

ELIANA DE SOUZA

**MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS E MODELAGEM DA RECARGA
HÍDRICA NA BACIA DO RIO DOCE, MINAS GERAIS**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

**VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2013**

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

S729m
2013

Souza, Eliana de, 1976-

Mapeamento digital de solos e modelagem da recarga hídrica na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais / Eliana de Souza. – Viçosa, MG, 2013.

xii, 155f. : il. (algumas color.) ; 29cm.

Inclui anexo.

Orientador: Elpídio Inácio Fernandes Filho

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Doce, Rio, Bacia (MG e ES). 2. Solos - Classificação. 3. Mapeamento do solo. 4. Mapeamento digital. 5. Física do solo. 6. Infiltração. 7. Solos - Umidade. 8. Balanço hidrológico. 9. Modelos lineares (Estatística). 10. Análise de regressão. 11. Informação geográfica. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Solos. Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas. II. Título.

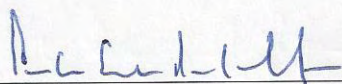
CDD 22. ed. 631.44

ELIANA DE SOUZA

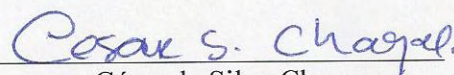
MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS E MODELAGEM DA RECARGA
HÍDRICA NA BACIA DO RIO DOCE, MINAS GERAIS

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

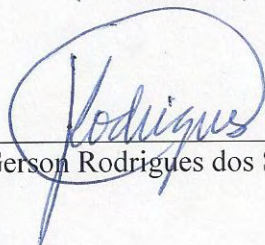
APROVADA: 27 de março de 2013.



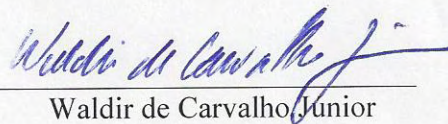
Carlos Ernesto G. R. Schaefer
(Coorientador)



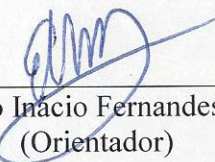
César da Silva Chagas
(Coorientador)



Gerson Rodrigues dos Santos



Waldir de Carvalho Junior



Elpídio Inácio Fernandes Filho
(Orientador)

*A minha mãe, Geralda,
A meus irmãos e sobrinhos,
dedico,*

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Viçosa, por meio do Departamento de Solos e Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas, pela oportunidade de realizar o aperfeiçoamento profissional através do curso de mestrado.

À FAPEMIG pela bolsa de pesquisa durante o doutorado e pelo financiamento do projeto de Recarga Hídrica na Bacia do Rio Doce, o qual possibilitou a obtenção da maior parte dos dados utilizados na tese.

À CAPES, pela da bolsa de Doutorado Sanduíche e, ao Diretor do ISRIC - World Soil Information, na Universidade de Wageningen, Prem Brindaban, pelo aceite do meu estagio na universidade e retorno para o Estágio de Pós-Doutorado.

Agradeço em especial ao meu orientador, Professor Elpídio, pela orientação, apoio, ensinamentos e amizade durante ao longo da minha formação na UFV.

Ao Professor Carlos Schaefer, pelas orientações desde longa data.

Aos pesquisadores da Embrapa Solos, César Chagas pelas coorientação e, ao Waldir de Carvalho Junior pelas valiosas contribuições dadas.

Aos demais professores do Departamento de Solos pelas contribuições para minha formação durante as disciplinas e outras orientações, em especial ao Raphael e ao Genelício, pelas contribuições dadas a esse trabalho.

Ao pesquisadores do ISRIC Tom Hengl, pela orientação, amizade e oportunidade de conhecer novas técnicas para o mapeamento digital de solos utilizando a programação e softwares livre como o R.

Ao Bas Kempen, pesquisador do ISRIC, pelas colaboração essencial na programação dos modelos de mapeamento utilizados nesse trabalho. Obrigada pela motivação e paciência valiosos.

Aos demais pesquisadores e funcionários do ISRIC pela troca de experiência, contribuições os “*fruitful meetings*”. Dank well to: Ad, Gerard, Godert, Hannes, Hiske, Ingrid, Johan, Jorge, Livija, Niels, Stephan, Theo, Yolanda, Zhanguo and to Sebastian, who I share the office with during his M.Sc. internship.

Aos colegas da Pós-Graduação e da UFV pelo apoio.

Aos colegas que colaboraram no levantamento de dados para esse trabalho: Antonio Ribeiro, Bruno Nery, Eliana Santos, Giovanni, Lucas Machado, Maola, Mateus e Samuel.

Aos colegas de trabalho no Laboratório de Geoprocessamento: Alexson, Bruno Mendonça, Bruno Resck, Diogo, Felipe Pinho, Felipe Simas, Flávia, Maola, Michele, Raquel Portes.

Aos colega em Wageningen pelo apoio, Aleksander, Kim, Maria, Mário, Sanguita e Sebastian.

Aos funcionários do DPS, pelo apoio, em nome das secretárias, Tatiana, Leiliane, Sônia, Cláudia e Luciana, pela ajuda nos tramites burocráticos cotidianos.

Aos colegas, Ana Paula, Cynthia, Marinalva, Malú, Zé Martins e Ecila pelas experiências, compartilhadas e apoio em momentos importantes.

À minha família, meus irmãos e sobrinhos, em especial à minha mãe pelo exemplo de perseverança, paciência, motivação e apoio nas minhas escolhas.

A todos que de alguma forma contribuiu com o meu trabalho, **MUITO OBRIGADA!**

BIOGRAFIA

ELIANA DE SOUZA nasceu no dia 4 de agosto de 1976, na cidade de Raul Soares, no estado de Minas Gerais, Brasil. É filha de Geralda Maria de Souza e Sebastião Canuto de Souza (*in memoriam*).

Em 2002, iniciou o curso de Geografia, na Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais, graduando-se em Licenciatura e Bacharelado em março de 2007.

Em março de 2007 iniciou o curso de mestrado no Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas do Departamento de Solos, na UFV, defendendo a dissertação em fevereiro de 2009. Nesse mesmo programa, no mês subsequente a obtenção do título de mestrado, deu sequência ao curso de Doutorado.

Durante o doutorado, entre março de 2012 a setembro de 2012, realizou parte dos estudos no ISRIC – World Soil Information, na Universidade de Wageningen, Holanda, sob a orientação do pesquisador, Tomislav Hengl, por meio do programa de Doutorado Sanduiche do programa PDSE da Capes.

Em 13 de março de 2013 recebeu aprovação da CAPES para realizar Estágio de Pós-Doutorado na Universidade de Wageningen, no período de agosto de 2013 a janeiro de 2015.

Defendeu a tese de doutorado em 27 de março de 2013.

SUMÁRIO

RESUMO	ix
ABSTRACT	xi
INTRODUÇÃO GERAL	1

CAPITULO 1: Mapeamento de atributos do solo na Bacia do Rio Doce, Estado de Minas Gerais

RESUMO	6
ABSTRACT	7
1.1 INTRODUÇÃO	8
1.2 MATERIAL E MÉTODOS	11
1.2.1 Área de estudo	11
1.2.2 Atributos dos solos	12
1.2.3 Covariáveis preditoras	14
1.2.4 Modelos preditivos	19
1.2.5 Predição das classes dos solos	20
1.2.6 Predição dos atributos dos solos	21
1.2.7 Predição por média ponderada	22
1.2.8 Predição por Regressão-Krigagem	23
1.2.9 Avaliação dos modelos	25
1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	28
1.3.1 Predição das classes de solo	28
1.3.2 Predição dos atributos dos solos	34
1.3.2.1 Predição do carbono orgânico	34
1.3.2.2 Predição da argila	42
1.3.2.3 Predição da CTC	47
1.4 CONCLUSÕES	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	51
ANEXO	58

CAPÍTULO 2: Modelagem da recarga hídrica na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais

RESUMO	60
ABSTRACT	62
2.1 INTRODUÇÃO	64
2.2 MATERIAL E MÉTODOS	67
2.2.1 Área de estudo	67
2.2.2 Modelo de balanço hídrico sequencial - BALSEQ	71
2.2.3 Base de dados	74
2.2.3.1 Dados dos solos	74
2.2.3.2 Escoamento superficial	75
2.2.3.3 Precipitação pluviométrica	76
2.2.3.4 Evapotranspiração	76
2.2.3.5 Dados da vegetação	77
2.2.3.6 Variáveis preditivas utilizadas na espacialização do balanço hídrico	79
2.2.3 Predição do balanço hídrico	79
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	81
2.3.1 Estimativa pontual do balanço hídrico	83
2.3.2 Predição espacial do balanço hídrico	86
2.3.3 Predição da precipitação pluviométrica	94
2.3.4 Validação do modelo BALSEQ	98
2.4 CONCLUSÕES	100
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA	102
ANEXO	108

