



**MAYESSE APARECIDA DA SILVA**

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO  
SOLO E VULNERABILIDADE AO  
ESCOAMENTO SUPERFICIAL, BASEADO NO  
CONHECIMENTO DE CAMPO, NA SUB-BACIA  
DAS POSSES, EXTREMA, MG**

**LAVRAS – MG**

**2013**

**MAYESSE APARECIDA DA SILVA**

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E  
VULNERABILIDADE AO ESCOAMENTO SUPERFICIAL, BASEADO  
NO CONHECIMENTO DE CAMPO, NA SUB-BACIA DAS POSSES,  
EXTREMA, MG**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, área de concentração em Recursos Ambientais e Uso da Terra, para a obtenção do título de Doutor.

Orientador

Dr. Marx Leandro Naves Silva

Coorientador

Dr. Marcelo Silva de Oliveira

**LAVRAS – MG**

**2013**

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e  
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Silva, Mayesse Aparecida da.

Mapeamento digital de atributos do solo e vulnerabilidade ao escoamento superficial, baseado no conhecimento de campo, na sub-bacia das Posses, Extrema, MG / Mayesse Aparecida da Silva. – Lavras : UFLA, 2013.

109 p. : il.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Lavras, 2013.

Orientador: Marx Leandro Naves Silva.

Bibliografia.

1. Atributos do solo. 2. Mapeamento digital do solo. 3. Modelo digital de elevação. 4. Geomorphons. 5. Atributos topográficos. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 631.478151

**MAYESSE APARECIDA DA SILVA**

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO SOLO E  
VULNERABILIDADE AO ESCOAMENTO SUPERFICIAL, BASEADO  
NO CONHECIMENTO DE CAMPO, NA SUB-BACIA DAS POSSES,  
EXTREMA, MG**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, área de concentração em Recursos Ambientais e Uso da Terra, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 12 de agosto de 2013.

Dr. Mozart Martins Ferreira	UFLA
Dr. Nilton Curi	UFLA
Dr. Marcelo Silva de Oliveira	UFLA
Dr. Phillip Ray Owens	PURDUE UNIVERSITY

Dr. Marx Leandro Naves Silva  
Orientador

**LAVRAS – MG**

**2013**

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras (UFLA), especialmente ao Departamento de Ciência do Solo - DCS, pela oportunidade de realizar o doutorado;

A todos os professores do departamento que contribuíram para o meu aprendizado e me ajudaram a estar aqui hoje;

Especial agradecimento à Fapemig, pelo apoio financeiro (Processos no CAG-APQ-01423-11 e CAG-PPM-00422-13), a Capes, pela bolsa de doutorado no Brasil, ao CNPq, pela bolsa de doutorado sanduiche no exterior e apoio financeiro (Processos no 201987/2012-0 e 471522/2012-0) e à Prefeitura de Extrema em nome do Diretor de meio ambiente, Paulo Henrique Pereira, pelo apoio na obtenção dos dados;

Ao professor Dr. Marx L. N. Silva, pela amizade, confiança e ensinamentos durante todos os esses anos;

Aos funcionários do DCS que estão sempre cuidando para que os nossos dias sejam mais fáceis. Em especial à Dulce e o Téo que me ajudaram no Laboratório de Física do Solo;

À Cleuza que mantém tudo limpinho pra gente! À Maria Alice e a Dirce, que são muito eficientes e fazem toda a burocracia parecer mais fácil;

Ao professor Dr. Nilton Curi, pela oportunidade de conviver, aprender e pela grande colaboração desde o mestrado;

Ao professor Dr. Mozart Ferreira pelos conselhos.

Ao professor Dr. Marcelo Silva de Oliveira do Departamento de Exatas, pela coorientação;

A todos os colegas de Pós-Graduação, pelo convívio, apoio, amizade e agradável troca de experiência;

Aos estudantes da graduação que me ajudaram nos tempos de campo e do Laboratório de Física do Solo;

À Gabi, grande parceira na sub-bacia das Posses;

À Universidade de Purdue, em especial ao professor Dr. Phillip R. Owens, por me receber tão bem disponibilizando excelentes condições de aprendizado e pesquisa. Thank you Dr. Owens to make me part of this Team PRO!

Aos amigos Minerva, Jenette, Bob e Zamir, com quem tive a alegria de conviver, trabalhar e aprender durante o período que estive na Universidade de Purdue. Sem dúvida fazer parte deste Team PRO foi um dos grandes ganhos deste doutorado;

Ao Dr. Schulze que me apresentou o estado e os solos de Indiana;

A todos os amigos que fiz em West Lafayette;

À Michele, pelos excelentes conselhos/orientações e por me colocar dentro deste mundo do mapeamento digital de solos, eu A-DO-REI;

Aos grandes amigos, Anna e Gus, que sempre estiveram juntos me ajudando, mesmo quando estavam longe. Anna, impossível sobreviver todos esses anos sem sua amizade e apoio diários!

Ao casal, Bob e Andressa, pelos ótimos momentos de entretenimento e pela grande amizade.

Às amigas Liana, Ana P., Marília, Fefe, Maria e Ciça que sempre torceram por mim e estiveram ao meu lado;

À minha família que sempre acreditou e me apoiou;

Aos meus pais, Rodrigues e Cida, que sempre lutaram para eu estar aqui hoje;

À minha irmã, Lilian e meu cunhado Rogério, que estão sempre dando suporte;

Ao meu sogro, Zezão e sogrinha querida, Thelma, que estão sempre na torcida;

Aos meus grandes amores, Matheus e Larissa, que enchem meus dias de alegria e são minha inspiração pra continuar lutando;

A todos que de alguma forma contribuíram para que eu chegasse até aqui.

Muito obrigada!

"Unless someone like  
you cares a whole  
awful lot, nothing is  
going to get better, it's  
not." Dr. Seuss



## RESUMO

Estudos relacionados ao mapeamento digital de solo (MDS) tem se tornado importante para a criação de mapas base de alta acurácia com maior rapidez e menor custo. Os mapas base desenvolvidos têm grande aplicação no manejo do solo em bacias hidrográficas podendo ser utilizados no planejamento de atividades de uso da terra, na avaliação da fertilidade do solo, capacidade de armazenamento de água, planejamento das atividades de agricultura, riscos de erosão e manejo dos recursos naturais. No sentido de aprimorar as técnicas de MDS, principalmente em áreas de relevo declivoso este estudo foi desenvolvido com base nos seguintes objetivos: avaliar diferentes resoluções do modelo digital de elevação (MDE) para prever atributos do solo usando técnicas de MDS, avaliar o uso da classificação do relevo com base no geomorphons combinado com técnicas de MDS para prever atributos do solo e por último aplicar essas técnicas de MDS na predição da vulnerabilidade ao escoamento superficial para a sub-bacia hidrográfica das Posses, Extrema, MG. Foram avaliadas cinco resoluções espaciais (grids com 5, 10, 15, 25 e 50 m) para o MDE desenvolvido a partir de curvas de nível em formato de grid regular. A resolução de melhor desempenho foi utilizada para prever a variabilidade espacial de atributos do solo usando MDS. Os atributos foram preditos comparando alguns modelos de MDS: krigagem ordinária e com regressão e lógicas fuzzy baseada no conhecimento. A vulnerabilidade ao escoamento superficial foi obtida utilizando um modelo de umidade que considera a profundidade do solo, condutividade hidráulica do solo saturado e parâmetros topográficos derivados do MDE. Os atributos do solo foram preditos usando MDS e aplicados no reconhecimento de áreas vulneráveis ao escoamento superficial e erosão hídrica na sub-bacia do estudo. Os resultados mostraram que a menor resolução não foi a melhor para ser usada no MDS para as condições de relevo desta sub-bacia, sendo a resolução de 10 m preferida. Na predição dos atributos do solo o modelo baseado no conhecimento e lógicas fuzzy que utilizou geomorphons apresentou melhor desempenho em 7 dos 9 atributos do solo estudados (78% de acerto). A avaliação do escoamento superficial indicou que o mês mais crítico foi o janeiro com risco significativo de escoamento em praticamente toda a sub-bacia. Nos meses considerados secos (baixa precipitação mensal) o risco é maior próximo à rede de drenagem reforçando a necessidade de manter as áreas de preservação permanente no entorno dos rios.

Palavras-chave: Modelo digital de elevação. Atributos topográficos. Geomorphons. Lógicas fuzzy. Índice de umidade.

## ABSTRACT

Digital soil mapping (DSM) studies have become really important to create base maps with high accuracy, faster, and with small cost. The base maps have had huge application on land use planning, evaluation of soil fertility, water content, agricultural planning, soil erosion risks, and natural resources management. In an effort to improve the DSM technics, mainly in steep landscapes, the objectives of this study were: evaluating different resolutions of digital elevation model (DEM), evaluating the application of landscape classification based on geomorphons combined with DSM technics, and to apply this DSM technics to predict the risk of runoff on Posses watershed, Extrema, MG, Brazil. Five DEM resolutions were tested (grid size of 5, 10, 15, 25, and 50 m) to create a DEM from contour lines on regular grid format. The best resolution was used to predict the spatial variability of soil properties using DSM. The following DSM models were tested: ordinary kriging, regression kriging, and knowledge-based inference. The runoff risk was developed by a wetness index which uses soil depth and saturated hydraulic conductivity as soil factors and topographic parameters. The soil factors used on runoff risk were predicted by DSM technics. The results showed that the finest resolution is not the best for the study relief conditions and the resolution of 10 m is preferred. To predict the soil properties the knowledge-based inference that used geomorphons had the best performance for 7 of 9 soil properties studied (78%). Evaluation of runoff risks indicated that the most critical month for runoff risks was January and in this month the risk was significant for whole watershed. The dry months (slow amount of precipitation), the runoff risk was bigger closer the drainage system, reinforcing the necessity of maintain permanent preservation areas on the streams boundary.

Keywords: Digital elevation model. Topographic attributes. Geomorphons. Fuzzy logic. Wetness index.

## SUMÁRIO

	<b>PRIMEIRA PARTE</b> .....	11
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	11
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	15
<b>2.1</b>	<b>Mapeamento digital de atributos e classes do solo</b> .....	15
<b>2.1.1</b>	<b>Covariáveis</b> .....	16
<b>2.2</b>	<b>Vulnerabilidade ao escoamento superficial</b> .....	19
<b>3</b>	<b>CONSIDERAÇÕES GERAIS</b> .....	21
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	22
	<b>SEGUNDA PARTE</b> .....	26
	<b>ARTIGO 1 Evaluation of resolution of digital elevation model to use on digital soil mapping at watershed with steep slopes</b> .....	26
	<b>ARTIGO 2 Spatial distribution of soil classes and soil properties using geomorphons and knowledge-based inference in a steep watershed in Minas Gerais, Brazil</b> .....	48
	<b>ARTIGO 3 Mapeamento digital de atributos do solo para predição da vulnerabilidade ao escoamento superficial na sub-bacia hidrográfica das Posses, Minas Gerais</b> .....	81

## **PRIMEIRA PARTE**

### **1 INTRODUÇÃO**

Os atributos do solo, assim como as classes de solo são espacialmente distribuídos em um padrão previsível devido à existência de relação solo-paisagem. A relação solo-paisagem é a resposta do movimento da água sobre e por meio a paisagem, que percorre toda a topografia delineando-a e sendo responsável pela distribuição espacial dos solos e seus atributos. A relação solo-paisagem tem sido a base para o mapeamento tradicional de solo em todo o mundo, o qual é apresentado no formato de polígono sendo relacionado um valor do atributo do solo ou uma classe de solo para cada polígono. Mapas baseados em polígonos consideram que a variação espacial ocorre somente no limite entre as classes tendo cada polígono um valor uniforme (ZHU et al., 1997, 2001). Mesmo que as experiências de campo nos mostram que mudanças abruptas no solo no espaço existem, mais frequentemente percebe-se que elas são graduais e contínuas diferentemente dos mapas baseados em polígonos (ZHU et al., 2001).

Avanços no sistema de informações geográficos (SIG) nos últimos 30 anos têm possibilitado o desenvolvimento de novas técnicas que usam formato raster ao invés de polígonos. O formato raster representa a superfície em forma de uma matriz de células (pixels) organizada em linhas e colunas (grid) onde cada célula contém um valor representando a informação desejada. Mapas de solo em formato raster podem ser desenvolvidos usando técnicas de Mapeamento Digital de Solo (MDS), o qual se baseia na relação entre solos e os fatores e processos de formação do solo (clima, organismo, relevo, material de origem e tempo) de acordo com Jenny (1941), que entram nas equações do MDS

como variáveis do modelo (MENDONÇA-SANTOS et al., 2010). McBratney, Mendonça-Santos e Minasny (2003) discutem diversos métodos que têm sido usados para identificar e representar as relações entre solos e seus atributos e variáveis ambientais. Entre os métodos estão incluídos modelos lineares, árvores de classificação e regressão, modelos baseados em lógicas fuzzy, redes neurais artificiais, geoestatística entre outros.

Entre as variáveis ambientais que representam os fatores de formação do solo, o relevo tem sido o mais utilizado. Entre os motivos que fazem com o relevo seja amplamente utilizado no MDS está o fato deste apresentar alta variabilidade espacial. Por exemplo, se compararmos duas áreas contíguas, sob mesmo clima, mesma vegetação (organismos), mesmo material de origem e mesmo tempo de exposição ao intemperismo dificilmente essas duas regiões terão as mesmas características de relevo. Outro fator positivo ao uso do relevo no MDS é que as informações topográficas podem ser facilmente obtidas do modelo digital de elevação (MDE).

Os MDE são amplamente disponíveis e o sucesso e acurácia da predição dos atributos do solo são altamente dependentes da utilização do MDE adequado, o qual será utilizado para gerar os parâmetros que detalham a topografia (atributos topográficos) (CAVAZZI et al., 2013). A qualidade do MDE depende da base de dados utilizada para obter os valores de elevação, do método de estruturar os dados e da resolução espacial (tamanho do raster) do MDE (KIENZLE, 2004; MOORE; GRAYSON; LADSON, 1991; THOMPSON; BELL; BUTLER, 2001; WILSON; GALLANT, 2000). Normalmente, grids pequenos são preferíveis, mas nem sempre é a melhor escolha no MDS. O efeito da resolução pode afetar os atributos topográficos, os quais serão usados como covariáveis no MDS (KIENZLE, 2004; THOMPSON; BELL; BUTLER, 2001). Para altas resoluções (pequeno tamanho do raster) os atributos do terreno

apresentam um excesso de detalhes que pode invalidar a acurácia da predição, por outro lado, pequena resolução (grande tamanho do raster) os atributos do terreno podem apresentar apenas informações generalizadas perdendo sua capacidade preditiva (CAVAZZI et al., 2013). A resolução também irá variar de acordo com a morfologia da região. Geralmente, paisagens planas e suaves não necessitam de MDE com alta resolução, podendo resoluções muito finas introduzir artefatos locais e/ou alta capacidade computacional para gerar os atributos do terreno (HENGL, 2006).

Após a escolha adequada do MDE os atributos do terreno que irão caracterizar o relevo podem ser obtidos. Existem atributos do relevo calculados a partir do MDE usando equações diferenciais que tem mostrado boa correlação com solos podendo ser utilizados no MDS. Estes atributos do relevo também conhecidos como atributos derivativos do terreno podem ser: declividade, índice topográfico de umidade, plano e/ou perfil de curvatura, aspecto etc.. Entretanto, apesar destes atributos caracterizarem a paisagem eles não a descrevem em classes de acordo com a posição topográfica, o que pode ser crucial na definição das relações solo-paisagem, uma vez que a maioria dos solos ocorre em posições específicas da paisagem em função do caminho percorrido pela água. Como complemento a análise do relevo Jasiewicz e Stepinski (2013) desenvolveram uma nova técnica de classificação da paisagem a partir o MDE que divide a topografia em classes de acordo com a posição. Esta técnica é chamada Geomorphons e assim como os atributos derivados do terreno ela também se baseia no MDE, porem utiliza uma estrutura mais simples de dados com baixo esforço computacional.

Dessa forma, o estudo do MDS tem crescido e tem se tornado muito importante para o planejamento de atividades de uso da terra com maior precisão, menor esforço amostral e maior rapidez como a avaliação da

fertilidade do solo, capacidade de armazenamento de água, planejamento das atividades de agricultura, riscos de erosão e manejo dos recursos naturais.

Considerando a necessidade de mapas cada vez mais precisos e a dificuldade de amostragem do solo para o planejamento das práticas de manejo do solo em bacias hidrográficas este estudo foi desenvolvido baseado nas seguintes hipóteses: maior resolução espacial do MDE não é sempre a melhor opção para ser usado no MDS e a paisagem está intimamente relacionada com a ocorrência dos solos e seus atributos em áreas de relevo declivoso. Com base nestas hipóteses foram definidos os seguintes objetivos: avaliar diferentes resoluções do MDE para prever atributos do solo usando técnicas de MDS, avaliar o uso da classificação do relevo com base no geomorphons combinado com técnicas de MDS para prever atributos do solo e por último aplicar essas técnicas de MDS na predição da vulnerabilidade ao escoamento superficial para a sub-bacia hidrográfica das Posses, Extrema, MG.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1 Mapeamento digital de atributos e classes do solo**

O mapeamento digital de solo (MDS) tem sido bastante estudado nos últimos anos por permitir que os solos e seus atributos sejam mapeados de forma contínua por meio de modelos raster. O MDS leva em consideração a existência de variação dentro da classe de solo em oposição ao mapeamento tradicional de solo que considera que os solos variam apenas nas bordas entre uma classe e outra. As técnicas de MDS se baseiam na relação entre solos e os fatores e processos de formação do solo (clima, organismo, relevo, material de origem e tempo) de acordo com Jenny (1941), que entram nas equações do MDS como covariáveis (MENDONÇA-SANTOS et al., 2010). McBratney, Mendonça-Santos e Minasny (2003) apresentam vários métodos que têm sido utilizados na tentativa de captar a variabilidade dos solos e seus atributos com maior precisão, incluindo modelos lineares, classificação e árvores de regressão, lógicas fuzzy, redes neurais e geoestatística.

Entre os modelos que são bastante estudados e merecem destaque temos a geoestatística que permite mapear os atributos do solo baseado na correlação entre dois pontos dependentes espacialmente. A geoestatística é aplicada nos modelos de krigagem para mapear a variabilidade espacial do atributo de interesse. Existem mais de um tipo de krigagem, mas a mais comum e simples é a krigagem ordinária que utiliza somente os valores medidos da variável como dados de entrada, sendo mais bem aplicada quando se tem uma extensa base de dados. Para solucionar o problema do tamanho da amostragem na krigagem ordinária tem se híbridos de krigagem que associam covariáveis com a variável de interesse para krigar determinada variável quando se tem uma base de dados



escassa. Um híbrido que tem mostrado bons resultados é a krigagem aliado à regressão múltipla (regressionkriging), que interpola os dados baseada na observação e também na regressão entre a variável e covariáveis (HENGL; HEUVELINK; STEIN, 2004; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995). Muitos estudos têm demonstrado que a krigagem com regressão tem apresentando melhor desempenho que a krigagem ordinária, a cokrigagem e a regressão múltipla (HERBST; DIEKKRÜ; VEREECKEN, 2006; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995; SUMFLETH; DUTTMANN, 2008; ZHU; LIN, 2010).

