa Machado

Orientador: Elvio Giasson

Resumo

Mapas de solos frequentemente contém unidades de mapeamento combinadas, onde duas ou mais classes estão agrupadas, sendo que a distribuição espacial destas classes de solo dentro da unidade de mapeamento não é representada no mapa. Por meio das informações contidas em levantamentos de solos e do uso de ferramentas de Mapeamento Digital de Solos, é possível prever onde cada uma dessas classes se localiza. Baseado nisso, o objetivo desse estudo foi aumentar o detalhamento do mapa de solos de Porto Alegre a partir da desagregação de unidades de mapeamento combinadas e da predição da localização espacial das classes de solos. O mapa original de solos, com escala efetiva de 1:114.000, foi correlacionado com mapas de variáveis do terreno. Foram estabelecidas relações entre as variáveis e a ocorrência de solos dentro de cada unidade de mapeamento, considerando-se como referência 1) o mapa original de solos e 2) o mapa acrescido de 72 perfis de solos georreferenciados, a partir das quais foram elaboradas regras que definem a relação solo-paisagem. Estas regras foram utilizadas para treinar modelos de predição da ocorrência de solos, possibilitando a geração de mapas de solos. A avaliação da acurácia dos dois mapas preditos foi feita pela comparação com perfis de solos. Os resultados demonstraram que a metodologia utilizando os perfis de solos além do mapa de referência melhorou a acurácia do mapa predito em relação ao uso somente do mapa, passando de 72 para 81% de acertos. As maiores acurácias de predição foram constatadas quando prevendo a ocorrência de Neossolos, seguido dos Argissolos. A desagregação das unidades de mapeamento produziu um mapa com maior detalhamento, tendo a escala efetiva do mapa sido aumentada para 1:25.000, dessa forma fornecendo informações mais adequadas ao gerenciamento territorial municipal.

1. 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. (68 p.). Fevereiro de 2017. Trabalho realizado com o apoio financeiro do CNPq.

ENHANCING THE PORTO ALEGRE MUNICIPALITY SOIL MAP USING DIGITAL SOIL MAPPING¹

Author: Israel Rosa Machado

Adviser: Elvio Giasson

ABSTRACT

Soil maps often contain combined map units, where two or more soil classes are grouped, and the spatial distribution of these soil classes within the map unit is not represented on the map. By means of the information contained in soil surveys and the use of Digital Soil Mapping tools, it is possible to predict where each class is located. Based on this, the aim of this study was to improve the Porto Alegre Municipality Soil Map through the disaggregation of combined map units and the prediction of the soil classes spatial location. The original soil map, with an effective scale of 1:114,000, was correlated with maps of terrain variables. Relationships were established between the variables and the occurrence of soils within each mapping unit, considering as reference 1) the original soil map and 2) the map plus 72 geo-referenced soil profiles, from which rules that define the soil-landscape relationship were elaborated. These rules were used to train prediction models of soil occurrence, allowing the production of soil maps. The accuracy assessment of the two predicted maps was made by comparison with soil profiles. The results showed that the methodology using the soil profiles in addition to the reference map improved the accuracy of the predicted map in relation to the use of the map alone, increasing the accuracy from 72 to 81%. The highest prediction accuracy was found when predicting the occurrence of Entisols, followed by Ultisols. The disaggregation of the mapping units produced a map with greater detail, with the effective scale of the map increased to 1:25,000, thus providing more adequate information to the Municipality territorial management.

1. 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. (68 p.). February, 2017.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Hipótese.....	2
1.2. Objetivo geral.....	2
1.3. Objetivos específicos	2
2. REFERENCIAL TEÓRICO	3
2.1. O modelo solo-paisagem	3
2.2. Levantamentos de solos	4
2.3. Mapeamento digital de solos	7
2.3.1. Visão geral	7
2.3.2. O modelo scorpan.....	9
2.3.3. Modelos preditivos: árvores de decisão e outros modelos.....	10
2.3.4. Dados legados e o conhecimento tácito do pedólogo.....	14
2.3.5. Desagregação de unidades de mapeamento de solos	15
3. MATERIAL E MÉTODOS	19
3.1. Área de estudo.....	19
3.2. Levantamento de solos utilizado	22
3.3. Metodologia utilizada	26
3.3.1. Primeira abordagem: desagregação utilizando apenas as informações do levantamento de solos	28
3.3.1.1. Geração de mapas de variáveis do terreno	28
3.3.1.2. Criação de regras solo-paisagem para a seleção de áreas de treinamento	30
3.3.1.3. Seleção de pontos amostrais.....	34
3.3.1.4. Variáveis de terreno derivadas	35
3.3.1.5. Aplicação do modelo preditivo para a predição de classes de solo	35
3.3.1.6. Verificação da acurácia do mapa com o uso de perfis georreferenciados	37
3.3.1.7. Avaliação da escala efetiva do mapa gerado.....	39
3.3.2. Segunda abordagem: desagregação utilizando as informações do levantamento de solos acrescidas de um conjunto de perfis georreferenciados	40

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	42
4.1. Avaliação dos dados legados utilizados	42
4.2. Mapas preditos	43
4.3. Acurácia dos mapas preditos.....	49
4.4. Avaliação da metodologia de desagregação espacial	53
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	56
6. CONCLUSÕES.....	58
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
8. APÊNDICES	66

RELAÇÃO DE TABELAS

1.	Trabalhos sobre desagregação de unidades de mapeamento de solos já publicados.	16
2.	Descrição das áreas de ocorrência e das unidades taxonômicas (UT) e inclusões que compõem as unidades de mapeamento (UM).	23
3.	Unidades de mapeamento do levantamento de solos, suas respectivas áreas e a possibilidade ou não de desagregação.	27
4.	Classes de declividade utilizadas.	28
5.	Formas do terreno utilizadas pelo programa LandMapR.	29
6.	Exemplos de regras criadas para a desagregação das UM CX, PV2 e PV1. As variáveis utilizadas foram as UM, as formas do terreno e as classes de declividade. O resultado são as classes de solo individualizadas (Argissolos, Cambissolos ou Neossolos)..	33
7.	Variáveis do terreno testadas.	35
8.	Variáveis ambientais preditoras (variáveis do terreno) utilizadas.	36
9.	Classes de declividade estabelecidas na segunda abordagem.	41
10.	Disponibilidade de pontos georreferenciados no levantamento de solos.	43
11.	Unidades de mapeamento dos mapas preditos.	44
12.	Concordância do mapa predito com os perfis de solos disponíveis, para a desagregação com o auxílio somente do levantamento como fonte de informação (metodologia 1) e com o levantamento acrescido dos perfis como fonte de informação (metodologia 2)	50

RELAÇÃO DE FIGURAS

1. Ilustração de modelos subajustados, bem ajustados e sobreajustados ... 12
2. Esquema hipotético de uma árvore de decisão, neste caso uma árvore de classificação, para a predição de classes de solo. A = raiz (primeiro nó de decisão), B = ramos, C = nós de decisão e D = Folhas.. 13
3. Localização do município de Porto Alegre no Estado do Rio Grande do Sul. 19
4. Mapa geológico de Porto Alegre. 21
5. Mapa de solos de Porto Alegre. 24
6. Topossequência de uma área do município demonstrando as classes de solo e as posições que ocupam no terreno. CX, PV2, SG1 e GX são as UM do levantamento original. 25
7. Formas do terreno geradas pelo programa LandMapR. 0 = indefinido.. ... 30
8. Exemplo de intersecção entre a UM CX, o mapa de declividade e o de formas do terreno. Os valores são as porcentagens das áreas ocupadas pelas diferentes combinações de declividade e formas do terreno nesta UM. Em vermelho estão marcadas as combinações. 31
9. Interseção das UM, mapa de declividade e mapa de formas do terreno no programa Google Earth Pro. A) Imagem de uma área de Porto Alegre com os limites das UM. B) Mesma área que A, com os limites das UM acrescidas do mapa de declividade. C) Mesma área que A e B, com os limites das UM, acrescidas dos mapas de declividade e das delimitações do mapa de formas do terreno. 32
10. Distribuição dos perfis utilizados para validação dos mapas..... 38
11. Mapa de solos de Porto Alegre com as classes individualizadas, obtido pela desagregação de parte das unidades de mapeamento do mapa original, com o auxílio do levantamento de solos..... 45
12. Mapa de solos de Porto Alegre com as classes individualizadas, obtido pela desagregação de parte das unidades de mapeamento do mapa original, com o auxílio do levantamento de solos acrescido do conjunto de perfis georreferenciados..... 46
13. Comparação entre uma parte do mapa original (A) e dos mapas com as classes individualizadas: (B) com auxílio do levantamento e C) com auxílio do levantamento acrescido dos perfis georreferenciados. As siglas nas imagens correspondem às UM do mapa original. 48

14. Erros de predição nos mapas gerados, avaliados pela interseção dos pontos georreferenciados com as UM dos mapas. As cores indicam qual UM do mapa predito foi atribuída incorretamente aos perfis. 1 = metodologia 1, mapas gerados com o auxílio do levantamento. 2 = metodologia 2, mapas gerados com o auxílio do levantamento e dos perfis georreferenciados.....52

RELAÇÃO DE SIGLAS

AD	Árvore de decisão
AMM	Área mínima mapeável
ASD	Tamanho médio dos polígonos
ESN	Escala efetiva do mapa
GPS	<i>Global Positioning System</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMR	Índice de máxima redução
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
KML	<i>Keyhole Markup Language</i>
MDE	Modelo Digital de Elevação
MDS	Mapeamento Digital de Solos
NSN	Escala nominal do mapa
SAD69	<i>South American Datum</i>
SAGA	<i>System for Automated Geoscientific Analyses</i>
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SSURGO	<i>Soil Survey Geographic database</i>
TT	Tipos de terreno
TWI	<i>Topographic Wetness Index</i>
UM	Unidade(s) de mapeamento
UT	Unidade(s) taxonômica(s)
UTM	Universal Transversa de Mercator
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

1. INTRODUÇÃO

O solo é um recurso natural com múltiplas funções, base para a sustentação da vida na Terra. Sua importância vai desde a produção de alimentos, fibras e combustíveis, a regulação do clima e a manutenção da biodiversidade e de serviços ecossistêmicos até a sustentação das edificações, entre outras. Dada sua importância, a demanda por informações sobre solos é cada vez maior.

Uma importante fonte de informações sobre os solos são os levantamentos de solos, utilizados para o planejamento do uso e o manejo das terras. Sendo assim, a execução de mapeamento de solos no país é uma demanda permanente de instituições federais de planejamento e pesquisa, Estados e municípios, órgãos internacionais e iniciativa privada. Trata-se de uma demanda por informações para o planejamento da ocupação racional das terras e gestão ambiental, com o objetivo de promover o desenvolvimento econômico e social em conjunto com a conservação dos recursos naturais (GIASSON et al., 2006; MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003).

Entretanto, no Brasil a maior parte dos levantamentos de solos estão disponíveis apenas em escalas pequenas ($> 1:500.000$) e apenas uma parte do território nacional possui levantamentos de solos em escala detalhada ou semidetalhada (GIASSON et al., 2006). Em uma esfera global, Nachtergaele e van Ranst (2003) reportaram que até aquele ano, 109 dos 193 países possuíam mapas convencionais de solos em uma escala de até $1:1.000.000$, porém estes mapas só cobriam 31% da superfície terrestre livre de gelo, ficando o restante da área carente de mapas de solos nesta escala ou em uma escala maior. Ainda, em grande parte dos países onde há mapas de solos, a baixa resolução destes impossibilita a sua aplicação para o planejamento do uso e o manejo das terras (SANCHEZ et al., 2009).

O principal motivo desta carência de mapas mais detalhados está no fato de que técnicas convencionais de mapeamento são caras e demandam muito tempo para realização. Assim, a associação de técnicas tradicionais de mapeamento com o mapeamento digital de solos (MDS) pode aumentar a viabilidade da execução de levantamento de solos.

O mapeamento digital de solos se baseia no estabelecimento de relações matemáticas entre variáveis ambientais e classes de solos, através da geração de sistemas de informação e, desta forma, possibilita a predição da distribuição espacial das classes e propriedades de solos. Assim, as variáveis ambientais que regem a distribuição de solos numa área podem ser quantificadas e mapeadas através do uso de modelos preditivos (GIASSON et al., 2011; LAGACHERIE; MCBRATNEY, 2007).

Uma possibilidade de aplicação do MDS é a geração de mapas de solos mais detalhados a partir de mapas menos detalhados já existentes, através da utilização da desagregação espacial de unidades de mapeamento (UM) de solos. Com o uso de técnicas de MDS associadas a variáveis ambientais, pode-se produzir novos mapas com a alocação espacial das classes de solos que compõem as UM (BUI; MORAN, 2001). A geração de mapas de solos mais detalhados através do uso da desagregação espacial pode economizar tempo e dinheiro, e ainda necessita ser melhor explorada.

1.1. Hipótese

O uso do geoprocessamento e a interpretação de relatórios descritivos possibilita a discriminação espacial das classes de solo presentes dentro de uma mesma unidade de mapeamento, permitindo um maior detalhamento do mapa de solos.

1.2. Objetivo geral

Aumentar o detalhamento do mapa de solos de Porto Alegre a partir da desagregação espacial de unidades de mapeamento combinadas em unidades de mapeamento simples.

1.3. Objetivos específicos

- a. Aumentar o número de unidades de mapeamento simples;
- b. Produzir um mapa com escala maior que a original.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. O modelo solo-paisagem

“ *Pedólogos treinados podem delinear unidades de solo na paisagem com acurácia examinando menos de um milésimo do solo abaixo da superfície.* ” Esta afirmação é de autoria de Berman Hudson e consta na publicação *The Soil Survey as Paradigm-based Science* (1992). Segundo ele, isto só é possível pela solidez do paradigma solo-paisagem. Para entendê-lo, torna-se adequado conhecer o modelo de formação do solo e os conceitos de topossequência e catena.

O cientista do solo russo Vasili Dokuchaev (1846-1903) foi o primeiro a identificar o clima, os organismos, o relevo, o material de origem e o tempo como os principais fatores de formação do solo (DOKUCHAEV, 1898, citado por DOBOS; HENGL, 2009). Hans Jenny, um cientista do solo suíço traduziu a teoria de Dokuchaev para uma linguagem matemática em 1941 e formulou o modelo de formação do solo mais conhecido na ciência do solo, que pode ser definido pela seguinte equação (JENNY, 1941):

$$S = f(cl, o, r, p, t, \dots),$$

onde S é a variável solo; cl é o clima; o são os organismos; r é o relevo; p é o material de origem e t é o tempo. As reticências significam que outros fatores não listados podem ocorrer eventualmente. Este modelo conceitual continua sendo utilizado para simplificar as complexas relações entre os fatores de formação do solo, possibilitando o estudo dos processos pedogenéticos, embora do ponto de vista pragmático continue sendo uma equação sem resposta (BOCKHEIM et al., 2005).

Catena é um termo cunhado por Geoffrey Milne em um estudo no leste da África em 1935 para descrever um agrupamento de solos que ocorre unido na paisagem, em que cada solo se diferencia dos outros sobretudo por ocupar uma posição específica no relevo, sendo influenciado pela topografia nos movimentos horizontais e verticais da água e na proximidade com o lençol freático (MILNE, 1935; WEIL, 2003). A diferença da topossequência para a catena é que nesta

todos os solos se desenvolvem do mesmo material de origem ou de outro a ele relacionado, enquanto na topossequência os solos não necessariamente se desenvolvem a partir do mesmo material de origem (COYNE; THOMPSON, 2006).

Hudson (1992) considera que o paradigma da relação solo-paisagem teve sua origem nos trabalhos de Dokuchaev (GLINKA, 1927) e Hilgard (JENNY, 1961). Além destes, os conceitos de catena e o modelo de formação do solo também podem ser considerados os principais paradigmas da ciência do solo, embora aquele autor não cite especificamente Milne e Jenny. Eles são os principais porque satisfazem os dois requisitos para serem considerados paradigmas de sucesso, como definido por Thomas Kuhn (1970): o primeiro é atrair um grande número de adeptos, os quais neste caso são motivados pelo fato de um conceito aparentemente simples poder servir de base para entender e prever a ocorrência espacial dos solos no terreno. O segundo é ser não-específico o suficiente para deixar que os problemas sejam resolvidos pelos cientistas. Os modelos são declarações genéricas, universais, que se complementam ao afirmar que os solos são corpos naturais distribuídos de uma maneira previsível em resposta aos fatores ambientais, que são os fatores de formação do solo. Sendo assim, pouco específicos, eles marcaram o caminho para que uma diversidade de problemas interessantes pudesse ser elucidada pelos cientistas. É baseado neles e no conhecimento tácito de pedólogos que os levantamentos de solos continuam sendo realizados (HUDSON, 1992).

2.2. Levantamentos de solos

Os primeiros mapas de solo que se tem registro foram elaborados na China há cerca de 4.000 anos atrás, representando a distribuição das classes de solos de acordo com a fertilidade, cor, textura e umidade. Um importante avanço foi quando Dokuchaev relacionou a distribuição de solos com seus fatores de formação, produzindo em 1883 um mapa de isolinhas com o teor de húmus dos *chernozem* da Rússia (HARTEMINK; KRASILNIKOV; BOCKHEIM, 2013).

No Brasil, os primeiros levantamentos de solos foram realizados em 1946 por E. Amaral na bacia de irrigação do açude público Santo Antônio de Ruças,

município de Ruças [sic] (atual Russas), Ceará e em 1950 por F. E. de S. Mello na bacia de irrigação do açude público de São Gonçalo, Paraíba. Estes levantamentos foram feitos para fins específicos de avaliação do potencial de uso das terras com irrigação nestas áreas do nordeste do Brasil, onde as unidades de mapeamento foram definidas com base nas propriedades da solução do solo, salinidade, textura, cátions trocáveis e conteúdo de cloretos e carbonatos. Além destes, outros levantamentos com propósitos de manejo e conservação do solo em estações experimentais e fazendas foram realizados no Estado de São Paulo pelo Instituto Agrônomo de Campinas (MENDES et al., 1954 citado por SANTOS, 1992).

No entanto, os primeiros levantamentos executados no Brasil para múltiplos propósitos e nos padrões do *Soil Survey Manual* (SOIL SURVEY STAFF, 1951) foram realizados por Mendes e colaboradores (MENDES et al., 1954) no município de Itaguaí, Rio de Janeiro. Neste levantamento, as classes de solo foram classificadas de acordo com a textura, sequência e espessura do horizonte, consistência, estrutura e outras características. Além disso, as feições da paisagem, como declividade, pedregosidade, rochiosidade e grau de erosão foram utilizadas como fases das séries (SANTOS, 1992).

Os produtos de um levantamento de solo comumente compreendem um mapa de solo com legenda e um relatório explicativo que define, descreve e interpreta, para diversos fins, as classes de solo que compõem as unidades de mapeamento (IBGE, 2015). Os mapas de solo são representações gráficas com o objetivo de transmitir informações sobre a distribuição espacial dos atributos do solo (YAALON, 1989). Para isto, o pedólogo, a partir de observações de campo e com base no conhecimento dos fatores de formação do solo e das relações solo-paisagem, desenvolve modelos mentais a respeito da distribuição espacial dos solos na paisagem. Assim, estas inferências permitem-lhe delinear os limites entre as UM da área estudada (BUI; LOUGHHEAD; CORNER, 1999)

De acordo com IBGE (2015), o processo de mapeamento inicia com uma **interpretação preliminar** de imagens de sensores remotos, como fotografias aéreas ou imagens de satélite. O objetivo é fazer uma delimitação preliminar dos segmentos da paisagem do local com base nos diferentes padrões mostrados nas imagens, que são resultantes da variação das características dos solos e da variação dos elementos da paisagem. A partir desta interpretação preliminar o

plano de investigações de campo é elaborado e as amostragens necessárias são estimadas.

