

Metodologia de segmentação de variáveis geomorfométricas e emprego de lógica Fuzzy para mapeamento digital de solos na microbacia hidrográfica do Rio Santo Cristo - RS

Fabrizio Fernandes Coelho ¹
Elvio Giasson ¹

¹ Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS
Faculdade de Agronomia – Departamento de Solos
Caixa Postal 15100 - 91540-000 – Porto Alegre - RS, Brasil
fabricio.coelho@ufrgs.br
giasson@ufrgs.br

Abstract. Soil maps are sources of information for environmental impact assessment, land planning and management at different levels of scale analysis, but are very expensive to produce. Digital soil mapping techniques are alternatives to produce maps with higher scale level with lower cost. This paper proposes to test the potential of the Fuzzy logic for digital soil mapping using geographic information system (GIS) and image segmentation techniques on the geomorphometric derivations from SRTM (Shuttle Radar Topography Mission). The geomorphometric derivations from SRTM (elevation, slope, drainage distance and HAND - Height Above the Nearest Drainage) was managed in TerraView 4.2.1. computer application and the image segmentation techniques was managed in eCognition Developer 9.0 computer application. Fuzzy logic and digital soil maps was managed in ArcMap 10.4 in which the variables and the original map were related to accuracy analysis. Although with few geomorphometric derivations and few rules of Fuzzy inference, the results showed 67% in the overall accuracy and 36% in the Kappa index, close to the values showed in previous studies with others techniques. Fuzzy logic with linguistic terms presented high potential for soil class separation. Image segmentation techniques on the geomorphometric derivations presented high potential both in digital soil mapping and in traditional soil mapping.

Palavras-chave: pedology, geographic information system, diffuse logic, pedologia, sistema de informações geográficas, lógica difusa, SRTM.

1. Introdução

Mapas pedológicos são fontes de informações utilizadas para planejamento de uso das terras em diferentes níveis de escala, como, por exemplo, elaboração de zoneamento ecológico econômico e zoneamentos ambientais, plano de bacias hidrográficas, avaliação de impactos ambientais, avaliação de aptidão agrícola e capacidade de uso das terras, avaliação da destinação final de resíduos e planejamento de agroecossistemas. Mapas pouco detalhados, produzidos pelo projeto Radambrasil, estão disponíveis para grande parte do território brasileiro, ao passo que mapas de maior detalhe, com escalas iguais ou maiores que 1:100.000, ainda são escassos e apresentam elevados custos de confecção.

Com a finalidade de aumentar a disponibilidade de mapas mais detalhados com menor tempo e custo, métodos de mapeamento digital de solos estão sendo testados e analisados pela comunidade científica. De acordo com Lagacherie & McBratney (2006), o mapeamento digital de solos se baseia na geração de sistemas de informações que permitem estabelecer relações matemáticas entre variáveis ambientais e classes de solos e, assim, prever a distribuição espacial das classes de solos.

No presente trabalho, as informações utilizadas foram o levantamento pedológico da área de estudo (Kämpf et al., 2004) e variáveis geomorfométricas extraídas a partir dos dados altimétricos do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) (Rabus et al., 2003), as quais foram submetidas ao processo de segmentação. As relações matemáticas entre as variáveis e as classes de solos foram implementadas utilizando-se a lógica Fuzzy que, conforme Miranda (2015), foi desenvolvida para tratar dos problemas do processamento de informações da linguagem natural, na qual existem conceitos centrais bem definidos, porém com vaga definição de fronteiras.

O objetivo desse trabalho foi analisar o potencial da lógica Fuzzy, em Sistemas de Informações Geográficas (SIG) como ferramenta de apoio a pedólogos para a predição da

variabilidade espacial de classes de solos com base em dados legados e no conhecimento específico desses profissionais quanto aos processos pedogenéticos envolvidos e a influência dos fatores de formação do solo em cada classe taxonômica. Os objetivos específicos foram a confecção de um mapa predito de solos e a aplicação de metodologia de segmentação de imagens em quatro variáveis geomorfométricas, sendo elas: a) elevação, b) declividade, c) distância a drenagem e d) HAND (*Height Above the Nearest Drainage* ou Altura Acima da Drenagem Mais Próxima) (Rennó et al., 2008).