Outra abordagem que tem sido utilizada para mapeamento de solos e predição de seus atributos e que tem apresentado bom desempenho são as lógicas fuzzy (MENEZES, 2011; ZHU; BAND, 1994; ZHU et al., 1997, 2001; ZHU; LIN, 2010). Esta técnica tem a vantagem de utilizar uma amostragem de solos pequena incorporando a relação solo-paisagem e o conhecimento de especialistas na modelagem ao invés de usar simplesmente técnicas estatísticas. Este método baseia-se na premissa que o conhecimento do especialista em solo e o entendimento das relações solo-paisagem atuam como um modelo mental que pode prever classes e propriedades do solo (ASHTEKAR; OWENS, 2013).

### **2.1.1 Covariáveis**

As covariáveis utilizadas no MDS são aquelas relacionadas aos fatores de formação do solo (clima, organismos, relevo, material de origem e tempo). Para áreas pequenas como sub-bacias hidrográficas que apresentem mesmas características de clima, vegetação, material de origem e expostas ao mesmo tempo ao intemperismo somente o relevo irá variar. Diversos estudos têm mostrado bons resultados nas predições das classes e atributos do solo usando o

relevo no MDS. O relevo é representado no MDS por meio dos atributos topográficos que são definidos a partir de um modelo digital de elevação (MDE). Portanto, para o sucesso das predições é necessário que o MDE seja capaz de representar o relevo o mais próximo possível da realidade.

A qualidade do MDE depende do conjunto de dados (curvas de nível originadas de mapas topográficos, pontos de elevação, dados de imagens de satélite ou aerofotografia ou radar) para obter os valores de elevação, do método de estruturar estes dados (grids regulares, rede triangular irregular e contornos) e a resolução espacial (tamanho do pixel ou raster) (KIENZLE, 2004; MOORE; GRAYSON; LADSON, 1991; THOMPSON; BELL; BUTLER, 2001; WILSON; GALLANT, 2000).

Normalmente, grids pequenos são preferíveis, mas nem sempre é a melhor escolha no MDS. O efeito da resolução pode afetar os atributos topográficos, os quais serão usados como covariáveis no MDS (KIENZLE, 2004; THOMPSON; BELL; BUTLER, 2001). Para altas resoluções (pequeno tamanho do raster) os atributos do terreno apresentam um excesso de detalhes que pode invalidar a acurácia da predição, por outro lado, pequena resolução (grande tamanho do raster) os atributos do terreno podem apresentar apenas informações generalizadas perdendo sua capacidade preditiva (CAVAZZI et al., 2013). A resolução também irá variar de acordo com a morfologia da região. Geralmente, paisagens planas e suaves não necessitam de MDE com alta resolução, podendo resoluções muito finas introduzir artefatos locais e/ou alta capacidade computacional para gerar os atributos do terreno (HENGL, 2006).

Após definição do MDE adequado para cada região é o momento de definir os atributos do terreno que serão as covariáveis no MDS. Os atributos do terreno têm mostrado bom desempenho quando aplicados como covariáveis na predição de atributos do solo (BOER; DEL BARRIO; PUIGDEFÁBRES, 1996;

MOORE et al., 1993; MOTAGHIAN; MOHAMMADI, 2011; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995; WINZELER et al., 2008). Existem diversos atributos do terreno que podem ser usados no MDS e a definição de quais a serem usados como covariáveis deve ser de acordo com a característica de cada região.

Os atributos do terreno podem ser agrupados em duas categorias: primários e secundários. Os primários são calculados diretamente do MDE e incluem variáveis como; elevação, declividade, plano e perfil de curvatura, área de contribuição entre outros. Os secundários envolvem combinações de atributos primários e podem ser usados para caracterizar a variabilidade espacial de determinado processo que ocorre na paisagem e um exemplo de atributo secundário é o índice topográfico de umidade (MOORE et al., 1993). Estes atributos derivados de geometria diferencial são determinados aplicando diferença finitas nos nós interiores do grid movendo de 3 em 3 umidade (MOORE et al., 1993). Por ser dependente do grid, o tamanho do grid irá influenciar a acurácia destes atributos, além do mais será necessário um grande esforço computacional para calcular os valores em cada nó para todos os grids.

Como complemento aos atributos topográficos derivados do MDE por geometria diferencial, Jasiewicz e Stepinski (2013) desenvolveram um novo método chamado geomorphons que é capaz de definir classes da paisagem como, por exemplo: topo, ombro, várzea, encosta, depressão, entre outros. Os geomorphons são determinados a partir do MDE, porém não utiliza geometria diferencial. O método de cálculo é baseado no reconhecimento de padrões usando o conceito de padrões locais ternários (local ternary patterns - LTP) (LIAO, 2010) para definir as classes de relevo com baixo custo computacional. Uma vantagem deste método é que ao invés de usar um tamanho fixo de vizinhos para coletar os valores de elevação para determinar o LTP,

geomorphons usa vizinhos com tamanho e formato que se auto adaptam à topografia local utilizando o princípio da linha de visada (LEE, 1991; NAGY, 1994; YOKOYAMA; SHIRASAWA; PIKE, 2002). Além do mais, por não requerer muito esforço computacional este método tem a vantagem de ser facilmente aplicado a MDE com altas resoluções.

## **2.2 Vulnerabilidade ao escoamento superficial**

A identificação de zonas úmidas, em uma bacia hidrográfica, permite conhecer regiões mais ou menos propícias ao escoamento superficial, assim como áreas de maior ou menor potencial de recarga de água. O escoamento superficial inicia com a saturação do solo, o qual não permite que a água continue infiltrando e assim, o excedente escoar sobre a superfície do solo causando desagregação e transporte de partículas. O volume de escoamento determina o poder erosivo e depende da quantidade de chuva precipitada, da capacidade de infiltração do solo e da capacidade de retenção do fluxo de água na superfície do solo (DUNE; LEOPOLD, 1978). A capacidade de infiltração de água no solo é vista como processo integrador das características intrínsecas do mesmo, modificadas pelo sistema de uso e de manejo.

O escoamento superficial pode ser obtido utilizando índices de umidade que descrevem matematicamente a distribuição espacial desse processo na paisagem. Existem índices de umidade como o índice topográfico de umidade criado por Beven e Kirkby (1979) que descrevem o padrão de umidade do solo na bacia hidrográfica baseado unicamente na topografia sem considerar as características do solo. Esses índices são úteis quando se pretende identificar topograficamente o caminho percorrido pela água na superfície do solo, mas não podem ser usados para avaliar a capacidade de infiltração de água no solo e

escoamento superficial. Neste sentido, existem outros índices que utilizam informações dos solos e que permitem determinar aonde é mais propício ao escoamento superficial. Este é o caso do índice de umidade desenvolvido por O'Loughlin (1986), o qual se baseia em informações topográficas como a área de contribuição a montante e a declividade do terreno além de informações a respeito da percolação de água no perfil do solo (transmissividade do solo) para determinar o padrão de saturação do solo dentro de uma bacia hidrográfica permitindo prever as áreas mais vulneráveis ao escoamento superficial. Este índice considera que o fluxo infiltra até um plano de mais baixa condutividade, em geral o contato solo-rocha, seguindo então um caminho determinado pela topografia (OLIVEIRA, 2011). Dessa forma, a topografia, assim como os atributos do solo, desempenha importante papel na modelagem do índice de umidade para a bacia hidrográfica necessitando de uma base de dados acurada capaz de descrever o padrão espacial dos dados de entrada no modelo.

### **3 CONSIDERAÇÕES GERAIS**

Altas resoluções de modelos digitais de elevação (MDE) nem sempre são necessárias para uso no mapeamento digital de classes e atributos do solo. A resolução deve ser suficiente para captar a variabilidade espacial desejada sem interferir na predição da variável de interesse.

Incorporar a posição na paisagem, para captar a variabilidade das classes e atributos do solo em sub-bacias hidrográficas, as técnicas de MDS que utilizam o conhecimento de um profissional de solos melhora as predições.

O MDS permitiu determinar a variabilidade dos atributos do solo auxiliando no planejamento de uso do solo em sub-bacias como no cálculo da vulnerabilidade do escoamento superficial e erosão hídrica.

## REFERÊNCIAS

ASHTEKAR, J. M.; OWENS, P. R. Remembering knowledge: an expert knowledge based approach to digital soil mapping. **Soil Horizons**, v. 54, n. 5, p. 1-6, Sep. 2013. DOI: 10.2136/sh13-01-0007.

BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. **Hydrological Sciences Bulletin**, London, v. 24, n. 1, p. 43-69, Mar. 1979.

BOER, M.; DEL BARRIO, G.; PUIGDEFÁBRES, J. Mapping soil depth classes in dry Mediterranean areas using terrain attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, Amsterdam, v. 72, n. 1/2, p. 99-118, July 1996.

CAVAZZI, S. et al. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping? **Geoderma**, Amsterdam, v. 195/196, n. 1/2, p. 111-121, Mar. 2013.

DUNNE, T.; LEOPOLD, L. B. **Water in environment planning**. São Francisco: Freeman, 1978. 818 p.

HENGL, T. Finding the right pixel size. **Computers & Geosciences**, New York, v. 32, n. 9, p. 1283-1298, Nov. 2006.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.; STEIN, A. A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. **Geoderma**, Amsterdam, v. 122, n. 1/2, p. 75-93, May 2004.

HERBST, M.; DIEKKRÜ, B.; VEREECKEN, H. Geostatistical co-regionalization of soil hydraulic properties in a micro-scale catchment using terrain attributes. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 1/2, p. 206-221, May 2006.

JASIEWICZ, J.; STEPINSKI, T. F. Geomorphons - a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. **Geomorphology**, Amsterdam, v. 182, n. 1, p. 147-156, Jan. 2013.

JENNY, H. **Factors of soil formation**. New York: McGraw-Hill, 1941. 109 p.

KIENZLE, S. The effect of DEM raster resolution on first order, second order and compound terrain derivatives. **Transactions in GIS**, Cambridge, v. 8, n. 1, p. 83-111, Jan. 2004.

LEE, J. Analyses of visibility sites on topographic surfaces. **International Journal of Geographical Information Systems**, London, v. 5, n. 4, p. 413-429, Jan. 1991.

LIAO, W-H. Region description using extended local ternary patterns. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 20., 2010, Istanbul. **Anais...** Istanbul: IEEE, 2010. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5595845>>. Acesso em: 21 maio 2013.

McBRATNEY, A.; MENDONÇA SANTOS, M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, n. 1/2, p. 3-52, Nov. 2003.

MENDONÇA-SANTOS, M. L. et al. Digital soil mapping of topsoil organic carbon content of Rio de Janeiro state, Brazil. In: BOETTINGER J. L. et al. (Ed.). **Digital soil mapping: bridging research, environmental application, and operation**. London: Springer, 2010. p. 255-265.

MENEZES, M. D. **Levantamento pedológico de hortos florestais e mapeamento digital de atributos físicos do solo para estudos hidrológicos**. 2011. 225 p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2011.



MOORE, I. D. et al. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 57, n. 2, p. 443-452, Mar./Apr. 1993.

MOORE, I. D.; GRAYSON, R.; LADSON, A. Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. **Hydrological Processes**, London, v. 5, n. 1, p. 3-30, Jan./Mar. 1991.

MOTAGHIAN, H. R.; MOHAMMADI, J. Spatial estimation of saturated hydraulic conductivity from terrain attributes using Regression, Kriging, and Artificial Neural Networks. **Pedosphere**, London, v. 21, n. 2, p. 170-177, Apr. 2011.

NAGY, G. Terrain visibility. **Computers and Graphics**, Amsterdam, v. 18, n. 6, p. 763-773, Sept./ Oct. 1994.

O'LOUGHLIN, E. M. Prediction of surface saturation zones in natural catchments by topographic analysis. **Water Resources Research**, Washington, v. 22, n. 5, p. 794-804, May 1986.

ODEH, I.; McBRATNEY, A.; CHITTLEBOROUGH, D. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, Amsterdam, v. 67, n. 1, p. 215-226, Aug. 1995.

OLIVEIRA, A. H. **Erosão hídrica e seus componentes na sub-bacia hidrográfica do Horto Florestal Terra Dura, Eldorado do Sul (RS)**. 2011. 181 p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2011.

SUMFLETH, K.; DUTTMANN, R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscape using terrain data and satellite information as indicators. **Ecological Indicators**, London, v. 8, n. 5, p. 485-501, Sept. 2008.

THOMPSON, J. A.; BELL, J. C.; BUTLER, C. A. Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. **Geoderma**, Amsterdam, v. 100, n. 1-2, p. 67–89, Mar. 2001.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Digital terrain analysis. In: \_\_\_\_\_. (Ed.). **Terrain analysis: principles and applications**. New York: J. Wiley and Sons, 2000. p. 1-28.

WINZELER, H. E. et al. Potassium fertility and terrain attributes in a Fragiudalf drainage catena. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 72, n. 5, p. 1311-1320, Sept./ Oct. 2008.

YOKOYAMA, R.; SHIRASAWA, M.; PIKE, R. Visualizing topography by openness: a new application of image processing to digital elevation models. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Maryland, v. 68, n. 3, p. 257–265, Mar. 2002.

ZHU, A. X. et al. Derivation of soil properties using a Soil Land Inference Model (SoLIM). **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 61, n. 2, p. 523-533, Mar./Apr. 1997.

ZHU, A-X. et al. Soil mapping using gis, expert knowledge, and fuzzy logic. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, n. 5, p. 1463-1472, Sept. 2001.

ZHU, A-X.; BAND, L. A knowledge-based approach to data integration for soil mapping. **Canadian Journal of Remote Sensing**, Ottawa, v. 20, n. 4, p. 408-418, Dec. 1994.

ZHU, Q.; LIN, H. S. Comparing ordinary kriging and regression kriging for soil properties in contrasting landscapes. **Pedosphere**, London, v. 20, n. 5, p. 594-606, Oct. 2010.

**SEGUNDA PARTE****ARTIGO 1**

**Normas da Revista Brasileira de Ciência do Solo (versão submetida,  
sujeita a modificações)**

**EVALUATION OF RESOLUTION OF DIGITAL ELEVATION  
MODEL TO USE ON DIGITAL SOIL MAPPING AT  
WATERSHED WITH STEEP SLOPES<sup>1</sup>**

**SUMMARY**

**Relief, or topography, has been the most successful environmental variable used in Digital Soil Mapping (DSM) for the prediction of soil properties. This is because the development and differentiation of soil and its properties are controlled by water movement and redistribution through and over the landscape. Moreover, relief has the advantage of being easily represented by topographic attributes, derived from digital elevation models (DEM). Normally, finer grid resolutions of DEM are desired, but not always is the best choice in DSM. Simple and smooth landscape might not need a fine resolution DEM and moreover very fine resolution might introduce local artifacts or slow down computation of terrain parameters. The objective of this study was to assess the ability of different resolutions of DEMs developed from contour lines to predict soil properties using DSM techniques in steeply sloping watershed. DEMs with resolutions of 5 m, 10 m, 15 m, 25 m, and 50 m were created from contour lines and evaluated through direct comparison of the original data base**

---

<sup>1</sup>Part of the Ph.D thesis of the first author, submitted on Soil Science Department at Federal University of Lavras - UFLA. Research supported by CNPq, Brazilian National Council for Scientific and Technological Development - Brazil.

(contour lines) with the DEM predictions, and indirectly through DEM derived terrain attributes (plan and profile curvature, slope, and wetness index) and the ability of using these derivatives, in combination with DSM, to predict soil properties. All resolutions presented similar results when they were compared with the original elevations data and when terrain attributes were derived, except for 50m and wetness index. However, when soil properties were predicted the finest and coarser resolution showed the worse performance and 10m had the best precision revealing to be the most stable and appropriate resolution to use on DSM for this watershed.

**Index terms:** Contour lines. Topographic attributes. Soil property.

**RESUMO:** AVALIAÇÃO DA RESOLUÇÃO DO MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO PARA SER USADO NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLO EM SUB-BACIA DECLIVOSA.

*Relevo ou topografia tem sido a variável ambiental mais usada no mapeamento digital de solo (MDS) para a predição de atributos do solo. Isto ocorre porque o desenvolvimento e diferenciação dos solos e seus atributos são controlados pelo movimento e redistribuição da água por meio e sobre a paisagem. Além do mais, o relevo tem a vantagem de ser facilmente representado por atributos topográficos derivados de modelos digitais de elevação (MDE). Normalmente, altas resoluções de MDE são preferíveis, mas nem sempre é a melhor escolha no MDS. Suaves e simples paisagens podem não necessitar de altas resoluções e também podem introduzir artefatos locais ou demorar computacionalmente para derivar os atributos topográficos. O objetivo com este estudo foi avaliar a habilidade de diferentes resoluções de MDE, desenvolvidos a partir de curvas de nível, predizer propriedades do solo usando técnicas de MDS*

*em sub-bacia hidrográfica de relevo declivoso. MDEs com resoluções de 5 m, 10 m, 15 m, 25 m e 50 m foram criados a partir de curvas de nível e avaliados diretamente pela comparação da base de dados original (curvas de nível) com os MDEs gerados, e indiretamente por meio dos atributos topográficos (plano e perfil de curvatura, declividade e índice topográfico de umidade) e da habilidade destes atributos combinados com MDS de prever atributos do solo. Todas as resoluções apresentaram resultados parecidos quando comparados às curvas de nível originais e quando os atributos topográficos foram gerados, exceto para a resolução de 50m e para o índice topográfico de umidade. Entretanto, quando os atributos do solo foram preditos, a menor e a maior resolução testada mostraram o pior desempenho e a resolução de 10 m teve a melhor precisão revelando ser a mais estável e apropriada resolução para ser usada no MDS nesta sub-bacia.*

Termos de indexação: Curvas de nível. Atributos topográficos. Atributos do solo.

### **Introduction**

Analysis and prediction of the spatial distribution, and dynamics of soil properties are important elements in sustainable land management (Florinsky et al., 2002). However, sampling soil properties across the landscape is difficult, time consuming, and expensive. For these reasons, soils are generally mapped as classes and their properties determined with limited sampling of each soil class. The use of traditional soil class

polygon maps to define soil properties is insufficient in that soil polygons fail to express the spatial variation of soil properties within the polygon class, instead expressing soil properties as discontinuous class averages (Moore et al., 1993; Zhu et al., 1997, 2001).

Advances in geographic information systems (GIS) over the past 30 years has spurred the advent of new digital soil mapping (DSM) techniques taking advantage of raster, or gridded, datasets instead of traditional polygons. Raster is a matrix of cells (or pixels) organized into rows and columns (or a grid) where each cell contains a value representing information (ESRI, 2009). These raster based techniques on DSM are based on the relationships between soils and the factors and processes of soil formation (clime, organisms, relief, parent material, and time - CLORPT) according Jenny (1941), that enter in the equations as predictor variables (Mendonça-Santos et al., 2010). Many soil scientists have studied DSM techniques to improve the predictive spatial variability of soils properties for a variety of regions in the world according there unique environmental characteristics. McBratney et al. (2003) discussed various methods that have been used to identify relationships between soil properties and environmental variables including linear models, classification and regression trees, fuzzy membership models, neural networks, and geostatistics. However, the quality of soil information produced using DSM depends on the accuracy of input environmental variables and development of the model itself. Relief has been the environmental variable most used in DSM. The reasoning is that the development of soils occurs in response to the way the water moves

through and over the landscape (Moore et al., 1993). Moreover, relief has the advantage of being represented by topographic attributes such as slope, specific catchment area, aspect, plan and profile curvature etc., which are derived easily from digital elevation models (DEM).