Na etapa dos **trabalhos de campo**, os segmentos da paisagem previamente delimitados são visitados e definidos em relação aos solos ocorrentes no local, os quais são caracterizados e classificados de acordo com o sistema taxonômico escolhido. Os limites entre os segmentos da paisagem traçados são confirmados ou ajustados.

Após os trabalhos de campo, uma reinterpretação das imagens é realizada com base nas observações de campo e a interpretação preliminar passa a **interpretação definitiva**, a qual se constitui no mapa de solos após o estabelecimento da legenda final. Após a conclusão da delimitação dos solos, é aconselhável que se retorne à área para checagem e, se necessário, que se ajustem os limites estabelecidos.

As legendas dos mapas de solos contêm conceitos cartográficos que são aplicados especificamente ao mapeamento de solos. Estes conceitos constam no Manual técnico de Pedologia, (IBGE, 2015) e merecem um destaque no presente trabalho, sendo, portanto, listados a seguir:

Unidade taxonômica (UT): a UT é a unidade de classificação mais homogênea em qualquer um dos níveis categóricos de um sistema taxonômico estabelecido. Ou seja, de um modo prático, se refere a uma classe de solo em qualquer um destes níveis categóricos.

Unidade de mapeamento (UM): para que se possa representar a distribuição dos solos em bases cartográficas, são estabelecidas unidades de mapeamento (UM), compostas por uma ou mais UT e tipos de terreno (TT). Ainda, podem ocorrer inclusões nestas UM, que são classes de solo ou TT que ocorrem em proporções muito menores que os componentes principais, representando sempre menos de 30% da área total da UM. As UM podem ser unidades simples ou combinadas.

Unidade de mapeamento simples: é constituída por uma única UT ou TT, que deve ocupar no mínimo 70% da área, podendo o restante ser ocupado por inclusões.

Unidade de mapeamento combinada: é uma UM constituída por mais de uma UT ou TT, a qual pode ser de classificada em três tipos: associações,

complexos ou grupos indiferenciados de solos. Há a possibilidade de ocorrência de inclusões nas UM combinadas.

Associações de solos: são grupamentos de UT com classes distintas, associadas geográfica e regularmente segundo um padrão de arranjo definido. Por ocorrerem segundo um padrão, suas UT podem ser separadas em levantamentos mais detalhados.

Complexo de solos: são grupamentos de UT com classes distintas que não podem ser separadas nem mesmo em levantamentos mais detalhados, devido ao seu arranjo intrincado.

Em alguns casos ocorrem UM contendo um grupo de UT formando associações de solos e outro grupo formando um complexo de solos. Nestes casos a UM é denominada de **unidade de mapeamento mista**.

Grupos indiferenciados de solos: diferem das associações de solos por serem constituídos por duas ou mais UT pouco diferenciadas, nas quais suas propriedades semelhantes possibilitam práticas similares de uso e manejo do solo.

Os métodos convencionais de mapeamento de solos, apesar da grande aplicabilidade na geração de informações sobre solos, continuam necessitando tempo e recursos expressivos para serem realizados. Assim, o mapeamento digital de solos (MDS) tem surgido como uma forma de contornar estas limitações e, principalmente, como uma possibilidade de gerar informações com resolução mais detalhada. Portanto, o MDS pode ser uma ferramenta operacional importante para complementar os métodos tradicionais já empregados.

2.3. Mapeamento digital de solos

2.3.1. Visão geral

O mapeamento digital de solos pode ser definido como “a criação e a alimentação de sistemas de informação espacial de solos através do uso de métodos de campo e de laboratório associados com sistemas de predição de solos” (LAGACHERIE; MCBRATNEY, 2007).

O MDS iniciou nos anos 70 e vem avançando, principalmente nas duas últimas décadas, graças a diversos fatores: a disponibilidade de dados espaciais digitais (modelos digitais de elevação, imagens de satélite), a capacidade computacional para processar grandes volumes de dados, o desenvolvimento de ferramentas de mineração de dados, avanços dos sistemas de informação geográfica e na aplicação da geoestatística, e uma renovação nas instituições, juntamente com uma nova geração de cientistas do solo atraídos pela análise espacial dos solos (MINASNY; MCBRATNEY, 2015; SANCHEZ et al., 2009).

O MDS tem transformado os levantamentos de solo nos últimos tempos e vem sendo testado e utilizado em programas pelo mundo. Muitos estudos mostraram que ele pode produzir mapas com maior acurácia do que mapas convencionais (MINASNY; MCBRATNEY, 2015). No Brasil, estudos envolvendo MDS vem sendo desenvolvidos mais recentemente e a primeira publicação sobre este assunto no país ocorreu em 2006 (GIASSON et al., 2006).

Um mapa digital de solos é essencialmente uma base de dados de propriedades ou classes de solo, baseado numa amostra estatística da paisagem. A amostragem de campo é usada para determinar a variação espacial das propriedades ou classes de solo, as quais são utilizados para prever as propriedades ou classes de solo em áreas não amostradas. Mapas digitais de solos podem descrever as incertezas associadas a estas predições e, quando baseadas em dados de séries temporais, fornecem informações sobre propriedades dinâmicas do solo. Eles também diferem dos mapas convencionais (baseados em polígonos), pois são baseados em *pixels* e assim podem ser mais facilmente exibidos em resoluções maiores, comumente utilizadas por outras ciências da terra (SANCHEZ et al., 2009).

Diferente dos levantamentos convencionais, no MDS há a possibilidade de organizar um amplo conjunto de dados das classes e propriedades do solo e utilizá-lo em análises e interpretações em qualquer época e de várias maneiras, de forma que o resultado final não se limita a apenas um mapa e um relatório (KERRY et al., 2012; MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003). Um levantamento de solos convencional, em razão da sua natureza estática, não consegue prontamente acompanhar a evolução da demanda dos usuários. Assim, um desafio para o mapeamento digital de solos é ser flexível o suficiente

para satisfazer as demandas presentes e futuras dos usuários (LAGACHERIE; MCBRATNEY, 2007).

O MDS não trata apenas da elaboração de mapas de solos com a utilização de abordagens numéricas ou computacionais ou relações entre variáveis ambientais e solos. De acordo com a definição de Lagacherie e McBratney (2007), o MDS necessita ter três componentes principais:

1. Um *input* na forma de métodos observacionais e de laboratório, que incluem o uso de mapas e observações de solos legados e a coleta de novas amostras utilizando técnicas de amostragem estatísticas;

2. Um processo utilizado nos sistemas de inferência espacial e não-espacial de solos, que incluem a construção de modelos estatísticos ou matemáticos relacionando as observações de solo com suas respectivas variáveis ambientais, ou fatores *scorpan*;

3. Um *output* na forma de sistemas de informações espacial de solos, que incluem mapas de predição em formato raster juntamente com a incerteza da predição. Este *output* pode ser prontamente aprimorado à medida que novas informações vão se tornando disponíveis.

Assim, para a predição das classes e propriedades do solo é necessária a criação de um modelo preditivo relacionando-as com as variáveis ambientais, que são os fatores do modelo *scorpan*.

2.3.2. O modelo *scorpan*

No mapeamento digital de solos, os trabalhos comumente envolvem a predição de atributos ou classes de solo a partir do modelo conceitual *scorpan*, proposto por McBratney, Mendonça Santos e Minasny (2003), representado pela seguinte equação:

$$S_c \text{ ou } S_p = f(s, c, o, r, p, a, n)$$

onde S_c são as classes de solo e S_p são as propriedades do solo; s é a informação sobre a classe ou propriedade do solo em algum ponto, proveniente de um mapa legado, sensor proximal ou remoto ou do conhecimento do

pedólogo; c é o clima; o são os organismos; p é o material de origem; a é o fator tempo e n é a localização, ou seja, as coordenadas geográficas do local.

No estudo, os autores reuniram diversas abordagens realizadas até aquele momento, discutiram aplicações, problemas e melhorias e lançaram este modelo, no estilo do modelo $S = f(cl,o,r,p,t...)$ de Jenny, como uma função para a predição de solos.

Tanto o modelo clássico de formação do solo proposto por Jenny como o modelo *scorpan* são descrições simplificadas de forças governando um processo natural. Ontologicamente eles são similares, necessitando dos solos e seus atributos, os quais são funções do seu ambiente. No entanto, o modelo clássico é uma teoria qualitativa, que tenta explicar os fatores de formação do solo. Já o modelo *scorpan* é uma teoria empírica quantitativa, parcialmente determinística, parcialmente probabilística, utilizada para a predição quantitativa de classes ou atributos do solo. Nele, o solo pode ser usado como um dos fatores da equação, porque o solo pode ser predito a partir das suas propriedades, ou suas propriedades podem ser preditas a partir de suas classes ou outras propriedades. Isto os torna metodologicamente diferentes, de modo que a nova abordagem requer novas ferramentas, como informações digitais, computadores, sistemas de informação geográfica, etc. (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003; MINASNY; MCBRATNEY, 2015).

Este modelo tem sido utilizado no MDS para entender e quantificar as relações entre os solos e covariáveis ambientais, geralmente a partir da utilização de bases de dados facilmente acessíveis, como Modelos Digitais de Elevação (MDE) e imagens de sensoriamento remoto (GRINAND et al., 2008), juntamente com a aplicação de modelos que permitam prever a ocorrência e distribuição espacial de classes e atributos do solo.

2.3.3. Modelos preditivos: árvores de decisão e outros modelos

Modelos preditivos têm sido empregados nas mais diversas áreas além do MDS. Aplicações vão desde a previsão da produção de energia solar fotovoltaica (DUMITRU; GLIGOR; ENACHESCU, 2016), a identificação de pacientes com Hepatite C crônica (FORNS et al., 2002), até a modelagem de

estoques de carbono no solo (TORNQUIST; MIELNICZUK; CERRI, 2009), entre milhares de outros exemplos.

No mapeamento digital de solos, um dos modelos preditivos que mais tem sido empregados são as árvores de decisão (AD). Elas têm sido usadas como classificadores em diversos trabalhos, para o mapeamento de classes de solos (BUI; MORAN, 2001; GIASSON et al., 2011; GRINAND et al., 2008; HÖFIG; GIASSON; SIQUEIRA, 2014; JAFARI et al., 2014), mapeamento do material de origem do solo (BUI; MORAN, 2001; LACOSTE; LEMERCIER; WALTER, 2011; LEMERCIER et al., 2012) e mais recentemente para a desagregação de unidades de mapeamento combinadas de solos (NAUMAN; THOMPSON, 2014; ODGERS et al., 2014; SARMENTO et al., 2017; SUBBURAYALU; JENHANI; SLATER, 2014). Algoritmos de AD também têm sido usados para mapear atributos do solo, como pH, profundidade do solo, teores de argila e matéria orgânica, nitrogênio e fósforo (BONFATTI et al., 2016; BUI; HENDERSON; VIERGEVER, 2006; HENDERSON, et al., 2005).

As árvores de decisão são algoritmos que foram desenvolvidos para classificar dados ou descobrir sua estrutura (CLARK; PREGIBON, 1992). Elas permitem o uso tanto de variáveis quantitativas como de variáveis qualitativas no conjunto de dados, ambas como variáveis explanatórias ou variáveis-resposta. Quando uma árvore de decisão é utilizada com propósitos de predição categórica, é mais apropriado denominá-la como árvore de classificação, ao passo que quando ela for utilizada com propósitos de predição numérica, é mais adequado denominá-la como árvore de regressão (ROKACH; MAIMOM, 2008; XU et al., 2005).

Entre os algoritmos de árvore de decisão mais utilizados estão o J48, o SimpleCart e o CART e suas extensões (GIASSON et al., 2011; HEUNG et al., 2016). Ainda, de acordo com este último autor, o algoritmo Random Forest (BREIMAN, 2001), que combina múltiplas árvores de decisão para uma classificação mais precisa e estável, vem sendo cada vez mais utilizado no MDS.

A construção de ADs é uma questão de seleção de variáveis, no qual as interações entre a variável-resposta e suas covariáveis ambientais são manejadas automaticamente. O conjunto de dados é repartido recursivamente em subconjuntos cada vez mais homogêneos, sendo cada divisão binária chamada de **nó de decisão**. O primeiro nó de decisão é a **raiz**, de onde começa

o processo, e da qual saem todos os outros nós de decisão. Cada nó de decisão representa um teste sobre o valor de um atributo, ou seja, uma regra. Cada **ramo** que sai dos nós corresponde a um possível valor deste atributo. Estas regras variam de acordo com o algoritmo utilizado, mas sempre com base em informações estatísticas, que mensuram o quão bem cada divisão (nó) é capaz de diminuir a heterogeneidade (impureza e variância) do subconjunto. Quando a repartição cessa, cada subconjunto terminal é chamado de **folha**, que representa uma classe (BUI; MORAN, 2001; HÖFIG; GIASSON; SIQUEIRA, 2014; ROKACH; MAIMOM, 2008; SCULL; FRANKLIN; CHADWICK, 2005).

A árvore de decisão, findo o processo, reúne um conjunto de regras de decisão que delimitam a amplitude das condições (os valores das variáveis ambientais) utilizadas para predizer as classes de solos (BUI, LOUGHHEAD; CORNER, 1999; SCULL; FRANKLIN; CHADWICK, 2005).

Como a AD é formada a partir de amostras de treinamento, ao final do processo ela tende a se sobreajustar (ou se ajustar em excesso, do inglês *overfitting*) aos valores destas amostras (FIGURA 1). Isto tende a resultar em maior erro quando o modelo for aplicado em novas amostras, tornando-o menos eficiente quando usado fora da área de treinamento. Desta forma, é necessário realizar a **poda** da AD, que consiste em limitar o tamanho dos nós, impedindo que a árvore forme nós que contenham poucos elementos (BUI; MORAN, 2001; XU et al., 2005).

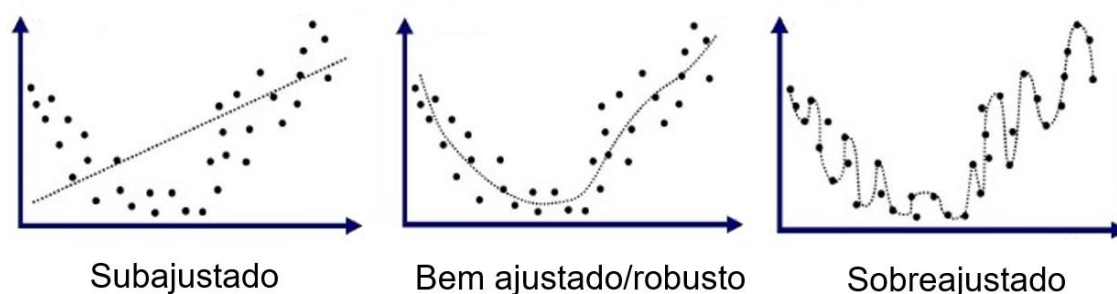


FIGURA 1. Ilustração de modelos subajustados, bem ajustados e sobreajustados. Fonte: adaptado de Liew (2016).

No MDS, a raiz representa um teste na variável ambiental que apresenta a maior capacidade de criar subconjuntos de dados mais homogêneos, que pode ser a elevação, por exemplo (FIGURA 2). Os nós de decisão são os testes aplicados às outras variáveis ambientais utilizadas no modelo e os ramos

provenientes destes nós serão seus valores. As folhas serão as classes de solo que se deseja prever.

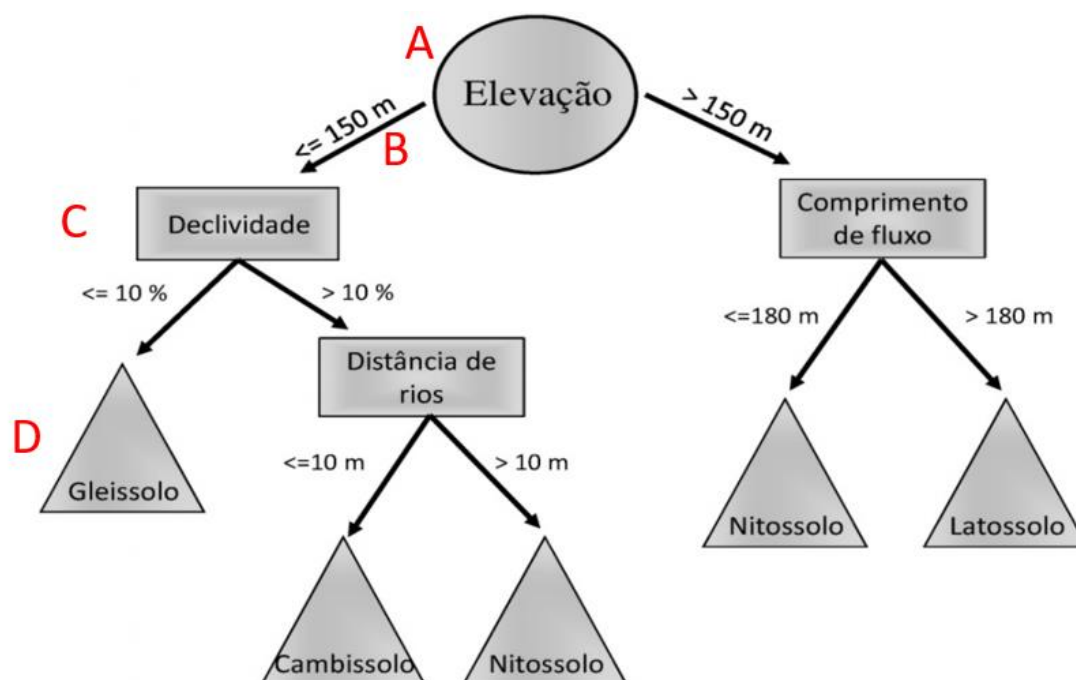


FIGURA 2. Esquema hipotético de uma árvore de decisão, neste caso uma árvore de classificação, para a predição de classes de solo. A = raiz (primeiro nó de decisão), B = ramos, C = nós de decisão e D = Folhas. Fonte: adaptado de Teske (2014).

Assim como no mapeamento convencional, onde o pedólogo busca estabelecer relações entre o ambiente e os solos que nele ocorrem, as ADs buscam relações entre as variáveis ambientais e as variáveis-resposta, que podem ser UMs, classes ou propriedades do solo. Desta forma, as ADs podem mimetizar o processo mental desenvolvido por pedólogos e, assim, recriar mapas de classes ou atributos de solos a partir de regras de decisão, utilizando variáveis ambientais, como material de origem, elevação, declividade, etc. (BUI; MORAN, 2001; BUI; HENDERSON; VIERGEVER, 2006).

As ADs têm sido muito utilizadas por serem de fácil entendimento, interpretação e discussão, por serem capazes de processar grandes volumes de dados e por apresentarem robustez como técnica preditiva (BAGATINI; GIASSON; TESKE, 2016; TEN CATEN et al., 2012). Todavia, outros modelos também têm sido empregados para a predição de classes e propriedades de solos, dentre os quais podemos citar as regressões logísticas múltiplas, a classificação Bayes, a lógica difusa (*fuzzy logic*), as máquinas de vetores de suporte (*support vector machines*), os algoritmos baseados na distância (*distant-*

based learners) e as redes neurais (HEUNG et al., 2016; TEN CATEN et al., 2012).

2.3.4. Dados legados e o conhecimento tácito do pedólogo

No modelo *scorpan* utilizado no MDS, o fator *s* representa a informação sobre a classe ou a propriedade do solo em algum ponto previamente explorado. Assim, dados de solos de alguns locais são necessários para a execução de modelos preditivos de classes ou propriedades do solo. Entretanto, muitas vezes a realização de expedições de campo se torna muito dispendiosa ou até mesmo inviável pelos custos e/ou tempo despendido para sua execução. Nestes casos, a melhor - às vezes única - opção é a utilização de dados disponíveis sobre solos, também chamados de dados legados de solos.