CAPÍTULO 3: Funções de pedotransferência para estimar a densidade, o conteúdo de água e a capacidade de água disponível de solos na Bacia do Rio Doce, Estado de Minas Gerais

RESUMO	109
ABSTRACT	111
3.1 INTRODUÇÃO	113
3.2 MATERIAL E MÉTODOS	116
3.2.1 Área de estudo.....	116
3.2.2 Dados de solo - coleta e análises.....	117
3.2.3 Ajuste e avaliação das funções de pedotransferência	119
3.2.4 Funções de pedotransferência compiladas da literatura.....	121
3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	122
3.3.1 Funções para estimar a densidade do solo	127
3.3.1.1 Funções para estimar a densidade do solo por horizonte.....	127
3.3.1.2 Funções para estimar a densidade do solo por grupamentos texturais e classe de solo	132
3.3.1.3 Funções compiladas na literatura para estimar a densidade do solo	134
3.3.2 Funções para estimar o conteúdo de água no solo	137
3.3.2.1 Funções para estimar o conteúdo de água no solo por horizonte.....	137
3.3.2.2 Funções para estimar o conteúdo de água no solo por classe de solo e grupamento textural	141
3.3.2.3 Funções obtidas da literatura para estimar o conteúdo de água no solo	145
3.3.3 Funções para estimar a capacidade de água disponível	146
3.4 CONCLUSÕES	150
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	151

RESUMO

SOUZA, Eliana de, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, março de 2013.
Mapeamento digital de solos e modelagem da recarga hídrica na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais. Orientador: Elpídio Inácio Fernandes Filho.
Coorientadores: Carlos Ernesto G. R. Schaefer e César da Silva Chagas.

A avaliação quantitativa de recursos pedológico e hídrico é uma medida importante para a adoção de práticas sustentáveis e eficientes de uso e manejo dos recursos. Dados climatológicos e pedológicos são, geralmente, coletados de forma pontual e, para muitas áreas o número de locais para os quais se tem informações é, quase sempre insuficiente para alimentar modelos de predição. Para suprir a escassez e a descontinuidade espacial de informações de solo e de água tem-se utilizado modelos para estimar certas propriedades e atributo, a partir de outras de mais fácil obtenção. Os modelos preditivos empregam uma variedade de técnicas e métodos para geração de informações no formato discreto e contínuo. Este trabalho teve como objetivo geral a geração de funções de pedotransferência para estimar a densidade do solo e o conteúdo de água no solo e, a avaliação da predição espacial de atributos do solo e do balanço hídrico na Bacia do Rio Doce, localizada no Estado de Minas Gerais. No Capítulo 1, avaliou-se a predição espacial dos atributos dos solos: carbono orgânico, argila e capacidade de troca catiônica (CTC). O estudo teve o objetivo de avaliar o desempenho de modelos de predição, a partir de mapas de solos gerados por método convencional e, mapa de solos gerado por Regressão Logística Multinomial. Foi utilizado um conjunto de covariáveis composto por mapas derivados de modelo de elevação do terreno, de imagens de satélite e mapas de classes dos solos do mapeamento convencional e avaliado o desempenho do método geoestatístico de Regressão-krigagem para a predição espacial. No Capítulo 2, realizou-se a modelagem da recarga hídrica na Bacia, para um período de dois anos hidrológicos (09/2007 - 09/2009). O balanço hídrico foi calculado pelo modelo de balanço hídrico sequencial diário, BALSEQ. As variáveis do balanço hídrico; evapotranspiração, escoamento superficial, infiltração profunda e precipitação, foram espacialmente preditas. No Capítulo 3, foram ajustadas funções de pedotransferência (FPTs) por Regressão Linear Múltipla para densidade do solo, conteúdo de água em quatro potenciais e, capacidade de água disponível para as plantas. As FPTs foram geradas para dados agrupados por horizonte, por classe de solo e por grupamentos

texturais. Comparações entre os resultados obtidos e aqueles apresentados por FPTs compiladas na literatura foram realizadas. Os resultados do Capítulo 1 mostraram a importância do mapa de solos do mapeamento convencional para as abordagens de mapeamento digital de solos. Verificou-se a necessidade de aumentar a amostragem da argila e da CTC, e a obtenção de covariáveis com maior correlação com esses atributos para melhorar o desempenho do modelo de predição espacial. Os modelos de predição do carbono orgânico apresentaram bom desempenho com melhores resultados quando se utilizou o mapa de solos do método convencional juntamente com outras covariáveis. A estimativa e espacialização do balanço hídrico realizadas no Capítulo 2 possibilitam melhor entendimento da recarga do aquífero livre na bacia e geraram cenários que podem ser utilizados no zoneamento da bacia para uso e manejo dos solos e água. No Capítulo 3, verificou-se bom poder preditivo das FPTs desenvolvidas com os dados levantados na Bacia, e melhor desempenho dessas funções em relação às compiladas da literatura. As informações geradas com as funções propostas são de disponibilidade escassa e têm grande importância como variáveis de modelos de estudos ambientais, podendo ser usadas para alimentar modelos de predição espacial. De forma geral, o trabalho contribuiu com a geração de informações sobre os solos e a dinâmica hídrica na Bacia que possibilitam estudos relacionados às mudanças climáticas a partir de medidas do estoque de carbono no solo, da oferta hídrica e da distribuição espacial de atributos e classes dos solos.

ABSTRACT

SOUZA, Eliana de, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, March, 2013. **Digital soil mapping and modeling of water recharge in Rio Doce Basin, State of Minas Gerais.** Adviser: Elpídio Inácio Fernandes Filho. Co-advisers: Carlos Ernesto G. R. Schaefer and César da Silva Chagas.

The quantitative evaluation of pedological and hydric resources is important for adoption of sustainable and efficient practices and use management of resources. Climatologic and pedological data are usually collected in a discrete manner and in most of the cases, the number of sites where the information is collected is usually not enough to fuel the predictive models. To overcome the shortage and spatial discontinuity of soil and water information models have been used to estimate certain properties and attributes, from other more readily available. Predictive models employ a variety of techniques and methods for generating information in discrete and continuous format. This study aimed to generate pedotransfer function for estimating soil bulk density and soil water content and evaluate the spatial prediction of soil attributes and hydric balance in the Rio Doce Basin, located in the State of Minas Gerais. In Chapter 1, we evaluated the spatial prediction of soil attributes: organic carbon, clay and cation exchange capacity (CEC), with the purpose of evaluating the performance of the prediction models from soil maps generated by both the conventional and with the Multinomial Logistic Regression methods, from a set of covariates consisting of maps derived from elevation model of the terrain, satellite images and maps obtained from conventional soil mapping. The geostatistical model called Regression-Kriging (RK) was evaluated for prediction of the spatial attributes. In Chapter 2, we modeled the basin water recharge process for a period of two hydrological years (09/2007 - 09/2009). Hydric balance was calculated by means of the model BALSEQ (Portuguese acronym for Daily Sequential Hydric Balance). The estimated variables from the water balance; evapotranspiration, runoff, deep infiltration and precipitation were spatially predicted with the RK model. In Chapter 3, pedotransfer functions (PTFs) were used by means of Multiple Linear Regression model to predict soil bulk density, water content in four gravimetric potentials and available water capacity. The PTFs were generated for data grouped by horizon, soil class and textural groups. Comparisons between

PTFs results obtained in this study with those compiled in the literature were performed. The results of Chapter 1 evidenced the importance of the conventional soil map when developing digital soil mapping. There is a need to increase the sampling size for clay and CEC, and to evaluate the covariates of higher correlation with these two attributes, in order to improve the performance of the spatial prediction models. Organic carbon was predicted with good performance by all evaluated models, presenting the best results when using the dataset that included the soil map obtained from the conventional method of survey combined with other covariates. The estimate and spatial prediction of hydric balance performed in Chapter 2 enabled better understanding of the recharge of the unconfined aquifer in the basin and the generated scenarios can be utilized in zoning the basin for use and management of its soils and water resources. In Chapter 3, we found good predictive power of the PTFs developed with the data collected in the basin; we also observed improved performance in relation to the functions compiled from the literature. The information generated with the developed PTFs are rarely found in current literature body and are of great importance as input variables for environment modelling studies, and can be used to fuel models of spatial prediction. In general, the contribution of this study is generating soil and hydric information for the Basin that enable to carry on climate change related studies from measurements of soil carbon stock, water availability and spatial distribution of its attributes and soil classes.

INTRODUÇÃO GERAL

O conhecimento dos solos e da sua distribuição espacial é primordial para orientar medidas que assegurem a sustentabilidade ambiental e o desenvolvimento social e econômico. O solo é essencial para a produção agrícola, para a proteção ambiental e o bem estar humano, para a promoção de serviços ambientais como o estoque de carbono e para o correto gerenciamento dos recursos hídricos (SANCHEZ et al., 2009).