DEMs are widely available and the success and accuracy of the prediction of soil properties are highly dependent on finding the most suitable DEM from which surface parameters are derived (Cavazzi et al., 2013). Quality of the DEM depends on the data set (contour lines from topographic maps, elevation points, photogrammetric analysis from aerial photography/satellite data, or radar) used to obtain elevation values, the methods to structure these data set (regular grids, triangulated irregular networks, and contours), and the spatial resolution (grid size) or the resulting DEM ( Moore et al., 1991; Wilson & Gallant, 2000; Thompson et al., 2001; Kienzle, 2004). Most of the currently available digital elevation data sets are the product of photogrammetric data structured in regular grids (Moore et al., 1991). Oliveira et al. (2012) found the best results for regular grids, instead of triangulated irregular networks (TIN), developed from contour lines. Other studies have appointed regular grids as better predictors than TINs (Baena et al., 2004; Medeiros et al., 2009; Chagas & Filho, 2010).

However, even when the data set and method to compute the DEM are excellent, the issue of defining the best grid resolution arises. Normally, finer grid resolutions, smaller cell sizes, of DEMs are desired, but not always is the best choice in DSM (Cavazzi et al., 2013). The reasoning to choose finer resolutions is based on the idea of the coarser grids will

decrease the detail of information and vice versa. However, resolution affects the derivation of terrain attributes used to define relationship and build models in DSM (Thompson et al., 2001; Kienzle, 2004). At finer resolutions (smaller grid size), terrain attributes may hold an excess of detail that invalidate the accuracy of the prediction, while on the other hand, at coarser resolutions (larger grid size) terrain attributes show only generalized properties of the land surface, losing their predictive capacity (Cavazzi et al., 2013). Also, the morphology of the area may exaggerate the effects of resolution. Generally, smooth and less variable landscapes may not benefit from the use of fine resolution DEMs and, if the fine grid resolution is too fine, its' use could introduce local artifacts or excessively slow down computation of terrain parameters (Hengl, 2006). Cavazzi et al. (2013) found best predictive performance at very fine resolutions as well as very coarse resolutions. The main differences appointed by these authors relate to the morphology of the study areas. In flat homogenous areas, coarse scales had the best performance, while fine scales were better for steep areas.

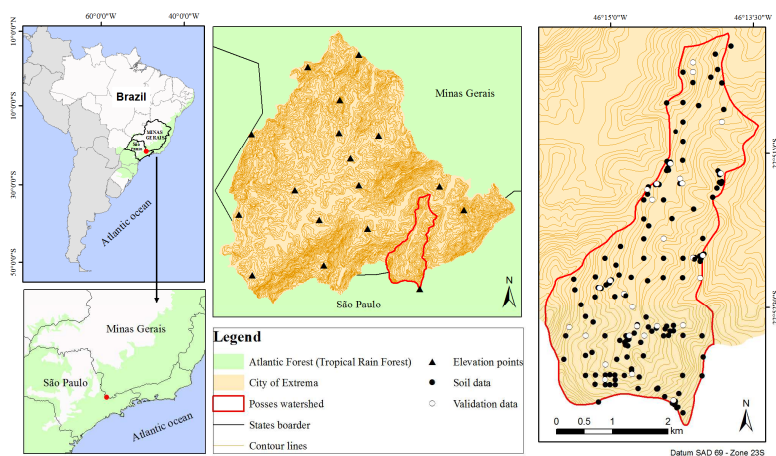
Considering the high variability of soil properties in watersheds with steep slopes and the necessity of accurate soil maps for planning and land use management, the accuracy and resolution of DEMs being used for digital mapping purposes becomes very important. Assuming the hypothesis that the smallest resolution is not always the best option for digital soil mapping, the objective of this study was to assess different resolutions of digital elevation model (DEM) to predict soil properties using DSM techniques in a watershed with steep slopes.



## Material and methods

### Study area

The study was conducted at Posses watershed (46°14'W and 22°51'S), located in the city of Extrema, southern of Minas Gerais, Brazil, covering an area of approximately 12 km<sup>2</sup> (Figure 1). The climate of this region, according to the Köppen climate classification, is Cwb (temperate highland tropical climate with dry winters) with average temperatures ranging from 13°C to 26°C and an average annual precipitation of 1,477 mm. This watershed is located on the southern end of the Mantiqueira Mountains Range and has an elevation ranging from 980m to 1,460m. The topography at Posses watershed is characterized by steep slopes.



**Figure 1.** Study area location, contour lines, elevation points, and soil sample distribution.

The dominant soils classes classified according to Brazilian Soil Classification System (EMBRAPA, 2006) are Red-Yellow Argisol (PVA), Humic Cambisol (CH), Haplic Cambisol (CX), Lithic Neosol (RL), and Fluvic Neosol (RY) developed from gneiss-granite.

### **Digital elevation models**

The data base used to develop and to evaluate the digital elevation models (DEM) were elevation points (control points) and digitized contour lines both from topographic maps with 1:50,000 scale and 20m contour intervals (IBGE, 1973). The contour lines were used to create the DEM and elevation points were used to verify statistically the accuracy of DEMs. Five square grid DEMs, with resolutions of 5 m, 10 m, 15 m, 25 m, and 50 m, were generated using Topo To Raster command in ArcGIS 9.3 (ESRI, 2009) which incorporates the version 4.6.3. of ANUDEM (Australian National University Digital Elevation Model) developed by Hutchinson (1989). ANUDEM has been designed to produce accurate DEMs with realistic drainage properties (Kienzle, 2004). It calculates ridge and streamlines from contour lines and incorporates a drainage enforcement algorithm that automatically removes sinks in the fitted elevation surface (Hutchinson 1989). Sinks are pixels for which the neighbors are all higher, so that flow is not propagated downslope and their presence will cause discontinuities in the channel network (Wise, 2000).

All DEMs were developed for the entire City of Extrema and clipped to the Posses watershed.

### **Assessment of DEM resolutions**

Accuracy assessment of the various DEM resolutions was done in five steps, divided into direct and indirect assessments. Direct assessment of DEMs involved the direct comparison of the generated DEMs with the original data base (contour lines used to generate the DEMs and elevation points). Indirect assessment explored the terrain attributes derived from the DEMs and the application of these derivatives to predict soil properties using digital soil mapping techniques.

#### Direct

1) Presence of sinks: The presence of sinks was verified at all resolutions studied and a sink removal algorithm was used for further analysis. Then, all DEMs were filled using the FILL procedure in ArcGIS 9.3 (ESRI, 2009).

2) Accuracy of DEM: DEM precision was evaluated by root mean square error (RMSE) using elevation points (control points). Due to the small number of points that fell inside the Posses watershed (Figure 1) the RMSE was calculated for all City of Extrema using the following equation:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z^* - z)^2}{n}}$$

Where:  $z^*$  is the predicted value,  $z$  is the validation point value, and  $n$  is the number of validation points.

3) Derived elevation contours: Contour lines from each DEM resolution were derived with the same distance between contours that the original contours. Then, for each resolution, contours lines were derived from each DEM resolution using ArcGIS 9.3 (ESRI, 2009) and compared one by one with the original contours in a subarea with 2 x 2 km to verify if these contours coincide and if there are existence of interpolation errors according Wilson & Gallant (2000).

#### Indirect

1) Terrain attributes: the terrain attributes (TA) plan and profile curvature, slope, and wetness index were derived from each DEM and were chosen according knowledge of the TAs ability to predict soil distribution on the landscape. To evaluate terrain attributes according grid size, cumulative frequencies for each terrain attribute were calculated.

2) Soil property prediction: Considering that terrain attributes vary with changes in raster DEM grid size and those alterations will affect the correlation between soil properties and DEM derivatives, predictions of sand, silt, and clay were developed for each DEM resolution.

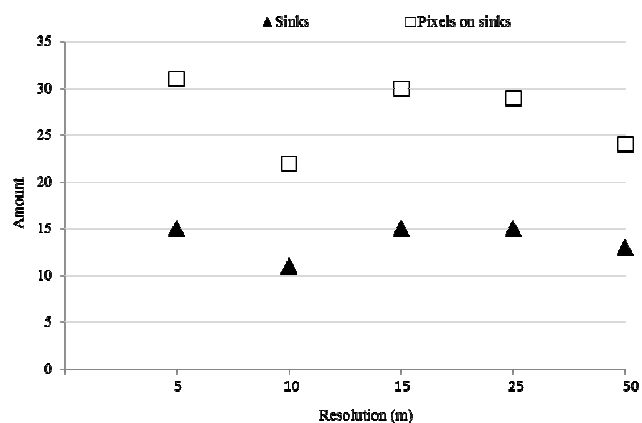
The soil data sand, silt, and clay were randomly sampled on soil surface (0-20 cm) in the whole watershed totaling 161 samples (Figure 1). The samples were split in two sets: interpolation points with 132 samples used for model development and 29 for validation.

The DSM technique used to define the covariates and to predict soil properties was stepwise multiple linear regression and the performance of the models was statistically estimated by RMSE.

### **Results and discussion**

Before start the assessment of DEM resolution, the number of sinks and the number of pixels on sinks was verified for each resolution tested (Figure 2). Even though the method used to create the DEM for this study was based on ANUDEM model that has an algorithm to remove sinks (Hutchinson, 1989), the results showed that they were not removed completely during the process of creation of DEM and all resolutions analyzed presented sinks on stream line. The best resolution in terms of both less number of sinks and less number of pixels on sinks is 10 m followed by 50m. More sinks were produced by resolutions of 5 m, 15 m, and 25 m which had the same quantities of sink. Also, 5 m, 15 m, and 25 m were the resolutions with more number of pixels on sinks. In this case, the number of pixels increased when the pixel size decreased. According Wise (2000), one reason possible to explain the presence of sinks when ANUDEM is applied is the nature of the terrain, and in particular the combination of steep slopes and flat valley which leads to the formation of depressions, especially in the boundaries between valleys and slopes. This situation is verified in Posses watershed (complex relief with steep slopes and valleys where river runs downslope) and the resolution of 10 m showed to be better to develop the DEM in this region producing less error than the other resolutions.

This procedure to verify sinks was the first step on this study. For the further steps the DEMs had sinks filled.



**Figure 2.** Amount of sinks and pixels on sinks for each resolution tested on Poses watershed.

The statistics for all DEM resolutions are showed on Table 1. In general, the grid sizes studied had statistics values close, but with slight differences. Resolutions of 5 m and 50 m created DEM with smaller elevations represented by both lower minimum and maximum values. 5 m, 10 m, and 15 m had the same and the smallest values of mean and SD, while 25 m and 50 m had higher values for these same parameters. All resolutions presented equal CV and, except 50 m, same RMSE. Minor statistics differences among the resolutions tested indicate that for this scale source (1:50,000) and data base (contour lines) has, apparently, no difference among the pixel size studied to create the DEM. These results agree with the pixel size recommended by Wilson & Gallant (2000) for DEM from fine scales data sources (1:5,000 to 1:50,000) to be applied in spatial analysis of soil properties.

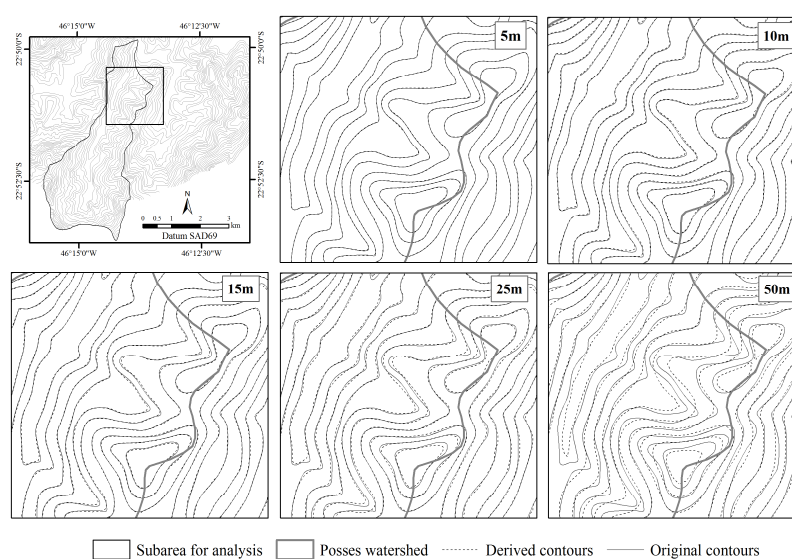
**Table 1.** Statistics of digital elevation model (DEM) created using different resolutions.

Resolution	RMSE	Minimum	Maximum	Range	Mean	SD	CV	
		-----m-----						%
5 m	15	863	1,690	828	1,092	159	15	
10 m	15	865	1,694	829	1,092	159	15	
15 m	15	866	1,694	828	1,092	159	15	
25 m	15	865	1,694	829	1,093	160	15	
50 m	16	862	1,692	830	1,094	160	15	

RMSE: root mean square error calculated between estimated and observed values of elevation; SD: standard deviation; CV: coefficient of variation; Range: maximum – minimum.

A subarea with 2 x 2 km of each DEM was examined and revealed that the larger pixel size had less concordance between original and derived contours (Figure 3). The derived contours for the pixel size of 5 m agreed so well with the original contours that we cannot distinguish one of each other. Although the correspondence between derived and original contours increases with the pixel size they are still very small for size of 10, 15, and 25 m. On the other hand, the pixel size of 50 m had worst agreement and besides to generalize the contours, it created peaks (artifacts) that do not exist on reality. Poorly quality of DEM besides affect directly the elevation values also will cause errors on terrain attributes. The generalization of the shape of the DEM with coarser

resolutions (bigger pixel size) produces lower slope gradients on steeper slopes and steeper slopes gradients on flatter slopes (Thompson et al., 2001). These errors on terrain derivatives are not desired on soil mapping because they will cause erroneous predictions.



**Figure 3.**Original contours and derived contours for each resolution in the subarea (2 x 2 km) for analysis at Extrema, Minas Gerais, Brazil.

The cumulative frequencies distributions for slope, wetness index (WI), plan (PLAN) and profile (PROF) curvatures are showed on Figure 4. All terrain attributes showed small differences for resolutions of 5 m, 10 m, and 15 m, which were more pronounced for slope and WI and almost imperceptible for PLAN and PROF. The biggest alterations happened from resolution of 15 m towards 50 m.

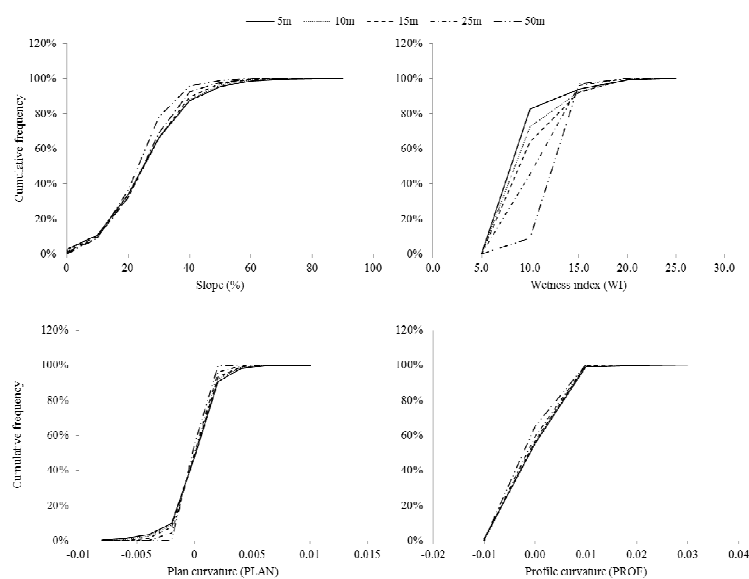


WI was the terrain attribute more affected by resolution. Decreasing the resolution, the WI values increased and huge shifts appeared on pixel size of 25 m and 50 m. The results indicate that for low resolutions WI will be overestimated because larger grid sizes tend to smooth landscapes increasing the drainage paths and decreasing the peaks. In Poses watershed due its steep landscape is more common find peaks than flat areas and for this reason WI values should be smaller. Kienzle (2004); Zhang & Montgomery (1994) reported high influence of grid size on WI that increased when pixel size increased. WI is an important covariate on soil science because it reflects the way of water moves over the surface influenced by landscape affecting the soil properties distribution.

In general, the pattern for slope was larger grid cell size derived smaller slope values and this tendency was more affected by 25 m and 50 m of grid size. As seen for WI this trend reflects the effect of large grid sizes on smooth the relief. Slope of a grid cell represents an average slope for the area covered by the pixel increasing DEM grid should result in decreasing ability to resolve the slope topography characteristics of steeper and more dissected topography (Zhang & Montgomery, 1994).

PLAN and PROF were the terrain derivatives that revealed smaller influence of resolution. Both attributes showed slight differences among the resolutions tested and in general they became smaller with grid cell sizes above 25 m. According Kienzle (2004) the impact of underestimating plan or profile curvatures is to underestimate dispersion and convergence areas. The divergence and convergence flow are

strongly related with the landscape shape, which will affect the distribution of soils and soil properties.



**Figure 4.** Effect of DEM resolution on slope, wetness index (WI), plan curvature (PLAN), and profile curvature (PROF).

For all resolutions studied, terrain attributes and elevation were assessed by stepwise multiple linear regressions to define the best covariates to map sand, silt, and clay for Posses watershed. Sand and silt had, among all resolutions tested, the same attributes selected by stepwise and clay showed differences for resolutions of 15 m and 25 m (Table 2). On the other hand,  $R^2$  had not the same value among the tested resolutions even when the attribute used was the same. Both, the highest

and smallest resolution presented the worst  $R^2$  values for sand, silt, and clay. The best  $R^2$  value for all soil properties studied was the resolution of 10 m. However, the  $R^2$  values were low due the high variability of soils in this watershed with complex slopes and only sand and clay revealed significant linear correlation between covariates and soil properties.

Mapping sand and clay for Poses watershed the resolution of 50 m and 10 m demonstrated the worst and the best precision, respectively (Table 2). Once again 5 m did not show good performance reinforcing that the desired quality of DEM depends on its application and finest resolution is not always the best choice in DSM which agree with Thompson et al. (2001) that suggests that higher-resolution DEM may not be necessary for generating useful soil-landscape models.

**Table 2.** Summary of results of models developed by stepwise linear multiple regression and precision (RMSE) of prediction for sand, silt, and clay using a training data set (n=132) for five different resolutions of DEM raster.

Soil property	Resolution (m)	Attributes selected	R <sup>2</sup>	t <sub>statistic</sub> *	RMSE (dag kg <sup>-1</sup> )
Sand	5	WI, elevation	30	3.713	11.51
	10	WI, elevation	33	4.139	10.83
	15	WI, elevation	32	3.898	11.55
	25	WI, elevation	33	4.107	11.17
	50	WI, elevation	24	2.905	11.85
Silt	5	WI	5	0.627	-
	10	WI	6	0.728	-
	15	WI	5	0.617	-
	25	WI	6	0.759	-
	50	WI	4	0.456	-
Clay	5	WI, elevation, slope	32	4.002	8.47
	10	WI, elevation, slope	35	4.329	8.13
	15	WI, elevation	33	4.042	8.25
	25	WI, elevation	32	3.956	8.25
	50	WI, elevation, slope	26	3.137	8.66

If  $t_{\text{statistic}} < t_{\text{critical}}$ : Accept  $H_0$ ;  $t_{\text{critical}}$ : 1.977;  $H_0$ : There is no linear relationship between soil property and environmental variables.