2. Metodologia de Trabalho

2.1 Área de estudo

A microbacia do Rio Santo Cristo está localizada na região noroeste do Estado do Rio Grande do Sul, junto com a fronteira da Argentina e ocupa uma área de aproximadamente 900 km², abrangendo território dos municípios de Giruá, Santa Rosa, Tuparendi, Porto Mauá, Alecrim, Santo Cristo e Senador Salgado Filho, conforme ilustra a Figura 1.

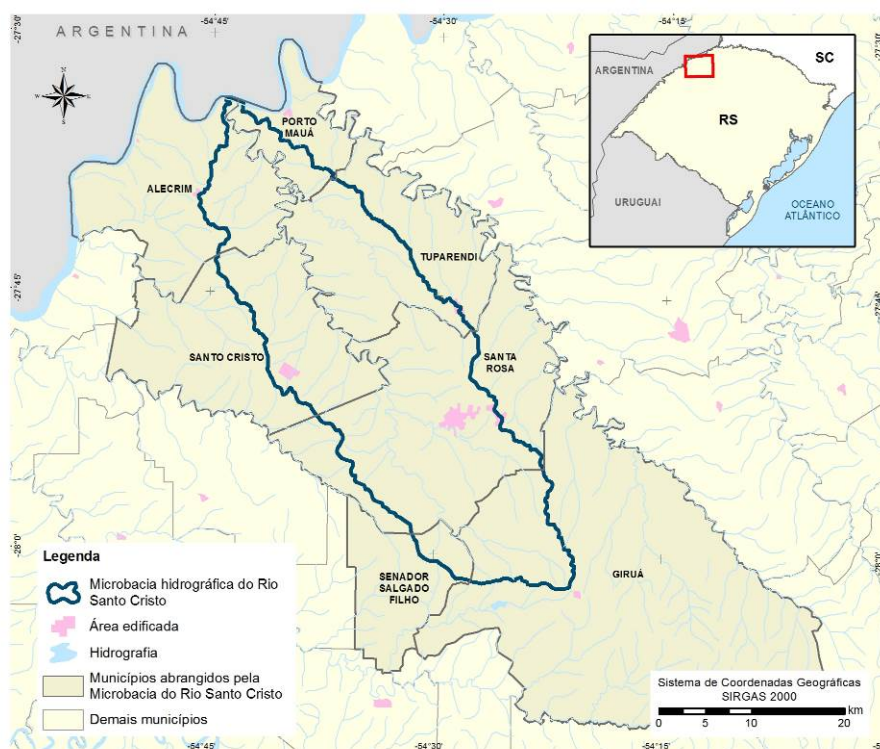


Figura 1. Localização da microbacia hidrográfica do Rio Santo Cristo

A altimetria da microbacia hidrográfica varia de aproximadamente 105 m a 435 m em relação ao nível do mar. O relevo da região varia em três principais fases, sendo elas: a) relevo plano a suavemente ondulado, b) relevo ondulado e c) relevo fortemente ondulado a montanhoso. As classes de solos identificadas na região distinguem-se em Latossolo Vermelho, Chernossolo Háptico, Cambissolo Háptico, Neossolo Regolítico, Neossolo Litólico, Gleissolo Melânico e Gleissolo Háptico (Kämpf et al., 2004).

2.2 Fluxo metodológico

Os dados utilizados foram o modelo digital de superfície (MDS) do SRTM (Rabus et al., 2003), com resolução espacial nominal nativa de 30m, e o levantamento pedológico da microbacia hidrográfica do Rio Santo Cristo (Kämpf et al., 2004), o qual contempla o relatório descritivo, os dados analíticos dos perfis e o mapa legado de solos.

Para a extração das variáveis geomorfométricas, foi utilizado o *plugin* TerraHidro do aplicativo TerraView 4.2.1 (INPE, 2012). Para realizar a segmentação das variáveis geomorfométricas, foi utilizado o aplicativo computacional eCognition Developer 9.0 (Trimble Germany GmbH, 2014). O aplicativo computacional ArcMap 10.4, integrante do Sistema ArcGIS (ESRI, 2015), foi utilizado para realizar o processo de predição das classes de solo, por meio da lógica Fuzzy, e para elaborar a matriz de confusão, com a finalidade de subsidiar a análise da acurácia do mapa predito.