A quantidade e o tipo dos dados legados determinam as técnicas mais apropriadas para utilização no MDS, de acordo com Minasny e McBratney (2010). Segundo estes autores, a disponibilidade de dados legados pode ser classificada em quatro tipos, do mais detalhado para o menos:

- a. Mapas detalhados de solos com legenda e dados de pontos observacionais: é o tipo de informação mais completa, em que os atributos ou classes podem ser preditos a partir de mapas e pontos observacionais.
- b. Dados de pontos observacionais: neste caso, as propriedades dos pontos podem ser interpoladas e extrapoladas para toda a área, o que é chamado de krigagem *scorpan*;
- c. Mapas detalhados de solos com legenda: quando somente mapas estão disponíveis, é necessário extrair as propriedades das classes a partir do mapa de solos utilizando conceitos sobre a distribuição das classes das unidades de mapeamento;
- d) Ausência de dados: nestes casos é utilizada uma abordagem chamada de *homosoil*. Nesta abordagem, assume-se uma analogia entre os fatores de

formação do solo de uma área de referência e da área que se deseja mapear, como, por exemplo, relevo, material de origem e clima. Assim regras são calibradas na área de referência e extrapoladas para a área desejada.

No entanto, antes da utilização destas abordagens é necessária uma harmonização dos dados legados, como sugerem Sulaeman et al. (2013).

Embora mapas e relatórios estejam disponíveis para utilização no MDS, muito do conhecimento tácito dos pedólogos permanece não-explicitado nos levantamentos. Hudson em 1992 já alertava para o fato de que muito do conhecimento dos paradigmas solo-paisagem permanece nos mapas de solos. Assim, anos de pesquisa, tempo e recursos investidos ficam de fora da literatura da ciência do solo. Uma maneira de tornar mais úteis as valiosas informações já existentes nos mapas é através da desagregação de unidades de mapeamento de solos, uma abordagem que utiliza o conhecimento tácito do pedólogo sobre as relações solo-paisagem associado com o uso de dados legados, modelos de predição e técnicas de MDS.

2.3.5. Desagregação de unidades de mapeamento de solos

Mapas de solos em escalas pequenas, como mapas exploratórios e de reconhecimento, dão uma noção da distribuição dos solos em grandes áreas e possuem menores custos, relativamente à área abrangida. Entretanto, o menor detalhamento das informações em mapas desta escala os tornam insuficientes para diversos usos, como para a avaliação da aptidão das terras em propriedades rurais, para projetos de irrigação ou para a valoração dos serviços ambientais prestados pelos diferentes tipos de solos. Para isso são mais adequados mapas com maior detalhamento, e que preferencialmente contenham unidades de mapeamento simples (VINCENT et al., 2016).

O consórcio Global Digital Soil Properties Map (www.GlobalSoilMap.net), que é uma aliança para a criação de um mapa digital de propriedades do solo do mundo, reconhece que a utilização de métodos que aproveitem mapas existentes são as melhores estratégias para a geração de mapas mais atualizados e mais detalhados (MINASNY; MCBRATNEY, 2010; NAUMAN; THOMPSON, 2014). Nesse contexto, uma das metodologias que vem sendo

utilizada (TABELA 1) é a desagregação de UM combinadas de solos a partir da utilização de dados legados, com o objetivo de gerar mapas com maior detalhamento.

TABELA 1. Trabalhos sobre desagregação de unidades de mapeamento de solos já publicados.

Autor	Ano	Local	Área (ha)	Escala	Tamanho do pixel (m)	Acurácia (%)
Sarmiento et al.	2017	Rio Grande do Sul, Brasil	67.372	1:50k	30	28 a 48
Costa	2016	Santa Catarina, Brasil	2.770	1:25k	5	52 a 72
Vincent et al.	2016	Bretanha, França	2.704.000	1:250k	50	41 a 72
Holmes et al.	2015	Austrália Ocidental, Austrália	250.000.000	1:20k a 1:2m	85 (média)	40 a 71
Subburayalu et al.	2014	Ohio, EUA	117.419	NI	10	25 a 39
Odgers et al.	2014	Queensland, Austrália	6.800.000	1:250k	30	23
Nauman e Thompson	2014	Virgínia Ocidental, EUA	388.000	NI	90	22 a 44
Nauman et al.	2014	Arizona, EUA	NI	NI	30	70
Häring et al.	2012	Bavária, Alemanha	7.055.000	1:25k	10	70
Smith et al.	2012	Colúmbia Britânica, Canadá	75.000	1:50k a 1:125k	25	66 a 71
Hansen et al.	2009	Planalto Central, Uganda	221.400	NI	20	76
Bui e Moran	2001	Bacia Murray-Darling, Austrália	105.800.000	1:250k a 1:500k	1250	76
McBratney et al.	1998	Considerações sobre métodos de agregação e desagregação de informações de solo				

O objetivo é expressar a distribuição espacial das classes de solos em casos onde os mapas convencionais agregam diversas classes numa mesma UM ou criam limites pouco reais entre as classes. A desagregação espacial de UM combinadas pode ser considerada como um aprimoramento de um mapa de solos menos detalhado para produzir um mapa mais detalhado, que diferencie espacialmente classes ou propriedades de solo em uma melhor resolução. Ela tem sido identificada como uma abordagem conceitual para transformar dados disponíveis em dados mais detalhados e melhor utilizáveis para as demandas atuais (BUI; MORAN, 2001; BUI, 2004; NAUMAN; THOMPSON, 2014). Os mapas geralmente são produzidos em formato *raster*, diferente dos mapas de polígonos tradicionais. Desta forma, o objetivo da desagregação espacial de unidades de mapeamento é individualizar as classes de solos ocorrentes em

uma UM combinada para formar unidades de mapeamento simples ou mais uniformes de acordo com as relações solo-paisagem. Assim, com o detalhamento das UM combinadas, mapas de solos existentes e menos detalhados podem ser melhorados sem a necessidade de novos levantamentos, economizando tempo e recursos.

A base lógica da desagregação espacial consiste em explorar o conhecimento presente nos levantamentos de solo, ou seja, o modelo mental das relações solo-paisagem que o pedólogo criou ao elaborar o mapa de solos. Bui (2004) considera que um levantamento de solo é um *sistema de conhecimento (knowledge system)* e que mapas de solos são uma representação de um conhecimento estruturado sobre a distribuição dos solos na paisagem. Os paradigmas dos fatores de formação do solo e das relações solo-paisagem criadas mentalmente pelo pedólogo são utilizados para estruturar seu conhecimento sobre a distribuição dos solos no ambiente. Logo, um usuário familiarizado com estes paradigmas pode extrair este conhecimento dos levantamentos de solo.

Para a recuperação deste conhecimento, dois tipos de abordagens têm sido utilizados na desagregação de unidades de mapeamento, as baseadas em dados ou as baseadas em conhecimento. As primeiras utilizam pontos amostrais de solo georreferenciados disponíveis em bases de dados para extrair valores de variáveis ambientais a eles relacionadas, que na maioria dos casos são atributos do terreno. Estes pontos e suas variáveis ambientais correspondentes são utilizados como pontos amostrais para o treinamento de modelos de predição da distribuição das classes de solo. Neste tipo de abordagem, a intervenção do pedólogo é menor e a implementação do modelo preditivo fica facilitada, já que os pontos amostrais já estão disponíveis para utilização. Em contrapartida, há a necessidade de que uma grande quantidade de pontos tenha sido observada. Um exemplo deste tipo de abordagem pode ser encontrado em Häring et al. (2012).

As abordagens baseadas nos relatórios dos levantamentos os utilizam para extrair as informações sobre as condições de ocorrência de cada classe de solo dentro das unidades de mapeamento. A partir da sistematização destas informações, torna-se possível criar um conjunto de regras para a seleção de áreas típicas de cada classe, as quais são utilizadas em modelos de predição da

distribuição espacial das classes de solo. Nestas abordagens existe uma etapa de tradução das informações dos levantamentos para regras que possam ser implementadas em ambiente SIG, o que as tornam mais trabalhosas. Entretanto, os pontos amostrais só são necessários se forem utilizados para validação do mapa final. Este tipo de abordagem pode ser encontrado nos trabalhos realizados por Nauman et al. (2012), Nauman, Thompson e Rasmussen (2014) e Sarmiento et al. (2017).

A desagregação espacial pode ser realizada para individualizar as classes de solo dentro das unidades de mapeamento sem desfazer suas bordas (BUI; MORAN, 2001; HÄRING et al., 2012; SARMENTO et al., 2017) ou também para refazer mapas de solos sem os limites dos polígonos originais (NAUMAN; THOMPSON, 2014; SARMENTO et al., 2017; SUBBURAYALU; JENHANI; SLATER, 2014). Além destes usos, a desagregação espacial também pode ser utilizada para mapear a geologia (BUI; MORAN, 2001), a aptidão agrícola das terras (LI et al., 2012) ou propriedades específicas do solo, como o carbono orgânico do solo (KERRY et al., 2012), entre outros.

Desta forma, a metodologia de desagregação espacial pode contribuir para a geração de informações sobre solos que possam ser mais bem aplicadas aos contextos modernos. Entre estas aplicações estão as relacionadas com diversos dos principais desafios dos tempos modernos, notadamente a segurança alimentar, as mudanças climáticas, a escassez de água, a degradação ambiental e as ameaças à biodiversidade.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

A área de estudo é o município de Porto Alegre, capital do Estado do Rio Grande do Sul, Brasil (FIGURA 3). De acordo com o censo demográfico do IBGE (2010), o município possuía 1.409.351 habitantes e uma área de 49.668 ha, resultando em uma densidade demográfica de 28,37 habitantes/ha. Aproximadamente 65% da sua área ainda possui vegetação natural, entretanto a grande concentração populacional tem contribuído para a expansão de áreas urbanas sobre áreas não urbanizadas (HASENACK et al., 2008).

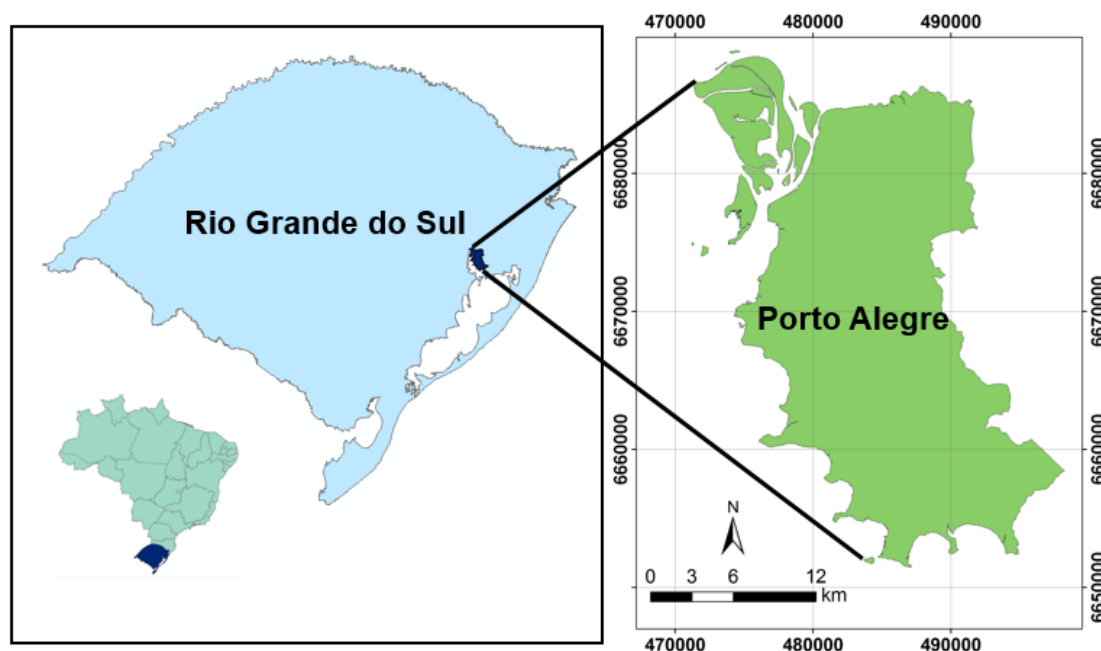


FIGURA 3. Localização do município de Porto Alegre no Estado do Rio Grande do Sul.

A geomorfologia local é formada de planícies aluviais e lagunares, coxilhas com relevo suave ondulado a ondulado e morros com relevo montanhoso, com altitudes variando de 0,1 m nas ilhas do delta do Rio Jacuí a 311 m no Morro Santana (PENTER et al., 2008).

De acordo com a classificação geomorfológica de Ross (1992), as formas de relevo encontradas nas áreas de cotas mais altas no município são: padrão em forma de morros, em forma de morros associados com colinas, em forma de morros isolados e em forma de colinas. Já nas planícies do município, ocorrem

as formas de relevo padrão em forma de colinas isoladas, em forma de patamares planos, em forma de planícies flúvio-lagunares, em forma de planícies flúvio-lagunares com banhados, em forma de planícies flúvio-lagunares com cordões arenosos, em forma de planícies fluviais, em forma de planícies deltaicas e em forma de superfície plana tecnogênica (MOURA; DIAS, 2012).

Porto Alegre está localizada na província geológica do Escudo Sul-riograndense, uma área que ocupa a porção central e sudoeste do estado, formada por rochas do período Pré-Cambriano com idades superiores a 550 milhões de anos. A maior parte do substrato rochoso do município é composta por rochas graníticas, com idade entre 550 e 650 milhões de anos, entretanto, uma parte do município é ocupada por gnaisses granodioríticos a dioríticos formados há cerca de 2 bilhões de anos, todas estas formando cristas, morros e coxilhas (FIGURA 4). Nas cotas mais baixas encontram-se as formações mais recentes, datadas do período Quaternário. Nestas áreas, ocorrem depósitos eluviais do Escudo Sul-riograndense e depósitos coluviais e aluviais parcialmente retrabalhados (120 a 325 mil anos), estes formando terraços e cordões arenosos. Ao longo dos arroios e nas ilhas do delta do Jacuí ocorrem depósitos de sedimentos de origem fluvial (entre 5 e 120 mil anos) e nas margens do Lago Guaíba na parte sul do município ocorrem depósitos de sedimentos lagunares e marinhos mais recentes (5 mil anos), formando cordões litorâneos paralelos, também chamados de feixes de restinga (PHILIPP, 2008).

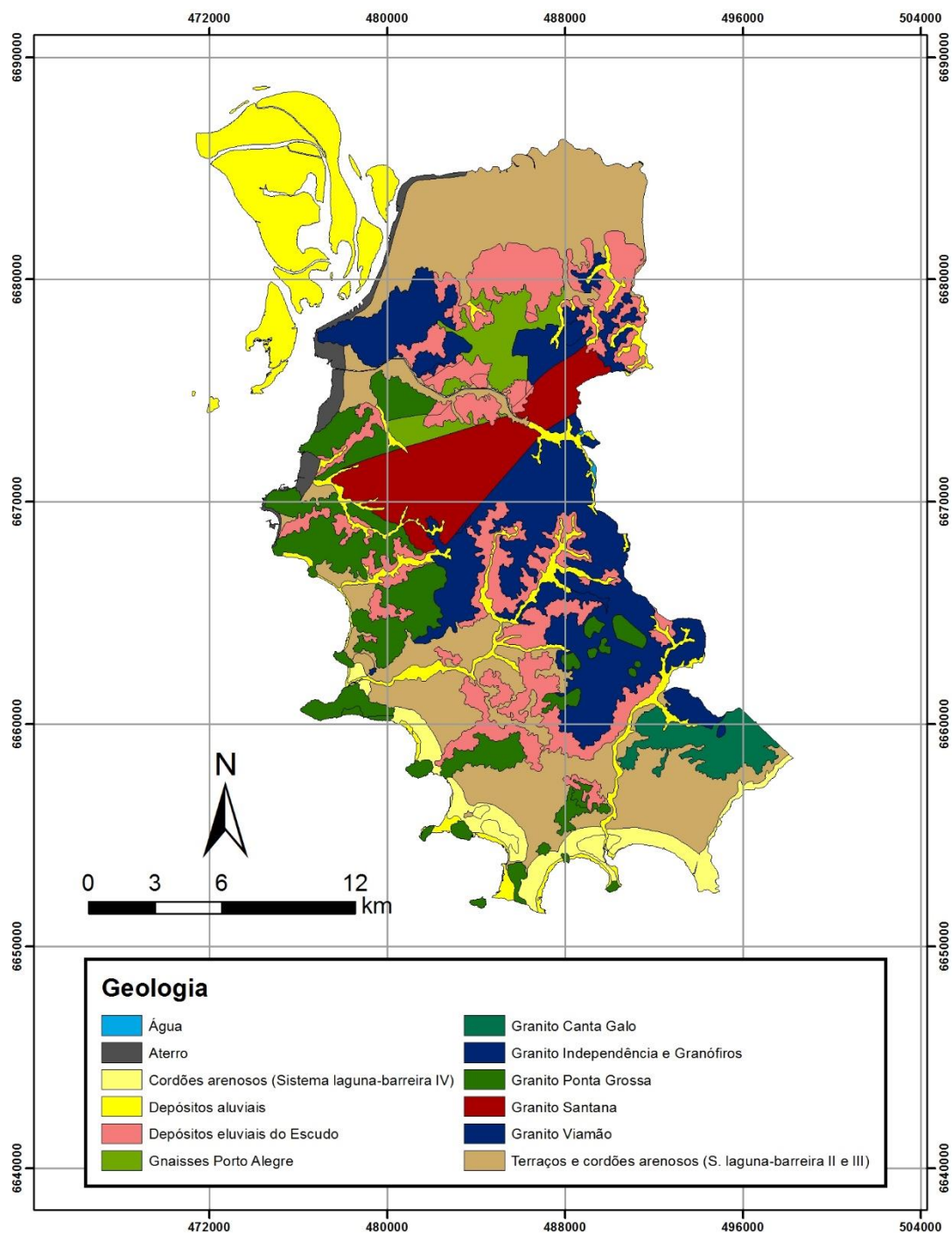


FIGURA 4. Mapa geológico de Porto Alegre. Fonte: adaptado de Philipp (2008).

A vegetação de Porto Alegre é resultante da integração de espécies de diversas regiões da América do Sul, como a Mata Atlântica, o Pampa, a Patagônia, o Chaco e a Amazônia. Pelo fato de o município estar localizado em uma região de transição entre os dois Biomas que ocorrem no Rio Grande do Sul, o Bioma Pampa e o Bioma Mata Atlântica, a vegetação apresenta característica de ambos. As áreas de tensão ecológica, que correspondem à transição entre formações florestais, campestres e pioneiras, ocupam 54% do

território, as Áreas de Formação Pioneiras 45,6% e a Floresta Estacional Semidecidual 0,4% (HASENACK et al., 2008).

O clima é subtropical úmido, com temperatura média anual de 19,5°C e precipitação média anual de 1320 mm, bem distribuída ao longo do ano (INMET, 2009).

3.2. Levantamento de solos utilizado

O levantamento utilizado como base para os estudos (SCHNEIDER et al., 2008) faz parte do Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre (HASENACK et al., 2008) e é classificado como um levantamento de reconhecimento de média intensidade. As escalas preferenciais de publicação dos mapas destes levantamentos deveriam ser entre 1:100.000 e 1:250.000, de acordo com IBGE (2015). Entretanto, para fins de padronização dos mapas do Diagnóstico Ambiental, o mapa de solos foi publicado na escala 1:50.000.

Este levantamento foi realizado através da fotointerpretação sobre imagens aéreas com escala de 1:40.000 e observações a campo. Para a produção do mapa final de solos, as imagens com os delineamentos das unidades de mapeamento foram georreferenciadas com o auxílio de cartas do Serviço Geográfico do Exército na escala 1:50.000 e posteriormente as unidades de mapeamento foram digitalizadas na tela do computador.