\*Significant at the 0.05 level; WI: wetness index.

### Conclusions

1. Different grid sizes of DEM were assessed and applied to verify the effect of resolution on soil properties prediction. The characteristics of steep slopes on study area affected the DEM model and not desired sinks were created by the DEM on stream line for all resolutions analyzed. In

this case, the finest resolution was responsible for greater number of sinks and pixels on sinks and the coarser resolution not only was better than 10 m of grid size. On the other hand, when sinks were filled, all resolutions revealed, statistically and visually, the same pattern, except for 50 m. The resolution of 50 m had both the worst precision and contours derived besides formation of artifacts.

2. The effect of grid cell size on terrain derivatives were further investigated by cumulative frequencies and all resolutions demonstrated slight shifts except for 50 m and WI. WI had a tendency different for the others terrain attributes revealing that this attribute is more sensible to DEM resolution in steep landscapes. When terrain attributes and DEM were applied on digital soil mapping to predict soil properties they revealed that the finest resolution does not improve the prediction. Otherwise, the small pixel size together with coarser resolution showed worse precision.

3. In general, among all resolutions tested the grid size of 10 m revealed to be the most stable and appropriate to use on DSM for this watershed. It was capable to delineate relief features and soil properties with better precision. The knowledge about the effects of resolution of input variables on DSM is very important and proved that the smallest resolution should not be considered always the best choice.

### **Acknowledgements**

The authors would like to thank the Brazilian Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel – CAPES, the Brazilian

National Council for Scientific and Technological Development – CNPq (Process nº471522/2012-0 and 201987/2012-0), and Minas Gerais State Research Foundation – FAPEMIG (Process nº CAG-APQ-01423-11 and CAG-PPM-00422-13) for funding, as well as municipal government of City of Extrema (MG) on behalf of Director of Department of environment Paulo Henrique Pereira to support the data collection.

### References

- BAENA, L. G. N., SILVA, D. D. DA, PRUSKI, F. F. & CALIJURI, M. L. Regionalização de vazões com base em modelo digital de elevação para a bacia do Rio Paraíba do Sul. *Eng. Agríc.*, 24:612–624, 2004.
- CAVAZZI, S., CORSTANJE, R., MAYR, T., HANNAM, J. & FEALY, R. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping? *Geoderma*, 195-196:111–121, 2013.
- CHAGAS, C. & FILHO, E. F. Avaliação de modelos digitais de elevação para aplicação em um mapeamento digital de solos. *Rev. Bras. Eng. Agríc. Ambient.*, 21:218–226, 2010.
- ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE – ESRI. ArcGIS Professional GIS for the desktop, version 9.3. Redlands, 2009. CD ROM.
- FLORINSKY, I., EILERS, R. ., MANNING, G. & FULLER, L. Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environ. Modell. Softw.*, 17:295–311, 2002.
- HENGL, T. Finding the right pixel size. *Comput. Sci. Eng.*, 32:1283–1298, 2006.
- HUTCHINSON, M. F. A new procedure for gridding elevation and stream line data with automatic removal of spurious pits. *J. Hydrol.*, 106:211–232, 1989.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Carta do Brasil. Rio de Janeiro, 1973. 1 mapa. Escala: 1:50000.
- JENNY, H. Factors of soil formation. New York, McGraw-Hill, 1941. 109p.

- KIENZLE, S. The Effect of DEM Raster Resolution on First Order, Second Order and Compound Terrain Derivatives. *Trans. GIS*, 8:83–111, 2004.
- MCBRATNEY, A., MENDONÇA-SANTOS, M. & MINASNY, B. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117:3–52, 2003.
- MEDEIROS, L. C., FERREIRA, N. C. & FERREIRA, L. G. Assessment of Digital Elevation Models for Automated Watersheds Delimitation. *Rev. Bras. Cart.*, 61:137–151, 2009.
- MENDONÇA-SANTOS, M. L., DART, R. O., SANTOS, H. G., COELHO, M. R., BERBARA, R. L. L. & LUMBRERAS, J. F. Digital Soil Mapping of Topsoil Organic Carbon Content of Rio de Janeiro State, Brazil. In: BOETTINGER, J. L. et al., ed. *Digital soil mapping: bridging research, environmental application, and operation*. London, Springer, 2010. 255-265p.
- MOORE, I. D., GESSLER, P. E., NIELSEN, G. A. & PETERSON, G. A. Soil Attribute Prediction Using Terrain Analysis. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 57:443, 1993.
- MOORE, I., GRAYSON, R. & LADSON, A. Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrol. Process.*, 5:3–30, 1991.
- OLIVEIRA, A. H., SILVA, M. L. N., CURTI, N., KLINKE NETO, G., SILVA, M. A. & ARAÚJO, E. F. Consistência hidrológica de modelos digitais de elevação (MDE) para definição da rede de drenagem na sub-bacia do horto florestal Terra Dura, Eldorado do Sul, RS. *Rev. Bras. Ciênc. Solo*, 36:1259–1268, 2012.
- THOMPSON, J. A., BELL, J. C. & BUTLER, C. A. Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. *Geoderma*, 100:67–89, 2001.
- WILSON, J. & GALLANT, J. *Terrain analysis: Principles and Applications*. New York, John Wiley and Sons, 2000. 479p.
- WISE, S. Assessing the quality for hydrological applications of digital elevation models derived from contours. *Hydrol. Process.*, 14:1909–1929, 2000.
- ZHANG, W. & MONTGOMERY, D. R. Digital elevation model grid size, landscape representation, and hydrologic simulations. *Water Resour. Res.*, 30:1019–1028, 1994.

- ZHU, A. X., HUDSON, B., BURT, J., LUBICH, K. & SIMONSON, D. Soil Mapping Using GIS, Expert Knowledge, and Fuzzy Logic. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 65:1463-1472, 2001.
- ZHU, A.-X., BAND, L., VERTESSY, R., & DUTTON, B. Derivation of Soil Properties Using a Soil Land Inference Model (SoLIM). *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 61:523-533, 1997.



**ARTIGO 2 Spatial distribution of soil classes and soil properties using geomorphons and knowledge-based inference in a steep watershed in Minas Gerais, Brazil**

**RESUMO**

Em bacias hidrográficas, o conhecimento da distribuição das classes de solos e atributos do solo é frequentemente requerido para manejar solos permitindo o seu uso sustentável. Atributos do solo assim como classes de solo são espacialmente distribuídos na paisagem e mais comumente distribuídos seguindo um padrão. Especialmente na região sul do estado de Minas Gerais, onde os processos erosivos são muito ativos devido ao relevo declivoso; solos podem ser distinguidos por sua posição na paisagem e características do relevo. O objetivo com este estudo foi avaliar um novo método para definir classes de relevo chamado geomorphons combinado com técnicas de mapeamento digital de solo para determinar a distribuição espacial dos atributos do solo na sub-bacia das Posses, Minas Gerais. Diferentes modelos para prever atributos do solo que incluem ou não geomorphons foram comparados como krigagem e inferência baseada no conhecimento. Sete entre nove atributos do solo preditos (78%) tiveram os melhores resultados para erro médio absoluto (MAE) quando geomorphons foram aplicados. Os resultados demonstraram que a posição da paisagem mostrou alta influência na distribuição dos atributos do solo permitindo o uso dos geomorphons em associação com modelos baseados no conhecimento.

**Palavras-Chave:** Atributos do terreno. Lógicas fuzzy. Krigagem. Krigagem com regressão. Mapeamento digital de solo.

## ABSTRACT

In watersheds, the knowledge about the spatial distribution of soil classes and soil properties are frequently requested to manage soils allowing for the most sustainable use. Soil properties as well as soil classes are spatially distributed on landscapes and most commonly distributed in a predictable pattern. Especially on southern state of Minas Gerais, Brazil, where the erosional processes are very active due the relief is steep; soils can be distinguished by their landscape position and relief characteristics. The objective in this study was to evaluate a new way to define landscape types called geomorphons combined with digital soil mapping techniques to determine the spatial distribution of soil properties at Posses watershed, Minas Gerais, Brazil. Different models to predict soil properties that include or no include geomorphons were compared such as kriging and knowledge-based inference. Seven of nine soil properties predicted (78%) had the best results of mean absolute error (MAE) when geomorphons landforms were applied. The results demonstrated that the landscape position showed high influence on soil and properties distribution allowing use of geomorphons in association with knowledge-based models.

**Key words:** Terrain attributes. Fuzzy logic. Kriging. Regression kriging. Digital soil mapping.

## 1 INTRODUCTION

Spatial distribution of soil properties provides essential information that can be useful for evaluating soil fertility, water storage capacity, agricultural planning, and natural resources management. In watersheds, the knowledge of soil properties and the spatial distribution of soil properties are frequently requested to manage soils allowing for the most sustainable use. In a study by Kar, Kumar e Singh (2009) used the spatial variability of hydro-physical properties associated with morphometric parameters to suggest sustainable cropping systems which were more productive and lucrative in rice areas for a watershed in India. Wang et al. (2009) and Fang et al. (2012) observed that land use had a significant effect on the spatial variability of organic carbon content in different watersheds in the Loess Plateau, China. Based on relationships between carbon and environmental landscapes factors, Vasques et al. (2010) identified soil depth, land use, soil class, stream drainage, and geology are the major factors responsible for regional spatial patterns of total carbon in a subtropical catchment. The soil carbon information provided information to support current efforts to avoid loss of carbon, to improve soil fertility, and maintain the conservation of soil resources in Florida.

Soil properties as well as soil classes are spatially distributed on landscapes and most commonly distributed in a predictable pattern. Some regions have high soil-landscape relationships while other areas these relationships are less evident. In tropical regions such as Brazil, where the soil forming factors are very active, relief plays an important role on time control of exposure of soils on agents bioclimatic (RESENDE et al., 2007). On the oldest surface of relief (plateau), the soils are exposed to weathering and leaching for a longer periods of time and results in the highly weathered tropical soils

(Oxisols). On the other hand, in youngest and steepest surfaces, the soils will be less developed because the erosional processes removes soil on the slopes and deposits soils in the toeslope and footslope positions. The subsurfaces commonly contain cambic horizons and have less development due to the active pedogenic processes. More specifically, on southern state of Minas Gerais, the erosional processes are very active due the relief is steep and soils can be distinguished by their landscape position (RESENDE et al., 2007). The following soils can be linked to specific landforms: 1) highly weathered tropical soils (Oxisols) can be found on gentle and continuous slopes (summits), 2) argillic horizons on shoulders and summits of irregular and discontinuous landscapes, 3) weakly developed and shallow soils (Inceptisols and Entisols – associated with rock outcrop) on very unstable and steep landscapes (shoulders, backslope), and 4) depositional and alluvial soils on deposition areas and floodplains (footslope, valleys) (RESENDE et al., 2007).

The strong relationships between soils and landscape are the key for traditional polygon based soil mapping in several parts of the world, including Brazil. However, the polygon based map considers spatial variation of soils only occur at the boundaries of delineated polygons, thus, soil properties have uniform values within each soil polygon (ZHU et al., 1997, 2001). Even though field experience shows us that abrupt changes of soils over space exist, more often this is gradual and continuous unlike polygon-based mapping (ZHU et al., 2001). Advances in geographic information systems (GIS) over the past 30 years has allowed for the advent of newer techniques using raster instead of polygons. This raster based technique, commonly called Digital Soil Mapping (DSM), is based on the relationships among soils and the factors and processes of soil formation (clime, organisms, relief, parent material, and time - CLORPT) according to Jenny (1941) that are entered in the equations as predictor variables

(MENDONÇA-SANTOS et al., 2010). Many soil scientists have studied DSM techniques to improve the predictive spatial variability of soils properties for a variety of regions according there unique environmental characteristics. McBratney, Mendonça Santos and Minasny, (2003) discussed various methods that have been used to identify relationships between soil properties and environmental variables including linear models, classification and regression trees, fuzzy membership models, neural networks, and geostatistics. Zhu et al. (1997, 2010) applied different approaches to map soil properties using fuzzy membership model from the environmental variables. Using geostatistics and fuzzy logic, Menezes (2011) discovered relationships between soil classes and environmental variables while mapping soil properties and predicted groundwater recharge potential in watersheds in Brazil. Veronese Júnior et al. (2006) applied geostatistics to explain the spatial variability of the mechanical resistance to penetration and gravimetric moisture in a Ferralsol in Brazil. Oliveira et al. (2012) applied the relationships between soil and environmental variables in linear regression models to predict organic matter content at Salto watershed in Extrema, Minas Gerais.

To describe the physiographical variability, landscape covariates (terrain attributes) are derived from a digital elevation model (DEM) which includes terrain curvature, slope, topographic wetness index, etc. These attributes are a function of differential geometry and they do not consider the occurrence of soil according landscape position, but only the relationships among these derivatives and soil class. In compliment of this methodologies Jasiewicz and Stepinski (2013) developed a novel approach to landform classification called geomorphons which is based on the principle of pattern recognition rather than differential geometry. Geomorphons classify the landform using the concept of local ternary patterns (LTP) (LIAO, 2010) deriving from a base DEM the 10

common landform types: peak, ridge, shoulder, spur, hollow, footslope, valley, pit, and flat with a small computational cost (JASIEWICZ; STEPINSKI, 2013). Geomorphons and landscape covariates are easily generated from a DEM. Terrain attributes have been used in several studies and have showed good performance to predict soil properties (BOER; DEL BARRIO; PUIGDEFÁBRES, 1996; MOORE et al., 1993; MOTAGHIAN; MOHAMMADI, 2011; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1995; WINZELER et al., 2008).

The overarching hypothesis for this research is that landform has very strong influence on occurrence of soils and properties on steep landscapes at Minas Gerais, Brazil. The objective in this study was to evaluate the pattern recognition application of geomorphons combined with DSM techniques to determine the spatial distribution of soil properties at Posses watershed, Minas Gerais, Brazil.

## **2 MATERIAL AND METHODS**

### **2.1 Study area**

The study was conducted at Posses watershed (46°14'W and 22°51'S), which is located at the city of Extrema, southern of Minas Gerais, Brazil, and covers an area of 12 km<sup>2</sup> (Figure 1). The climate in this region, according to the Köppen climate classification, is Cwb (temperate highland tropical climate with dry winters) with average temperature ranging from 13°C to 26°C and an average annual precipitation of 1,477 mm the wettest period is from October to March and the dry period from April to September. The original ecosystem in this watershed was Atlantic Forest (Tropical Rain forest), which has largely been replaced by pastures (> 70% of area). This watershed is located on southern end of the Mantiqueira Mountains Range with elevation ranging from 968 m to 1,420 m, and characterized by steep relief.

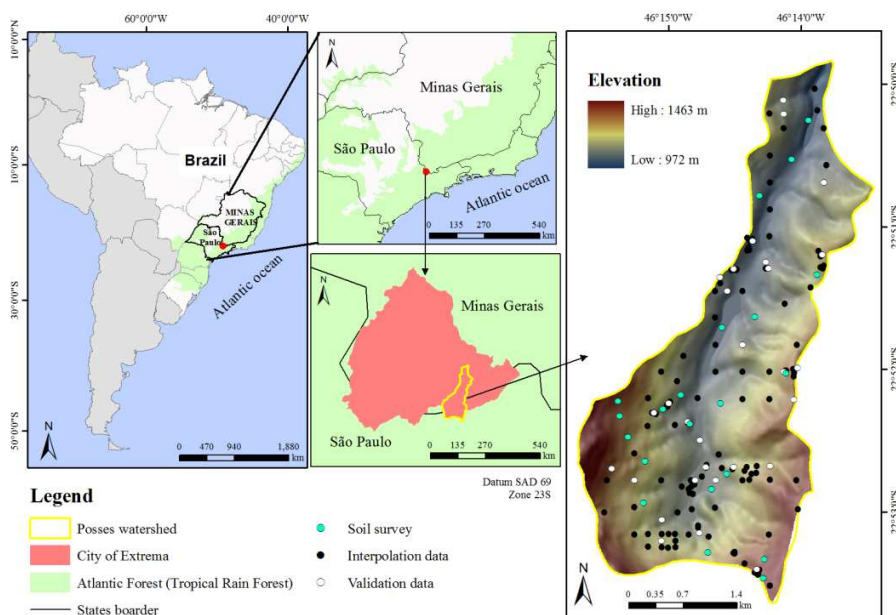


Figure 1 Study area location, biome, and soil samples distribution on the elevation (m) map at 10m resolution

The dominant soils classes classified according to Brazilian Soil Classification System (EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA, 2006) are Red-Yellow Argisol (PVA), Humic Cambisol (CH), Haplic Cambisol (CX), Lithic Neosol (RL), and Fluvic Neosol (RY) developed from gneiss-granite.

## 2.2 Field sampling and laboratory analysis

The surface soil (0-20 cm) was randomly sampled in the whole watershed for a total of 141 disturbed samples and 161 undisturbed samples (20 samples from soil survey and 141 randomly sampled). Disturbed samples were



collected by dig the soil profile without preserve the soil structure and undisturbed samples were sampled using the Uhland sampler to preserve the soil structure. A (GARMIN eTrex Vista) global positioning system (GPS) was used to get the coordinates of all the sample locations. These samples were split in two sets. The first was an interpolation set (112 disturbed samples and 132 undisturbed samples) and the second was a validation set (29 disturbed samples and 29 undisturbed samples) (Figure 1). The validation set was approximately 20% of the total samples and was used to check the accuracy of the interpolation data set predictability.

Analysis of the undisturbed samples included sand, silt, and clay content using the Hydrometer Method (GEE; BAUDER, 1986), organic matter (OM) according to Walkley and Black (1934), and particle density (PD) by the Pycnometer Method (BLAKE; HARTGE, 1986). Methods for analyzing the undisturbed samples were saturated hydraulic conductivity (Ksat) using a permeameter of constant load (LIMA et al., 1990), bulk density (BD) based on soil samples of known volume (BLAKE; HARTGE, 1986), microporosity (MIC) which corresponds to the moisture retained up to a tension of 0.006 MPa, determined by a porous plate apparatus (DANIELSON; SUTHERLAND, 1986), macroporosity (MAC) obtained from the difference between total porosity (TP) and MIC, and TP calculated from the values of BD and PD using the equation according to EMBRAPA (1997).

### **2.3 Prediction of spatial variability of soil properties**

To verify the performance of models that combine geomorphons with DSM technics, soil properties (sand, silt, clay, OM, BD, TP, MIC, MAC, and Ksat) were predicted by models using geomorphons and models that do not use

geomorphons. Two types of models were chosen: statistical models and knowledge-based inference. The statistical models were kriging (MATHERON, 1971) which is a powerful interpolator based on geostatistics that allows predicting complex spatial patterns by considering soil variables have a spatial structure (regionalized variables). This method uses statistics to calculate the unsampled areas by modeling the spatial dependence between neighboring observations as a function of their distance (THOMPSON; BELL; BUTLER, 2012). The knowledge-based inference used was Soil Land Inference Model (SoLIM), based on fuzzy logic (ZHU; BAND, 1994; ZHU et al., 1996, 1997, 2001; ZHU, 1997) which uses expert knowledge of experienced soil scientist to formalize the relationship between soil characteristics and environmental variables.