2.3 Segmentação das variáveis geomorfométricas

A partir do modelo digital de superfície SRTM (Rabus et al., 2003) foram extraídas as variáveis geomorfométricas declividade, distância da drenagem e HAND, a qual representa a distância vertical de cada pixel em relação à drenagem mais próxima (Rennó et al., 2008) e pode ser utilizada para análise de disponibilidade de água no solo, sendo que valores menores indicam locais onde o lençol freático está próximo a superfície, podendo ser considerados como áreas mal drenadas, ao passo que valores maiores, indicam maiores distâncias verticais em relação ao lençol, podendo ser consideradas como áreas bem drenadas.

Para a segmentação das variáveis geomorfométricas foi utilizado o aplicativo computacional eCognition Developer versão 9 (Trimble Germany GmbH, 2014) e o algoritmo *Multiresolution Segmentation* (Benz et al., 2004), o qual realiza o processo de agrupamento de pixels das variáveis geomorfométricas de entrada para objetos homogêneos e contíguos. A etapa de segmentação se deu pela realização de diversos testes com a finalidade de se obter o melhor grau de agrupamento, por meio dos critérios de escala, forma e compacidade dos objetos.

O parâmetro de escala determina a heterogeneidade máxima permitida para os objetos, dessa forma, valores maiores resultam em objetos maiores, com maior heterogeneidade, ao passo que valores menores resultam em objetos menores e mais homogêneos. O parâmetro de forma expressa o limite entre os objetos em que, quanto mais fractal, maior o índice. O parâmetro de compacidade é definido pela razão da área do objeto e o raio de circunferência abrangente (Definiens AG, 2007).

Os testes foram realizados a partir da análise dos valores do parâmetro de escala, que variaram de 500 a 50 combinados com os valores do parâmetro forma, variando de 0,3 a 0,1 e com os valores do parâmetro de compacidade, variando de 0,5 a 0,1.

2.4 Predição de mapa de solos pela lógica Fuzzy

A predição do mapa de solos se deu pela análise, confecção e agrupamento dos conjuntos Fuzzy (Zadeh, 1965) para as classes de solo do primeiro nível categórico identificadas na área de estudo. Primeiramente, realizou-se o processo de fuzzificação com base em termos linguísticos, das variáveis geomorfométricas segmentadas. Após, realizou-se a combinação dos conjuntos Fuzzy pela implementação de regras condicionais, com a finalidade de confeccionar um mapa de pertinência para cada classe de solo. Por último, os mapas de pertinência de cada classe de solo foram combinados para produzir o mapa final de predição de solos.

O processo de fuzzificação consiste em definir uma função de pertinência que associa o valor real de uma variável em um intervalo de 0 a 1, que representa o grau de possibilidade de que o elemento dessa variável pertença a um determinado conjunto. Para tanto, foram

determinados termos linguísticos com o objetivo de subsidiar a fuzzificação das variáveis geomorfométricas em diferentes conjuntos, conforme apresenta a Tabela 1.

Tabela 1. Termos linguísticos utilizados para o processo de fuzzificação das variáveis geomorfométricas.

Variável Geomorfométrica	Termo Linguístico	Tipo de curva de pertinência	Valor central da curva
Elevação	Alta	sigmoidal crescente	245m
	Baixa	sigmoidal decrescente	245m
Declividade	Plana a suavemente ondulada	sigmoidal decrescente	5%
	Suavemente ondulada a escarpada	sigmoidal crescente	8%
Distância da drenagem	Próximo a cursos d'água	sigmoidal decrescente	35m
	Muito mal drenada a mal drenada	sigmoidal decrescente	3m
HAND	Moderadamente drenada	sigmoidal simétrica	9m
	Bem drenada a excessivamente drenada	sigmoidal crescente	15m

A Figura 2 apresenta os modelos teóricos das curvas de pertinência utilizados nesse estudo, onde o eixo das ordenadas apresenta o grau de pertinência, variando de 0 a 1, do elemento do eixo das abscissas (variável) pertencer ao conjunto Fuzzy e a linha tracejada, o valor central da curva. Para a curva sigmoidal crescente, quanto maior o valor do elemento da variável em questão, maior a pertinência deste pertencer ao conjunto Fuzzy. Para a sigmoidal decrescente, quanto menor o valor da variável, maior a pertinência deste pertencer ao conjunto Fuzzy. Para a sigmoidal simétrica, quanto mais distantes forem os valores do valor central da curva, menor a pertinência destes pertencerem ao conjunto Fuzzy.