A demanda por informações quantitativas da distribuição espacial dos solos e dos seus atributos é crescente, com destaque para as áreas do Cerrado Brasileiro, pela rápida mudança no uso do solo (MINASNY et al., 2003; MENDONÇA-SANTOS e SANTOS, 2003, 2006). Essa demanda visa orientar o planejamento do uso das terras e gestão ambiental com dados em formato contínuo e digital e, com uma medida das incertezas do mapeamento.

Os modelos para a predição quantitativa de atributos, propriedades e classes dos solos que têm sido utilizados permitem obter dados discretos e em formato contínuo. Para os primeiros, destacam-se as funções de pedotransferência (HARTMENINK et al., 2011); para dados contínuos, os modelos de predição espacial variam entre aqueles que empregam técnicas mais simples, a exemplo do modelo de predição por média ponderada, até os mais elaborados e que demandam mais tempo na implementação, como os geoestatísticos (GOOVAERTS, 1997, HENGL et al., 2004), modelos de Regressão Logística Multinomial (KEMPEN, et al., 2011), Árvore de Decisão e Redes Neurais (SCULL, et al., 2003; McBRANETY et al., 2003).

Estudos vêm sendo realizados empregando-se diversas técnicas de mapeamento digital, utilizando uma diversidade de covariáveis ambientais para gerar mapas de atributos, propriedade e classes de solos para diversas áreas do globo (McBRATNEY, et al., 2003; HARTEMINK et al., 2008; BOETTINGER, et al., 2010; MINASNY et al., 2012). Esses estudos visam atender a demanda por informações espaciais de solos e melhorar o significado dos mapas de solo convencionais.

As tendências no mapeamento digital de solos são acompanhadas pelos avanços na tecnologia dos sistemas de computação, de sistemas de informações

geográficas e sistemas remotos de obtenção de dados. Esses avanços possibilitaram a aquisição de grande quantidade de dados espaciais, incluindo imagens de alta resolução e modelos digitais de terreno, além de tornarem rápidos os processamentos de análises dos dados dos mapeamentos por meio de variados modelos preditivos que fazem uso de técnicas inovadoras e empregam uma diversidade de variáveis ambientais, para a predição de informações quantitativas dos solos.

Os estudos em mapeamento digital de solos são importantes para avaliar o acervo de informações de solos e a diversidade de dados adquiridos a partir de plataformas orbitais e de mapas temáticos, por meio dos diferentes modelos preditivos. A realização desse tipo de pesquisa é fundamental para otimizar o uso dos dados existentes e a geração de informações pedológicas por abordagens reprodutíveis, de confiabilidade conhecida, e em formato que atende maior número de usuários.

Um dos grandes desafios para o mapeamento digital está relacionado com a escassa disponibilidade desses dados de solo, assim como o estado disperso dos que eles se encontram (MENDONÇA-SANTOS e SANTOS, 2006). Nesse sentido, Cooper et al. (2005) compilaram e colocaram disponível ao público a maioria dos dados dos perfis de solos do levantamento feito pelo projeto RADAMBRASIL para o Território Brasileiro. Esse banco de dados foi avaliado por Benedetti et al. (2008, 2011), que evidenciaram uma boa representatividade e distribuição dos perfis de solos na grande maioria dos estados Brasileiros, assim como em relação às condições ambientais representadas por zonas e tipos climáticos, e atualizaram a nomenclatura ajustada aos critérios do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS).

O conhecimento dos recursos hídricos, assim como dos pedológicos, são de grande importância para estudos ambientais. As águas subterrâneas têm sido exploradas de forma crescente pela sua melhor qualidade em relação às superficiais. Contudo, os estudos sobre a disponibilidade das reservas e o potencial de exploração dos aquíferos brasileiros são pouco conhecidos. Pedrosa e Caetano (2002) colocam que os poucos estudos sobre a recarga hídrica têm caráter muito generalista, e a falta de precisão dos dados permitem apenas medidas aproximadas das reservas subterrâneas no Brasil.

Os interesses no conhecimento dos solos e da água transcendem os interesses nacionais, sendo importantes para pesquisas de impacto global (FAO, 2012; FISHER, 2012). No caso dos solos, uma iniciativa de caráter mundial, com aplicação

das técnicas de mapeamento digital em escala mais abrangente, é a criação do consórcio para construção do mapa de solos do Globo por mapeamento digital (SANCHES et al., 2009), tendo a Embrapa Solos como representante dos países da América Latina.

Nesse contexto, o objetivo geral deste trabalho foi avaliar o mapeamento digital de atributos do solo, da densidade do solo e do conteúdo de água, por meio de funções de pedotransferência, e a predição espacial gerando mapas em formato contínuo para argila, CTC e carbono orgânico, bem como realizar a estimativa do balanço hídrico e a predição espacial da infiltração da água no solo.

A área de estudo refere-se à Bacia do Rio Doce, localizada no Estado de Minas Gerais (Figura 1), com aproximadamente 70.000 km². Os solos predominantes são os Latossolos, ocorrendo também, Argissolo, Cambissolos, entre outros de pequena expressão geográfica. A geologia é constituída predominantemente por gnaiesses, granitoides, xistos e quartzitos. Os principais tipos de clima variam entre tropical de altitude (Cwa e Cwb) e clima quente com chuvas de verão (Aw).

Mapas de carbono orgânico, argila e CTC para a Bacia do Rio Doce, não estão disponíveis, assim como não existem mapas de classes de solos em escala maior do que 1:600.000. O mapeamento digital de solos para área de dimensões como a Bacia do Rio Doce permite avaliar a eficiência de modelos preditivos, considerando a extensão da área, a complexidade e distribuição dos solos e a base de dados de solos e covariáveis. O mapa de solos com recobrimento da Bacia estudada tem escala de 1:600.000 (FEAM, 2011), sendo ainda insuficiente para atender as necessidades de detalhes necessários em diversos estudos que dependem do conhecimento dos solos.

A recarga hídrica na Bacia do Rio Doce não é conhecida com precisão necessária para orientar o uso da água subterrânea e outros estudos que consideram esse recurso. A estimativa da taxa de infiltração, considerando fatores que interferem na dinâmica do processo do armazenamento da água no solo, como a cobertura vegetal, as características do solo e fatores climáticos, não está disponível para a Bacia.

Estudos de modelagem ambiental são, muitas vezes, inviabilizados ou pouco precisos pela falta de informações de atributos dos solos de determinações não corriqueiras, como a densidade e a retenção da água no solo, nesse sentido, as funções de pedotransferência têm importante papel na estimação desses atributos.

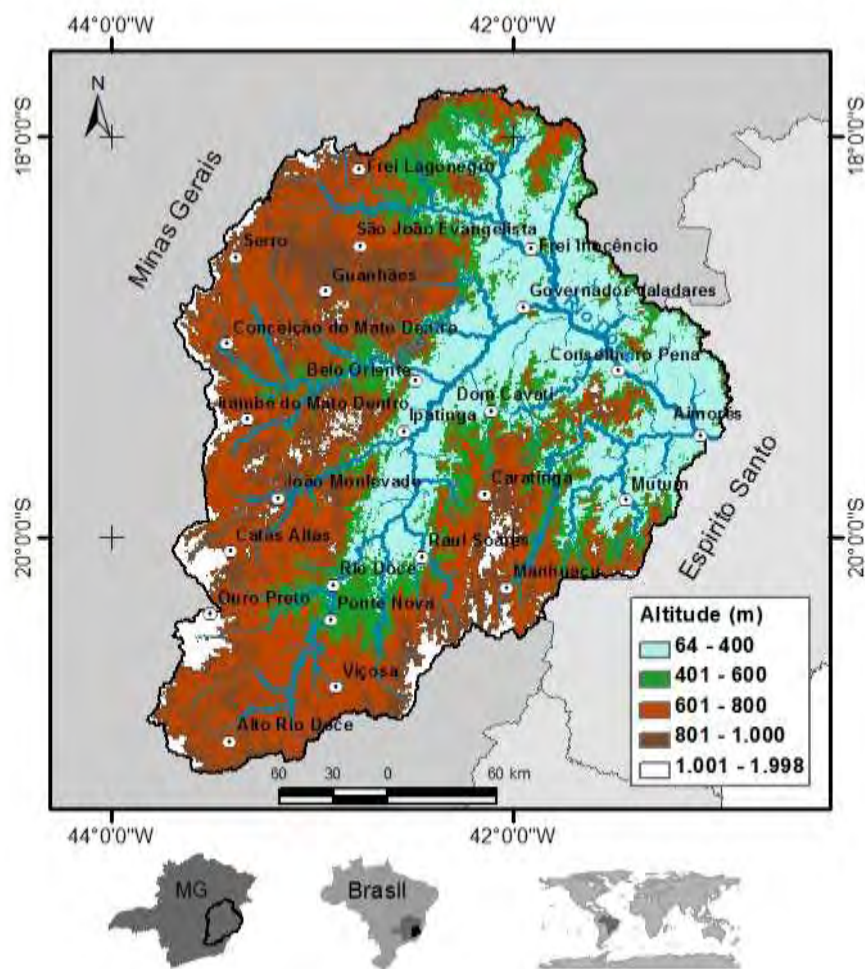


Figura 1 – Localização da Bacia do Rio Doce no Estado de Minas Gerais.