### **2.3.1 Environmental variables**

Due to the relatively small size of the study area, the Jenny equation factors: climate, organisms, and parent material were considered constants. Considering the time is related with landscape evolution, which varies among different regions, the factor relief was considered to be the major driver of pedogenesis and therefore was used as environmental variables. A base digital elevation model (DEM) with 10m of resolution was used to develop the landscape covariates (Chapter 1).

Two sets of environmental variables created from DEM were used: The terrain attributes (TA) that refer to the environmental variables are developed by differential geometry and include (a) Slope defined as the gradient or rate of change of elevation; (b) SAGA wetness index (WI) which is a wetness index similar to the topographic wetness index (TWI) (BEVEN; KIRKBY, 1979). This

index is based on a modified catchment area calculation, which does not consider the flow as very thin film (BÖHNER et al., 2002); (c) Plan curvature (PLAN) which is defined as being transverse to the slope and measures the convergence or divergence and hence the concentration of water in a landscape (MOORE et al., 1993); and (d) Aspect which is defined as the orientation of the line of steepest descent and is usually measured in degrees clockwise from north (WILSON; GALLANT, 2000) (Figure 2a).

The other environmental covariate describing terrain was Geomorphons (GEOM). This classification identifies landforms types based on concept of local ternary patterns (LTP) (LIAO, 2010) which utilizes a line-sight neighborhood (LEE, 1991; NAGY, 1994; YOKOYAMA; SHIRASAWA; PIKE, 2002) instead of a fixed-scale window to extract information about the surface (JASIEWICZ; STEPINSKI, 2013). Geomorphons were derived from a single scan of the DEM using two parameters as input: look up distance (L) of 50 cells (500m) and flatness threshold (t) of 1 degree (Figure 2b). Of the ten geomorphons landforms available only six were recognized for Poses watershed (Figure 2b). The software used to develop the environmental variables were SAGA GIS 2.0.8 (BÖHNER et al., 2013), ArcGIS 9.3 (ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - ESRI, 2009), and GRASS GIS 7.0 (NETELER; MITASOVA, 2008). The code for processing geomorphons can be found at University of Cincinnati (2013).

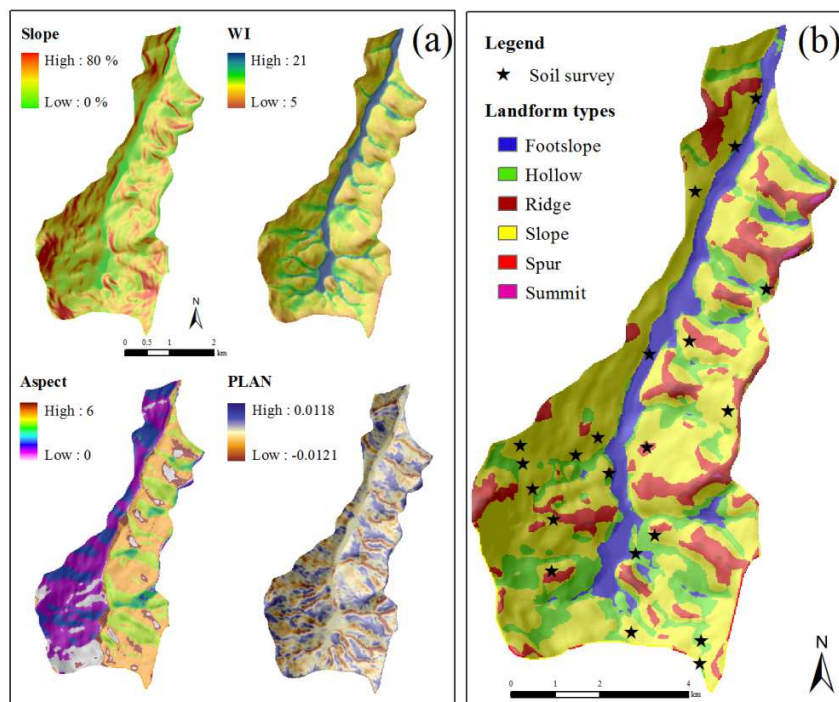


Figure 2 Environmental variables: (a) slope (%), wetness index (WI), plan curvature (PLAN), and aspect, and (b) landform types (geomorphons), for the Poses watershed, Minas Gerais, Brazil.

### 2.3.2 Kriging

Kriging determines values for points with unknown values and correlating these points and their neighbors through the semivariogram by obtaining weights of varying distances (MATHERON, 1963, 1971). The semivariogram is a curve representing the degree of continuity of a variable using the following expression (MATHERON, 1963):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^n [z(s) - z(s+h)]^2$$

Where  $\hat{\gamma}(h)$  is the estimated value of semivariance between pairs of points  $z(s)$  and  $z(s+h)$ ;  $z(s)$  and  $z(s+h)$  are values of variable  $z$  at the positions  $s$  and  $s+h$ , respectively; and  $n(h)$  is the number of pairs of points separated by the same distance  $h$ .

After the calculation of the semivariogram, ordinary kriging (standard version of kriging) could be used to predict the soil properties for the Posses watershed using the following equation (MATHERON, 1963, 1971).

$$\hat{z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(s_i)$$

Where  $\hat{z}(s_0)$  is the estimated value for a location ( $s_0$ ) not sampled;  $z(s_i)$  is the variable sampled; and  $\lambda_i$  are the weights associated with the semivariance of the sampling points. The weights sum to unity is a condition which indicates unbiased estimation.

Commonly, exhaustive field sampling for soils is required for ordinary kriging (OK) because points sampled closer to one another will be more related. However exhaustive field sampling is not always possible due high cost of sample analysis, people hours and time requirements. Some hybrids of kriging have been applied to minimize intense sample needs such as regression kriging (RK). The regression kriging combines multiple linear regression and ordinary

kriging (BISHOP; McBRATNEY, 2001; HENGL; HEUVELINK; ROSSITER, 2007; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994, 1995; ZHU; LIN, 2010). Three steps to predict soil properties by RK was used: 1) stepwise multiple linear regression model between the target variable and environmental variables was developed; 2) the residuals from multiple linear regression between the target variable and environmental variables were interpolated using ordinary kriging; 3) the regressed values and kriged residuals were added together at unknown value as the predicted values (ODEH; McBRATNEY.; CHITTLEBOROUGH, 1995).

All of the geostatistical analysis (stepwise multiple linear regression, semivariograms, OK, and RK) was determined in the R environment (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2010).

### **2.3.3 SoLIM**

SoLIM is a predictive approach to soil mapping that uses a combination of expert knowledge of the soil scientist and data analysis to input information about soils and their related environmental variables. This application used within a GIS environment results in fuzzy membership (similarity) maps (ZHU et al., 1997, 2001) based on fuzzy membership classification. Fuzzy membership maps can be hardened which generates a soil class map of the highest fuzzy membership values for a given point (ZHU, 1997). In this study, the Rule-Based Reasoning (RBR) inference was used to define the relationship between values of an environmental variable and a given soil class (ZHU; BURT; DU, 2010). Three different options to create membership maps were tested on the Poses watershed which considered the dominant soil classes that occur in the research area (PVA, CX, CH, RL, and RY) according to the soil survey:

1) Terrain attributes (TA): Soil survey (Figure 1) information, knowledge of the soils occurrence, and terrain attributes (elevation, slope, WI, PLAN, and aspect) (Figure 2a) to define the soil-environment relationships as rules (RBR) was used for this option;

2) Geomorphons (GEOM): Rules were defined based on soil survey (Figure 1) information and the knowledge of the soil landscape relationships, where each soil class was associated with the landform types (Figure 2b). However, for landform slope (Figure 2b), it was not possible associate just one soil class because more than one soil class (CH, CX, PVA, RL) occurs on this landform type. In this case, the terrain attributes slope, elevation, and PLAN were used together with geomorphons to define the rules;

3) Geomorphons (GEOM) combined with terrain attributes (TA) (GEOM-TA): In this case, the rules were defined using soil survey (Figure 1) information, TA (Figure 2a), and GEOM (Figure 2b). Using the knowledge of the soils occurrence on landscape and soil data information from soil survey, geomorphons landform was associated with each soil class. Then, slope, PLAN, and elevation were used to define the soil-environment relationships as rules (RBR).

Thus, after creating the membership maps, the soil properties maps for sand, clay, OM, BD, TP, MIC, MAC, and Ksat could be developed according the following linear and additive weighting function (ZHU et al., 1997):

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n S_{ij}^k * V^k}{\sum_{k=1}^n S_{ij}^k}$$

Where  $V_{ij}$  is the property value at location  $(i,j)$ ,  $S_{ij}^k$  is the fuzzy membership value at  $(i,j)$  for soil class  $k$ ,  $n$  is the total number of soil classes,  $V^k$  is the typical property value of soil on class  $k$ .

To define the typical property value of soil in class  $k$  for TA, GEOM, and GEOM-TA three different tests were applied (ZHU et al., 2010). (1) Highest membership (HM) used the average property values observed at a field location that corresponded to the highest fuzzy membership value for each soil class for all field observations; (2) Regression membership (RM) tested a multiple linear regression between observed soil properties at field and the fuzzy membership values to predict the soil property value at a given location; (3) Typical (T) used the average property values observed at field location for each soil class.

#### 2.4 Models assessment

The prediction was assessed by comparing the predicted values with the correspondent values from the validation set through the mean absolute error (MAE) which should be closest to 0.

$$MAE = \frac{\sum_{j=1}^n |\hat{z}(s_j) - z(s_j)|}{n}$$

Where  $n$  is the number of validation points;  $\hat{z}(s_j)$  is the estimated values at point  $j$ ; and  $z(s_j)$  is the validation value at point  $j$ .



### 3 RESULTS AND DISCUSSION

Considering the large number of potential environmental variables, the stepwise multiple linear regression was used to verify the best multiple linear regression model to use on regression kriging (RK) (Table 1). Results showed low linear correlation between soil properties and terrain attributes represented by the small  $R^2$  values that ranged from 0.07 to 0.4. Also, for the properties BD, TP, and Ksat were not possible to develop the linear regression equations because no one of environmental variables showed correlation with these soil properties. Even though some studies has showed that RK normally outperform OK even with small  $R^2$  values (BISHOP; McBRATNEY, 2001; MENEZES, 2011; MOTAGHIAN; MOHAMMADI, 2011) none of these studies has tested if the linear correlation is significant. It might will be relevant to consider the possibility that an apparent trend in the data is illusory and reflects only sampling variability (SAMUELS; WITMER; SCHAFFNER, 2012). In this study the Student's t test was applied to make sure that has not linear correlation between soil properties and environmental variables with small  $R^2$  values on Posses watershed. So, Student's t test proved that only sand and clay have linear relationship with environmental variables allowing the use of the RK to predict these properties.

Table 1 Stepwise multiple linear regression models between soil properties and environmental variables for Posses watershed, Minas Gerais, Brazil

Parameters	Sand	Silt	Clay	OM	MIC	MAC
	-----%-----					
Intercept	-40.62	36.29	81.81	5.24	40.67	13.36
Slope	-	-	-	-	-	-
WI	3.27	-0.86	-1.94	-0.16	-	-
Elevation	0.04	-	-0.02	-	-	-
PLAN	1,112.37	-	-959.1	-114.92	1,186.93	-1,230.80
R <sup>2</sup>	0.40	0.08	0.29	0.17	0.08	0.07
sample size	132	132	132	132	112	112
t <sub>table</sub> *	1.977	1.977	1.977	1.977	1.984	1.984
t <sub>statistic</sub>	4.976	0.915	3.455	1.967	0.842	0.736

\*Significant at the 0.05 level. If  $t_{\text{statistic}} < t_{\text{table}}$ : Accept  $H_0$ .  $H_0$ : There is no linear relationship between soil properties and environmental variables. Organic matter (OM); microporosity (MIC); macroporosity (MAC); wetness index (WI); plan curvature (PLAN).

The semivariograms fitted for each soil property as well as for the residuals of multiple linear regression are presented on Figure 3. All, variables, except Ksat presented some spatial dependence that allowed kriging of the soil properties. Ksat presented pure nugget effect (semivariance random) which means the data are independent and they have no spatial dependence. The spatial dependence is a requirement in geostatistics because this method requires that the relationship between the value at one point and any sample value depends on the distance between the two positions (CLARK, 1979).

Another important observation is that all experimental semivariograms presented nugget effect represented by the discontinuity at the origin of the experimental semivariograms (MATHERON, 1963). This effect reflects the

spatial variability not captured by the field sampling. It also suggests that the field sampling was limited which reduces the ability to capture all of the variability that exists for those variables having a consequential increase of the variance with the reduction of samples (MATHERON, 1971).

Subsequently, it was not possible to capture the spatial structure for Ksat resulting in pure nugget effect which probably could be resolved or improved with a bigger sampling pool. Studies have showed the Ksat is highly variable making it difficult to study spatially by using geostatistics (MENEZES, 2011; MOUSTAFA, 2000). The use of nonlinear transformations to get spatial structure by modeling Ksat through geostatistics analysis may be a viable option (HERBST; DIEKKRÜGER, B; VEREECKEN, 2006; MENEZES, 2011). However, when data are transformed using nonlinear transformations the shape, frequency, distribution, mean, and standard deviation of the data change after transformations affecting the data (SAMUELS; WITMER; SCHAFFNER, 2012). Thus, for this study, transformations were not utilized and the original structure of data was maintained to avoid changes on data structure. It is not make sense change the structure of the data if our focus is analyzing the variability of the data.

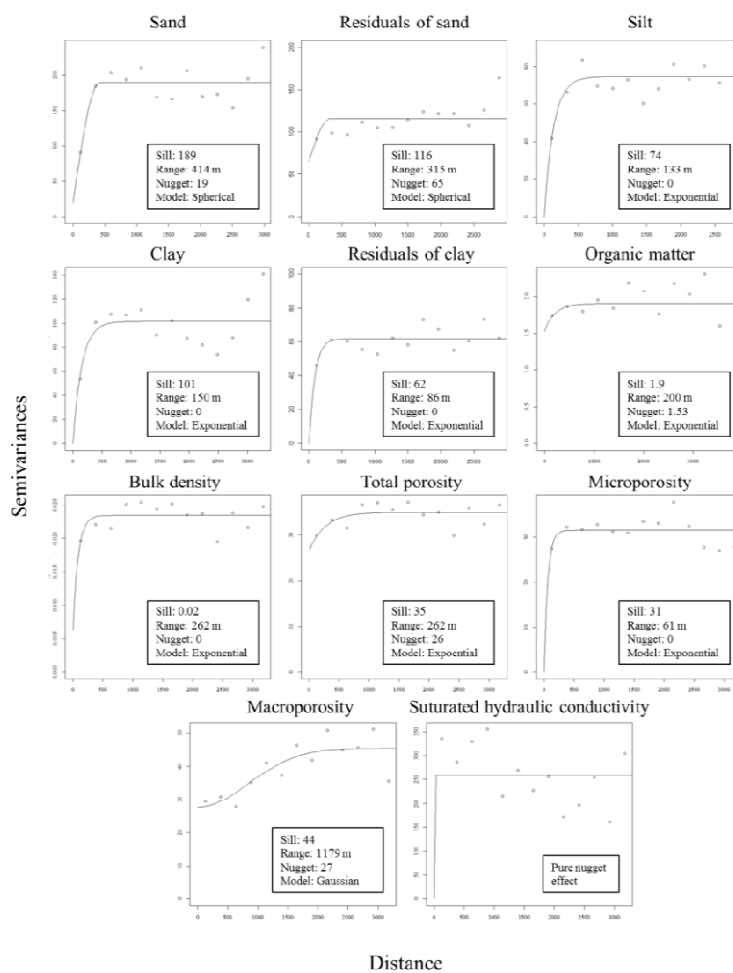


Figure 3 Experimental semivariograms (points) and semivariogram estimated by the models (lines) of soil properties

### 3.1 Assessment of prediction models

Table 2 shows the mean absolute error (MAE) values for predictive models suggesting good performance of the geomorphons. Only silt and MIC

did not provide statistically significant predictions with geomorphons. SoLIM proved to be more robust than kriging because it was the best predictor for all soil properties, except silt. Kriging requires a large number of samples to obtain all the variability for any given data set and become less predictive when the study area is a watershed with steep landscape. To resolve this issue and improve the results RK can be applied if linear relationship exists between target variable and environmental variables (BISHOP; McBRATNEY, 2001; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994, 1995). In this study, RK improved the results of KO only for sand and OK was better to predict clay. According to Hengl, Heuvelink and Rossiter (2007) when auxiliary information is available RK outperforms OK because it exploits the extra information, but this auxiliary information should explain part of the variation in the target variable. However, this was not the case in this study for clay, due the lower  $R^2$  values. Also, Zhu and Lin (2010) support the notion that RK outperforms OK when the relationship between soil property and environmental variables are strong ( $R^2 > 0.6$ ). Bishop and Mcbratney (2001) found greater precision of the models when they had bigger correlation between target variable and the secondary variable. Soils in this watershed have high spatial variability and low linear relationship between topographic variables due to the high level of erosion. To improve these models it requires a big data sampling data set for kriging, however, the minimal data set for this study had resulted in the a weaker estimate when using KO and RK as compared to using SoLIM.

SoLIM was used to overcome the sample limitations because it applies expert knowledge of soil-landscape relationships and it does not require linear relationships (ZHU et al., 2001, 2010). Moreover, SoLIM had its performance improved when geomorphons were applied as environmental variable for all properties except for MIC and silt. These results suggest that relationships

between soils and landform do exist in this region, they are not linear, and they can improve the models when landscape position is considered. They also showed that the geomorphons worked better when associated with terrain attributes for sand, clay, BD, MAC, and Ksat. The Posses watershed has a steep slope and high relief which is a result of erosional process and geomorphons has provided a good covariate for representing the soil landscape relationships. MENDONÇA-SANTOS et al. (2010) found strong correlation between organic carbon, soil type, and its position on this landscape in Rio de Janeiro, Brazil which coincides with the results of this study.

Comparing the different options tested to define the typical property value per soil class, the results showed that the T (average property values observed at field location for each soil class mapped) performed better. Six of nine (66%) of the soil properties had better performance when T was used. HM also showed good results and had the best values of MAE in 33% of the results. On the other hand, RM did not predict soil properties as accurately when used in SoLim. The RM was limited to use only for sand, silt, clay, and OM because the linear regression between membership maps and BD, TP, MIC, MAC, and Ksat were not significant. Zhu et al. (2010) concluded that RM works well over areas where soil environmental relationships are more complicated and HM can serve as a viable option for soil property prediction over large areas. However our results do not agree with these conclusions. The issue to use RM is because the linear correlation is required and it was not possible for the majority of the soil properties studied.