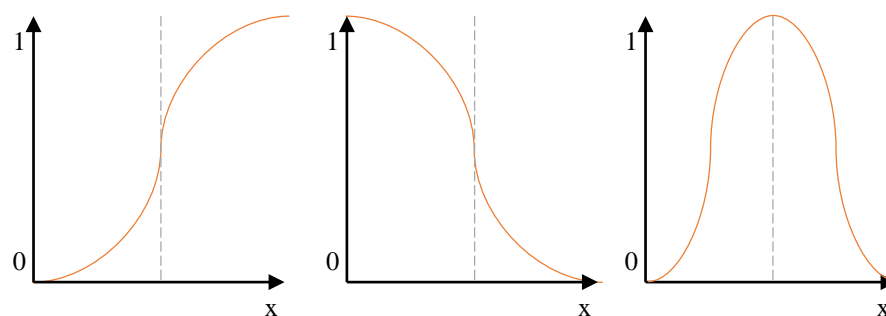


Figura 2. Tipos de curvas de pertinência utilizadas nesse estudo. Da esquerda para direita: a) sigmoidal crescente, b) sigmoidal decrescente e c) sigmoidal simétrica. Fonte: adaptado de Eastman (1999).

Após confeccionados os conjuntos Fuzzy, os mesmos foram combinados por meio de proposições condicionais implementadas por regras do tipo “Se Então” utilizando-se termos linguísticos, conforme são apresentadas na Equação 1, Equação 2 e Equação 3.

SE Declividade = Suavemente ondulada a escarpada AND Elevação = Baixa ENTÃO Classe = NEOSSOLO (1)

SE Declividade = Plana a suavemente ondulada AND Distância da drenagem = Próximo a cursos d'água AND HAND = Muito mal drenada a mal drenada ENTÃO Classe = GLEISSOLO (2)

SE HAND = Bem drenada a excessivamente drenada AND Declividade = Plana a suavemente ondulada AND Elevação = Alta ENTÃO Classe = LATOSSOLO (3)

Por fim, o mapa predito foi confeccionado a partir da combinação dos mapas de pertinência construídos pelas equações acima. Cada objeto (segmento) do mapa final teve sua classe atribuída conforme a maior pertinência desta em relação às demais classes.

2.5 Análise de acurácia

Para análise da acurácia do mapa predito foram gerados 5.000 pontos amostrais aleatórios (aproximadamente 5,55 pontos por km²) dentro da área de estudo. A partir das amostras, do mapa legado e do mapa predito, elaborou-se a matriz de confusão e obtiveram-se as informações de acurácia global, acurácia do produtor, acurácia do usuário e índice Kappa (Coehn, 1960).

3. Resultados e Discussão

As variáveis utilizadas no presente estudo são apresentadas na Figura 3.

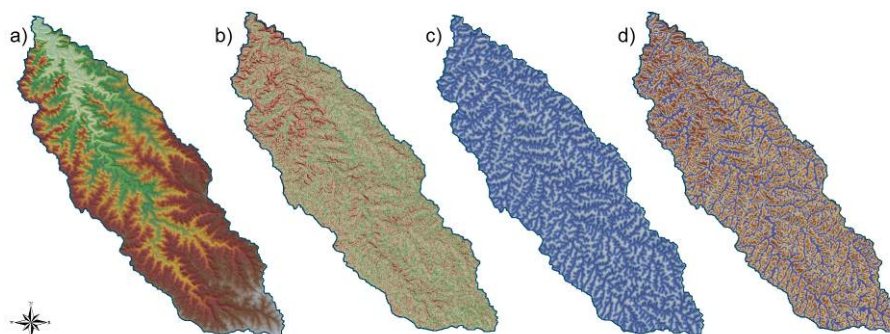


Figura 3. Variáveis geomorfométricas: a) Elevação, b) Declividade, c) Distância da drenagem e d) HAND.