A tese é composta por três capítulos que abordam a predição de atributos dos solos de forma discreta e contínua e, a predição do balanço hídrico na Bacia do Rio Doce, em Minas Gerais. No Capítulo 1, foram avaliados modelos para a predição espacial dos atributos do solo: carbono orgânico, argila e CTC, em quatro profundidades. O estudo teve o objetivo de comparar modelos preditivos a partir de diferentes conjuntos de variáveis predictoras e variando o método de predição e o conjunto de covariáveis utilizados, permitindo assim, avaliar a contribuição dos mapas de solos obtidos por métodos convencional e digital de mapeamento, na predição de atributos dos solos. Para tanto, foram utilizados dados de levantamento de solos feito na Bacia do Rio Doce (FEAM, 2011) em conjunto com outros compilados da literatura disponível para a área da Bacia.

No Capítulo 2, foi estimado o balanço hídrico na Bacia e quantificados os percentuais de água escoada, evapotranspirada e infiltrada no solo e potencialmente convertida em recarga do aquífero não confinado. Esse estudo pode ser futuramente atualizado e mais detalhado, a partir da aquisição de informações sobre o solo e as variáveis climatológicas para outros pontos na Bacia e/ou uso de série temporal de dados mais longa. As informações dos solos, densidade e conteúdo de água referente à capacidade de campo, podem ser obtidas de forma indireta, com as funções de pedotransferência geradas no Capítulo 1, nesse caso, usando uma abordagem de quantificação das incertezas inseridas nas informações geradas com as funções.

No Capítulo 3, foram desenvolvidas funções de pedotransferência para estimar a densidade do solo e o conteúdo de água em potenciais da água no solo importantes para definir a capacidade de água disponível para as plantas. O uso dessas funções permite estimar atributos do solo essenciais no cálculo do Balanço Hídrico feito no Capítulo 3. As estimativas obtidas com as funções podem ser espacialmente preditas por modelos geoestatísticos, como o de Regressão-Krigagem, utilizado nos Capítulos 1 e 3. Trabalhos futuros podem ser realizados agregando informações preditas e estimadas com as funções geradas com o objetivo de avaliar medidas de propagação de erro em modelos preditivos com uso de informações.

CAPÍTULO 1 - Mapeamento de Atributos do Solo na Bacia do Rio Doce, Estado de Minas Gerais

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a predição espacial de atributos do solo: carbono orgânico, argila e capacidade de troca catiônica (CTC) com vistas a verificar a contribuição de mapa de solos na melhoria das estimativas. O estudo foi realizado para a Bacia do Rio Doce, localizada no Estado de Minas Gerais. Foram avaliados quatro modelos preditivos utilizando Regressão Linear Múltipla (RLM) e Regressão-Krigagem (RK): 1) predição a partir do mapa de solos convencional; 2) predição a partir do mapa de solos obtido com a classificação por Regressão Logística Multinomial; 3) predição a partir de variáveis ambientais, incluindo o mapa de classes de solo do método convencional; e 4) predição com apenas as variáveis ambientais, sem incluir informações das classes dos solos. Utilizou-se um conjunto amostral com 412 perfis de solos para a predição das classes e atributos dos solos. Os atributos foram verticalmente interpolados pela função *spline* para quatro profundidades padrão (0-5, 5-15, 15-30 e 30-60 cm). O conjunto de covariáveis preditoras incluiu mapa de solos do mapeamento convencional; mapas de atributos do terreno derivados de modelo de elevação do terreno e mapas de derivados de imagens de satélite do sensor MODIS, foram convertidas em componentes principais para. As covariáveis foram convertidas para componentes principais e selecionadas para cada um dos modelos pelo método *stepwise*, com base na significância estatística. O melhor conjunto de dados para a predição do carbono incluiu informação o mapa de solos do método convencional juntamente mapas de variáveis ambientais. O carbono orgânico apresentou dependência espacial média dos resíduos da regressão e foi predito por RK em todas as profundidades com mais de 70% da variabilidade explicada pelo modelo de regressão e RMSE da interpolação por krigagem em escala $\log < 0,27$. O mapa de solos do método convencional em conjunto com as covariáveis ambientais foi o melhor conjunto de dados para a predição do carbono orgânico. Os atributos, argila e CTC não apresentaram correlação espacial devido a baixa correlação com as covariáveis e foram preditos com melhor desempenho pelo modelo a que utilizou apenas o mapa de solos do método convencional, o qual explicou entre 83 e 86% da variabilidade da argila e, entre 62 e 71% da CTC.

CHAPTER 1 - SOIL ATTRIBUTES MAPPING IN THE RIO DOCE BASIN, STATE OF MINAS GERAIS

ABSTRACT

This work aimed at evaluating the prediction of soil attributes: organic carbon, clay and cation exchange capacity (CEC) aiming at evaluate the contribution of soil map in predicte soil properties. The study was carried out for Rio Doce Basin, located in the State of Minas Gerais. We evaluated four models by means of Multiple Linear Regression (MLR) and Regression-Kriging (RK): 1) prediction from the conventional soil polygon map, 2) prediction from soil map generated using Multinomial Logistic Regression classifier, 3) prediction using environmental variables including the soil polygon map, 4) prediction using only environmental variables without the soil polygon map. A set of 412 soil profiles were used for soil map the soil classes and attributes. The attributes were vertically interpolated using spline function for four standards depths (0-5, 5-15, 15-30, 30-60 cm). The predictor variables used include soil classes map from the conventional soil mapping method, maps derived from a digital terrain elevation map and maps derived from MODIS satellite image. The predictor variables were translated to principal components and were selected for each model by means of stepwise method based on the statistic significance. The organic carbon showed spatial correlation and was interpolated using RK in all depths with over 70% of the variance explained by the regression model and the RMSE from the kriging in log scale < 0.27 . The use of soil taxonomic information together with the environmental variables was the best set of predictor for organic carbon. The attributes, clay and CTC showed no spatial correlation due to the low correlation which the covariates and were predicted with the best performance by means of the model witch used only the soil map from the conventional method. This model explained the variability of Clay from a range of 83 to 86% and from 62 to 71% for CTC.

1.1 INTRODUÇÃO

O conhecimento dos solos e da sua distribuição espacial é fundamental como base para a sustentabilidade ambiental e desenvolvimento social e tecnológico. O solo é essencial para a produção agrícola, para a proteção ambiental e o bem estar humano, para a promoção de serviços ambientais como o estoque de carbono e o gerenciamento dos recursos hidrológicos (SANCHEZ et al., 2009).

O Brasil ocupa posição de destaque em estudos de solos tropicais possuindo enorme volume de informações levantadas. Entretanto, o nível de detalhe dos mapeamentos não é suficiente para atender adequadamente as necessidades de pesquisas como aquelas feitas na escala da propriedade agrícola (MENDONÇA-SANTOS e SANTOS, 2003).

Os mapas de solos disponíveis no país são na sua maioria, obtidos pelo método convencional e constituem a principal fonte de informações dos solos. A partir desses mapas são inferidas informações acerca dos atributos dos solos para diversas finalidades. ZHU et al. (1997) ressaltam que as maiores limitações do uso desses mapas para derivar informações para aplicações de modelagem ambiental referem-se à baixa escala do mapa e à uniformidade dos atributos preditos, que são restritos às unidades de solos do mapa.

É crescente a demanda por informações da distribuição espacial de solos, em estudos de modelagem ambiental. Com vistas a atender a tal demanda e numa tentativa de melhorar o detalhe espacial e o significado dos mapas de solos convencionais, várias técnicas digitais empregando uma diversidade de variáveis ambientais têm sido avaliadas para o mapeamento de propriedades, atributos e de classes solos (MENDONÇA-SANTO e SANTOS, 2003).

Os mapas de solos obtidos por método convencional têm demonstrado ser importante fonte de dados que contribuem para melhorar o mapeamento digital de solos, seja em modelos para a predição de atributos, propriedades e classes de solo, ou para atualização e aumento da exatidão e detalhamento dos mapas (HEUVELINK e BIERKENS, 1992; COOK et al., 1996; HARING et al. 2001; BUI e MORAN, 2001; 2003; KEMPEN et al., 2009, 2010). O acervo de dados de solos pode ser utilizado em conjunto com dados sobre o meio físico, adquiridos a partir de plataformas orbitais e mapas temáticos constituindo importantes fontes de informações para o mapeamento digital de solos em diversas áreas do Brasil.