Table 2 Mean absolute error (MAE) for prediction models

Model	Sand	Silt	Clay	OM	BD	TP	MIC	MAC	Ksat
KO	2.1	<b>0.96</b>	2.77	0.54	0.012	0.31	0.72	0.19	-
RK	1.85	-	3.05	-	-	-	-	-	-
TA <sub>HM</sub>	0.46	1.80	2.26	0.31	0.004	0.18	<b>0.04</b>	0.22	0.94
TA <sub>RM</sub>	0.58	1.86	2.44	0.31	-	-	-	-	-
TA <sub>T</sub>	0.50	1.74	2.23	0.38	0.004	0.18	0.33	0.15	1.02
GEOM <sub>HM</sub>	0.23	2.03	1.79	0.29	0.002	0.05	0.18	0.23	1.16
GEOM <sub>RM</sub>	0.62	2.27	1.66	0.31	-	-	-	-	-
GEOM <sub>T</sub>	1.36	2.88	1.52	<b>0.23</b>	0.003	<b>0.02</b>	0.53	0.51	1.74
GEOM-TA <sub>HM</sub>	0.46	1.90	<b>1.43</b>	0.30	0.003	0.26	0.44	0.18	<b>0.93</b>
GEOM-TA <sub>RM</sub>	0.68	2.40	1.72	0.30	-	-	-	-	-
GEOM-TA <sub>T</sub>	<b>0.05</b>	1.98	2.03	0.34	<b>0.001</b>	0.18	0.15	<b>0.03</b>	1.17

KO: ordinary kriging; RK: regression kriging; TAHM: terrain attribute as rule and highest membership as typical property value; TARM: terrain attribute as the rule and a regression membership as the typical property value; TAT: terrain attribute as the rule and the average value as typical property value; GEOMHM: geomorphons as the rule and highest membership as the typical property value; GEOMRM: geomorphons as the rule and regression membership as the typical property value; GEOMT: geomorphons as the rule and the average value as the typical property value; GEOM-TAHM: geomorphons and terrain attribute as the rule and highest membership as the typical property value; GEOM-TARM: geomorphons and the terrain attribute as the rule and a regression membership as the typical property value; GEOM-TAT: geomorphons and other terrain attribute as the rule and the average value as the typical property value; OM: organic matter; BD: bulk density; TP: total porosity; MIC: microporosity; MAC: macroporosity; Ksat: saturated hydraulic conductivity.

### 3.2 Prediction of soil properties and soil classes

The soil classes and soil property maps can be viewed in Figure 4. The hardened map (soil map) for this watershed was created using membership maps developed by GEOM-TA model due its better performance for five of nine

(56%) soil properties studied. For soil properties the final maps chosen was one with the best prediction among the models studied for each property.

The soil map reflected the erosional and dissectional processes occurring in this watershed with demonstrated shallow soils that predominate on the erosional segments in more than 60% of the area: 45% of CX, 10% of CH, and 8% of RL. The rest of the area is occupied with remaining of PVA (27%) and RY (11%) formed by the sediments on valleys, footslope and toeslope. This region had its dissection process initiated (MOTTA; CURI; FRANZMEIER, 2002) on Medium Tertiary when Mantiqueira Mountains Range uplifted (KING, 1956). Then, the weathered and deepest soils formed before the uplifting during more luvial climatic conditions due the dissection process renewed soils as PVA, CX, CH, and RL are resulting on the surface within this steep landscape.

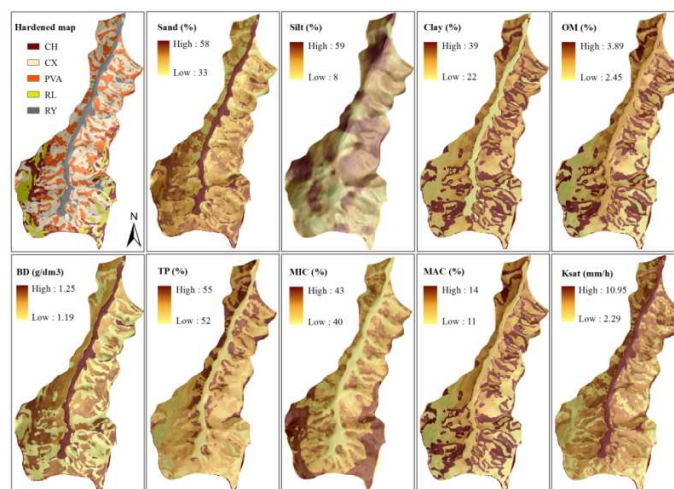


Figure 4 Soil map (hardened) and spatial distribution of soil properties for Poses watershed

Note: (CH: Humic Cambisol (Inceptisols); CX: Haplic Cambisol (Inceptisols); PVA: Red-Yellow Argisol (Ultisol); RL: Lithic Neosol (Entisol); RY: Fluvic Neosol (Fluvent); OM: organic matter; BD: bulk density; TP: total porosity; MIC: microporosity; MAC: macroporosity; Ksat: saturated hydraulic conductivity).



#### 4 CONCLUSIONS

Soil properties in this watershed presented low linear correlation between soils and environmental variables. They also showed weak spatial dependence between samples requesting greater number of points sampled for kriging. However, the minimal data set for this study had resulted in an improvement of the accuracy of maps when SoLIM were used demonstrating superiority over kriging methods.

Soil properties as well as soils classes are distributed according to landscape position which has been the result of erosion processes which modifies the landscape by parallel slope retreat. The highest sand content, Ksat, and BD is on RY. This region due the higher precipitation, deeper and weathered mantle, and intense dissection is highly eroded by streams that are the primary process carrying fine sandy sediments to the lowlands. Clay, OM and MAC followed the same pattern: higher OM where the clay content is high and lower content of OM and clay on steep slope. However, BD as well as TP and MIC did not show extreme variations in their distributions for the watershed, but represented smaller areas with more concentration of these properties when compared to the rest of the watershed. For TP the highest values were on PVA located at lower elevations while the highest MIC values were at higher elevations and on steeper slopes. These soils have good granular structure and in general are clayey, except RY. The granular structure results in higher permeability and the OM helps to maintain the soil particles in the aggregates (OM works as cementing agent on the aggregates) reducing susceptibility to erosion; however on steep slopes these aggregates can rupture, releasing the soil particles that can rearrange forming crusts and increasing their erodibility.

In general, the landscape position showed high influence on soil and properties distribution allowing use of geomorphons in association with knowledge-based models. These results confirm the hypothesis that landform has very strong influence on occurrence of soils and properties on steep landscapes at Minas Gerais. The soil position on landscape should be considered to map soils as well as to suggest management practices in steep sloping landscapes in tropical regions.

## REFERENCES

BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. **Hydrological Sciences Bulletin**, London, v. 24, n. 1, p. 43-69, Mar. 1979.

BISHOP, T.; McBRATNEY, A. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, n. 1/2, p. 149-160, Sept. 2001.

BLAKE, G. R.; HARTGE, K. H. Bulk density. In: KLUTE, A. (Ed.). **Methods of soil analysis**. 2nd ed. Madison: American Society of Agronomy, 1986. p. 363-375.

BOER, M.; DEL BARRIO, G.; PUIGDEFÁBRES, J. Mapping soil depth classes in dry Mediterranean areas using terrain attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, Amsterdam, v. 72, n. 1/2, p. 99-118, July 1996.

BÖHNER, J. et al. Soil regionalization by means of terrain analysis and process parameterization. In: MICHELI, E. et al. (Ed.). **Soil classification 2001**. Luxembourg: European Soil Bureau, 2002. p. 213-222. (Research Report No. 7, EUR 20398 EN).

BÖHNER, J. et al. **System for an automated geographical analysis**. 2001. Available at: <<http://www.saga-gis.org>>. Access in: 21 May. 2013.

CLARK, I. **Practical geostatistics**. London: Elsevier Applied Science Publishers, 1979. 129 p.

DANIELSON, R. E.; SUTHERLAND, P. L. Porosity. In: BLACK, C. A. (Ed.). **Methods of soil analysis I: physical and mineralogical methods**. Madison: American Society of Agronomy/Soil Science Society of America, 1986. p. 443-461.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro, 2006. 306 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Manual de métodos de análises de solo**. 2. ed. Rio de Janeiro, 1997. 212 p.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - ESRI. **ArcGIS Professional GIS for the desktop**, version 9.3. Redlands, 2009. 1 CD-ROM. FANG, X. et al. Soil organic carbon distribution in relation to land use and its storage in a small watershed of the Loess Plateau, China. **Catena**, Amsterdam, v. 88, n. 1, p. 6-13, Jan. 2012.

GEE, G. W.; BAUDER, J. W. Particle-size analysis. In: KLUTE, A. (Ed.). **Methods of soil analysis**. Part 1. Physical and mineralogical methods. 2nd ed. Madison: American Society of Agronomy/ Soil Science Society of America, 1986. p. 383-411.

HENGL, T.; HEUVELINK, G. B. M.; ROSSITER, D. G. About regression-kriging: from equations to case studies. **Computers & Geosciences**, Amsterdam, v. 33, n. 10, p. 1301-1315, Oct. 2007.

HERBST, M.; DIEKKRÜ, B.; VERECKEN, H. Geostatistical co-regionalization of soil hydraulic properties in a micro-scale catchment using terrain attributes. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 1/2, p. 206-221, May 2006.

JASIEWICZ, J.; STEPINSKI, T. F. Geomorphons — a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. **Geomorphology**, Amsterdam, v. 182, n. 1, p. 147-156, Jan. 2013.

JENNY, H. **Factors of soil formation**. New York: McGraw-Hill, 1941. 109 p.

KAR, G.; KUMAR, A.; SINGH, R. Spatial distribution of soil hydro-physical properties and morphometric analysis of a rainfed watershed as a tool for sustainable land use planning. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 96, n. 10, p. 1449-1459, Oct. 2009.

KING, L. C. A geomorfologia do Brasil Oriental. **Revista Brasileira de Geografia**, Rio de Janeiro, v. 18, n. 2, p. 147-265, 1956.

LEE, J. Analyses of visibility sites on topographic surfaces. **International Journal of Geographical Information Systems**, London, v. 5, n. 4, p. 413-429, Jan. 1991.

LIAO, W-H. Region description using extended local ternary patterns. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 20., 2010, Istanbul. **Anais...** Istanbul: IEEE, 2010. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5595845>>. Acesso em: 21 maio 2013.

LIMA, J. M. et al. Dispersão do material de solo em água para avaliação indireta da erodibilidade da Latossolos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 14, n. 1, p. 85-90, jan./abr. 1990.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Lancaster, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963.

MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its applications**. Fontainebleau: École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1971. 211 p.

McBRATNEY, A.; MENDONÇA SANTOS, M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, n. 1/2, p. 3-52, Nov. 2003.

MENDONÇA-SANTOS, M. L. et al. Digital soil mapping of topsoil organic carbon content of Rio de Janeiro state, Brazil. In: BOETTINGER J. L. et al. (Ed.). **Digital soil mapping: bridging research, environmental application, and operation**. London: Springer, 2010. p. 255-265.

MENEZES, M. D. **Levantamento pedológico de hortos florestais e mapeamento digital de atributos físicos do solo para estudos hidrológicos**. 2011. 225 p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2011.

MOORE, I. D. et al. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 57, n. 2, p. 443-452, Mar./Apr. 1993.

MOTAGHIAN, H. R.; MOHAMMADI, J. Spatial estimation of saturated hydraulic conductivity from terrain attributes using Regression, Kriging, and Artificial Neural Networks. **Pedosphere**, London, v. 21, n. 2, p. 170-177, Apr. 2011.

MOTTA, P. E. F.; CURTI, N.; FRANZMEIER, D. P. Relation of soil and geomorphic surfaces in the Brazilian Cerrado. In: OLIVEIRA, P. S.; MARQUIS, R. J. (Ed.). **The cerrados of Brazil: ecology and natural history of a neotropical savanna**. New York: Columbia University, 2002. p. 13-32.

MOUSTAFA, M. M. A geostatistical approach to optimize the determination of saturated hydraulic conductivity for large-scale subsurface drainage design in Egypt. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 42, n. 3, p. 291-312, Jan. 2000.

NAGY, G. Terrain visibility. **Computers and Graphics**, Amsterdam, v. 18, n. 6, p. 763-773, Sept./ Oct. 1994.

NETELER, M.; MITASOVA, H. **Open Source GIS: a GRASS GIS approach**. 3rd ed. New York: Springer, 2008.

ODEH, I.; McBRATNEY, A.; CHITTLEBOROUGH, D. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, Amsterdam, v. 67, n. 1, p. 215-226, Aug. 1995.

ODEH, I.; McBRATNEY, A.; CHITTLEBOROUGH, D. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, Amsterdam, v. 63, n. 3/4, p. 197-214, Nov. 1994.

OLIVEIRA, A. H. et al. Caracterização ambiental e predição dos teores de matéria orgânica do solo na Sub-Bacia do Salto, Extrema, MG. **Semina: Ciências Agrárias**, Londrina, v. 33, n. 1, p. 143-154, abr. 2012. Available at <<http://www.uel.br/revistas/uel/index.php/semagrarias/article/view/5914>>. Access in: 23 Jul. 2013.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2010. Available at: <<http://www.R-project.org>>. Access in: 10 Dec. 2011.

RESENDE, M. et al. **Pedologia**: base para distinção de ambientes. 5. ed. rev. Lavras, MG: Ed. UFLA, 2007. 322 p.

SAMUELS, M.; WITMER, J.; SCHAFFNER, A. **Statistics for the life sciences**. 4th ed. Boston: Pearson, 2012. 668 p.

THOMPSON, J. A.; BELL, J. C.; BUTLER, C. A. Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. **Geoderma**, Amsterdam, v. 100, n. 1/2, p. 67-89, Mar. 2001.

UNIVERSITY OF CINCINNATI. SPACE INFORMATICS LAB. Geomorphons. Cincinnati, Ohio, 2013. Available at: <<http://sil.uc.edu/downloads.html#software>>. Access in: 23 Jul. 2013

VASQUES, G. M. et al. Regional modelling of soil carbon at multiple depths within a subtropical watershed. **Geoderma**, Amsterdam, v. 156, n. 3/4, p. 326-336, May 2010.

VERONESE JÚNIOR, V. V. et al. Spatial variability of soil water content and mechanical resistance of Brazilian Ferralsol. **Soil and Tillage Research**, Amsterdam, v. 85, n. 1/2, p. 166-177, Jan. 2006.

WALKLEY, A.; BLACK, I. An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. **Soil Science**, Baltimore local, v. 37, n. 1, p. 29-38, 1934.

WANG, Y-Q. et al. Spatial variability of soil organic carbon in a watershed on the Loess Plateau. **Pedosphere**, London, v. 19, n. 4, p. 486-495, Aug. 2009.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. (Ed.). **Terrain analysis: principles and applications**. New York: J. Wiley and Sons, 2000. p. 51-86.

WINZELER, H. E. et al. Potassium fertility and terrain attributes in a fragiudalf Drainage catena. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 72, n. 5, p. 1311-1320, Sept./Oct. 2008.

YOKOYAMA, R.; SHIRASAWA, M.; PIKE, R. Visualizing topography by openness: a new application of image processing to digital elevation models. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Maryland, v. 68, n. 3, p. 257-265, Mar. 2002.

ZHU, A-X. A similarity model for representing soil spatial information. **Geoderma**, Amsterdam, v. 77, n. 3/4, p. 217-242, June 1997.

ZHU, A-X. et al. Automated soil inference under fuzzy logic. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 90, n. 2, p. 123-145, Oct. 1996.



ZHU, A-X. et al. Derivation of soil properties using a Soil Land Inference Model (SoLIM). **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 61, n. 2, p. 523-533, Fev. 1997.

ZHU, A-X. et al. Prediction of soil properties using fuzzy membership values. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, n. 3/4, p. 199-206, Sept. 2010.

ZHU, A-X. et al. Soil mapping using gis, expert knowledge, and fuzzy logic. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, n. 5, p. 1463-1472, Sept. 2001.

ZHU, A-X.; BAND, L. A knowledge-based approach to data integration for soil mapping. **Canadian Journal of Remote Sensing**, Ottawa, v. 20, n. 4, p. 408-418, Dec. 1994.

ZHU, A. X.; BURT, J. E.; DU, F. **Digital soil mapping software: solim solutions**. 2010. Available at:  
<<http://solim.geography.wisc.edu/software/index.htm>>. Access in: 21 May. 2013.

ZHU, Q.; LIN, H. S. Comparing ordinary kriging and regression kriging for soil properties in contrasting landscapes. **Pedosphere**, London, v. 20, n. 5, p. 594-606, Oct. 2010.

### ARTIGO 3

#### **Normas da revista Pesquisa Agropecuária Brasileira (versão a ser submetida, sujeita a modificações)**

#### **Mapeamento digital de atributos do solo para predição da vulnerabilidade ao escoamento superficial na sub-bacia hidrográfica das Posses, Minas Gerais**

**Resumo** – O objetivo com este estudo foi comparar o desempenho do SoLIM (*Soil land inference model*) para dois conjuntos de variáveis topográficas no mapeamento digital dos atributos do solo: condutividade hidráulica do solo saturado e profundidade do solum (Horizonte A+B) e utilizar o melhor modelo para definir áreas vulneráveis ao escoamento superficial. O estudo foi conduzido na sub-bacia das Posses, Extrema, MG e o SoLIM foi aplicado para os seguintes conjuntos de covariáveis: 1) Atributos do terreno (AT): declividade, plano de curvatura, elevação e índice topográfico de umidade e 2) Geomorphons e atributos do terreno (GEOM): declividade, plano de curvatura, elevação, índice topográfico de umidade combinados com a classificação do relevo por meio dos geomorphons. A metodologia mais precisa foi aplicada na predição das áreas vulneráveis ao escoamento superficial por meio do índice de

umidade que considera a área de contribuição a montante, a profundidade do solum e a condutividade hidráulica do solo saturado. O conjunto de covariáveis GEOM foi o melhor conjunto para predição dos dois atributos do solo analisados. O mapeamento da vulnerabilidade ao escoamento superficial mostrou que os meses mais críticos ao escoamento são de novembro a março. O novo modo de classificação da paisagem para ser usado no MDS demonstrou ser eficiente para modelar os processos que ocorrem em sub-bacias hidrográficas podendo ser usado na avaliação do escoamento superficial.

Termos para indexação: geomorphons, atributos do terreno, condutividade hidráulica do solo saturado, profundidade do solum.

**Digital soil properties mapping to predict runoff risks at Posses watershed, Minas Gerais**

**Abstract** – The objective of this study was to compare the performance of SoLIM (*Soil land inference model*) for two sets of environmental variables on digital mapping of saturated hydraulic conductivity and solum depth (A + B horizons) and to apply the best model on runoff risk evaluation. The study was realized on Posses watershed, MG and the

SoLIM was applied for the following sets of covariables: 1) terrain attributes (AT): slope, plan curvature, elevation and topographic wetness index. 2) Geomorphons and terrain attributes (GEOM): slope, plan curvature, elevation and topographic wetness index combined with geomorphons. The most precise methodology was applied to predict runoff areas risk through the wetness index based on contribution area, solum depth, and saturated hydraulic conductivity. GEOM was the best set of covariables for both properties, so this was the DSM model used to predict the runoff risk. The runoff risk showed that the critical months are from November to March. The new way to classify the landscape to use on DSM demonstrated to be efficient tool to model process that occur on watersheds and can be used to forecast the runoff risk.

Index terms: geomorphons, terrain attributes, saturated hydraulic conductivity, soil depth.

### **Introdução**

A identificação de zonas úmidas, em uma bacia hidrográfica, permite conhecer regiões vulneráveis ao escoamento superficial, assim como áreas de maior ou menor potencial de recarga de água devido à infiltração de água no solo. O escoamento superficial ocorre quando o

solo saturado não permite que a água continue infiltrando e assim, o excedente escoar sobre a superfície do solo causando desagregação e transporte das partículas de solo. O volume escoado determina o poder erosivo e depende da quantidade de chuva precipitada, da capacidade de infiltração do solo e da capacidade de retenção do fluxo de água na superfície do solo (Dunne & Leopold, 1978).