A Figura 4 apresenta os resultados dos testes de segmentação das variáveis geomorfométricas. A segmentação escolhida para o presente estudo está representada pela Figura 4.b que foi elaborada com fator de escala 100, forma e compacidade com o valor de 0,1.

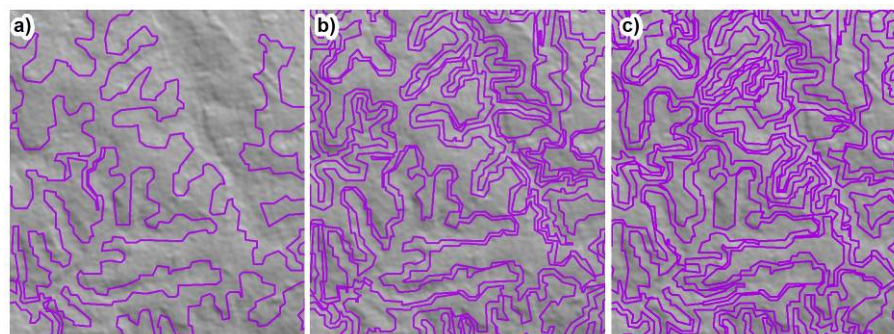


Figura 4. Testes de segmentação das variáveis geomorfométricas: a) fator de escala = 500, forma = 0,1 e compacidade = 0,5; b) fator de escala = 100, forma = 0,1 e compacidade = 0,1; c) fator de escala = 50, forma = 0,1 e compacidade = 0,2.

A Figura 5 apresenta os mapas de pertinência para cada classe de solo que foram confeccionados a partir da combinação dos conjuntos Fuzzy pela implementação de regras condicionais.

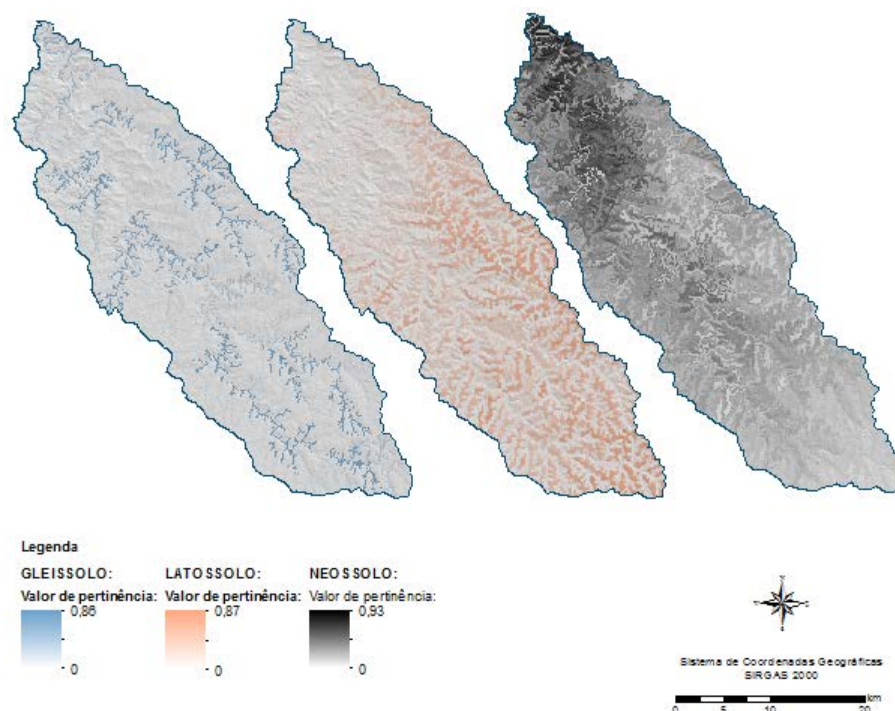


Figura 5. Mapas de pertinência para cada classe de solo.