Os métodos de mapeamento digital de solos empregam dados de solos existentes na forma de perfis e de mapas, em conjunto com mapas de covariáveis ambientais obtidas por sensores remotos e outras técnicas de aquisição. Esses métodos são inovadores e eficientes, uma vez que usam um acervo de informações disponíveis e técnicas de processamento de rápida implementação e execução. Além disso, oferecerem facilidade na atualização e melhoria da qualidade dos mapas a partir da automatização dos procedimentos para que a classificação seja refeita, cada vez que novas informações forem adquiridas.

A disponibilidade de um acervo de dados de solos, contendo informações de perfis e mapas de solo permite combiná-los com informações de dados auxiliares, obtidos por sensores remotos e de mapas temáticos e assim, compor um excelente conjunto de informações para aplicações de modelos pedométricos para o mapeamento de solo em diversas escalas, onde não exista mapas ou para atualiza-los.

Existe uma demanda por mapas pedológicos atualizados e em formato digital, para uso em modelagem ambiental, a exemplos dos estudos de água no solo, das mudanças climáticas e de estoque de carbono no solo. Vários dos mapas temáticos e interpretativos como os de textura, aptidão agrícola e zoneamentos para fins gerais, podem ser derivados a partir de mapas de solos, sendo essa a forma mais comum de obter informações espaciais sobre os solos.

Outra forma de se obter informações pedológicas espaciais é por meio do uso de métodos e técnicas de mapeamento digital e, com isso gerar informações quantitativas e, espacialmente contínuas, acompanhadas de uma medida das incertezas. Os métodos de mapeamento digital variam entre modelos estatísticos, geoestatísticos, híbridos (estatísticos/geoestatísticos) e métodos mais complexos, como análise de árvore de decisão e sistemas especialistas. McBratney et al. (2003) e Scull et al. (2003) apresentam uma revisão sobre métodos de mapeamento digital de solos e uma lista de trabalhos empregando modelos e técnicas diversas de mapeamento.

Os métodos estatísticos de uso mais comuns, segundo Dobos e Hengl (2009), são: Regressão Linear Múltipla, Análise Discriminante, Clusters K-Means, Modelos Lineares Generalizados (GLMs), Modelos Aditivos Generalizados (GAMs), Redes Neurais Artificiais e Árvores de Classificação e de Regressão. Os modelos estatísticos seguem a teoria da probabilidade para obter estimativas de forma objetiva. Esses modelos são baseados na relação linear entre os solos e as variáveis

ambientais e tiveram aplicações, em áreas de tamanho geralmente inferior a 2.000 ha (SCULL et al., 2003), não contemplando áreas com grande diversidade de paisagens e solos com extensões regionais. Os mapas gerados por esses métodos são mais confiáveis e as fontes de erros nos dados são compreendidas, além de apresentarem as áreas com maior erro associado ou pontos que precisam ser revistos para melhorar o mapeamento.

Os métodos geoestatísticos diferenciam-se dos métodos da estatística clássica, principalmente pelo uso de dados espaciais e por empregar a autocorrelação no método da krigagem como interpolador espacial. O uso de geoestatística nos estudos de solo ocorreu para avaliar quantitativamente a variabilidade do solo dentro das unidades de mapeamento (McBRATNEY et al., 1991). Desde então, devido ao efeito da topografia sob a gênese dos solos, a geoestatística tem sido aplicada com sucesso usando atributos do terreno como dados auxiliares para interpolar atributos e propriedades do solo.

Os métodos de classificação híbridos são baseados na combinação de métodos geoestatísticos e estatísticos univariados ou multivariados (McBRATNEY et al., 2000). Por meio da combinação entre a Regressão Linear Simples ou Múltipla ou uma variante dos modelos GLMs, GAMs ou Árvore de Regressão, com a Krigagem Ordinária ou Krigagem Simples do resíduo da Regressão Linear diversas técnicas híbridas de interpolação combinando krigagem e o uso de variáveis auxiliares têm sido utilizadas para melhorar a exatidão das predições espaciais (ODEH et al., 1995; GOOVAERTS, 1997).

A Regressão-Krigagem - RK é um método híbrido de predição que simultaneamente emprega a correlação entre variáveis auxiliares e a correlação espacial. O método tem sido utilizado por ser de fácil implementação e demonstrar bons resultados quando comparado com outros (HENGL et al., 2004, MINASNY e McBRATNEY, 2007; AKSOY et al, 2012). Os trabalhos de Odeh et al. (1995) e Odeh e McBratney (2000) mostram resultados superiores com RK, em comparação aos métodos de Krigagem Ordinária, Regressão Linear Múltipla e Cokrigagem.

Os modelos especialistas demandam maior tempo e são mais trabalhosos para implementação, sendo necessário definir regras subjetivas, as quais terão que ser reformuladas cada vez que o mapeamento necessitar ser refeito para atualização dos mapas com a entrada de novos dados. Os modelos estatísticos/geoestatísticos, por sua vez, produzem informações que refletem o mais próximo possível a base de dados

utilizada no modelo, que podem ser automatizados, e continuamente fazer a atualização dos mapas com maior rapidez.

A escolha de um modelo para o mapeamento de solos depende de fatores como a disponibilidade de informações de solo e de covariáveis, o tamanho e as características ambientais da área mapeada, o tempo computacional dos processamentos, a facilidade de implementar o modelo e de interpretar os resultados, bem como, a exatidão do mapeamento (McBRATNEY et al., 2000).

Para a predição de variável contínua, Minasny e Hartemink (2011), baseando em critérios dentre facilidade de uso e eficiência de predição, enumeraram vários métodos, elegendo o de Árvore de Regressão como o de maior potencial.

Para a predição de classes de solos, um modelo que tem sido empregado, ainda de forma incipiente, é o modelo de Regressão Logística Multinomial. Esse modelo foi avaliado na predição de solos por Bailey et al. (2003), Hengl et al. (2007), Giasson et al. (2008), Debella-Gilo e Etzelmuller (2009), Kempen et al. (2009) e ten Caten et al. (2011) e apresentou bons resultados no mapeamento.

O mapeamento digital é visto como um conjunto de técnicas que podem suportar a continuidade ao programa de mapeamento dos solos do Brasil, que ainda se encontra incompleto e com mapas em pequena escala. Segundo Mendonça-Santos e Santos (2006), os mapas existentes são insuficientes para atender às necessidades atuais de suporte ao crescimento da produção agropecuária, dentro de um contexto de sustentabilidade ambiental.

Diante disso, o presente trabalho teve como objetivo avaliar a significância de mapas de solos gerados por método convencional de mapeamento e, por mapeamento digital na predição espacial do carbono orgânico, da argila e da capacidade de troca catiônica de solos para a Bacia do Rio Doce, em Minas Gerais.

1.2 MATERIAL E MÉTODOS

1.2.1 Área de estudo

O estudo foi realizado para a Bacia do Rio Doce, localizada no Estado de Minas Gerais (Figura 1). Foram obtidos para a bacia e área de borda, o total de 412 perfis de solos, classificados até o quarto nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2006), com os respectivos resultados das

análises dos atributos físicos e químicos. Os solos são representativos de 10 ordens, 22 subordens, 30 grandes grupos e 69 subgrupos de solos, com predomínios de Latossolos e Argissolos.

Os perfis de solos foram compilados nos seguintes trabalhos de teses, artigos científicos e de levantamento e mapeamentos de solos na Bacia do Rio Doce. A maioria desses perfis foram levantados e/ou compilados para a elaboração do mapa de solos da Bacia e obtidos em Fernandes et al (2011). Outros perfis foram obtidos em Campos (1999), Carvalho Filho, (1989), Cooper (2005), Costa (1973), Fernandes Filho et al. (2011a), Fernandes (1996), Fernandes (2000), Gomes (2005), Melo (2009), Quinteiro (1997), Resck (1997) e Rossato et al. (2002).