O levantamento possui nove unidades taxonômicas (UT) distribuídas em doze unidades de mapeamento (UM), sendo uma UM simples, uma UM composta por tipos de terreno e dez UM combinadas (TABELA 2 e FIGURAS 5 e 6). Destas últimas, nove UM são associações de solos e uma UM é um grupo indiferenciado. As UT que compõem as associações de solos podem ser mapeadas individualmente em unidades simples em mapas mais detalhados, pois ocorrem segundo um padrão bem definido, ocupando diferentes posições na paisagem.

TABELA 2. Descrição das áreas de ocorrência e das unidades taxonômicas (UT) e inclusões que compõem as unidades de mapeamento (UM). Adaptado de Schneider et al. (2008).

SIGLA	TIPO DA UM	UT	INCLUSÕES	DESCRIÇÃO DA ÁREA DE OCORRÊNCIA
PV1	Grupo indiferenciado	Argissolos Vermelhos e Argissolos Vermelho-amarelos	Cambissolos Háplicos Neossolos Litólicos Neossolos Regolíticos	Topo e encosta de elevações, em relevo suave-ondulado a ondulado
PV2	Associação	Argissolos Vermelhos ou Argissolos Vermelho-amarelos e Cambissolos Háplicos	Neossolos Litólicos Neossolos Regolíticos	Topo e encosta de elevações, em relevo ondulado a forte-ondulado e nos terços inferiores de encostas de morros em relevo forte-ondulado a montanhoso
CX	Associação	Cambissolos Háplicos com Neossolos Litólicos ou Neossolos Regolíticos	Argissolos Vermelhos Argissolos Vermelho-amarelos Afloramentos rochosos	Topo e encosta de morro, em relevo forte-ondulado a montanhoso
SG1	Associação	Planossolos Hidromórficos, Gleissolos Háplicos e Plintossolos Argilúvicos	-	Planícies aluviais e lagunares com microrrelevo
SG2	Associação	Planossolos Hidromórficos, Gleissolos Háplicos e Neossolos Flúvicos	-	Áreas marginais ao longo de arroios em relevo plano
GX	Associação	Gleissolos Háplicos e Planossolos Hidromórficos	Gleissolos melânicos	Planícies aluviais e lagunares
G1	Associação	Gleissolos e Neossolos Flúvicos	Organossolos	Planícies aluviais situadas em ilhas do Delta do Jacuí
G2	Associação	Gleissolos, Planossolos e Tipos de terreno	Plintossolos argilúvicos	Planícies aluviais e lagunares com áreas alteradas pela ação humana
RQ	Associação	Neossolos Quartzarênicos e Gleissolos Háplicos	Gleissolos Melânicos	Feixes de restinga ocupando relevo plano e suave-ondulado
RU1	Simples	Neossolos flúvicos	Gleissolos	Planícies aluviais situadas em ilhas do Delta do Jacuí
RU2	Associação	Neossolos flúvicos e Tipos de terrenos	Gleissolos	Diques marginais e aterros ocupando relevo plano nas bordas das ilhas do Delta do Jacuí
TT	Tipos de terreno	-	-	Áreas com influência antrópica (aterros, pedreiras, etc)

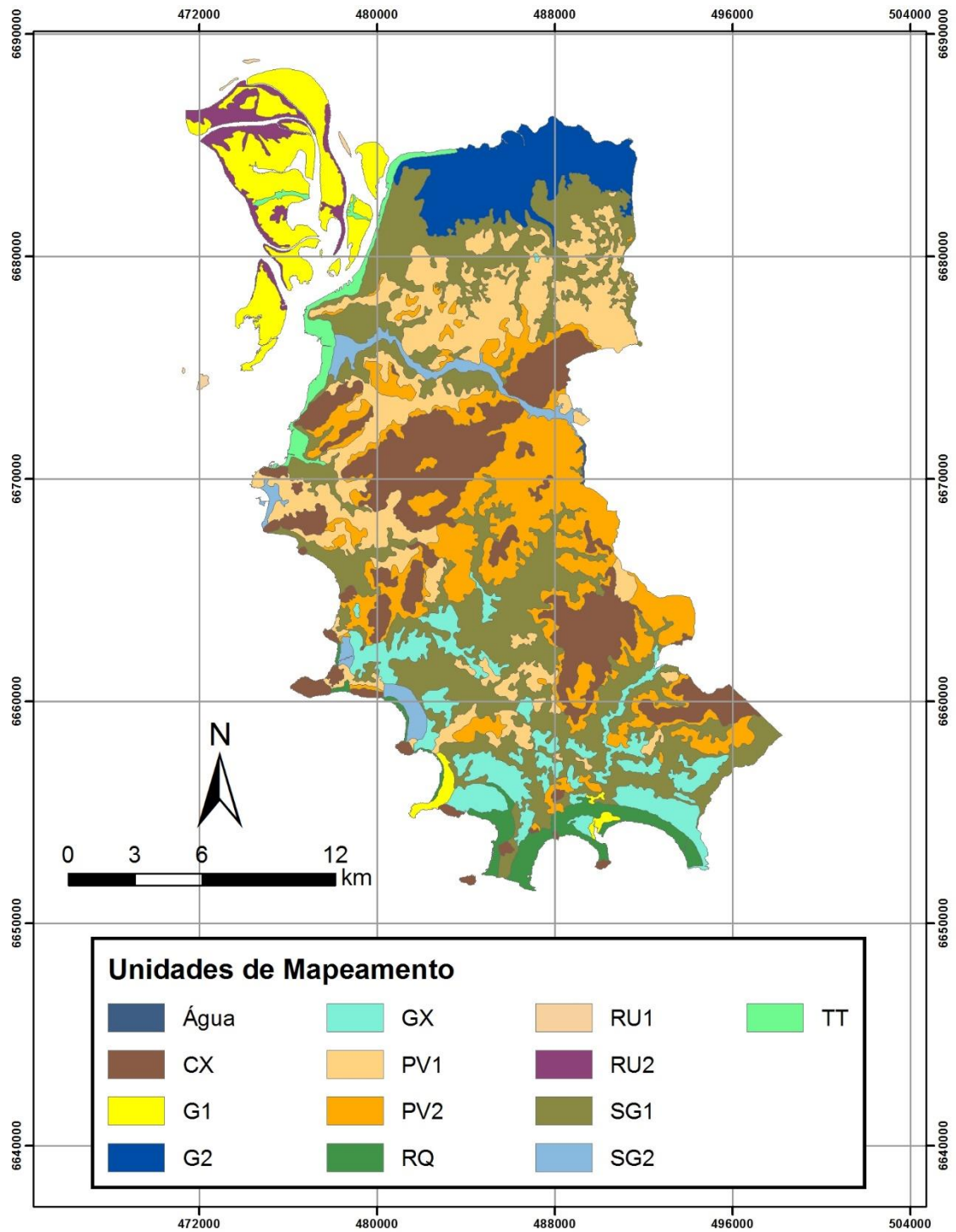


FIGURA 5. Mapa de solos de Porto Alegre. Fonte: Schneider et al. (2008).

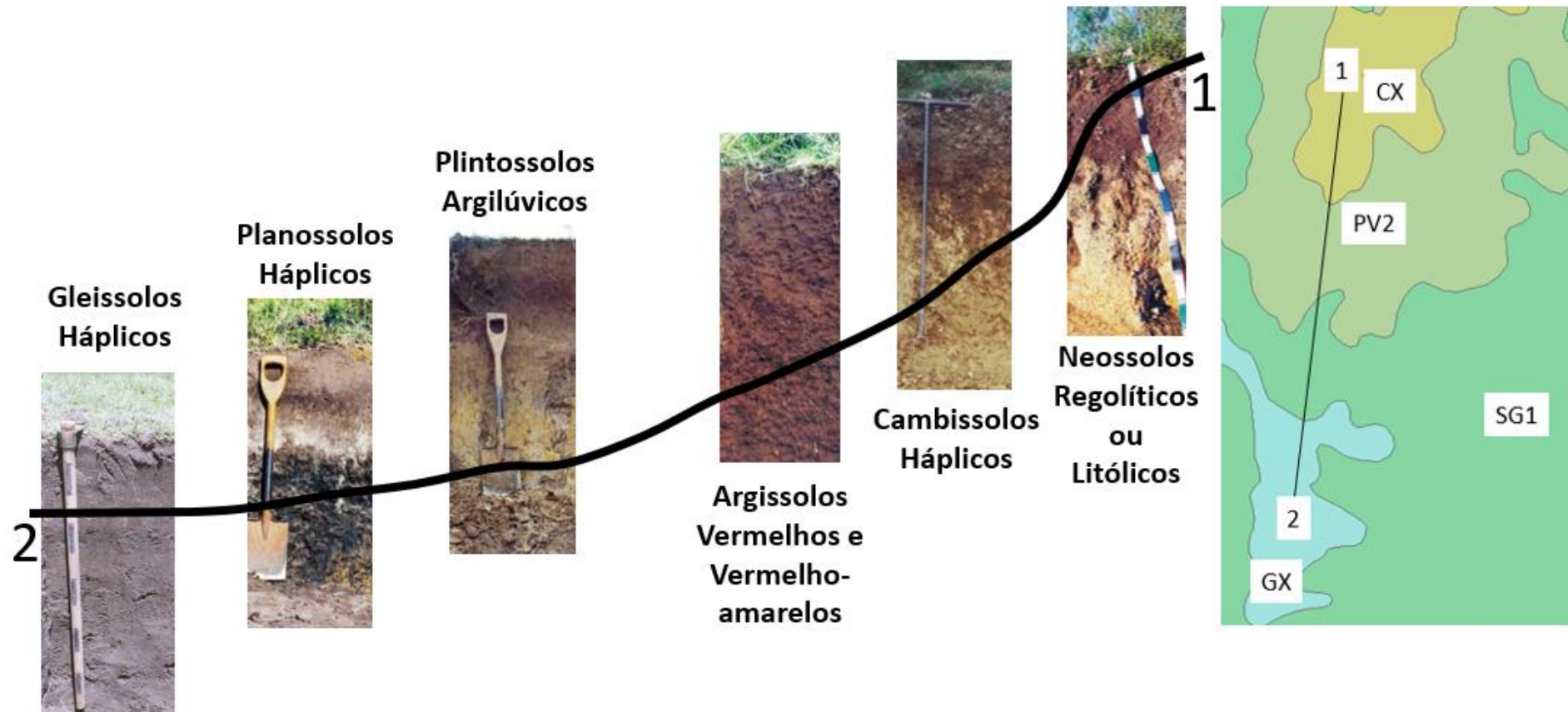


FIGURA 6. Toposequência (1-2) de uma área do município demonstrando as classes de solo e as posições que ocupam no terreno. CX, PV2, SG1 e GX são as UM do levantamento original. Fotografias dos perfis de solo retiradas de Schneider et al. (2008).

Os dados geoespaciais utilizados (HASENACK et al., 2008) foram obtidos no site www.ecologia.ufrgs.br/labgeo, todos estruturados na projeção UTM Zona 22S, referenciadas ao *datum* SAD 1969. Foram utilizados o mapa de solos em formato vetorial de polígonos e uma base altimétrica do município em formato vetorial de linhas com curvas de nível intervaladas em 1 metro, publicados em escala 1:50.000 e 1:1.000, respectivamente.

A base altimétrica foi transformada em formato *raster* a partir da função *Topo to raster* do programa ArcMap™ 10.2, contido no pacote ArcGIS® (ESRI, 2013), gerando um modelo digital de elevação (MDE). O tamanho de pixel escolhido foi de 15m, pois tamanhos menores resultaram em um MDE com quantidade excessiva de pixels, o que inviabilizaria posteriormente a sua utilização no programa LandMapR (MACMILLAN, 2003).

3.3. Metodologia utilizada

A desagregação de UMs combinadas se baseou na metodologia apresentadas por Sarmiento et al. (2017), Nauman, Thompson e Rasmussen (2014) e Nauman e Thompson (2014), com adaptações para a realidade local: disponibilidade de um relatório descritivo pouco detalhado e quantidade de dados e perfis de solo limitada.

O ponto chave da metodologia é, através do uso do levantamento de solos e variáveis de terreno disponíveis, conseguir selecionar áreas de treinamento que tenham alto grau de probabilidade de ocorrência de determinada classe de solo. Desta forma, essas áreas fornecem as informações necessárias para que modelos preditivos sejam usados e possam prever a ocorrência de classes de solo. Assim, UM combinadas são transformados em UM simples, ou ao menos UM combinadas mais homogêneas.

A primeira etapa da desagregação consistiu na escolha das UM possíveis de serem desagregadas. As UT que ocorrem na paisagem segundo um padrão foram selecionadas para a desagregação, enquanto que as UT com ocorrência de difícil distinção utilizando os dados disponíveis não foram utilizadas para a desagregação (TABELA 3).

TABELA 3. Unidades de mapeamento do levantamento de solos, suas respectivas áreas e a possibilidade ou não de desagregação.

U.M.	Área (ha)	Área (%)	Possibilidade de desagregação
CX	6.678	14%	Sim
G1	3.507	7%	Não
G2	2.986	6%	Não
GX	6.932	15%	Sim
PV1	3.295	7%	Sim
PV2	7.531	16%	Sim
RQ	1.182	2%	Não
RU1	63	0,1%	Não
RU2	1.003	2%	Não
SG1	12.730	27%	Sim
SG2	926	2%	Não
TT	742	2%	Não
Total	47.574	100%	-
Total a ser desagregado	37.165	78%	-

O aprimoramento do mapa de solos a partir da desagregação de UM combinadas foi realizado a partir de duas abordagens:

- 1) utilizando as informações contidas apenas no levantamento de solos e;
- 2) utilizando as informações contidas no levantamento de solos acrescidas de um conjunto de perfis georreferenciados disponíveis, oriundos das verificações de campo realizadas durante a execução do levantamento de solos.

Com a primeira abordagem objetivou-se verificar qual a eficiência da metodologia na predição de classes de solos quando há apenas o mapa de solos e o relatório como fonte de informações, como na maioria dos levantamentos disponíveis no Brasil.

A partir da segunda abordagem, buscou-se descobrir qual o ganho que pode ser obtido quando há a disponibilidade de perfis georreferenciados, em comparação à quando só se dispõe do relatório e do mapa de solos. A disponibilidade de perfis georreferenciados é a realidade de alguns levantamentos recentes e tende a ser a dos levantamentos futuros.

Ambas as abordagens utilizaram como fonte de informação sobre o relevo e os solos o modelo digital de elevação (MDE) e o levantamento de solos do local, respectivamente.

3.3.1. Primeira abordagem: desagregação utilizando apenas as informações do levantamento de solos

3.3.1.1. Geração de mapas de variáveis do terreno

A partir do MDE foram gerados dois mapas de variáveis do terreno em formato *raster*: de declividade e de formas do terreno (*Landforms*). Esta escolha se baseou no trabalho de Sarmiento et al. (2017), em que se verificou que estas variáveis foram úteis para a conversão das informações de declividade e posição na paisagem contidas no relatório em informações digitais, que são o mapa de declividade e o mapa de formas do terreno, respectivamente.

O mapa de declividade foi gerado no programa ArcMap™ 10.2 e classificado em seis classes de declividade (TABELA 4), de acordo com as fases de relevo propostas pelo Manual de Pedologia (IBGE, 2015).

TABELA 4. Classes de declividade utilizadas.

Classe de declividade	Intervalo de declividade
Plano	0-3%
Suave-ondulado	3-8%
Ondulado	8-20%
Forte-ondulado	20-45%
Montanhoso	45-75%
Escarpado	>75%

O mapa de formas do terreno foi gerado com o programa LandMapR (MACMILLAN, 2003). Este programa utiliza o MDE como fonte e divide as formas de terreno em 15 classes de formas do terreno, considerando o contexto hidrológico e da superfície para a classificação (TABELA 5 e FIGURA 7).

TABELA 5. Formas do terreno utilizadas pelo programa LandMapR.

#	Formas do terreno	Nome em inglês	Sigla	Descrição
1	Crista em nível	Level crest	LCR	Localizada no topo de morros em relevo plano
2	Ombro divergente	Divergent shoulder	DSH	Áreas fortemente convexas e divergentes próximas a ombros e topos de morros
3	Depressão elevada	Upper depression	UDE	Áreas côncavas localizadas nas partes altas da paisagem, porém com cotas baixas em relação ao seu entorno
4	Encosta	Back Slope	BSL	Encosta com declividade > 15% e forma plana
5	Encosta divergente	Divergent back slope	DBS	Encosta com declividade > 15% e forma divergente
6	Encosta convergente	Convergent back slope	CBS	Encosta com declividade > 15% e forma convergente
7	Terraço	Terrace	TER	Área plana localizada em meia-encosta
8	Forma de sela	Saddle	SAD	Área baixa divergente localizada entre duas elevações
9	Depressão em meia-encosta	Mid slope depression	DME	Áreas côncavas localizadas em meia-encosta, com cotas baixas em relação ao seu entorno
10	Parte superior do sopé	Foot Slope	FSL	Área côncava abaixo da encosta, onde ocorrem processos deposicionais (coluviais)
11	Parte inferior do sopé	Toe slope	TSL	Área plana ou levemente côncava, onde ocorrem processos deposicionais (aluviais)
12	Leque aluvial	Fan	FAN	Áreas em formato de leque, formada por sedimentos oriundos da drenagem de áreas montanhosas
13	Coxilha inferior	Lower slope mound	LSM	Áreas medianamente declivosas e divergentes, localizadas em cotas baixas do terreno
14	Declive inferior	Level lower slope	LLS	Áreas pouco declivosas (<2%) ou em nível localizadas em cotas baixas do terreno
15	Depressão inferior	Lower depression	DEP	Áreas côncavas localizadas em cotas baixas no terreno, onde ocorre acúmulo de água

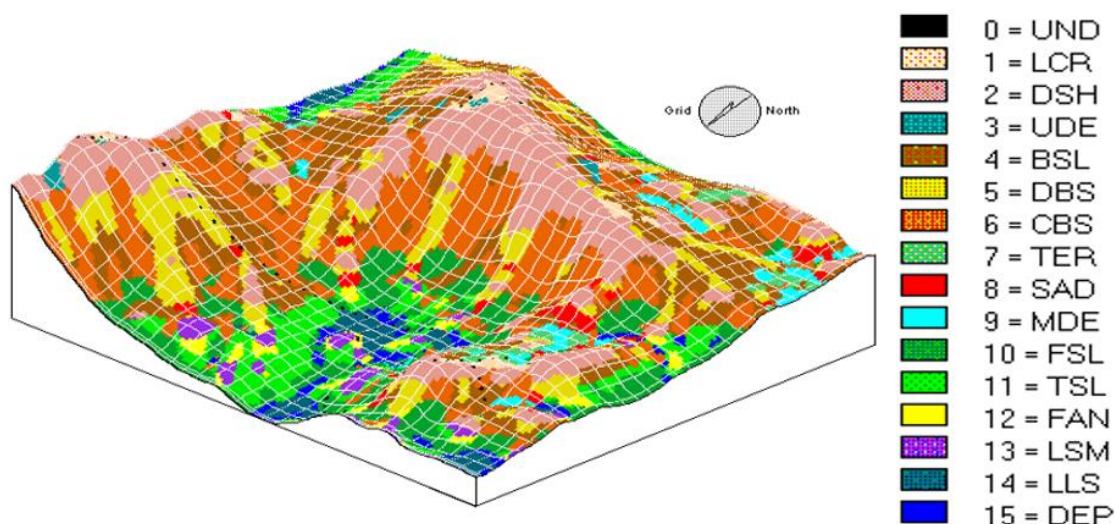


FIGURA 7. Formas do terreno geradas pelo programa LandMapR. 0 = indefinido. Fonte: MacMillan (2001).