Após a elaboração dos mapas de pertinência para cada classe de solos, os mesmos foram combinados com a finalidade de compor o mapa predito final, apresentado na Figura 6. A partir dos 5.000 pontos amostrais aleatórios utilizadas para avaliar a acurácia do mapa, foi confeccionada a matriz de confusão, apresentada na Tabela 2. Observa-se que o mapa predito apresentou 67% de acerto (acurácia global) em relação ao mapa legado. Destaca-se também o alto valor de acurácia do produtor, que indica a proporção que uma certa unidade de mapeamento foi classificada corretamente, para a classe Neossolo (R) (85%), ao passo que as menores acurácias se deram na classe de Gleissolo (G). Em relação a acurácia do usuário, que indica a certeza que o usuário tem ao analisar o mapa que um ponto específico está classificado corretamente, o maior valor (78%) se deu na classe dos Latossolos (L). O índice Kappa (Coehn, 1960), que mede o quanto da concordância observada se aproxima da concordância perfeita, retirando-se o efeito da concordância ao acaso, foi de 36%. Ressalta-se que no mapa predito, não foi estimada a classe de solo Chernossolo (M), devido à pequena abrangência, em termos de área, dessa classe no mapa legado.

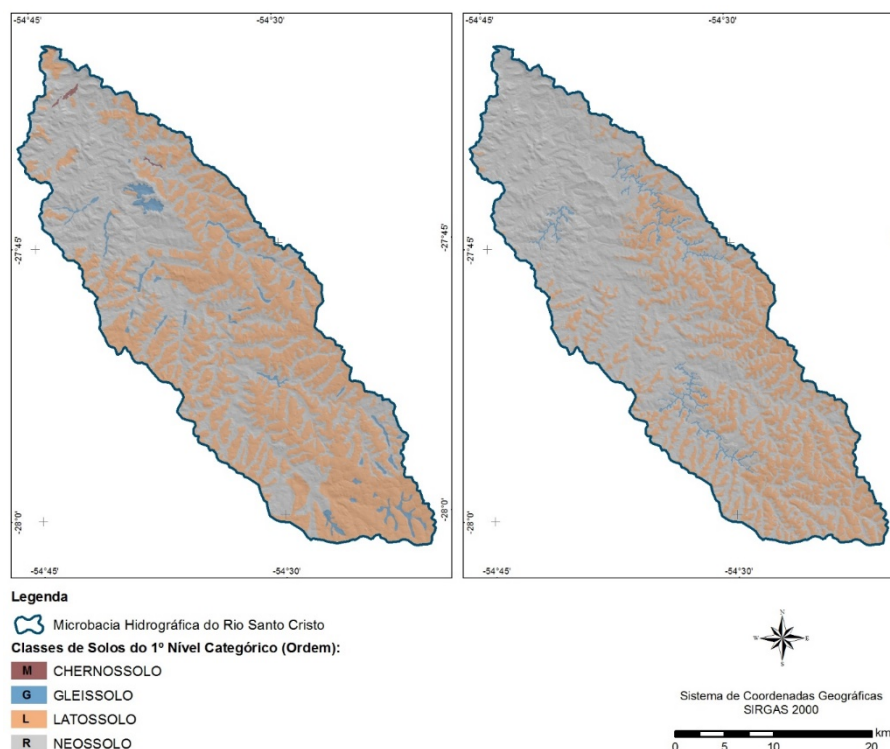


Figura 6. Mapa predito de solos pelo emprego da lógica Fuzzy.

Tabela 2. Matriz de confusão gerada a partir da comparação entre a classificação do mapa legado e do mapa predito realizadas por meio de 5.000 amostras randômicas (R = Neossolo, G = Gleissolo, L = Latossolo, M = Chernossolo).

		MAPA LEGADO				Total	AU
		Ordem	R	G	L		
MAPA PREDITO	R	2185	104	1104	19	3412	64%
	G	76	9	20	1	106	8%
	L	310	20	1152	0	1482	78%
	Total	2571	133	2276	20	5000	
	AP	85%	7%	51%	*		

*Classe não ocorrente no mapa predito.