O escoamento superficial pode ser obtido utilizando índices de umidade que descrevem matematicamente a distribuição espacial desse processo na paisagem. Existem índices de umidade como o índice topográfico de umidade criado por Beven & Kirkby (1979) que descrevem o padrão de umidade do solo na bacia hidrográfica baseado unicamente na topografia sem considerar as características do solo. Esses índices são úteis quando se pretende identificar topograficamente o caminho percorrido pela água na superfície do solo, mas não podem ser usados para avaliar a capacidade de infiltração de água no solo e escoamento superficial. Neste sentido, existem outros índices que utilizam informações dos solos e que permitem determinar aonde é mais propício ao escoamento superficial. Este é o caso do índice de umidade desenvolvido por O'Loughlin (1986), o qual se baseia em informações

topográficas como a área de contribuição a montante e a declividade do terreno além de informações a respeito da percolação de água no perfil do solo (transmissividade do solo) para determinar o padrão de saturação do solo dentro de uma bacia hidrográfica permitindo prever as áreas mais vulneráveis ao escoamento superficial. Este índice considera que o fluxo infiltra até um plano de mais baixa condutividade, em geral o contato solo-rocha, seguindo então um caminho determinado pela topografia (Oliveira, 2011). Dessa forma, a topografia assim como os atributos do solo desempenha importante papel na modelagem do índice de umidade para a bacia hidrográfica necessitando de uma base de dados acurada capaz de descrever o padrão espacial dos dados de entrada no modelo.

Os dados topográficos são facilmente obtidos por meio dos modelos digitais de elevação (MDE) enquanto que as informações detalhadas a respeito da variabilidade dos solos podem ser conseguidas por meio da predição das classes e atributos do solo utilizando técnicas de mapeamento digital de solo (MDS). O MDS tem sido bastante estudado nos últimos anos por permitir que os solos e seus atributos sejam mapeados de forma contínua por meio de modelos *raster* que levam em consideração a existência de variação dentro da classe de solo em

oposição ao mapeamento tradicional de solo que considera que os solos variam apenas nas bordas entre uma classe e outra. McBratney et al. (2003) apresentam vários métodos que têm sido utilizados na tentativa de captar a variabilidade dos solos e seus atributos com maior precisão, incluindo modelos lineares, classificação e árvores de regressão, lógicas fuzzy, redes neurais e geoestatística.

As lógicas fuzzy têm mostrado êxito na predição de atributos relacionados a solos (Zhu & Band, 1994; Zhu et al., 1997, 2001; Zhu & Lin, 2010; Menezes, 2011). Esta técnica tem a vantagem de utilizar uma amostragem de solos pequena incorporando a relação solo-paisagem e o conhecimento de especialistas na modelagem ao invés de usar simplesmente técnicas estatísticas. Este método baseia-se na premissa que o conhecimento do especialista em solo e o entendimento das relações solo-paisagem atuam como um modelo mental que pode prever classes e propriedades do solo (Ashtekar & Owens, 2013). Normalmente, a relação solo-paisagem é obtida por meio dos atributos do terreno derivados do MDE. Os principais atributos do terreno usados no MDS são declividade, plano e perfil da curvatura, índice topográfico de umidade, entre outros derivados do MDE por meio de geometria diferencial.

Muitos estudos têm mostrado bom desempenho de modelos que usam esses derivativos do terreno nas correlações para predição de atributos do solo (Moore et al., 1993; Odeh et al., 1995; Boer et al., 1996; Winzeler et al., 2008; Motaghian & Mohammadi, 2011). No entanto, os atributos do terreno derivados de geometria diferencial não definem as classes do relevo que são fundamentais no mapeamento de solos, pois em muitas regiões, onde há boa relação solo-paisagem a ocorrência das classes de solo está intimamente relacionada à sua posição na paisagem. Em complemento a estas metodologias de derivação dos atributos topográficos, Jasiewicz & Stepinski (2013) desenvolveram um novo procedimento para classificar a paisagem baseado no reconhecimento de padrões, em vez de geometria diferencial chamado geomorphons. Geomorphons usam o conceito de padrões ternários locais (LTP) (Liao, 2010) para classificar o relevo em classes como, por exemplo: cume, ombro, vale, várzea, depressões, plano etc. a partir do MDE e com reduzido custo computacional (Jasiewicz & Stepinski, 2013).

Este trabalho é um estudo de caso na sub-bacia hidrográfica das Posses, Minas Gerais, o qual teve como objetivos: comparar o desempenho de modelos de lógicas fuzzy que usam geomorphons e

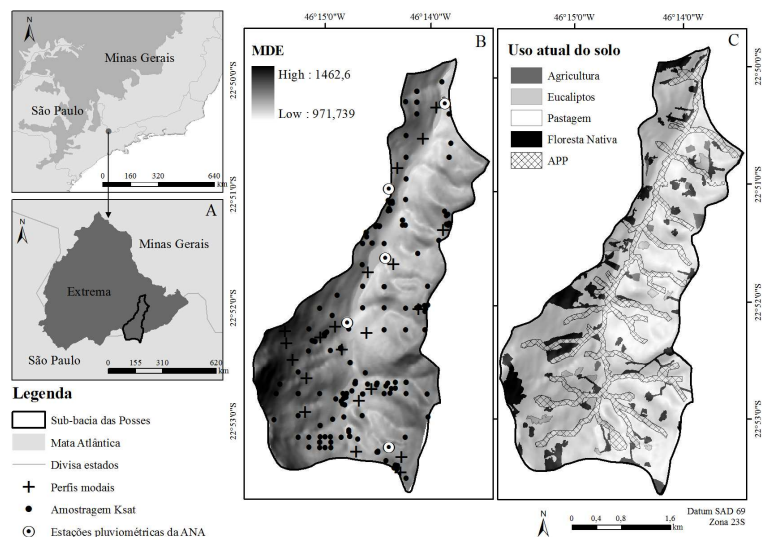


modelos que não usam gormorphons na predição dos atributos do solo para aplicar no cálculo do índice de umidade e definir as áreas mais vulneráveis ao escoamento superficial.

### **Material e métodos**

O trabalho foi desenvolvido na sub-bacia das Posses, Extrema, MG, que possui 1.196,7 hectares e encontra-se entre as coordenadas 46°14'W e 22°51'S e entre as altitudes de 968 a 1.420 m (Figura 1). Esta região encontra-se na porção sul da Serra da Mantiqueira, apresentando relevo declivoso e bastante movimentado. O uso do solo predominante é pastagem extensiva com ausência de práticas conservacionistas. Esta bacia está incluída como bacia piloto do Programa Produtor de Água da Agência Nacional das Águas (ANA), o qual visa recuperar bacias hidrográficas com foco nos recursos hídricos (ANA, 2008) sendo a primeira sub-bacia a ter o Projeto Conservador das Águas implantado no município de Extrema de acordo com a Lei Municipal nº 2.100/05. Dentre as ações do Conservador de Águas está a redução da erosão hídrica e implantação das áreas de preservação permanente (APP). As APPs no entorno da rede de drenagem e nascentes foram instaladas na sub-bacia em 2007 (Figura 1). O clima da região é do tipo Cwb

(mesotérmico de verões brandos e suaves e estiagem de inverno), segundo Köppen. A temperatura média anual é 18 °C, tendo o mês mais quente e o mês mais frio temperaturas médias de 25,6 °C e 13,1 °C, respectivamente, com ocorrência de geadas anualmente e precipitação média anual de 1.652 mm.



**Figura 1.** Localização da área de estudo (A), perfis modais, pontos amostrais para condutividade hidráulica do solo saturado (Ksat), estações pluviométricas da Agência Nacional de Águas (ANA), modelo digital de elevação (MDE) com resolução de 10 m (B) e uso atual do solo incluindo as áreas de preservação permanente (APP) (C).

Utilizando 21 perfis modais descritos durante o levantamento de solos foram reconhecidas cinco classes de solo predominantes na sub-

bacia das Posses: Argissolo Vermelho-Amarelo (PVA), Cambissolo Háptico (CX), Cambissolo Húmico (CH), Neossolo Litólico (RL) e Neossolo Flúvico (RY).

Os atributos do solo estudados foram profundidade do solum (horizonte A + horizonte B) e condutividade hidráulica do solo saturado determinada em laboratório usando amostras indeformadas e permeâmetro de carga constante conforme Lima et al. (1990). Os dados de profundidade do solum (PROF) foram obtidos do levantamento de solos da sub-bacia totalizando 21 perfis modais e a condutividade do solo saturado ( $K_{sat}$ ) foi amostrada aleatoriamente em toda a sub-bacia num total de 141 amostras indeformadas (Figura 1).

Para os dois atributos estudados as amostras foram separadas em dois grupos: treinamento dos modelos e validação dos modelos. Os dados do treinamento foram utilizados para gerar os modelos de predição dos atributos enquanto que os dados de validação foram utilizados apenas na validação dos modelos. Considerando a baixa quantidade de pontos para avaliar a profundidade do solum em relação à quantidade de pontos usados na amostragem da  $K_{sat}$ , o número de pontos usados para a validação dos modelos foi diferente. Para PROF foram usados 30% dos

dados na validação enquanto que para a Ksat foram utilizados 20% dos dados para validação dos modelos. Todos os pontos amostrados, para os dois atributos estudados, tiveram suas coordenadas geográficas coletadas usando *global positioning system* (GPS) GARMIN eTrex Vista.

O mapa de classes e atributos do solo PROF e Ksat, para a sub-bacia das Posses, foi desenvolvido por meio de um método de mapeamento digital de solo que combina o conhecimento do especialista e lógicas fuzzy. Para isso, o *Soil Land Inference Model* (SoLIM) foi utilizado para formalizar as relações entre os solos e as covariáveis (relações solo-paisagem) e criar os mapas de similaridade (Zhu & Band, 1994; Zhu, 1997; Zhu et al., 1996, 1997, 2001). O SoLIM é um modelo de similaridade baseado em lógicas fuzzy que gera mapas contínuos no formato raster. Neste método, cada pixel é assinalado por um vetor de valores de similaridade que descrevem o grau de similaridade entre o solo local e a unidade taxonômica (classes de solo) (Zhu, 1997). Para isso são utilizadas covariáveis que representam a formação do solo na região de interesse e que auxiliam na determinação dos limites taxonômicos entre uma classe e outra.

Para este estudo foram consideradas como variáveis somente aquelas relacionadas ao relevo, por considerar que os demais fatores de formação do solo (clima, organismos, material de origem e tempo) são o mesmo para toda a sub-bacia. Portanto, as covariáveis utilizadas foram obtidas a partir do MDE de grades regulares com resolução de 10 m. Os mapas de similaridade foram gerados de duas maneiras conforme as covariáveis utilizadas: 1) AT: os atributos do terreno elevação, declividade, plano de curvatura e SAGA índice topográfico de umidade foram usados como covariáveis e 2) GEOM: as classes de geomorphons foram combinadas aos atributos do terreno elevação, declividade, plano de curvatura e SAGA índice topográfico de umidade como covariáveis. O SoLIM gerou mapas de similaridade no sistema de informações geográficas (SIG) utilizando lógicas fuzzy definindo para cada pixel um valor de similaridade variando de 0 (nenhuma similaridade) a 1 (alta similaridade). Utilizando o processo conhecido como *hardening* cada pixel foi assinalado com o maior valor de similaridade para visualização do mapa de solo (Zhu et al., 1996; Zhu et al., 2010).

De posse dos mapas de similaridade os atributos do solo PROF e Ksat utilizando AT e GEOM foram definidos de acordo com a equação (Zhu et al., 1997):

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n S_{ij}^k * V^k}{\sum_{k=1}^n S_{ij}^k}$$

Onde  $V_{ij}$  é o atributo do solo na localização  $i, j$ ,  $S_{ij}^k$  é o valor de similaridade na localização  $i, j$  para a classe de solo  $k$ ,  $n$  é o total de classes de solo e  $V^k$  é o valor típico do atributo do solo para classe de solo  $k$ . Os valores típicos para cada atributo estudado foi definido pelo valor médio dos atributos, por classe de solo, contidos no grupo de treinamento do modelo.

Os dois métodos utilizados para predizer as classes e atributos do solo (AT e GEOM) foram comparados utilizando a raiz quadrada do erro médio quadrático (RMSE) que fornece a precisão da predição sendo melhor quanto menor o seu valor.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z^* - z)^2}{n}}$$

Onde  $z^*$  é o valor do atributo estimado,  $z$  é o valor do atributo observado que não foi usado no modelo e  $n$  é o número de amostras.

Após escolha do melhor método para predição dos atributos PROF e Ksat a vulnerabilidade ao escoamento superficial para a sub-bacia das Posses pode ser determinada. A vulnerabilidade ao escoamento superficial foi obtida por meio do índice de umidade do solo (W) desenvolvido por O'Loughlin (1986). Para valores de W superiores a 1 considerou-se que existem condições suficientes para saturar e ocorrer fluxo superficial e para valores menores ou igual a 1, declarou-se que toda a água da chuva infiltrou no solo, não havendo água disponível para o escoamento superficial e, portanto, reduzindo a propensão à erosão e transporte de sedimentos e aumentando a infiltração de água no solo e recarga de água. O índice W mensal foi calculado para toda a sub-bacia das Posses de acordo com a equação:

$$W = (Q/T)[a/(b\text{sen}\theta)]$$

Onde W é o índice de umidade do solo (*adimensional*), Q é a precipitação mensal ( $\text{m s}^{-1}$ ), T é o valor da transmissividade do solo ( $\text{m}^2 \text{s}^{-1}$ ), a corresponde à área de contribuição a montante ( $\text{m}^2$ ), b é o tamanho do *pixel* (m) e  $\text{sen}\theta$  é o seno da declividade (radianos). A razão Q/T corresponde ao controle hidrológico, enquanto a razão  $a/b*\text{sen}\theta$  corresponde ao controle morfológico (Dietrich & Wilson, 1993).

Os dados de precipitação mensal utilizados são referentes ao período de janeiro de 2009 a dezembro de 2011, obtidos em cinco estações pluviométricas da Agência Nacional das Águas (ANA) distribuídas na sub-bacia conforme Figura 1.

A transmissividade do solo foi obtida com base nos mapas de condutividade hidráulica do solo saturado ( $K_{sat}$ ) e profundidade do solum (PROF), preditos por meio do MDS, que tiveram maior precisão, conforme equação adaptada de Montgomery; Dietrich (1994):

$$T = K_{sat} \text{ PROF}$$

Onde  $T$  é a transmissividade do solo ( $m^2 s^{-1}$ );  $K_{sat}$  é a condutividade hidráulica do solo saturado ( $m s^{-1}$ ) e PROF é a profundidade do solum (m).

A área de contribuição de cada célula (*pixel*) do MED foi obtida multiplicando o fluxo acumulado definido pelo método  $D_{\infty}$  (Tarboton, 1997; Oliveira et al., 2012) pela área de cada célula ( $100 m^2$ ), segundo Moore et al. (1993):

$$A = \lambda \eta$$

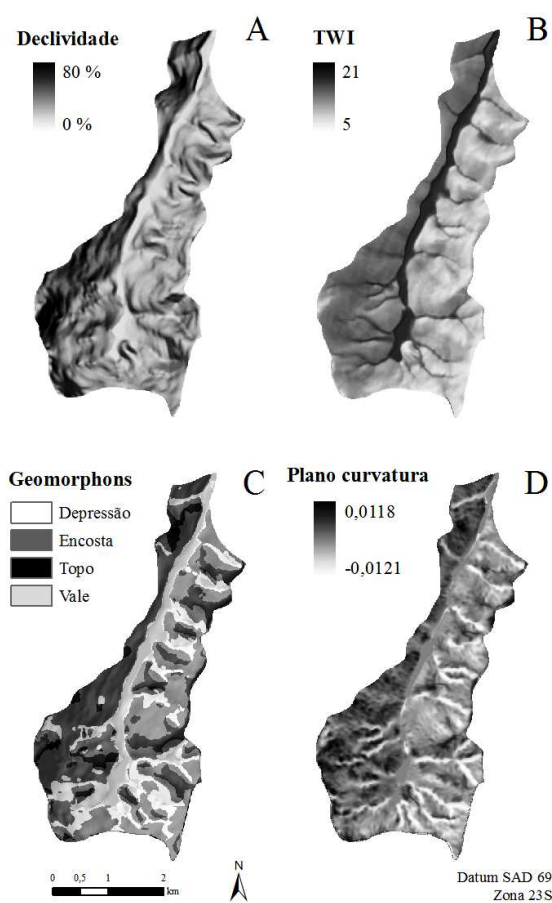
Onde  $A$  corresponde à área de contribuição ( $m^2$ ),  $\lambda$  é o fluxo acumulado (*pixel*) e  $\eta$  é a área do *pixel* ( $m^2$ ).



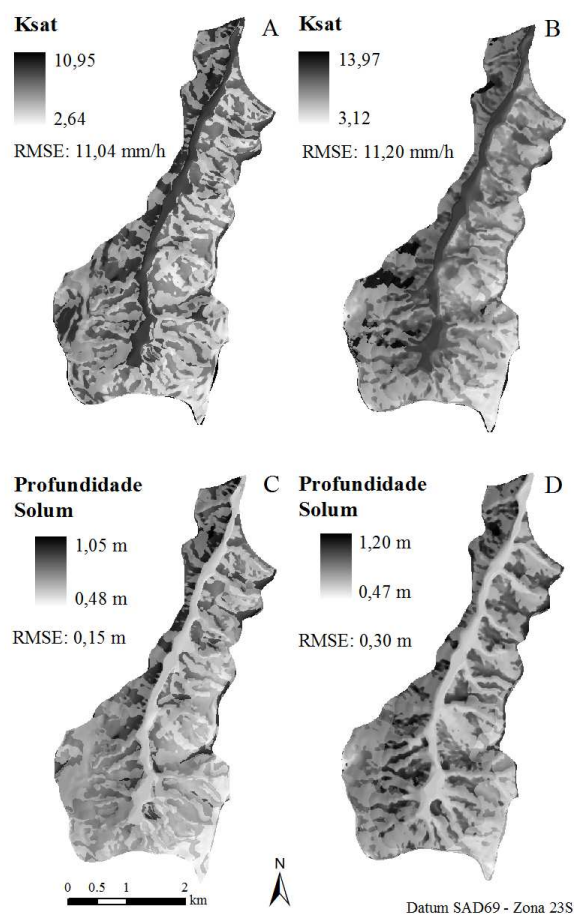
## **Resultados e Discussão**

Os dois atributos do solo analisados Ksat e PROF tiveram melhor precisão quando os atributos do terreno elevação (Figura 1), declividade, plano de curvatura, SAGA índice topográfico de umidade e geomorphons (Figure 2) foram combinados (método GEOM) (Figura 3). Para Ksat a diferença na precisão entre as duas metodologias aplicadas não foi tão evidente quanto para o atributo PROF. Isto mostra que a PROF foi mais influenciada pela posição na paisagem do que a Ksat. O atributo Ksat sofre interferência de fatores antrópicos além dos fatores que conduzem a formação do solo, enquanto que PROF está intimamente relacionado com os fatores de formação do solo e que são afetados, principalmente, pela posição na paisagem. A sub-bacia das Posses apresenta relevo bastante movimentado e declivoso dirigido pelos processos naturais de erosão que ocorrem nesta área devido a sua localização na borda da Serra da Mantiqueira. Com o movimento da água sobre a paisagem desde o soerguimento da Serra da Mantiqueira os solos bem desenvolvidos e profundos como Latossolos que ali foram formados anteriormente deram lugar a solos menos desenvolvidos e menos profundos, o que faz com que a relação solo-paisagem seja mais marcante quando comparado com Ksat

que sofre influência do uso atual do solo, o qual é basicamente pastagem (> 70%) nesta sub-bacia. O uso de pastagens mal manejadas com constante pisoteio do gado destrói os macroporos aumentando a proporção de microporos e reduzindo a percolação de água no solo.