3.3.1.2. Criação de regras solo-paisagem para a seleção de áreas de treinamento

Uma interseção entre cada unidade de mapeamento e os mapas de declividade e forma do terreno foi realizada através da função *Tabulate area* do ArcMap™ 10.2. O objetivo foi identificar as ocorrências de classes de declividade e classes de forma do terreno mais características de cada unidade de mapeamento (FIGURA 8). O resultado deste cruzamento foram sete tabelas, correspondendo às sete UM utilizadas para a desagregação neste trabalho.

Formas do terreno	Classes de declividade (%)				
	0-3	3-8	8-20	20-45	45-75
1 : LCR - Level Crest	2,07	0,06	0,04	0,01	0,00
2 : DSH - Divergent Shoulder	1,21	2,89	5,35	1,98	0,04
3 : UDE - Upper Depression	0,10	0,17	0,21	0,07	0,00
4 : BSL - Back Slope	7,08	4,61	6,06	2,14	0,07
5 : DBS - Divergent Back slope	0,82	2,81	8,23	4,01	0,10
6 : CBS - Convergent Back slope	0,77	1,86	5,28	2,76	0,06
7 : TER - Terrace	8,35	0,01	0,00	0,00	0,00
8 : SAD - Saddle	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
9 : MDE - Mid slope Depression	0,16	0,00	0,00	0,00	0,00
10 : FSL - Foot slope	1,82	3,81	3,56	0,64	0,00
11 : TSL - Toe slope	11,53	1,95	0,23	0,00	0,00
12 : FAN - Lower slope Fan	0,27	0,58	0,61	0,11	0,00
13 : LSM - Lower slope Mound	0,03	0,10	0,09	0,01	0,00
14 : LLS - Level Lower slope	5,12	0,06	0,01	0,00	0,00
15 : DEP - Depression	0,05	0,00	0,00	0,00	0,00

FIGURA 8. Exemplo de intersecção entre a UM CX, o mapa de declividade e o de formas do terreno. Os valores são as porcentagens das áreas ocupadas pelas diferentes combinações de declividade e formas do terreno nesta UM. Em vermelho estão marcadas as combinações.

Com o auxílio do programa Google Earth Pro (2015) foram identificados os afloramentos rochosos. Este procedimento foi realizado exportando os mapas de unidades de mapeamento, classes de declividade e formas do terreno em formato shape para formato *Keyhole Markup Language* (.kml), de modo a permitir a visualização no programa. Nas áreas de afloramentos rochosos, foram identificadas as ocorrências de classes de declividade e formas do terreno (FIGURA 9). Nestas áreas, há uma grande possibilidade de ocorrência de Neossolos Litólicos ou Neossolos Regolíticos, portanto a ocorrência de afloramentos permitiu a identificação de quais classes de declividade e formas do terreno ocorriam associadas aos Neossolos.

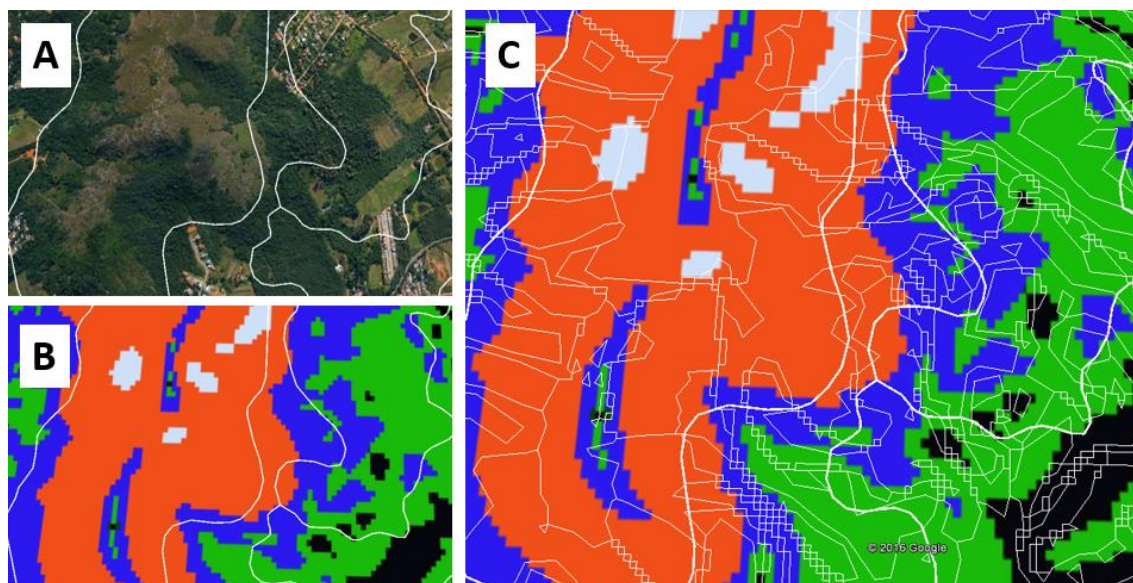


FIGURA 9. Intersecção das UM, mapa de declividade e mapa de formas do terreno no programa Google Earth Pro. A) Imagem de uma área de Porto Alegre com os limites das UM. B) Mesma área que A, com os limites das UM acrescidas do mapa de declividade. C) Mesma área que A e B, com os limites das UM, acrescidas dos mapas de declividade e das delimitações do mapa de formas do terreno.

O relatório descritivo do levantamento de solos indica em quais condições da paisagem estão ocorrendo cada classe de solo. Por exemplo:

“ Unidade de Mapeamento PV2 – Associação de Argissolos Vermelhos e Argissolos Vermelho-amarelos com Cambissolos Háplicos: Topos e encostas de elevações em relevo ondulado e fortemente ondulado, e nos terços inferiores de encostas em relevos fortemente ondulado e montanhoso. É constituída por Argissolos Vermelhos (PV) ou Argissolos Vermelho-amarelo (PVA) associados com Cambissolos Háplicos (CX), sendo que estes últimos estão locados nas zonas de relevo forte ondulado, enquanto os Argissolos estão locados nas áreas de relevo ondulado. ”

Com o auxílio das informações contidas no relatório descritivo e da tabela gerada pela intersecção, juntamente com as imagens do Google Earth Pro, foi possível identificar dentro de cada unidade de mapeamento, em quais classes de declividade e formas do terreno ocorria cada classe de solo. A partir desta

identificação, foram criadas regras de ocorrência de cada classe de solo (TABELA 6).

TABELA 6. Exemplos de regras criadas para a desagregação das UM CX, PV2 e PV1. As variáveis utilizadas foram as UM, as formas do terreno e as classes de declividade. O resultado são as classes de solo individualizadas (Argissolos, Cambissolos ou Neossolos).

UM	FORMA DO TERRENO	DECLIVIDADE(%)	CLASSE	
CX	LCR	0-3	PV+PVA	
	TER			
	TSL			
	FSL			
	FSL	3-8		
	TSL			
	FAN			
	FSL	8-20		
	TSL			
	FAN			
	BSL	8-20		CX
	DBS			
	CBS			
	FSL	20-45		RR+RL+AF
	TODAS	45-75		
DSH	0-3, 3-8, 8-20, 20-45, 45-75			
PV2	TSL	0-3	PV+PVA	
	TER	0-3		
	LLS	0-3		
	FSL	3-8		
	TSL	3-8		
	FSL	8-20		
	FAN	8-20	CX	
	BSL	8-20		
	DBS	8-20		
	CBS	8-20		
	FSL	20-45		
	DSH	20-45		
	TODAS	45-75		RR+RL
PV1	TODAS	0-3, 3-8, 8-20	PV+PVA	
	DSH	20-45	CX	
	BSL	20-45		
	DBS	20-45		
	CBS	20-45		
	TODAS	45-75		RR+RL+AF

Estas regras foram transformadas em expressões lógicas e inseridas na função *raster calculator* do ArcMap™ 10.2, objetivando a seleção de áreas com grande probabilidade de ocorrência de cada classe de solo. O processo resultou em sete mapas em formato *raster*, um para cada UM, os quais foram unidos para formar um mapa contendo as áreas de treinamento representativas das sete UM estudadas. Este mapa foi convertido para um formato vetorial de polígonos. Estas áreas foram utilizadas posteriormente para a seleção de pontos amostrais para treinamento de modelos preditivos de classes de solo.

3.3.1.3. Seleção de pontos amostrais

Para a seleção dos pontos amostrais, as áreas foram divididas em áreas posicionadas na parte alta da paisagem, com solos bem drenados (parte alta), e na parte baixa da paisagem, com solos mal drenados (parte baixa). A parte alta é composta pelas UM CX, PV1 e PV2, enquanto a parte baixa pelas UM GX e SG1.

Os pontos amostrais foram selecionados no programa ArcMap™ 10.2 com a ferramenta *Sampling Design Tool*. A densidade de amostragem foi de aproximadamente 2,5 pontos/hectare, valor este semelhante ao utilizado por Bagatini, Giasson e Teske (2015) e Sarmiento et al. (2012) em trabalhos sobre densidade de amostragem de pontos para mapeamento digital de solos.

A amostragem foi do tipo aleatória estratificada, em que se define um valor de densidade de pontos, o qual é aplicado a todos os polígonos, de modo que resulte em densidade semelhante para todos os polígonos da área de treinamento. Esta abordagem permite estabelecer uma melhor distribuição de pontos entre os polígonos, ao contrário da amostragem aleatória, que tende a proporcionar maior densidade de pontos em polígonos grandes, e assim diminuir a importância da informação contida nos polígonos pequenos (ODGERS et al., 2014). O procedimento resultou na seleção de aproximadamente 50.000 pontos amostrais na parte alta e de aproximadamente 38.000 pontos amostrais na parte baixa para utilização no treinamento do modelo preditivo.

3.3.1.4. Variáveis de terreno derivadas

O programa SAGA 2.1 (CONRAD et al., 2015) foi utilizado para derivar 30 variáveis do terreno, as quais foram escolhidas por serem derivadas do modelo digital de elevação e serem comumente utilizadas em trabalhos envolvendo MDS. Estas variáveis, o MDE e o mapa de formas do terreno foram selecionados em um primeiro momento (TABELA 7) para servirem de variáveis preditoras na etapa seguinte.

TABELA 7. Variáveis do terreno testadas.

Catchment area	Negative Openness
Catchment slope	Normalized Height
Channel Network Base Level	Plan Curvature
Closed Depressions	Positive Openness
Convergence Index	Profile Curvature
Cross-Sectional Curvature	Relative Slope Position
Flow Accumulation	Slope
Digital Elevation Model	Slope Height
Formas do terreno (Landform)	Standardized Height
Longitudinal Curvature	Terrain Ruggedness Index
LS Factor	Texture
Maximal Curvature	Topographic Position Index
Mid-Slope Positon	Topographic Wetness Index
Modified Catchment Area	Valley Depth
Multi-resolution Ridge Top Flatness	Vector Terrain Ruggedness
Multi-resolution Index of Valley Bottom Flatness	Vertical Distance to Channel Network

3.3.1.5. Aplicação do modelo preditivo para a predição de classes de solo

No programa ArcMap™ 10.2, foram interseccionados os 50.000 pontos amostrais da parte alta da paisagem, gerados na etapa anterior, com os 32 mapas de variáveis do terreno, resultando em uma tabela de 50.000 linhas por 32 colunas, correspondentes aos 50.000 pontos amostrais da parte alta e às 32 variáveis do terreno, respectivamente. Para a parte baixa da paisagem, foi realizada uma interseção entre os 38.000 pontos amostrais desta parte e os 32 mapas de variáveis do terreno, resultando em uma tabela de 38.000 linhas por

32 colunas correspondentes aos 38.000 pontos amostrais da parte baixa e às 32 variáveis do terreno, respectivamente.

As tabelas foram transformadas para formato *.txt* e configuradas para serem inseridas no programa WEKA 3.6 - *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (HALL et al., 2009). Com a ferramenta *Attribute Selection* do programa WEKA 3.6 foi realizado um pré-processamento dos dados, com o objetivo de selecionar as variáveis com maior contribuição para o modelo preditivo, resultando em 12 variáveis utilizadas na parte alta e 4 na parte baixa (TABELA 8).

TABELA 8. Variáveis ambientais preditoras (variáveis do terreno) utilizadas.

Variáveis utilizadas
Parte alta
Digital Elevation Model
Landform
Longitudinal Curvature
LS Factor
Multi-resolution Index of Valley Bottom Flatness
Multi-resolution Ridge Top Flatness
Negative Openness
Slope
Slope Height
Terrain Ruggedness Index
Topographic Wetness Index
Vertical Distance to Channel Network
Parte baixa
Flow Accumulation
Landform
Terrain Ruggedness Index
Topographic Wetness Index

Esta base de dados, resultado da interseção dos pontos amostrais com as variáveis do terreno, foi utilizada para calibração de um modelo preditivo de árvore de decisão no programa WEKA. O algoritmo de árvore de decisão utilizado foi o J48, que apresentou resultados superiores a outros algoritmos em trabalhos de MDS efetuados por Costa (2016) e Giasson et al. (2011).

O valor m , que é número mínimo de pixels a ser selecionado por cada regra da árvore de decisão foi estipulado como 10. Outros valores de m foram testados, entretanto este foi escolhido porque proporcionou acurácia do modelo preditivo superior a 90%, juntamente com um número não excessivo de regras,

o que é desejável. Metade dos pontos selecionados foram utilizados para treinamento, enquanto a outra metade foi utilizada para validação do modelo preditivo pelo programa WEKA.

As árvores de decisão (conjunto de regras) resultantes foram inseridas no programa txtWeka para serem transformadas para um formato compatível com a interface do programa ArcMap™ 10.2. Os conjuntos de regras foram inseridos na ferramenta *raster calculator* do programa ArcMap™ 10.2, dando origem a dois mapas preditos de solos, um para a parte alta e outro para a parte baixa.

Os mapas gerados foram unidos e acrescidos dos polígonos das UM que não foram desagregadas, formando assim um mapa predito de solos do município de Porto Alegre.

3.3.1.6. Verificação da acurácia do mapa com o uso de perfis georreferenciados

Um conjunto de 72 perfis (tradagens, cortes de barrancos e trincheiras) georreferenciados (FIGURA 10 e APÊNDICE 1), coletados durante a elaboração do levantamento, foi utilizado para realizar a verificação da acurácia do mapa de solos predito. Para isso, folhas contendo a descrição dos perfis e sua posição geográfica foram sistematizadas em uma tabela do programa Microsoft Excel e inseridas no programa ArcMap™ 10.2, formando um arquivo *.shp* de pontos com a localização e descrição de cada perfil descrito.

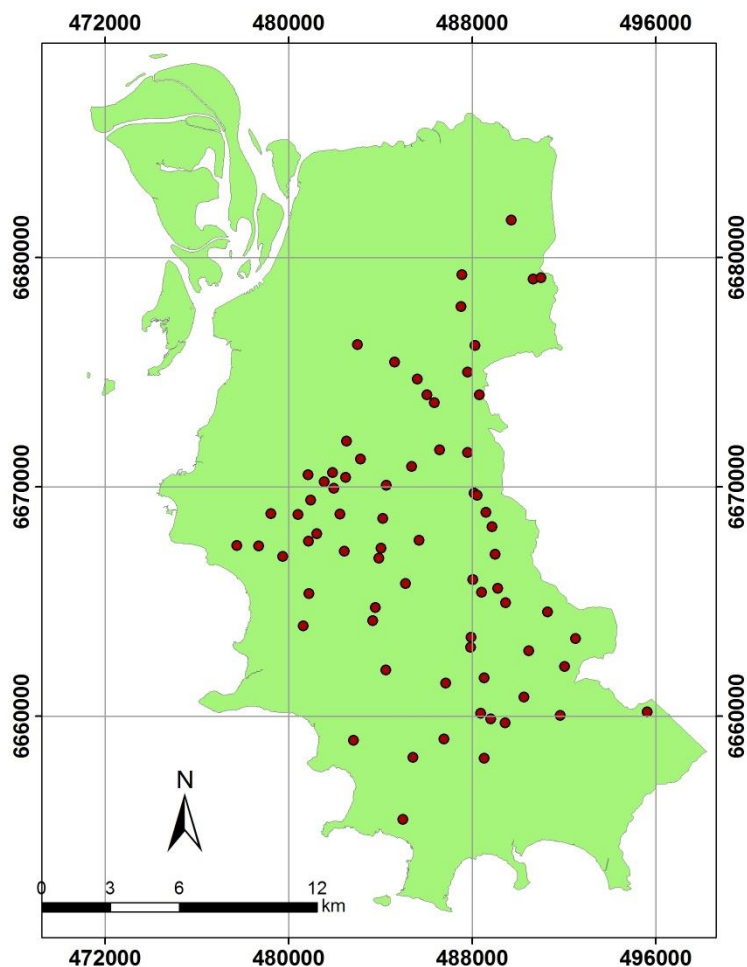


FIGURA 10. Distribuição dos perfis utilizados para validação dos mapas.

Uma área circular com raio de 30 metros (*buffer*) foi criada, tendo como centro os pontos correspondentes aos perfis georreferenciados, semelhante ao realizado por Heung et al. (2016), Nauman e Thompson (2014) e Vincent et al. (2016). A criação deste *buffer* tem a finalidade de desconsiderar o erro de precisão envolvido no equipamento GPS utilizado na coleta das coordenadas geográficas dos pontos, que pode ser de mais de 20 metros em alguns casos, dependendo das condições atmosféricas e dos aparelhos utilizados. Além disso, objetiva considerar a ocorrência de manchas com a mesma classe de solos, como no conceito de polipedon e, não como corpos distribuídos individualmente na paisagem.

O *buffer* dos pontos foi interseccionado com o mapa de solos predito. Este procedimento gerou uma tabela que foi utilizada na conferência do número de acertos entre os pontos georreferenciados e as classes de solo do mapa predito. A partir desta conferência, foi calculada a acurácia global do mapa, que neste

caso representa o total de pontos georreferenciados que coincidiram com a classe correta de solo.

3.3.1.7. Avaliação da escala efetiva do mapa gerado

Para a etapa de avaliação da escala efetiva dos mapas gerados foi necessária a conversão dos mapas gerados em formato raster para mapas em formato vetorial de polígonos, a qual foi realizada no programa ArcMap™ 10.2. A escala efetiva foi avaliada com base na equação proposta por Forbes, Rossiter e van Wambeke (1987):

$$ESN = NSN \times (IMR/2)$$

onde *ESN* é o divisor da escala efetiva; *NSN* é o divisor da escala nominal (escala de publicação) e *IMR* é o índice de máxima redução, que é o fator pelo qual a escala do mapa pode ser reduzida até que o tamanho médio dos polígonos do mapa (*ASD*) seja igual à área mínima mapeável (*AMM*), que no Brasil foi estipulada como 0,4 cm² do mapa (IBGE, 2015). Para a execução das equações, a *AMM* necessita ser convertida de cm² para hectares, assumindo um valor (em hectares) para cada escala nominal do mapa. *ASD* e *IMR* foram calculados a partir das seguintes equações (Forbes, Rossiter e van Wambeke, 1987):

$$ASD = \sum_{j=1}^m A_j/m$$

$$IMR = \sqrt{ASD/AMM}$$

onde *A_j* é a área do polígono (em ha) e *m* o número total de polígonos no mapa.

A partir do mapa gerado em formato vetorial de polígonos, calculou-se o *ASD* e estipulou-se a *AMM* como sendo a do mapa original, que corresponde a 10 ha (escala 1:50.000). A partir destas informações, obteve-se o *IMR*, o qual foi utilizado juntamente com a *NSN* para a obtenção da escala efetiva (*ESN*). Baseado nesta *ESN*, calculou-se uma nova *AMM* (em hectares). Com a utilização do programa ArcMap™ 10.2, procedeu-se com a seleção e eliminação

dos polígonos menores que esta nova AMM, utilizando as ferramentas *raster calculator* e *eliminate*, respectivamente. No lugar dos polígonos eliminados, foram atribuídos os valores do polígono vizinho com maior área ou maior borda compartilhada com o polígono eliminado. Para a avaliação da escala efetiva deste mapa final, utilizou-se seu valor de AMM e estipulou-se o valor de NSN como o valor da escala efetiva do mapa previamente gerado. Desta forma, obteve-se a escala efetiva do mapa gerado.