4. Conclusões

Uma das novidades desse estudo é a utilização da técnica de segmentação das variáveis geomorfométricas que se mostrou altamente promissora para ser utilizada para o mapeamento de solos, tanto para métodos de mapeamento digital quanto para o mapeamento tradicional pois auxilia no delineamento das unidades de mapeamento através da segmentação do terreno conforme as diferentes posições da paisagem, a partir de critérios de escala e forma. Outra novidade foi o emprego da variável HAND que se mostrou útil para auxiliar na separação principalmente das classes de solos hidromórficos e não hidromórficos.

Conforme os resultados obtidos, a lógica Fuzzy apresenta alto potencial para ser utilizada em mapeamento digital de solos. Os valores de acurácia obtidos nesse trabalho, mesmo utilizando-se apenas quatro variáveis geomorfométricas e poucas regras de inferência, atingiram valores de acurácia próximos ao encontrados em trabalhos que utilizam diferentes métodos como regressões logísticas múltiplas (Giasson et al., 2006) e classificadores em árvore (Coelho, 2010, Teske et al., 2015). Além disso, a utilização de termos linguísticos facilita a

interpretação e a inferência de regras, a partir do conhecimento do pedólogo, para a separação das classes de solos. Dado o potencial da lógica Fuzzy para o mapeamento digital de solos, são necessários futuros estudos que utilizem outras variáveis que não foram utilizadas nesse trabalho, como índice de umidade topográfica, curvatura, orientação da vertente, entre outros, bem como o aprofundamento e refinamento das regras utilizadas, tanto para se obter melhores acurácias quanto para separar as classes de solos nos níveis categóricos mais detalhados.

Referências Bibliográficas

- Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, Lingenfelder I. Multi-Resolution, Object-Oriented Fuzzy Analysis of Remote Sensing Data for GIS-Ready Information. **SPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, V. 58, p239–258. Amsterdam: Elsevier Science, 2004.
- Coelho, F.F. **Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfométricas e Sistemas de Informações Geográficas**. 2010. 80 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – CEPSSRM - UFRGS, Porto Alegre. 2010.
- Cohen, J. A coefficient of agreement for nominals scales. **Journal of Educational and Measurement**, Washington, v.20, n.1, p.37-46, 1960.
- Definiens AG. **Developer 7. Reference Book**. München: 2007. 195 p.
- Eastman, J., R. **Guide to GIS and image processing**. Worcester: Clark University-Clark Labs, 1999.
- ESRI - Environmental Systems Research Institute. **ArcGis 10**. Redland, California, 2015.
- Giasson, E.; Clarke, R. T.; Junior, A. V. I.; Merten, G. H.; Tornquist, C.G. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern Brazil. **Scientia Agricola**, v.63, n.3, p.262-268, 2006.
- INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **TerraView 4.2.1**. São José dos Campos, SP, 2012.
- Kämpf N, Giasson E, Streck EV. **Levantamento pedológico e análise qualitativa do potencial de uso dos solos para o descarte de dejetos suínos da bacia do Rio Santo Cristo**. Porto Alegre: Secretaria do Meio Ambiente do Rio Grande do Sul, 2004.
- Lagacherie, P.; McBratney, A.B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P. et al. (Ed.). **Digital soil mapping: an introductory perspective**. Amsterdam: Elsevier, 2006. p.3-22.
- Miranda, J., I. **Fundamentos de Sistemas de Informações Geográficas**. Brasília: EMBRAPA, 2015. 4. ed. rev. e atual, 399 p.
- Rabus, B., Eineder, M., Roth, A., Bamler, R. The shuttle radar topography mission - A new class of digital elevation models acquired by spaceborne radar. **Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v.57, p.241-262, 2003.
- Rennó, C. D., Nobre, A. D., Cuartas, L. A., Soares, J. V., Hodnett, M. G., Tomasella, J., Waterloo, M. J. HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM; mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 3469–3481, 2008.
- Teske, R.; Giasson, E, Bagatini, T. Produção de um mapa pedológico associando técnicas comuns aos mapeamentos digitais de solos com delineamento manual de unidades de mapeamento. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 4, p. 950-9, 2015.
- Trimble Germany GmbH. **eCognition Developer 9.0**. Munich, Germany.
- Zadeh, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, San Diego, v. 8, p. 338-353, 1965.