**Figura 2.** Declividade (A), SAGA índice topográfico de umidade (TWI) (B), geomorphons (C), plano de curvatura (D).



**Figura 3.** Condutividade hidráulica do solo saturado (Ksat) determinada pelo método GEOM (A), Ksat determinada pelo método AT (B), profundidade do solum (PROF) determinada pelo método GEOM (C) e PROF determinada pelo método TA (D).

Devido à melhor precisão do método GEOM para prever os atributos do solo estudados, este também foi o método escolhido para gerar o mapa de solos para a sub-bacia (Figura 4). De acordo com os

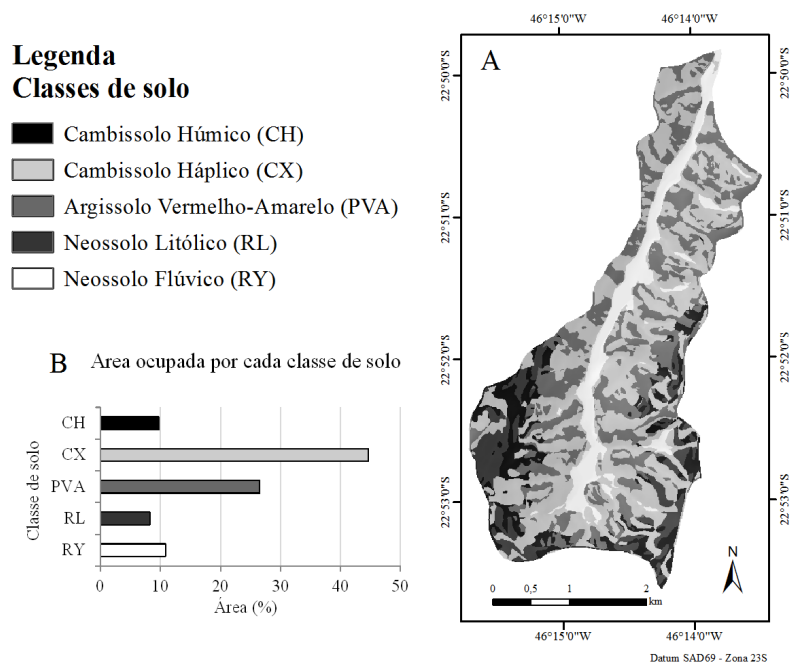
resultados a maior parte da sub-bacia (55%) é composta por Cambissolos. Os Cambissolos têm sua ocorrência vinculada às áreas de declives acentuados que proporcionam deflúvio severo e dificuldades de mecanização. Dessa forma, tornam-se vulneráveis ao processo erosivo sendo restritos a cultivos anuais que requerem maiores intervenções e sendo preferível para o uso com pastagens, reflorestamentos e algumas culturas permanentes protetoras do solo, desde que adequadamente manejadas, utilizando práticas especiais de conservação do solo, uma vez que, mesmo sob este tipo de vegetação, esses solos são suscetíveis ao processo erosivo (Silva et al., 2013).

O segundo solo de maior ocorrência na sub-bacia é o Argissolo, o qual é mais desenvolvido, mais profundo e também mais resistente à erosão que os Cambissolos. Entretanto, apesar de mais resistente à erosão o Argissolo ainda é muito susceptível a perdas de solo devido ao gradiente textural entre o horizonte A e B levando estes solos a degradação quando práticas conservacionistas e cobertura do solo são ausentes.

Associado ao Argissolo e Cambissolos temos o Neossolo Litólico que apresenta afloramentos de rochas impossibilitando que seja cultivado.

Este solo encontra-se em 8% da sub-bacia e deve ter seu uso destinado apenas para proteção e abrigo da fauna e flora silvestre, recreação e turismo ou armazenamento de água em açudes (Lepsch et al., 1991).

E por fim temos o Neossolo Flúvico associado à rede de drenagem (áreas de declive suave) da sub-bacia. Este ocupa 11% da área da sub-bacia e recebe todo o sedimento erodido das áreas a montante o que faz com que esse solo tenha sua evolução retardada e, portanto, ausência de estrutura tornando-o muito susceptível a erosão por desabamento.

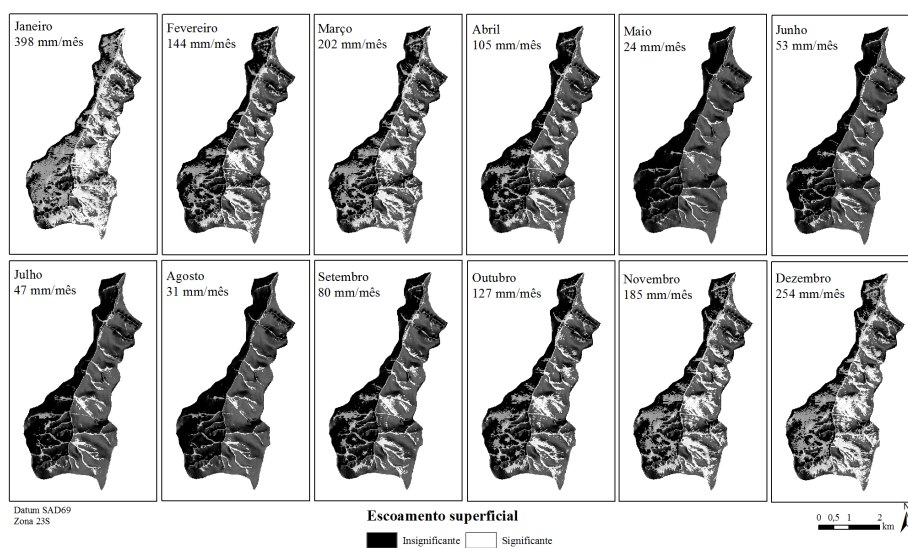


**Figura 4.** Mapa das classes de solo (A) e porcentagem da área ocupada por cada classe (B) na sub-bacia das Posses, Extrema, MG.

A análise da vulnerabilidade do solo ao escoamento superficial mensal revelou que os meses mais críticos são de novembro a março (Figura 5). De acordo com o índice utilizado neste trabalho para avaliar o escoamento quando o grau de saturação do solo é significativo o risco de erosão e transporte de sedimentos é alto (Oliveira, 2011). Nos meses de dezembro e janeiro praticamente toda a sub-bacia está sob risco de erosão, exceto os topos de morro. Aliás, os topos de morros não apresentaram vulnerabilidade ao escoamento e risco de erosão em nenhum dos meses analisados indicando que estas áreas são importantes na infiltração de água e abastecimento do lençol freático.

Durante os meses de maio a agosto, o qual é o período de seca na região com precipitação média mensal inferior a 50 mm é possível observar que a saturação do solo é significativa somente próximo à rede de drenagem. Isto evidencia a importância das APPs nas margens do ribeirão das Posses, pois o risco de erosão nessas áreas é evidente durante todos os meses do ano necessitando que o solo esteja protegido permanentemente evitando que as erosões nas bordas do rio aumentem o assoreamento dos mananciais interferindo no abastecimento de água.

Os meses de abril e setembro são os meses de transição entre o período de seca e o período de chuva na sub-bacia e apresentaram maior vulnerabilidade nas áreas de maiores declives principalmente nas áreas de cabeceira.



**Figura 5.** Vulnerabilidade mensal ao escoamento superficial e precipitação média mensal para a sub-bacia das Posses, MG.

Na Tabela 1 encontram-se as porcentagens da área da sub-bacia das Posses vulneráveis ao escoamento superficial de acordo com o uso atual do solo. O mês mais crítico ao escoamento superficial que é o mês de janeiro apresentou maior parte das áreas de agricultura com risco insignificante de ocorrer escoamento, aproximadamente metade das áreas

de eucaliptos, pastagem e floresta nativa com risco significativo e a outra metade com risco insignificante e cerca de 70% da APP com risco significativo de escoamento. Isso mostra que as APPs implantadas pelo Conservador de Águas são muito úteis na conservação do solo, pois estão alocados na sub-bacia em áreas críticas a erosão durante todo o ano.

Em geral, nos meses de maior vulnerabilidade ao escoamento e erosão (novembro a março) os usos pastagem e APP foram que se encontram nas áreas de maiores risco. As pastagens quando bem manejadas auxiliam na redução da erosão hídrica. Entretanto, de acordo com Oliveira et al. (2008), as pastagens na sub-bacia das Posses se encontram em avançado estágio de degradação necessitando de um plano de manejo adequado que garanta o uso sustentável dessas pastagens, principalmente, por elas se encontrarem nas áreas mais susceptíveis ao escoamento superficial e erosão do solo.



**Tabela 1.** Porcentagem da área da sub-bacia das Posses vulnerável ao escoamento superficial de acordo com o uso atual do solo.

Mês	Escoamento superficial	Agric. <sup>(1)</sup>	Euc. <sup>(2)</sup>	Past. <sup>(3)</sup>	Floresta Nativa	APP <sup>(4)</sup>
Jan.	Insignificante	73	55	48	50	32
	Significante	27	45	52	50	68
Fev.	Insignificante	92	81	75	77	58
	Significante	8	19	25	23	42
Mar.	Insignificante	89	77	70	71	51
	Significante	11	23	30	29	49
Abr.	Insignificante	96	86	83	83	67
	Significante	4	14	17	17	33
Mai.	Insignificante	100	94	96	95	87
	Significante	0	6	4	5	13
Jun.	Insignificante	100	91	91	90	79
	Significante	0	9	9	10	21
Jul.	Insignificante	100	91	93	91	81
	Significante	0	9	7	9	19
Ago.	Insignificante	100	93	95	94	85
	Significante	0	7	5	6	15
Set.	Insignificante	98	89	87	86	72
	Significante	2	11	13	14	28
Out.	Insignificante	94	84	80	80	64
	Significante	6	16	20	20	36
Nov.	Insignificante	90	78	71	73	53
	Significante	10	22	29	27	47
Dez.	Insignificante	85	70	63	65	45
	Significante	15	30	37	35	55

<sup>(1)</sup>Agricultura, <sup>(2)</sup>Eucalipto, <sup>(3)</sup>Pastagem, <sup>(4)</sup>Área de preservação permanente.

### Conclusões

1. Os dois atributos do solo analisados condutividade hidráulica do solo saturado (Ksat) e profundidade do solum (PROF) tiveram melhor

precisão quando os atributos do terreno declividade, plano de curvatura, SAGA índice topográfico de umidade, elevação e geomorphons foram combinados.

2. Devido à melhor precisão do método GEOM para prever os atributos do solo estudados, este também foi o método escolhido para gerar o mapa de solos para a sub-bacia e esta apresentou: 55% da área com Cambissolos (Cambissolo Háptico e Húmico), 26% de Argissolo Vermelho-Amarelo, 8% de Neossolo Litólico e 11% com Neossolo Flúvico.
3. Os meses de maior vulnerabilidade ao escoamento superficial foram os meses de novembro a março, abril e setembro apresentaram maior risco na área de cabeceira enquanto que os meses de baixa precipitação (maio a agosto) o risco de escoamento superficial e erosão se deram próximo à rede de drenagem.
4. Nos meses de maior vulnerabilidade ao escoamento e erosão (novembro a março) os usos pastagem e APP foram que se encontram nas áreas de maiores risco devendo ser mantidas as APPs e conservadas as pastagens.

### **Agradecimentos**

À Prefeitura Municipal de Extrema, em nome do Diretor do Departamento de Meio Ambiente, Paulo Henrique Pereira, pelo apoio na obtenção dos dados, ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq Brasil (Processos nº 471522/2012-0 e 201987/2012-0);

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES Brasil e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais – FAPEMIG (Processos nº CAG-APQ-01423-11 e CAG-PPM-00422-13), pelo suporte financeiro.

### **Referências**

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Programa produtor de água superintendência de usos múltiplos**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2008. 60p.

ASHTEKAR, J. M.; OWENS, P. R. Remembering Knowledge: An Expert Knowledge Based Approach to Digital Soil Mapping. **Soil Horizons**, v. 54, n. 5, p. 1-6, Sep. 2013. DOI: 10.2136/sh13-01-0007.

BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43–69, 1979. DOI:10.1080/02626667909491834

BOER, M.; DEL BARRIO, G.; PUIGDEFÁBRES, J. Mapping soil depth classes in dry Mediterranean areas using terrain attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, v. 72, n.1-2, p. 99–118, 1996. DOI:10.1016/0016-7061(96)00024-9

DIETRICH, W.; WILSON, C. Analysis of erosion thresholds, channel networks, and landscape morphology using a digital terrain model. **The Journal of Geology**, v. 101, n. 2, p. 259–278, 1993.

DUNNE, T.; LEOPOLD, L. B. **Water in environment planning**. São Francisco: Freeman, 1978. 818p.

JASIEWICZ, J.; STEPINSKI, T. F. Geomorphons — a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. **Geomorphology**, v. 182, p. 147–156, 2013. DOI:10.1016/j.geomorph.2012.11.005

LEPSCH, I. F. BELLINAZI JR., R.; BERTOLINI, D.; ESPÍNDOLA, C.R. **Manual para levantamento utilitário do meio físico e classificação de terras no sistema de capacidade de uso: 4ª aproximação**. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1991. 175p.

LIAO, W.-H. **Region Description Using Extended Local Ternary Patterns**. In: 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, p. 1003–1006, 2010. DOI:10.1109/ICPR.2010.251

LIMA, J. M.; CURI, N.; RESENDE, M.; SANTANA, D. P. Dispersão do material de solo em água para avaliação indireta da erodibilidade da Latossolos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 14, n. 1, p. 85-90, 1990.

McBRATNEY, A., MENDONÇA-SANTOS, M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, v. 117, n. 1-2, p.3–52, 2013. DOI:10.1016/S0016-7061(03)00223-4

MENEZES, M. D. **Levantamento pedológico de hortos florestais e mapeamento digital de atributos físicos do solo para estudos hidrológicos**. 2011. 225 p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, Minas Gerais, 2011.

MONTGOMERY, D. R.; DIETRICH, W. E. A physically based model for the topographic control on shallow landsliding. **Water Resources Research**, v. 30, n. 4, p. 1153–1171, 1994. DOI:10.1029/93WR02979

MOORE, I.D.; GESSLER, P.E.; NIELSEN, G. A.; PETERSON, G. A. Soil Attribute Prediction Using Terrain Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v. 57, n. 2, p. 443-452, 1993.

MOTAGHIAN, H. R.; MOHAMMADI, J. Spatial Estimation of Saturated Hydraulic Conductivity from Terrain Attributes Using Regression, Kriging, and Artificial Neural Networks. **Pedosphere**, v. 21, n. 2, p. 170–177, 2011. DOI:10.1016/S1002-0160(11)60115-X

O'LOUGHLIN, E. M. Prediction of Surface Saturation Zones in Natural Catchments by Topographic Analysis. **Water Resources Research**, v. 22, n. 5, p. 794–804, 1986. DOI:10.1029/WR022i005p00794

ODEH, I.; McBRATNEY, A.; CHITTLEBOROUGH, D. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, v. 67, n. 1995, p. 215–226, 1995.

OLIVEIRA, A. H. **Erosão hídrica e seus componentes na sub-bacia hidrográfica do Horto Florestal Terra Dura, Eldorado do Sul (RS)**. 2011. 181p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Lavras, Lavras.

OLIVEIRA, A. H.; LIMA, G.C.; SILVA, M.L.N.; FREITAS, D.A.F; SILVA, M.A.; PEREIRA, P.H.; SANTOS, D.G.; VEIGA, F. Implantação de práticas conservacionistas em áreas agrícolas e estradas, objetivando a recarga de água na sub-bacia das Posses, município de Extrema, MG. In: CONGRESSO DE PÓS-GRADUAÇÃO DA UFLA, I ENCONTRO DE ENGENHARIA DE SISTEMAS E IV WORKSHOP DE LASER E ÓPTICA NA AGRICULTURA, 17. , 2008, Lavras. **Anais**. Lavras: UFLA, 2008. p.354-359.

OLIVEIRA, A. H.; SILVA, M. L. N.; CURTI, N.; KLINKE NETO, G.; SILVA, M. A.; ARAÚJO, E. F. Consistência hidrológica de modelos digitais de elevação (MDE) para definição da rede de drenagem na sub-bacia do horto florestal Terra Dura, Eldorado do Sul, RS. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 36, n.4, p.1259–1268, 2012. DOI:10.1590/S0100-06832012000400020

SILVA, M. A.; FREITAS, D. A. F.; SILVA, M. L. N.; OLIVEIRA, A. H.; LIMA, G. C.; CURTI, N. Sistema de informações geográficas no planejamento de uso do solo. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 8, n. 2, p. 316–323, 2013. DOI:10.5039/agraria.v8i2a2289

TARBOTON, D. G. A new method for the determination of flow directions and upslope areas in grid digital elevation models. **Water Resources Research**, v. 33, n. 2, p. 309–319, 1997. DOI:10.1029/96WR03137

WINZELER, H. E.; OWENS, P. R.; JOERN, B. C.; CAMBERATO, J. J.; LEE, B. D.; ANDERSON, D. E.; SMITH, D. R. Potassium Fertility and Terrain Attributes in a Fragiudalf Drainage Catena. **Soil Science Society of America Journal**, v. 72, n. 5, p. 1311-1320, 2008. DOI:10.2136/sssaj2007.0382

ZHU, A. X.; HUDSON, B.; BURT, J.; LUBICH, K.; SIMONSON, D. Soil Mapping Using GIS, Expert Knowledge, and Fuzzy Logic. **Soil Science Society of America Journal**, v. 65, n. 5, p. 1463-1472, 2001. DOI:10.2136/sssaj2001.6551463x

ZHU, A.; BAND, L. A knowledge-based approach to data integration for soil mapping. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 20, n.4, p. 408-418, 1994.

ZHU, A.-X. A similarity model for representing soil spatial information. **Geoderma**, v. 77, n. 2-4, p. 217-242, 1997. DOI:10.1016/S0016-7061(97)00023-2

ZHU, A.-X.; BAND, L. E.; DUTTON, B.; NIMLOS, T. J. Automated soil inference under fuzzy logic. **Ecological Modelling**, v. 90, n. 2, p. 123-145, 1996. DOI:10.1016/0304-3800(95)00161-1

ZHU, A.-X.; BAND, L.; VERTESSY, R.; DUTTON, B. Derivation of Soil Properties Using a Soil Land Inference Model (SoLIM). **Soil Science Society of America Journal**, v. 61, n. 2, p. 523-533, 1997. DOI:10.2136/sssaj1997.03615995006100020022x

ZHU, A.-X.; QI, F.; MOORE, A.; BURT, J. E. Prediction of soil properties using fuzzy membership values. **Geoderma**, v. 158, n. 3-4, p. 199-206, 2010. DOI:10.1016/j.geoderma.2010.05.001

ZHU, Q.; LIN, H. S. Comparing Ordinary Kriging and Regression Kriging for Soil Properties in Contrasting Landscapes. **Pedosphere**, v. 20, n. 5, p. 594-606, 2010. DOI:10.1016/S1002-0160(10)60049-5