3.3.2. Segunda abordagem: desagregação utilizando as informações do levantamento de solos acrescidas de um conjunto de perfis georreferenciados

A segunda abordagem seguiu a mesma metodologia que a primeira, diferenciando-se por usar os perfis georreferenciados disponíveis e outras variáveis do terreno para a elaboração das regras solo-paisagem a serem utilizadas na seleção de áreas de treinamento.

Os pontos que representam os perfis georreferenciados foram interseccionados com os mapas de variáveis do terreno, extraindo-se assim as combinações entre solos e a paisagem. A partir destas combinações, foram criadas novas regras solo-paisagem que foram transformadas em formato SIG para a seleção de áreas de treinamento do modelo preditivo.

Nesta abordagem, para a parte alta foram utilizadas as mesmas variáveis para seleção de áreas de treinamento que na primeira abordagem: UM, declividade e formas do terreno. Entretanto, verificou-se que a separação de classes de declividade proposta pelo Manual de Pedologia (IBGE, 2015) não apresentou boa relação com as classes de solo nos perfis, de modo que foi realizada uma nova divisão das classes de declividade, mais coerente com a situação do local. (TABELA 9).

TABELA 9. Classes de declividade estabelecidas na segunda abordagem.

Classe de declividade	Intervalo de declividade (%)
1	0-3
2	3-8
3	8-20
4	20-23
5	23-30
6	30-40
7	40-51
8	>51

Para a parte baixa, verificou-se que a variável declividade não possibilitou explicar as relações solo-paisagem, pois em geral estas áreas apresentam declividades planas ou no máximo suave-onduladas. Desta forma, a variável Índice de Umidade Topográfica (TWI) foi escolhida para substituir a variável declividade, pois apresentou uma boa relação com as classes de solo. Portanto, na parte baixa foram utilizadas as variáveis UM, formas do terreno e TWI.

Assim como na primeira abordagem, a ferramenta *Attribute Selection* do programa WEKA foi utilizada para selecionar as variáveis com maior contribuição com o modelo preditivo, o que resultou na seleção das mesmas variáveis do terreno selecionadas na primeira abordagem (TABELA 8). Todas as outras etapas foram iguais nas duas metodologias.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Avaliação dos dados legados utilizados

A diferença entre as escalas de publicação e efetiva do mapa de solos de Porto Alegre foi avaliada em um trabalho realizado por Sarmento et al. (2014), através do cálculo da escala efetiva proposto por Forbes et al. (1987). Este trabalho verificou que a escala efetiva do mapa de solos de Porto Alegre era de 1:114.229, discordando da escala de publicação e condizendo com a situação descrita no relatório, como sendo um levantamento de reconhecimento de média intensidade.

A base de dados disponível é constituída do mapa de solos acompanhado de um relatório com uma descrição sucinta das UM. Além disso, um conjunto de pontos amostrais, constituídos de perfis completos, tradagens ou observações de barrancos em cortes de estradas, forneceu informações adicionais, porém a descrição de cada um incluía apenas a classificação do solo até o segundo nível categórico.

As observações foram realizadas em 178 pontos amostrais, dos quais 98 (55%) estavam georreferenciados. Destes, foram descartados pontos localizados fora dos polígonos das UM utilizadas na desagregação ou pontos de classes de solo que não conferiam com a descrição da UM em que estavam localizados. Assim, 72 perfis georreferenciados ficaram disponíveis para utilização na segunda abordagem da desagregação dos polígonos.

A disponibilidade de pontos georreferenciados neste levantamento foi desigual entre as classes de solo (TABELA 10), com algumas classes possuindo poucos pontos disponíveis, como no caso dos Plintossolos, Gleissolos e Cambissolos.

TABELA 10. Disponibilidade de pontos georreferenciados no levantamento de solos.

Classe de solo	Quantidade de perfis
Argissolo Vermelho ou Vermelho-amarelo	46
Cambissolo Háptico	4
Gleissolo Háptico	2
Neossolo Litólico ou Regolítico	11
Planossolo Háptico	8
Plintossolo Argilúvico	1
Total	72

Nestas classes, isto resultou em pouca informação sobre as características ambientais dos locais descritos, influenciando a metodologia 2 na etapa de elaboração das regras para seleção de áreas de treinamento do modelo preditivo. Como os perfis foram utilizados para extrair informações sobre a ocorrência dos solos na paisagem, o menor número de pontos dificultou a percepção de padrões de distribuição dos solos no terreno e, conseqüentemente, na elaboração das regras de ocorrência destas classes.

Além disto, a pequena disponibilidade de pontos de algumas classes de solo prejudicou a etapa de avaliação da concordância das UM referentes a estas classes com o mapa predito, diminuindo a confiabilidade nos resultados destas classes.

Desta forma, percebe-se uma diminuição na utilidade das informações sem georreferenciamento para o MDS, o que demonstra a importância de os dados serem georreferenciados nos levantamentos futuros. Além disso, há a necessidade de disponibilização destas informações por meio digital, de modo a se criar uma base de dados aberta para que qualquer usuário possa acessá-la por meio da *internet*, a exemplo do *Soil Survey Geographic (SSURGO) Database* nos Estados Unidos.

4.2. Mapas preditos

Os mapas preditos apresentam uma escala efetiva de aproximadamente 1:25.000, com uma AMM de 1,6 ha. O trabalho de desagregação permitiu partir

de um mapa de solos com escala de 1:114.229 e obter um mapa com escala aproximada de 1:25.000 utilizando dados legados, sem realizar nenhum trabalho de campo, o que é desejável sob o ponto de vista de economia de tempo e recursos. Os mapas com as classes individualizadas constam nas figuras 11 e 12 e suas UM na tabela 11.

TABELA 11. Unidades de mapeamento dos mapas preditos.

UM	Descrição da UM
PV	Associação de Argissolos Vermelhos e Vermelho-amarelos
CX	Cambissolos Háplicos
RR	Associação de Neossolos Regolíticos e Litólicos
FT	Plintossolos Argilúvicos
SX1	Planossolos Háplicos
GX1	Gleissolos Háplicos
SX2	UM SG2 do mapa original
RQ	UM RQ do mapa original
GX2	UM G1 do mapa original
RU1	UM RU1 do mapa original
TT	UM TT do mapa original
GX3	UM G2 do mapa original
RU2	UM RU2 do mapa original

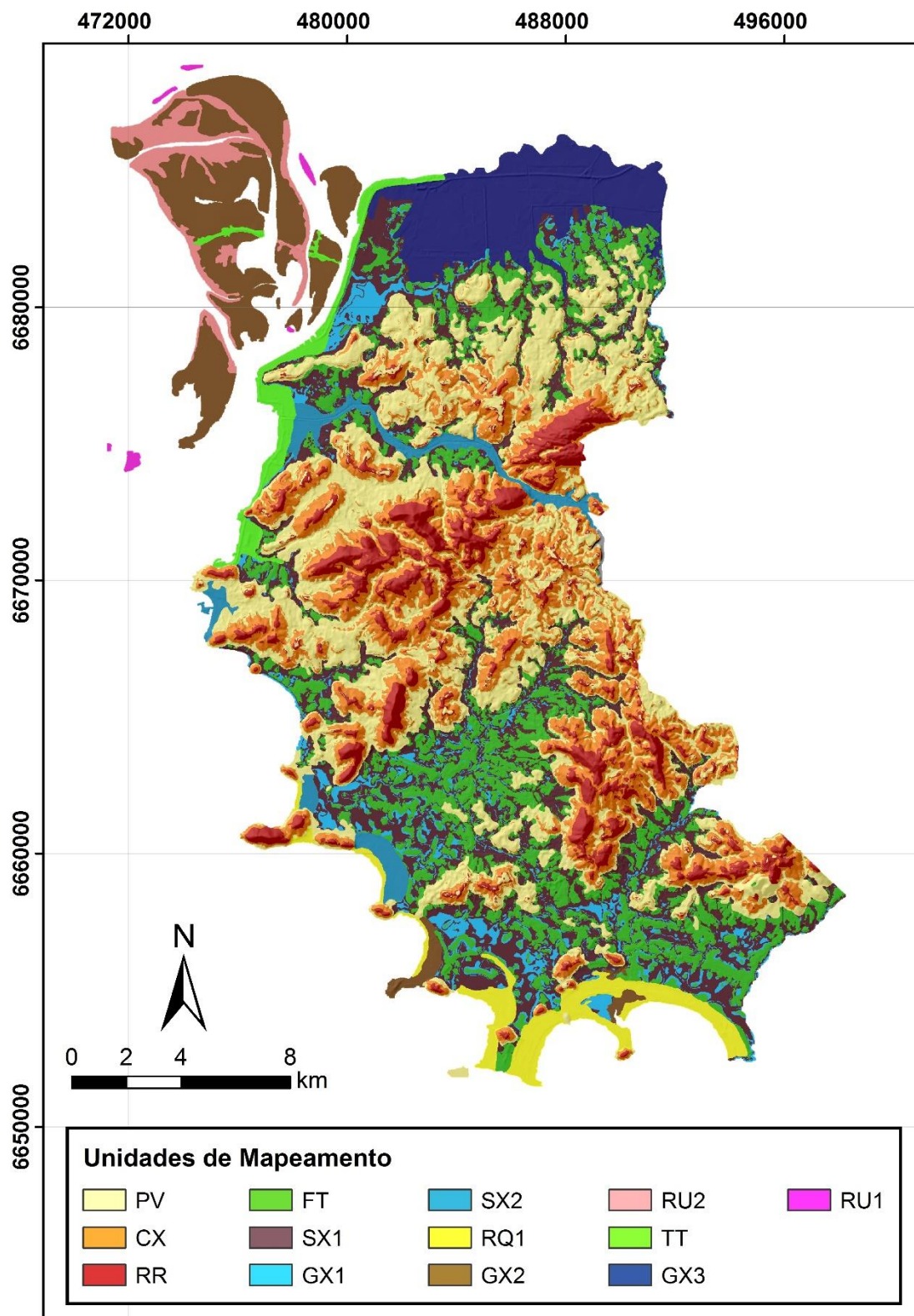


FIGURA 11. Mapa de solos de Porto Alegre com as classes individualizadas, obtido pela desagregação de parte das unidades de mapeamento do mapa original, com o auxílio do levantamento de solos.

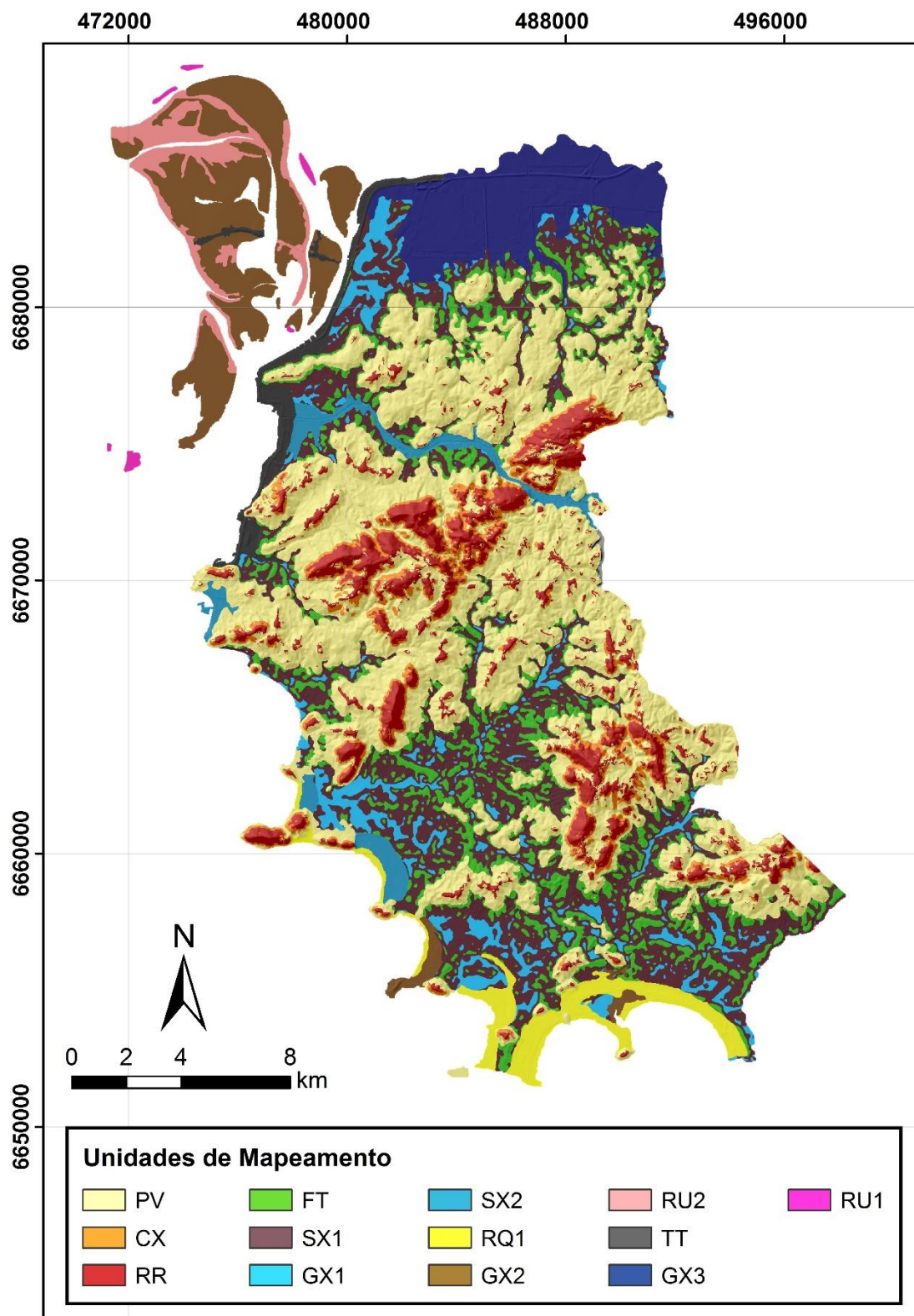


FIGURA 12. Mapa de solos de Porto Alegre com as classes individualizadas, obtido pela desagregação de parte das unidades de mapeamento do mapa original, com o auxílio do levantamento de solos acrescido do conjunto de perfis georreferenciados.

No mapeamento convencional de solos, muitas vezes é difícil perceber as sutilezas nas variações do terreno, mesmo com uma equipe de pedólogos experientes, o que dificulta a delimitação detalhada das UM. Já no MDS é possível utilizar as tecnologias de geoprocessamento para auxiliar na identificação das variações no terreno e os algoritmos de aprendizagem para treinar modelos de predição de solos, possibilitando identificar padrões de distribuição dos solos no terreno e mapeá-los (BUI, 2004; GIASSON et al., 2011; SILVA et al., 2016).

Em comparação com o mapa original (FIGURA 13A), os mapas desagregados (FIGURAS 13B e 13C) apresentam um nível de detalhamento maior, nos quais pode-se observar a presença de classes descritas originalmente como inclusões. A representação cartográfica destas inclusões parece conferir ao mapa desagregado maior coerência com a realidade, considerando que muitos dos pontos georreferenciados que representam as classes de solo estão locados em UM onde originalmente eram considerados como inclusões. Como exemplo destas inclusões, pode-se observar Argissolos numa área onde o mapa convencional marcava a UM CX, ou seja, numa UM em que os Argissolos eram considerados inclusões (FIGURAS 13B e 13C).

A distribuição das UM dos mapas desagregados também parece representar melhor a realidade. Isto porque sua distribuição no terreno é contínua, diferente dos mapas convencionais, onde há a delimitação das UM por meio de linhas traçadas pelo pedólogo na etapa de delineamento das UM. Este fato pode ser observado comparando os limites das UM do mapa convencional (FIGURA 13A) com a distribuição contínua das UM nos mapas desagregados (FIGURAS 13B e 13C).

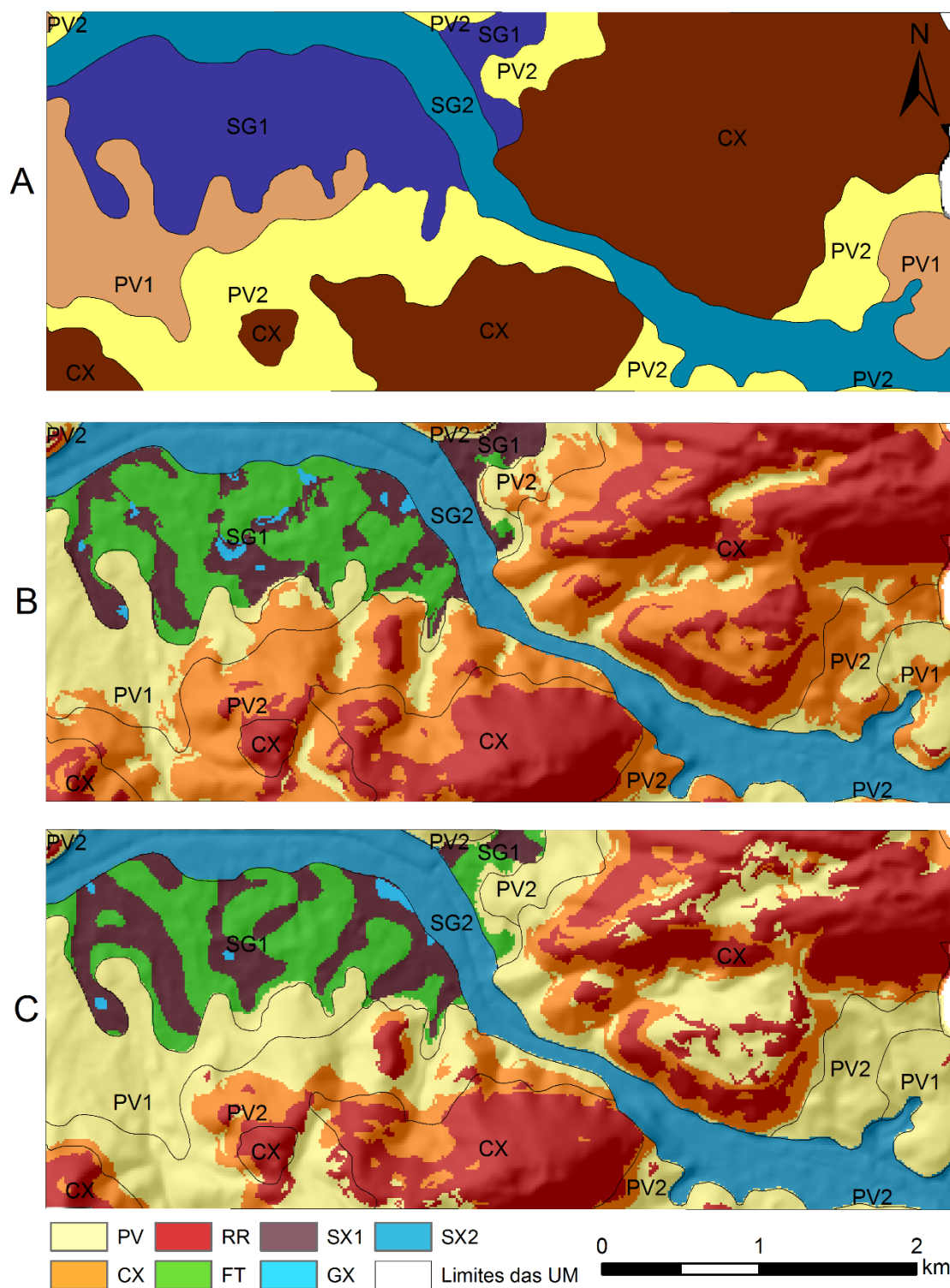


FIGURA 13. Comparação entre uma parte do mapa original (A) e dos mapas com as classes individualizadas: (B) com auxílio do levantamento e C) com auxílio do levantamento acrescido dos perfis georreferenciados. As siglas e os limites exibidos nas imagens correspondem às UM do mapa original.