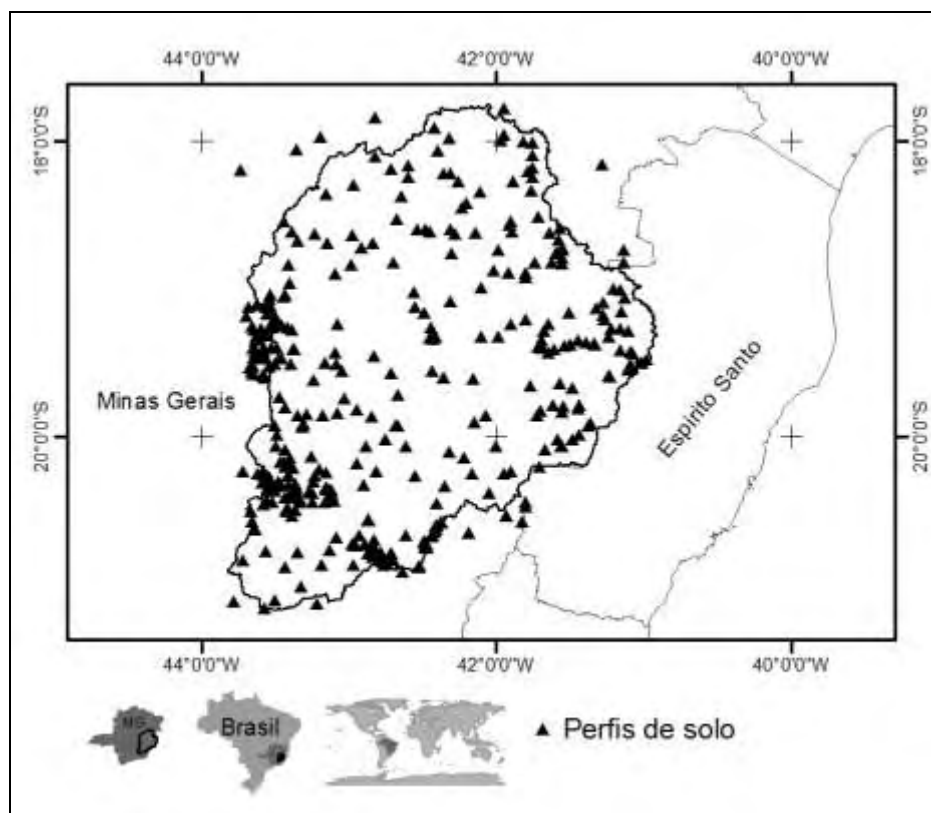


Figura 1 – Localização dos perfis utilizados no mapeamento das classes e dos atributos dos solos da Bacia do Rio Doce, Minas Gerais.

1.2.2 Atributos dos solos

Os valores dos atributos argila, carbono orgânico e CTC foram interpoladas verticalmente nos perfis, adotando intervalos de profundidade especificados pelo projeto de mapeamento digital de solos do globo (GLOBAL SOIL MAP.NET,

2011). A interpolação para as profundidades de 0-5, 5-15, 15-30 e 30-60 cm foi feita utilizando a função matemática *Spline*, no programa SplineTool 2.0 (JACQUIER e SEATON, 2011), com parâmetro de suavização da curva lambda igual a 0,1. Detalhes sobre o interpolador são apresentados em Bishop et al. (1999) e Malone et al. (2009). A interpolação possibilita obter valores contínuos ao longo do perfil de solo ao transforma valores discretos em valores contínuos e, ainda, gerar valores para horizontes intermediários, com dados faltosos, considerando intervalos de profundidade pré-definidos. A estatística descritiva dos atributos interpolados nas quatro profundidades é apresentada na tabela 1. Para cada propriedade e horizonte, o número de amostras por profundidade difere devido o conjunto de dados reunir amostras de perfis descritos e analisadas por projetos diferentes e não apresentam os resultados para todos os horizontes do perfil.

Tabela 1 – Estatística descritiva dos atributos do solo: carbono orgânico, argila e CTC

Prof. (cm)	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio	IQR	n
Carbono (dag kg ⁻¹)							
0-5	0,1	38,2	2,4	3,3	1,5	1,9	357
5-15	0,1	33,5	2,1	2,8	2,9	1,5	356
15-30	0,1	22,4	1,5	2,0	2,1	1,2	357
30-60	0,1	13,8	1,0	1,4	1,5	1,0	348
Argila (dag kg ⁻¹)							
0-5	0,9	100	35	36	16,8	23	380
5-15	1,4	100	37	37	16,8	22	380
15-30	1,1	85	42	40	17,5	23	381
30-60	0,8	85	46	44	18,5	27	376
CTC (cmol _c dm ⁻³)							
0-5	0	46	7,6	8,0	5,5	5,5	360
5-15	0,1	43	7,0	7,5	5,2	5,1	359
15-30	0,1	32	5,7	6,2	4,6	4,6	360
30-60	0	35	4,6	5,3	4,6	4,0	354

Prof.: profundidade, Desvio: desvio padrão, IQR: Interquartil (Quartil superior - quartil inferior), n: número de amostras.

1.2.3 Covariáveis preditoras

As covariáveis preditoras foram obtidas de três fontes de dados: 1) atributos do terreno, derivados de modelo digital de terreno; 2) mapas gerados a partir de imagens do satélite Terra, Sensor MODIS; e 3) mapas de solos, obtidos pelo método convencional de mapeamento, e mapa de classes de solos gerado na classificação por Regressão Logística Multinomial.

O modelo digital de terreno, gerado pelo SRTM, foi utilizado para derivar outros atributos do terreno, utilizando o software SAGA v2.1 (1999). Os atributos derivados desse modelo, apresentados na figura 2, foram: 1) altitude; 2) declividade; 3) índice topográfico combinado; e 4) radiação solar.

Os mapas gerados das imagens do satélite MODIS, apresentados na figura 3, constam de: 1) primeiro componente principal da série mensal das imagens de temperatura de superfície diurna; 2) primeiro componente principal da série mensal das imagens de temperatura de superfície noturna; 3) primeiro componente principal das imagens de índice de vegetação; e 4) segundo componente principal das imagens de índice de vegetação. Os mapas foram obtidos em Global datasets (2012).

O mapa de solos elaborado pelo método convencional, em escala de 1:600.000 (FEAM, 2011), foi simplificado considerando a classe do primeiro componente de associação das unidades. Cada classe foi considerada como uma variável preditiva independente, obtendo um total de 17 variáveis. O mapa de solos simplificado é apresentado na figura 4. Na tabela 2 são apresentadas as respectivas áreas de ocorrência dos solos na Bacia.

As covariáveis preditoras foram geradas e/ou reamostradas com resolução espacial de 1 km e utilizadas para gerar os componentes principais (PCs). Os componentes principais, de acordo com Jensen (2007), são frequentemente melhor interpretados do que os dados originais e têm o papel de reduzir a dimensionalidade dos dados, agregando informações importantes em um menor conjunto de variáveis. Os PCs, diferentemente das variáveis usadas para a criação desses, são variáveis independentes e o seu uso, elimina problemas de variáveis correlacionadas. O uso dos PCs permite, ainda, que métodos de seleção automática, como o *stepwise* selecione a melhor combinação de variáveis com base na significância estatística (HENGL et al., 2004).

O mapa de solos, por ser categórico, foi convertido para variável indicativa antes da transformação em PCs e, na sequência foi incluído nas análises de RLM. Para tanto, cada unidade de solo é convertida para um mapa independente, foi classificada com valor um (1), para áreas de ocorrência do solo, e zero (0), para áreas de não ocorrência.

Obteve-se o total de 26 mapas preditores, sendo oito derivados dos mapas de covariáveis ambientais e 18 referentes às classes do mapa de solos do método convencional, incluindo a classe de corpos d'água. Os mapas preditivos foram convertidos em PCs, empregando-se o pacote SPC/GSIF (2012), do programa R, e obtendo-se o total de 26 PCs.

Os PCs foram utilizados como preditores das classes dos solos pelo modelo de Regressão Logística Multinomial e dos atributos dos solos, carbono orgânico, argila e CTC. O método *stepwise* foi empregado para selecionar os PCs com significância estatística para cada modelo preditivo.

Tabela 2 – Distribuição das classes de solos, do primeiro componente de associação das unidades, do mapa convencional de ocorrência na Bacia do Rio Doce

Classe de solos	Área (km)	Área (%)
AR – Afloramento de rochas	910	1,3
CHd – Cambissolos Húmico Distróficos	387	0,5
CXbd – Cambissolos Háplicos Tb Distróficos	1.982	2,8
CXbe – Cambissolos Háplicos Tb Eutróficos	2.514	3,5
CYbe – Cambissolos Flúvicos Tb Eutróficos	434	0,6
LAd – Latossolos Amarelos Distróficos	1.88	2,6
LVAd – Latossolos Vermelho-Amarelos Distróficos	33.907	47,5
LVd – Latossolos Vermelhos Distróficos	10.432	14,6
PVAd – Argissolos Vermelhos distróficos	1.594	2,2
PVAe – Argissolos Vermelho-Amarelos eutróficos	3.485	4,9
PVd – Argissolos Vermelhos distróficos	1.298	1,8
PVe – Argissolos Vermelhos Eutróficos	10.371	14,5
RLd – Neossolos Litólicos Distróficos	2.253	3,2
Total	71.447	100