No caso da UM SG2 não houve ganho no detalhamento nos mapas desagregados (FIGURAS 13B e 13C), já que não foi possível desagregá-la devido às unidades taxonômicas que a constituem apresentarem ocorrência de difícil distinção.

Embora nos mapas preditos sua escala efetiva de 1:25.000 e sua AMM de 1,6 ha se aproximem mais às de um levantamento detalhado, a precisão das informações (em torno de 80% de confiabilidade, apresentada no item seguinte) e a caracterização das UM (ao nível de Subgrupos) se aproxima à de um levantamento de reconhecimento de alta intensidade (IBGE, 2015).

4.3. Acurácia dos mapas preditos

A acurácia da predição de um mapa de solos pode ser avaliada através da comparação entre as frações das áreas ocupadas pelas classes de solo descritas no relatório e as verificadas no mapa predito, como realizado em outros trabalhos (LI et al., 2012; SARMENTO et al., 2017). Entretanto, não foi possível avaliar desta maneira os mapas preditos, pois no levantamento não está especificada qual a área estimada que cada classe de solo ocupa na UM. Assim, a acurácia dos mapas preditos foi avaliada através da concordância dos mapas preditos com o conjunto de pontos georreferenciados disponível (TABELA 12), semelhantemente ao realizado por Sarmiento et al. (2017), Nauman e Thompson (2014) e Häring et al. (2012). As matrizes de erro da avaliação da concordância constam nos APÊNDICES 2 e 3.

TABELA 12. Concordância do mapa predito com os perfis de solos disponíveis, para a desagregação com o auxílio somente do levantamento como fonte de informação (metodologia 1) e com o levantamento acrescido dos perfis como fonte de informação (metodologia 2).

Unidade de mapeamento	Validação com os mapas gerados	
	Metodologia 1	Metodologia 2
	Acerto (%)	
PV	72	89
CX	75	0
RR	82	82
FT	100	100
SX	63	75
GX	50	50
Acurácia global da fração desagregada(%)	72	81

A acurácia global da fração desagregada foi de 72% e 81% nas metodologias 1 e 2, respectivamente (TABELA 12), o que é um bom nível de acurácia para mapas de solos, segundo MacMillan et al. (2010). Estes mapas com as classes individualizadas possuem maior quantidade de polígonos, que representam manchas de solos, ou seja, parecem corresponder mais à realidade ao permitirem a representação das inclusões de solos no mapa (SUBBURAYALU; JENHANI; SLATER, 2014). Como comparação, no mapa original de solos verificou-se uma acurácia de 79%, entretanto, deve-se considerar que o seu nível de detalhamento é bem menor que o dos mapas desagregados.

O mapa gerado pela metodologia de desagregação 2 (utilizando-se também os perfis georreferenciados) apresentou as melhores concordâncias com os pontos georreferenciados na média entre as classes, nos dois tipos de avaliação. Este resultado era o mais provável, visto que a utilização dos pontos georreferenciados tende a proporcionar maior detalhamento na etapa de criação das regras e seleção das áreas de treinamento, melhorando a qualidade da predição. A classe dos Plintossolos apresentou 100% de concordância, porém a disponibilidade de apenas um ponto georreferenciado para a avaliação prejudicou a confiabilidade da medida de concordância desta classe. As classes com maior disponibilidade de pontos georreferenciados foram as que apresentaram as melhores concordâncias, semelhante ao verificado por Häring et al. (2012), com médias de 88, 82 e 75% de concordância para os Argissolos, Neossolos e Planossolos, respectivamente. De maneira inversa, as classes com

pouca disponibilidade de pontos georreferenciados apresentaram as piores concordâncias, sendo 0 e 50% para os Cambissolos e os Gleissolos, respectivamente. Estes resultados refletem a dificuldade de criação das regras solo-paisagem a partir de uma quantidade de informações limitada.

Diversos trabalhos envolvendo a desagregação de polígonos têm sido realizados nos últimos anos (TABELA 1), com uma grande diversidade de detalhamento, escala, área e classes de solo. Entretanto, trabalhos com uma base de dados pequena e pouco detalhada ainda não foram publicados, de modo que a comparação direta entre as acurácias pode induzir a erros de interpretação. Todavia, as acurácias globais aqui verificadas e o detalhamento visual dos mapas gerados já fornecem uma noção do ganho obtido com a metodologia de desagregação testada.

Quando se utilizou somente o mapa legado como referência (metodologia 1), os maiores erros foram encontrados na classe dos Gleissolos (GX) (FIGURA 14), havendo um confundimento maior desta classe com os Plintossolos. Nas áreas de ocorrência dessas classes (áreas imperfeitamente/má drenadas), a declividade possui menor influência na classe de solo resultante do que em áreas altas. Portanto, verificou-se maior dificuldade em selecionar parâmetros de declividade e formas do terreno para a seleção de áreas de treinamento do modelo preditivo. Para classes de solo típicas dessas áreas mal drenadas, o Índice de Umidade Topográfica (TWI) possuiu melhor resposta para tentar explicar a distribuição dos solos na paisagem, podendo assim ser uma variável importante a ser utilizada em trabalhos futuros.

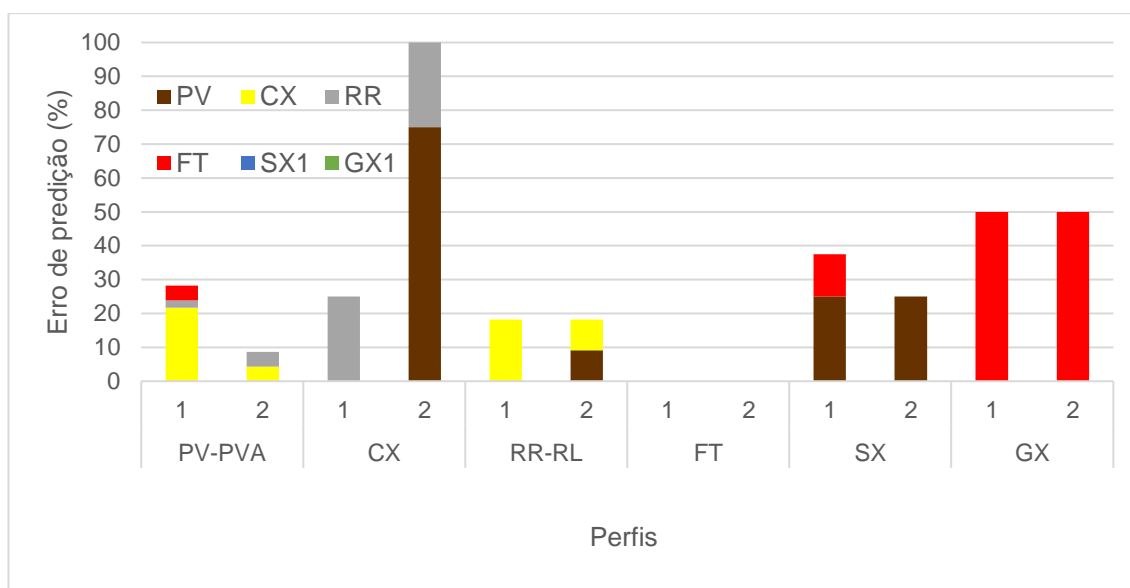


FIGURA 14. Erros de predição nos mapas gerados, avaliados pela interseção dos pontos georreferenciados com as UM dos mapas. As cores indicam qual UM do mapa predito foi atribuída incorretamente aos perfis. 1 = metodologia 1, mapas gerados com o auxílio do levantamento. 2 = metodologia 2, mapas gerados com o auxílio do levantamento e dos perfis georreferenciados.

Na metodologia 1, os pontos referentes aos Cambissolos obtiveram uma média de 75% de concordância com o mapa predito, porém com considerável erro na classe dos Argissolos. Os pontos georreferenciados correspondentes a esta classe, ao serem interseccionados com o mapa predito, se localizaram diversas vezes na UM CX (Cambissolos), de forma que se percebeu que nesta metodologia a área referente à classe dos Cambissolos foi superestimada (FIGURA 13B).

Em uma tentativa de contornar estas limitações, quando usados os perfis de solos de referência (metodologia 2), o mapa gerado possuiu maior área mapeada com Argissolos em substituição principalmente à área mapeada com Cambissolos (FIGURA 13C), aumentando a concordância dos perfis de Argissolos com o mapa predito e resultando em maior acurácia para esta classe. Além disso, esta metodologia proporcionou aumento da acurácia global do mapa. Em um trabalho de caracterização dos solos dos morros de Porto Alegre, Medeiros et al. (2013) descreveram a ocorrência de Argissolos em locais onde a relação solo-paisagem sugeriria a presença de Cambissolos ou Neossolos. Ao longo da topossequência estudada, estes autores descreveram a ocorrência de três Argissolos, um Neossolo e nenhum Cambissolo, o que pode indicar que estes ocupam uma faixa estreita de transição entre Neossolos e Argissolos.

Estas constatações reforçam a noção de que o mapa gerado pela metodologia 2 parece se aproximar mais da realidade, ao mostrar maior presença de Argissolos onde teoricamente deveriam ocorrer Cambissolos.

Entretanto, o mapa gerado pela metodologia 2, embora tenha correspondido melhor à realidade de ocorrência de Argissolos, apresentou erro de 100% para a classe dos Cambissolos (CX). Neste erro do mapa, os pontos correspondentes a esta classe se localizaram em *pixels* referentes principalmente à classe dos Argissolos. Este confundimento verificado em ambas metodologias é resultado principalmente da similaridade das condições do terreno nos locais de ocorrência destas classes, dificultando sua distinção pelo modelo preditivo. A similaridade pode ser evidenciada nas fichas de campo que descrevem os pontos amostrais, em que as classes apresentam atributos do terreno muito semelhantes, principalmente a declividade e a posição no terreno. Esta dificuldade poderia ser contornada se um maior número de pontos da classe dos Cambissolos tivesse sido observado, o que poderia auxiliar no refinamento das regras para a seleção de áreas referentes a esta classe, melhorando assim a concordância do mapa predito com os pontos georreferenciados.

4.4. Avaliação da metodologia de desagregação espacial

A metodologia possibilitou a desagregação das UM em 78% da área do município. Semelhante ao trabalho de Häring et al. (2012), que também desagregou parte do mapa de solos, o estudo aqui apresentado possibilitou a geração de um mapa com maior área formada por unidades de mapeamento simples ou mais homogêneas, ou seja, com maior detalhamento.

Ambas as abordagens utilizaram dados facilmente acessíveis, quais sejam, o modelo digital de elevação (MDE) e o levantamento de solos do local. Os MDE's podem ser obtidos através de empresas especializadas ou até mesmo gratuitamente na internet, variando seu tamanho de pixel. Ainda, podem ser derivados de cartas planialtimétricas disponíveis para algumas regiões, como foi o caso do município de Porto Alegre, podendo resultar em MDE's com tamanho de pixel menor, ou seja, mais detalhados.

Já os levantamentos de solos não estão disponíveis para todas as regiões do Brasil em escalas semelhantes à escala do trabalho estudado, pelo contrário, mapas de solos que cobrem o território estadual ou nacional estão disponíveis apenas em escalas variando de 1:500.000 a 1:5.000.000. Entretanto, diversas regiões possuem levantamentos em escalas próximas à do mapa original utilizado no trabalho, de forma que a metodologia aqui apresentada possui potencial para ser aplicada em outros locais com disponibilidade de dados semelhantes.

Um aspecto importante a se observar diz respeito às variáveis do terreno escolhidas pelo programa WEKA, com base na contribuição para o modelo preditivo, para a geração das árvores de decisão. Nas duas metodologias as variáveis escolhidas foram exatamente as mesmas, sendo que as áreas de referência utilizadas no treinamento eram diferentes. Isto representa que houve uma relação significativa entre estas variáveis e a variável-resposta (classe de solo), indicando a importância delas para o modelo preditivo nesta área. Este é mais um indicativo de que estas variáveis podem ter potencial importante para o MDS.

Além das variáveis, outros fatores influenciam na qualidade das árvores de decisão geradas, sendo um dos principais a seleção de áreas de referência para o treinamento do modelo preditivo (ODGERS et al., 2014). Para isto, as variáveis do terreno (formas do terreno, TWI e declividade) necessitam ser bem estudadas para a elaboração de regras solo-paisagem que correspondam à realidade.

Ao se realizar a segunda abordagem de desagregação, verificou-se que a divisão da declividade nas seis classes propostas pelo Manual de Pedologia (IBGE, 2015) não foi satisfatória para a diferenciação entre classes de solo. Como exemplo, no relatório está descrito que, na UM PV2 “Argissolos estão locados nas áreas de relevo ondulado e Cambissolos estão locados em áreas de relevo forte-ondulado”. Ao analisar-se os pontos georreferenciados destas classes de solo, verifica-se que vários pontos amostrais estão ocorrendo em declividades que ultrapassam os limites (superiores e/ou inferiores) destas classes de declividade. Desta forma, a descrição do relevo a partir das seis classes de declividade não contribuiu significativamente na identificação e diferenciação das condições de ocorrência das classes de solo, para o que se

necessitou elaborar uma nova divisão das classes de declividade mais condizente com a realidade do local. Esta nova divisão só foi possível graças à disponibilidade de um conjunto de pontos amostrais georreferenciados, que forneceu os parâmetros para esta nova classificação. Portanto, para que se possa individualizar as classes de solos com maior precisão, é muito importante haver a disponibilidade de uma base de dados pedológica, o que pode ser fornecido por pontos amostrais georreferenciados (HÄRING et al., 2012).

Vários trabalhos utilizando a desagregação espacial de UM individualizaram as classes de solo até o nível de séries (NAUMAN e THOMPSON, 2014; SARMENTO et al., 2017; SUBBURAYALU; JENHANI; SLATER, 2014) o que não foi possível no levantamento de solos de Porto Alegre, pois os pontos amostrais foram classificados apenas até o segundo nível categórico do SIBCS. Entretanto, a maioria destes trabalhos utilizou métodos mais automatizados para a individualização das classes, através do uso de softwares e de bases de dados disponíveis e com melhor nível de detalhamento. Isto proporciona uma maior agilidade ao processo de desagregação, permitindo a individualização inclusive de grandes áreas, mas em contrapartida requer uma base de dados ampla, sistematizada e com descrição mais detalhada das unidades de mapeamento.

No levantamento de solos de Porto Alegre havia uma base de dados limitada em termos de detalhamento. Portanto, houve uma necessidade grande de intervenção manual a fim de transformar as informações disponíveis no relatório em informações sistematizadas em formato digital para utilização nos programas computacionais utilizados na desagregação espacial. Estas etapas permitem que a metodologia possa ser aplicada em levantamento com poucas informações e baixos níveis de detalhamento. Entretanto, deve-se considerar que ela pode ter sua utilização limitada em levantamentos com muitas classes de solos, pelo alto grau de intervenção manual que requer. Para estes tipos de levantamentos, outras abordagens podem ser mais úteis, como o uso do algoritmo DSMART (ODGERS et al., 2014), desde que haja uma base de dados digital previamente sistematizada e com a descrição quantitativa da distribuição das classes que compõem as UM.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A metodologia de desagregação espacial apresentada possibilita um maior detalhamento de mapas de solos a partir de dados legados e conhecimento pedológico, sem a necessidade de expedições de campo, economizando tempo e recursos.

O mapa do município de Porto Alegre, inicialmente com escala efetiva de 1:114.000 teve sua escala aumentada para aproximadamente 1:25.000, além de passar de um mapa de polígonos para um mapa *raster*. Este aumento no detalhamento fornece aos gestores e tomadores de decisão maiores subsídios para o planejamento territorial do município, assim como possibilita a pesquisadores e outros usuários acesso a informações mais detalhadas sobre os solos do município.

A situação de baixa disponibilidade de pontos referentes a algumas classes prejudicou a acurácia dos mapas preditos e a confiabilidade da verificação da concordância de algumas classes. Deste modo, para levantamentos futuros é aconselhável a verificação de um número mínimo de observações por hectare de acordo com a intensidade do levantamento, um valor ao menos próximo do recomendado pelo Manual de Pedologia (IBGE, 2015).

No mapeamento convencional, a representação da distribuição dos solos no ambiente é feita a partir de polígonos, enquanto que no MDS ela é feita a partir de *pixels*. Assim, esta representação dos solos no mapa pode ser tão pequena quanto for o tamanho do pixel, podendo-se representar de maneira mais coerente a distribuição dos solos na paisagem, ao representar as inclusões de solo no terreno.

A metodologia 1 mostrou potencial satisfatório (72% de acurácia global) para desagregação de UM combinadas em áreas com baixa disponibilidade de dados, servindo como uma abordagem inicial para estudos mais detalhados futuramente.

A metodologia 2 resultou em melhor acurácia (81% de acurácia global) e potencial para aplicação em levantamentos com disponibilidade de pontos georreferenciados, sendo uma alternativa viável para a geração de mapas de solos mais detalhados com economia de tempo e recursos.

Para estudos futuros, as relações solo-paisagem criadas nos modelos mentais dos pedólogos durante os levantamentos poderiam ser armazenadas e disponibilizadas para a comunidade científica, assim como propôs Hudson (1992). Isto proporcionaria um ganho em informações disponíveis para outros usos, inclusive para mapeamentos mais detalhados. Enquanto isto não acontece e para todos os levantamentos já existentes, haverá a possibilidade de aplicação de alguma técnica que recupere estas informações, como as utilizadas nos trabalhos de desagregação espacial de unidades de mapeamento.

Por fim, o conhecimento do pedólogo acerca dos fatores de formação e da distribuição dos solos no ambiente continua sendo insubstituível para a geração de informações consistentes sobre os solos. Somado a isto, o MDS vem se estabelecendo como uma importante ferramenta no entendimento da distribuição dos solos no ambiente, possibilitando cada vez mais a geração de informações necessárias às diversas demandas atuais.

6. CONCLUSÕES

I. Para o conjunto de dados disponíveis no estudo, a desagregação de unidades de mapeamento combinadas em unidades de mapeamento simples é possível com uma acurácia satisfatória;

II. A aplicação da metodologia de desagregação das UM combinadas pode ser uma alternativa à escassez de dados sobre solos em outros locais com disponibilidade de dados semelhante;

III. O mapa gerado possui um detalhamento maior e fornece informações mais adequadas ao gerenciamento territorial do município.

7. REFERÊNCIAS

BAGATINI, T.; GIASSON, E; TESKE, R. Seleção de densidade de amostragem com base em dados de áreas já mapeadas para treinamento de modelos de árvore de decisão no mapeamento digital de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 39, n. 4, p. 960–967, 2015.

BAGATINI, T.; GIASSON, E; TESKE, R. Expansão de mapas pedológicos para áreas fisiograficamente semelhantes por meio de mapeamento digital de solos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.51, n.9, p. 1317–1325, 2016.

BOCKHEIM, J. G. et al. Historical development of key concepts in pedology. **Geoderma**, Amsterdam, v.124, p.23-36, 2005.

BONFATTI, B. R. et al. Digital mapping of soil carbon in a viticultural region of Southern Brazil. **Geoderma**, Amsterdam, v.261, p.204-221, 2016.

BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, Boston, v.45, p.5-32, 2001.

BUI, E. N. Soil survey as a knowledge system. **Geoderma**, Amsterdam, v.120, p. 17-26, 2004.