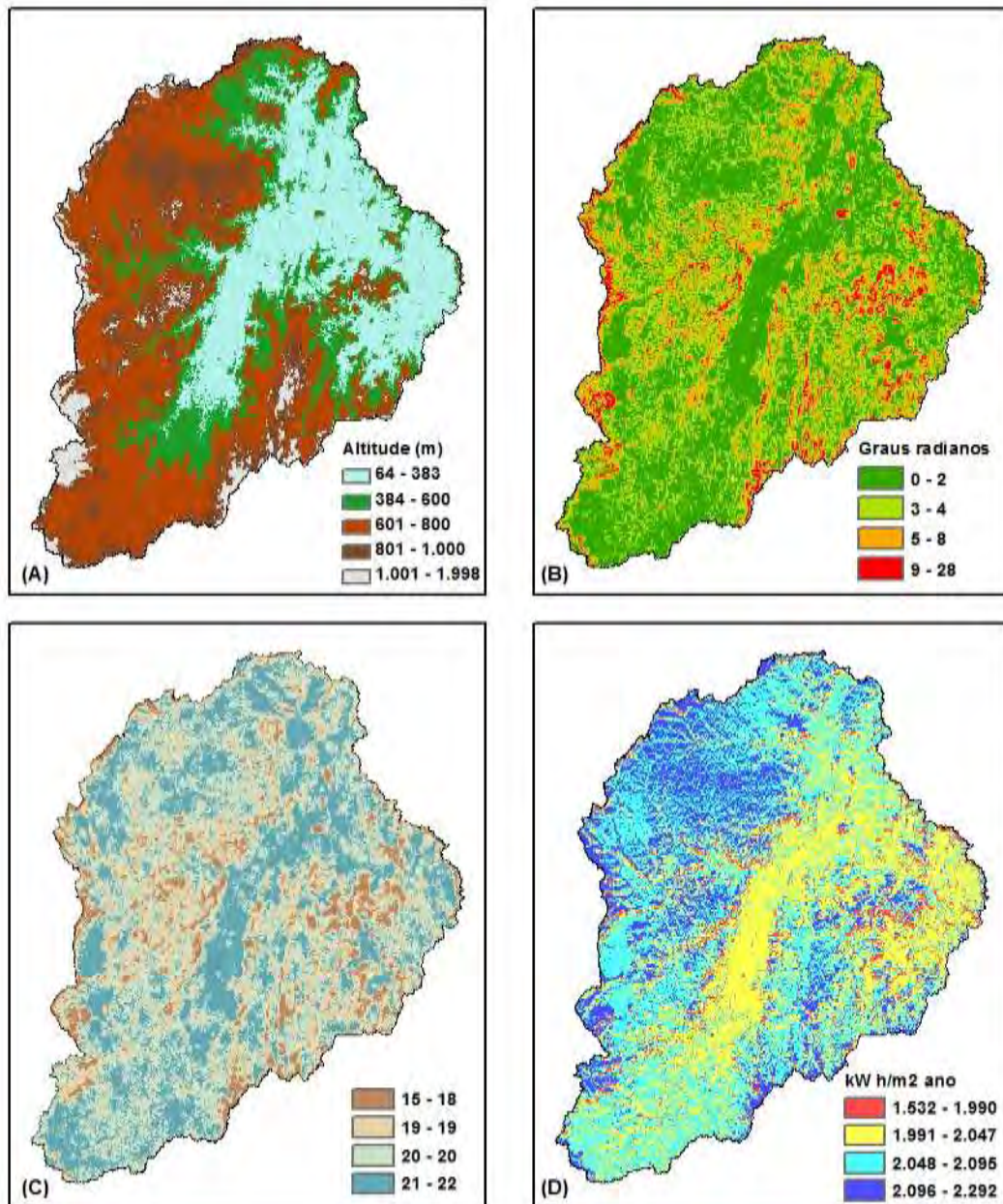


Figura 2 - Mapas derivados do modelo digital de elevação do terreno, utilizados como covariáveis preditoras: Altitude (a), declividade (b), índice topográfico combinado (c) e radiação solar (d).

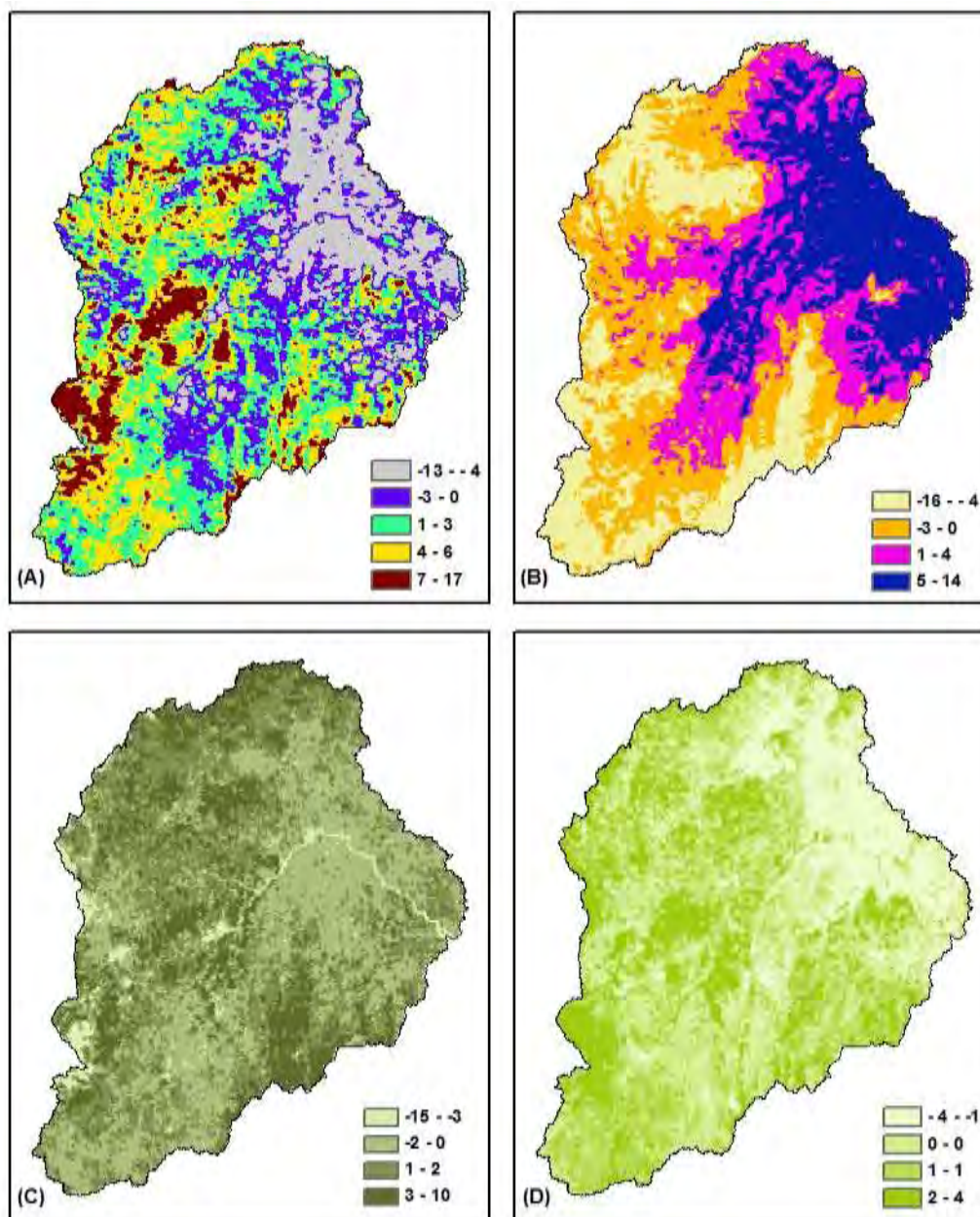


Figura 3 - Mapas utilizados como variáveis preditoras derivadas de imagem de satélite do sensor MODIS: primeiro componente principal das imagens de temperatura diurna de superfície (a), primeiro componente principal das imagens de temperatura noturna de superfície (b), primeiro componente principal da série mensal das imagens de índice de vegetação (c), e segundo componente principal da série mensal das imagens de índice de vegetação (d).