BUI, E. N.; HENDERSON, B. L.; VIERGEVER, K. Knowledge discovery from models of soil properties developed through data mining. **Geoderma**, Amsterdam, v.191, p.431-446, 2006.

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

BUI, E. N.; MORAN, C. J. Disaggregation of polygons of surficial geology and soil maps using spatial modelling and legacy data. **Geoderma**, Amsterdam, v.103, n.1–2, p.79-94, 2001.

CLARK, L. A.; PREGIBON, D. Tree-based models. In: CHAMBERS, J. M.; HASTIE, T. J. (Ed.). **Statistical Models in S**. Pacific Grove: Wadsworth and Brooks, 1992. p.347–419.

CONRAD, O. et al. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4, **Geoscientific Model Development**, [Katlenburg-Lindau], v.8, p.1991-2007, 2015.

COSTA, J. J. F. **Mapeamento digital de solos com uso de árvores de decisão na microbacia córrego Tarumãzinho, Águas Frias, SC**. 2016. 81 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

COYNE, M. S.; THOMPSON, J. A. **Fundamental Soil Science**. Clifton Park:

Delmar Cengage Learning, 2006. 403 p.

DOBOS, E.; HENGL, T. Soil Mapping Applications. In: HENGL, T.; REUTER, H. I. Developments in Soil Science, Volume 33. **GEOMORPHOMETRY: Concepts, Softwares, Applications**. Amsterdam: Elsevier, 2009. P.461-479.

DUMITRU, C.; GLIGOR, A.; ENACHESCU, C. Solar photovoltaic energy production forecast using neural networks. **Procedia Technology**, v.22, p.808-815, 2016.

ESRI. **ArcGIS Desktop**: Release 10.2. Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute, 2013.

FORBES, T.R.; ROSSITER, D.; VAN WAMBEKE, A. **Guidelines for evaluating the adequacy of soil resource inventories**. Ithaca: Cornell University Department of Agronomy, Soil Management Support Services (SMSS), Soil Conservation Service, USDA. 1987. 2 print. 52p. Disponível em: <http://www.css.cornell.edu/faculty/dgr2/Docs/SMSS_TM4.pdf>. Acesso em: 5 out. 2016.

FORNS, X. et al. Identification of chronic hepatitis c patients without hepatic fibrosis by a simple predictive model. **Hepatology**, Baltimore, v.36, n.4, p.986-992, 2002.

GIASSON, E. et al. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in Southern Brazil. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v.63, n.3, p.262-268, 2006.

GIASSON, E. et al. Decision trees for digital soil mapping on subtropical basaltic steeplands. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v.68, n.2, p.167-174, 2011.

GLINKA, K. D. The great soil groups of the world and their development. Edwards Bros., Ann Arbor, 1927. (traduzido do alemão por C. F. Marbut).

GOOGLE EARTH PRO. Version 7.1.5. Google Inc., 2015.

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, p.180-190, 2008.

HALL, M. et al. The WEKA data mining software: an update. **SIGKDD Explorations**, New York, v.11, p.10-18, 2009.

HANSEN, M. K. et al. Inductively mapping expert-derived soil-landscape units within dambo wetland catenae using multispectral and topographic data. **Geoderma**, Amsterdam, v.150, p.72-84, 2009.

HÄRING, T. et al. Spatial disaggregation of complex soil map units: a decision-tree based approach in Bavarian forest soils. **Geoderma**, Amsterdam, v.185-186, p.37-47, 2012.

HARTEMINK, A. E.; KRASILNIKOV, P.; BOCKHEIM, J. G. Soil maps of the world. **Geoderma**, Amsterdam, v. 208, p.256-267, 2013.

HASENACK, H. et al. Paisagem. In: HASENACK, H. (Coord.). **Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre**. Geologia, Solos, Drenagem, Vegetação/Ocupação e Paisagem. Porto Alegre: Secretaria Municipal do Meio Ambiente, 2008. 84 p.

HASENACK, H. et al. Vegetação/Ocupação. In: HASENACK, H. (Coord.). **Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre**. Geologia, Solos, Drenagem, Vegetação/Ocupação e Paisagem. Porto Alegre: Secretaria Municipal do Meio Ambiente, 2008. 84 p.

HASENACK, H. et al. (Coord.). **Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre**. Geologia, Solos, Drenagem, Vegetação/Ocupação e Paisagem. Porto Alegre: Secretaria Municipal do Meio Ambiente, 2008. 84 p.

HENDERSON, B. L. et al. Australia-wide predictions of soil properties using decision trees. **Geoderma**, Amsterdam, v.124, p.383-398, 2005.

HEUNG, B. et al. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v.265, p.62-77, 2016.

HÖFIG, P.; GIASSON, E.; VENDRAME, P. R. S. Mapeamento digital de solos com base na extrapolação de mapas entre áreas fisiograficamente semelhantes. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.49., n.12, p.958-966, 2014.

HOLMES, K. W.; GRIFFIN, E. A.; ODGERS, N. P. Large-area spatial disaggregation of a mosaic of conventional soil maps: evaluation over Western Australia. **Soil Research**, Rome, v.53, p.865-880, 2015.

HUDSON, B.D. The soil survey as paradigm-based science. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.56, 836-841, 1992.

IBGE. **Manual técnico de pedologia**. 3.ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2015. 430p.

IBGE. **Censo demográfico 2010**. Disponível em: <<http://censo2010.ibge.gov.br>> Acesso em: 23 jun. 2016.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA - INMET. **Normais climatológicas do Brasil (1961-1990)**. [2009]. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisClimatologicas>> Acesso em: 23 jun. 2016.

JAFARI, A. et al. Spatial prediction of soil great groups by boosted regression trees using a limited point dataset in an arid region, southeastern Iran. **Geoderma**, Amsterdam, v.232-234, p.148-163, 2014.

JENNY, H. **Factors of Soil Formation**. New York: McGraw-Hill, 1941.

JENNY, H. E. W. **Hilgard and the birth of modern soil science**. Berkeley: Farallo Publ., 1961.

KERRY, R. et al. Disaggregation of legacy soil data using area to point kriging for mapping soil organic carbon at the regional scale. **Geoderma**, Amsterdam, v.170, p.347-358, 2012.

KUHN, T. S. **The structure of scientific revolutions**. 2. ed. Chicago: University of Chicago Press, 1970.

LACOSTE, M.; LEMERCIER, B.; WALTER, C. Regional mapping of soil parent material by machine learning based on point data. **Geomorphology**, Amsterdam, v.133, p.90-99, 2011.

LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B. Spatial soil information systems and spatial Soil inference systems: perspectives for digital Soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective**. Amsterdam: Elsevier, 2007. p.3-22.

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

LI, Z. et al. Spatially locating soil classes within complex soil polygons - mapping soil capability for agriculture in Saskatchewan Canada. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, Amsterdam, v.152, p.59-67, 2012.

LIEW, L. **What is Curve Fitting (Overfitting) in Trading?**. 2016. Disponível em: <<http://blog.algotrading101.com/design-theories/what-is-curve-fitting-overfitting-in-trading/>>. Acesso em: 20 dez. 2016.

MACMILLAN, R. A. **Automated classification of geomorphic/hydrologic spatial entities to support predictive ecosystem mapping (PEM)**. (Trabalho apresentado no BC PEM WORKSHOP, 2001).

MACMILLAN, R. A. **LandMapR© Software Toolkit- C++ Version**: Users manual. Edmonton, Canada: LandMapper Environmental Solutions Inc., 2003. 110 p.

MACMILLAN, R. A. et al. Predictive Ecosystem Mapping (PEM) for 8.2 Million ha of Forestland, British Columbia, Canada, In: BOETTINGER, J. L. et al. (Ed.). **Digital Soil Mapping: Bridging Research, Environmental Application, and Operation**. London: Springer, 2010. p.337-356.

MCBRATNEY, A.B. Some considerations on methods for spatially aggregating and disaggregating soil information. **Nutrient Cycling in Agroecosystems**, Dordrecht, v.50, p.51-62, 1998.

MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v.117, p.3-52, 2003.

MEDEIROS, P. S. C. et al. Caracterização e classificação de solos graníticos em topossequência na região Sul do Brasil. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.43, n.7, p.1210-1217, 2013.

MENDES, W. et al. **Contribuição ao mapeamento, em séries, dos solos do município de Itaguaí**. Rio de Janeiro: CNEPA – Instituto de Ecologia e Experimentação Agrícola, 1954. 53 p. (CNEPA, IEAE. Boletim, 12)

MENDONÇA SANTOS, M. DE L.; SANTOS, H. G. **Mapeamento digital de classes e atributos de solos: métodos, paradigmas e novas técnicas**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 19p.

MILNE, G. Some suggested units of classification and mapping for East African soils. **Soil Research**, Rome, v.4, p.183-198, 1935.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B. Methodologies for global soil mapping. In: BOETTINGER, J. L. et al. (Ed.). **Digital Soil Mapping: Bridging Research, Environmental Application, and Operation**. London: Springer, 2010. p.429–436.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B. Digital soil mapping : A brief history and some lessons. **Geoderma**, Amsterdam, v.264, p.301-311, 2016.

MOURA, N. S. V.; DIAS, T. S. Elaboração do mapa geomorfológico do município de Porto Alegre - RS. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v.34, p.113-138, 2012.

NACHTERGAELE F.; VAN RANST, E. Qualitative and Quantitative Aspects of Soil Databases in Tropical Countries. In: EVOLUTION of tropical soil science: past and future. Brussels: Koninklijke Academie voor Overzeese Wetenschappen, 2003,. p.108-126.

NAUMAN, T. W.; THOMPSON, J. A. Semi-automated disaggregation of conventional soil maps using knowledge driven data mining and classification trees. **Geoderma**, Amsterdam, v.213, p.385-399, 2014.

NAUMAN, T. W.; THOMPSON, J. A.; RASMUSSEN, C. Semi-Automated Disaggregation of a Conventional Soil Map Using Knowledge Driven Data Mining and Random Forests in the Sonoran Desert, USA. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Montgomery, v.80, n.4, p.353-366, 2014.

NAUMAN, T. W. et al. Fuzzy disaggregation of conventional soil maps using database knowledge extraction to produce soil property maps. In: MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B. (Ed.) **Digital Soil Assessments and Beyond: Proceedings of the Fifth Global Workshop on Digital Soil Mapping**, Sydney, Australia. Leiden: CRC Press/Balkema, 2012. p.203-207.

ODGERS, N. P. et al. Disaggregating and harmonising soil map units through resampled classification trees. **Geoderma**, Amsterdam, v.214-215, p.91-100, 2014.

PENTER, C. et al. Inventário Rápido da Fauna de Mamíferos do Morro Santana, Porto Alegre, RS. **Revista Brasileira de Biociências**, Porto Alegre, v.6, n.1,

p.117-125, 2008.

PHILIPP, R. P. Geologia. In: HASENACK, H. (Coord.). **Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre**; Geologia, Solos, Drenagem, Vegetação/Ocupação e Paisagem. Porto Alegre: Secretaria Municipal do Meio Ambiente, 2008, 84 p.

ROKACH, L.; MAIMON, O, Z. **Data Mining with Decision Trees**: Theory and Applications. Hackensack: World Scientific Publishing Co., 2008. 244p.

ROSS, J.L.S. O Registro Cartográfico dos Fatos Geomorfológicos e a Questão da Taxonomia do Relevo. **Revista do Departamento de Geografia**, São Paulo, v.6, p.17-29, 1992.

SANCHEZ, P. A. et al. Digital Soil Map of the World. **Science**, Washington, v.325, p.680-681, 2009.

SANTOS, H. G. DOS. Country Report: Brazil. In: SOIL Survey: perspectives and strategies for the 21st century: International Workshop for heads of National Soil Survey Organizations. Enschede: Zinck ed., 1992. p.57-63. (ITC Publication n. 21).

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, p.1395-1403, 2012.

SARMENTO, E. C. et al. Caracterização de mapas legados de solos : uso de indicadores em mapas com diferentes escalas no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.38, p.1672-1680, 2014.

SARMENTO, E. C. et al. Disaggregating conventional soil maps with limited descriptive data: A knowledge-based approach in Serra Gaúcha, Brazil. **Geoderma Regional**, [S.l.], v.8, p.12-23, 2017.

SCHNEIDER, P. et al. Solos. In HASENACK, H. (Coord.). **Diagnóstico Ambiental de Porto Alegre**: Geologia, Solos, Drenagem, Vegetação/Ocupação e Paisagem. Porto Alegre: Secretaria Municipal do Meio Ambiente, 2008, 84 p.

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

SILVA, S. H. G. et al. Retrieving pedologist's mental model from existing soil map and comparing data mining tools for refining a larger area map under similar environmental conditions in Southeastern Brazil. **Geoderma**, Amsterdam, v.267, p.65-77, 2016.

SMITH, C. A. S. et al. Use of weights of evidence statistics to define inference rules to disaggregate soil survey maps. In: MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B. (Ed.) **Digital Soil Assessments and Beyond**: Proceedings of the Fifth Global Workshop on Digital Soil Mapping, Sydney, Australia. Leiden: CRC Press/Balkema, 2012. p.215-220.

SOIL SURVEY STAFF. **Soil Survey Manual**. Washington DC. USDA AgriHandbook 18, 1951. 503p.

SUBBURAYALU, S. K.; JENHANI, I.; SLATER, B. K. Disaggregation of component soil series on an Ohio County soil survey map using possibilistic decision trees. **Geoderma**, Amsterdam v.213, p.334-345. 2014.

SULAEMAN, Y. et al. Harmonizing legacy soil data for digital soil mapping in Indonesia. **Geoderma**, Amsterdam, v.192, n.1, p.77–85, 2013.

TEN CATEN, A. et al. Mapeamento digital de solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.43, p.1989-1997, 2012.

TORNQUIST, C. G.; MIELNICZUK, J.; CERRI, C. E. P. Modeling soil organic carbon dynamics in Oxisols of Ibirubá (Brazil) with the Century Model. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, v.105, p.33-43, 2009.

VINCENT, S. et al. Spatial disaggregation of complex soil map units at the regional scale based on soil-landscape relationships. **Geoderma**, Amsterdam, 2016. Disponível em: ,<<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.06.006>>. Acesso em : 10 dez. 2016

WEIL, R. R. Getting to Know a Catena: a Field Exercise for Introductory Soil Science. **Journal of Natural Resources and Life Science Education**, Madison, v.32, p.1-4, 2003.

XU, M. et al. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.97, p.322-336, 2005.

YAALON, D. H. The Earliest Soil Maps and Their Logic. **Bulletin of the International Society of Soil Science**, Wageningen, p.24, 1989.

8. APÊNDICES

APÊNDICE 1. Conjunto de pontos georreferenciados (tradagens) coletados durante a elaboração do levantamento original de solos.

Perfil	Solo	Coordenadas geográficas	
		x	y
37	Argissolo Vermelho	484230	6662018
98	Argissolo Vermelho	485673	6667671
99	Argissolo Vermelho	484017	6667333
101	Argissolo Vermelho	483926	6666890
102	Argissolo Vermelho	484100	6668620
104	Argissolo Vermelho	489450	6664950
105	Planossolo Háptico	488400	6665400
107	Planossolo Háptico	483653	6664155
108	Argissolo Vermelho-amarelo	483780	6664729
110	Argissolo Vermelho-amarelo	485083	6665786
121	Argissolo Vermelho	488087	6669737
122	Argissolo Vermelho ou Vermelho-amarelo	488212	6669627
124	Argissolo Vermelho	488596	6668892
125	Cambissolo Háptico	485362	6670895
129	Argissolo Vermelho	486578	6671610
130	Neossolo Regolítico	484245	6670078
132	Argissolo Vermelho	482474	6670407
133	Neossolo Litólico	482510	6672000
134	Neossolo Litólico	483120	6671216
135	Argissolo Vermelho	481910	6670630
136	Neossolo Litólico	480840	6670528
137	Neossolo Litólico	481960	6669942
138	Planossolo Háptico	486768	6658993
139	Argissolo Vermelho	485419	6658205
140	Argissolo Vermelho-amarelo	488374	6660129
141	Argissolo Vermelho-amarelo	481542	6670220
142	Cambissolo Háptico	480966	6669420
143	Argissolo Vermelho	480400	6668802
144	Neossolo Regolítico	479214	6668825
146	Argissolo Vermelho	487922	6662993
147	Planossolo Háptico	487955	6663433
150	Argissolo Vermelho	482228	6668815
151	Argissolo Vermelho	481225	6667953
152	Argissolo Vermelho ou Vermelho-amarelo	482418	6667188
153	Argissolo Vermelho	480866	6667637
154	Argissolo Vermelho-amarelo	486853	6661438
155	Neossolo Regolítico	488522	6661668
156	Cambissolo Háptico	488813	6659874
158	Planossolo Háptico	488518	6658165
159	Argissolo Vermelho	489442	6659708

APÊNDICE 1. Continuação...

160	Argissolo Vermelho-amarelo	488855	6668269
161	Argissolo Vermelho	489001	6667051
162	Argissolo Vermelho-amarelo	491280	6664546
164	Argissolo Vermelho ou Vermelho-amarelo	491833	6660038
165	Argissolo Vermelho-amarelo	490258	6660821
166	Neossolo Regolítico	490470	6662852
167	Argissolo Vermelho-amarelo	492502	6663384
168	Planossolo Háptico	488023	6665956
170	Plintossolo Argilúvico	482826	6658938
171	Cambissolo Háptico	495632	6660186
174	Argissolo Vermelho-amarelo	492030	6662173
175	Neossolo Litólico	486017	6674016
177	Argissolo Vermelho-amarelo	485607	6674706
178	Argissolo Vermelho	484610	6675450
180	Argissolo Vermelho	482998	6676209
181	Planossolo Háptico	478688	6667419
182	Argissolo Vermelho	477733	6667450
183	Argissolo Vermelho	479731	6666971
184	Argissolo Vermelho	480886	6665341
185	Argissolo Vermelho-amarelo	480628	6663930
186	Argissolo Vermelho	487800	6671500
187	Neossolo Regolítico	487800	6675000
188	Argissolo Vermelho	486348	6673676
189	Argissolo Vermelho	488317	6674011
193	Neossolo Litólico	488118	6676167
194	Argissolo Vermelho-amarelo	487519	6677869
195	Argissolo Vermelho	487540	6679255
198	Argissolo Vermelho-amarelo	490650	6679061
199	Argissolo Vermelho-amarelo	490998	6679117
202	Planossolo Háptico	489708	6681627
401	Gleissolo Háptico	484980	6655499
407	Gleissolo Háptico	489112	6665567

APÊNDICE 2. Matriz de erro da metodologia 1, avaliada pela interseção dos pontos georreferenciados com as UM do mapa predito

		Pontos (quantidade)						
UM		PV-PVA	CX	RR-RL	FT	SX	GX	Acerto (%)
	PV	33	0	0	0	2	0	0,94
	CX	10	3	2	0	0	0	0,20
	RR	1	1	9	0	0	0	0,82
	FT	2	0	0	1	1	1	0,20
	SX	0	0	0	0	5	0	1,00
	GX	0	0	0	0	0	1	0,00
	Acerto (%)	0,72	0,75	0,82	1,00	0,63	0,50	0,72

APÊNDICE 3. Matriz de erro da metodologia 2, avaliada pela interseção dos pontos georreferenciados com as UM do mapa predito.

		Pontos (quantidade)						
UM		PV-PVA	CX	RR-RL	FT	SX	GX	Acerto (%)
	PV	41	3	1	0	2	0	0,87
	CX	1	0	1	0	0	0	0,00
	RR	2	1	9	0	0	0	0,75
	FT	2	0	0	1	0	1	0,25
	SX	0	0	0	0	6	0	1,00
	GX	0	0	0	0	0	1	1,00
	Acerto (%)	0,89	0,00	0,82	1,00	0,75	0,50	0,81