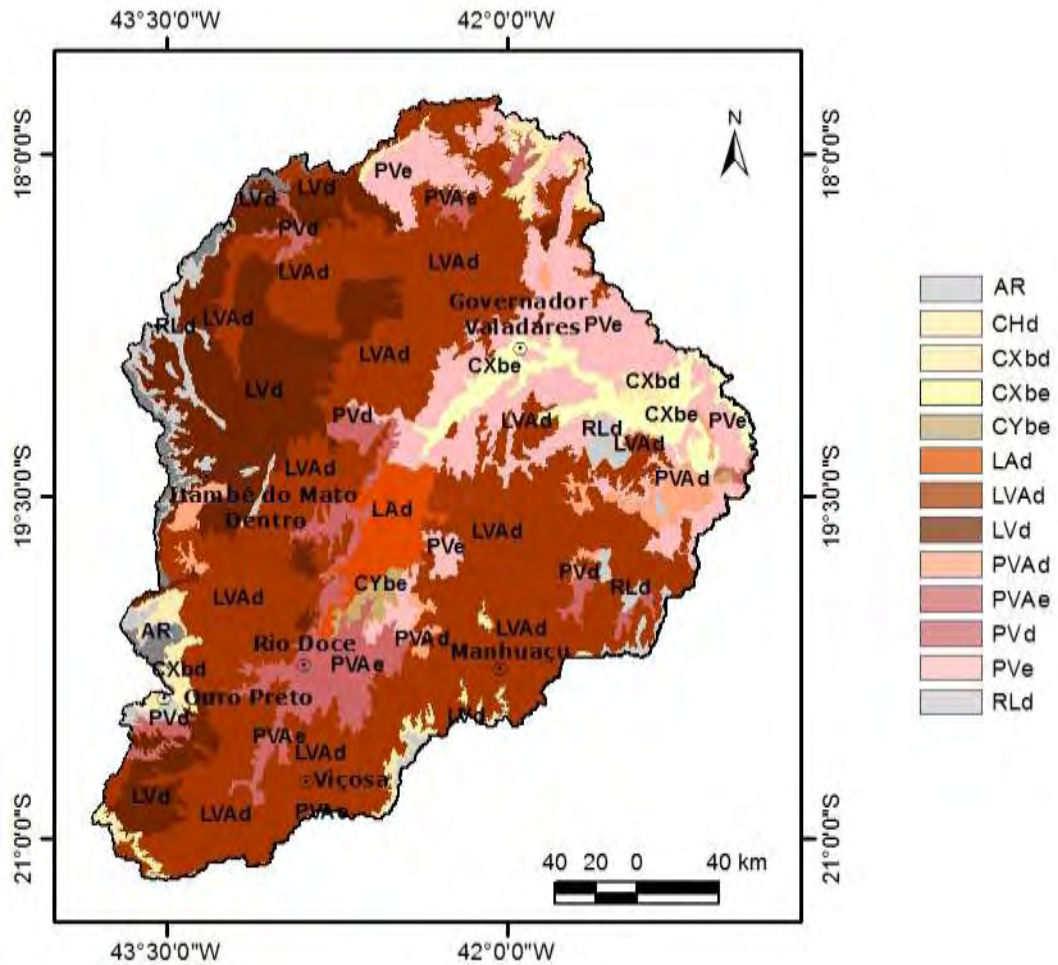


Figura 4 - Mapa de solos simplificado pela classe de primeiro componente das unidades: AR - Afloramento de rochas, AURB - Área urbana, CHd - Cambissolo Húmico Distrófico, CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico, CXbe - Cambissolo Háplico Tb Eutrófico, CYbe - Cambissolo Flúvico Tb Eutrófico, LAd- Latossolo Amarelo Distrófico, LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico, LVd - Latossolo Vermelho Distrófico, PVAd - Argissolo Vermelho-Amarelo Distrófico, PVAe - Argissolo Vermelho-Amarelo Eutrófico, PVd - Argissolo Vermelho Distrófico, PVe - Argissolo Vermelho Eutrófico, RLd - Neossolo Litólico Distrófico.

1.2.4 Modelos preditivos

As predições das classes e dos atributos dos solos foram realizadas no programa R 2.14.0 (R Development Core Team, 2008).

Para a análise de RLM, utilizou-se o modelo de Regressão Linear Generalizada (GLM - Generalized Linear Model); e o mapeamento dos atributos dos solos, pelo método geoestatístico.

A interpolação por krigagem foi feita utilizando o pacote de análises R 2.14.0 (gstat) com distribuição gaussiana e métodos de estimação ponderada iterativa dos mínimos quadrados disponível, o qual realiza as duas etapas da classificação de forma integrada, ou seja, a RLM e a interpolação dos resíduos (PEBESMA, 2004).

Pacotes para componentes principais forge (GSIF, 2012).

Na classificação das classes dos solos pelo modelo de Regressão Logística Multinomial foi empregado o pacote R 2.14.0 (spmulinom/GSIF).

O semivariograma isotrópico foi ajustado com seleção manual dos parâmetros do modelo, distância e número de pontos para estimar a semivariância. A estimativa em blocos, definida pelo tamanho da célula e profundidade mapeada, foi calculada pelo método dos mínimos quadrados ordinários, sendo atribuída a cada célula do grid, o valor médio, obtido das estimativas para pontos nos vértices e centro de cada bloco.

Os modelos de predição do carbono orgânico, argila e CTC variou o conjunto de covariáveis preditoras utilizado e teve variação na abordagem de predição:

1. Predição a partir do mapa de solos convencional (**MC**). Esse modelo considera a média ponderada dos atributos dos solos dentro da unidade do mapa, sendo equivalente à RLM a partir das unidades do mapa;
2. Predição a partir do mapa de solos digital gerado pelo método de Regressão Logística Multinomial (**MD**). Esse modelo é realizado em duas fases. Na primeira, utilizam-se variáveis ambientais para prever as classes dos solos e, na segunda, utilizam-se os mapas de probabilidade das classes dos solos para prever seus atributos;

3. Predição utilizando o mapa de solos do mapeamento por método convencional em conjunto com covariáveis ambientais, derivadas de modelo do terreno e, de imagens de sensoriamento remoto (**MP1**);
4. Predição a partir de covariáveis ambientais sem incluir nenhuma informação de mapeamento de solos (**MP2**).

A predição com os modelos MD, MP1 e MP2 foi feita por RK, quando o atributo predito apresentou dependência espacial e, por RLM quando a dependência espacial não foi observada.

1.2.5 Predição das classes dos solos

As classes de solos foram preditas utilizando o modelo de Regressão Logística Multinomial (MLR). A MLR pertence à família dos modelos lineares generalizados, sendo empregada quando a variável resposta é categórica, com mais de duas classes. O modelo logístico gera mapas com probabilidades no intervalo de 0 a 1 e assegura que a soma das probabilidades seja igual a 1 (HOSMER e LEMESHOW, 2000).

Assim como em outras formas de regressão linear, a MLR utiliza uma função linear de predição para relacionar a probabilidade “ π ” com preditores lineares utilizando a função logarítmica ou logit conforme a equação 1 (KEMPEN, 2011).

$$g(\pi_1) = \ln\left(\frac{\pi_1}{\pi_2}\right) = \ln\left(\frac{\pi_1}{1-\pi_1}\right) = x^T \beta \quad (1)$$

em que $g(\pi_1)$ é a função logarítmica (logit), “ \mathbf{x} ” é o vetor de preditores e “ β ” é o vetor de coeficientes do modelo, tipicamente estimado por máxima verossimilhança. A equação 1 pode ser reescrita de forma mais simplificada como na equação 2.

$$\frac{\pi_1}{1-\pi_1} = \exp(x^T \beta) = \exp(n) \quad (2)$$

O quociente na equação 2 refere-se às probabilidades da equação 3:

$$\pi_1 = \frac{\exp(n)}{1 + \exp(n)} \quad (3)$$

O modelo de regressão logística binomial é facilmente generalizado para o modelo multinomial. Considerando n classes de solo existe n variáveis Y_1, \dots, Y_n com probabilidade associada $\pi_1 \dots \pi_n$. Assim como na regressão logística binomial a probabilidade, $\frac{\pi_i}{\pi_1} \dots \frac{\pi_{n-1}}{\pi_n}$ são modelados por meio da $\exp(n_1), \dots, \exp(n_{n-1})$. A partir de $\sum_{i=1}^n \pi_i = 1$, como apresentado na equação 4.

$$\pi_i = \frac{\exp(n_i)}{\exp(n_1) + \exp(n_2) + \dots + \exp(n_n)} \quad (4)$$

em que $n_n = 0$.

1.2.6 Predição dos atributos dos solos

A escolha do modelo preditivo, RK ou RLM, depende da magnitude da correlação entre a variável que será predita e as covariáveis predictoras. Para aquelas variáveis em que se observa correlação significativa com as covariáveis, é avaliada a correlação espacial do resíduo da RLM e, posteriormente, a interpolação por krigagem. Para que se possa aplicar a RK é preciso que, além da existência de correlação significativa entre variável predita e preditores, o resíduo da RLM apresente correlação espacial. Nos casos onde não se existe autocorrelação dos resíduos, os atributos podem ser preditos apenas por RLM, pois a interpolação por krigagem não contribuirá para melhorar a predição.

Um esquema para a seleção de modelos preditivos é apresentado na tabela 3. Nos casos onde não é observado correlação entre variáveis preditas e covariáveis, outros métodos de interpolação, por krigagem, podem ser avaliados, enquanto que, para os casos de ausência de correlação espacial e, entre a variável predita e as preditivas, pode-se empregar o método da média ponderada.

Para definir o modelo de predição dos atributos dos solos, inicialmente, procedeu-se à seleção das covariáveis predictoras pela análise de RLM utilizando o método *stepwise*. O resíduo da RLM foi então avaliado por meio do histograma e do coeficiente de simetria, observando a necessidade de transformar a variável predita

para escala log. A transformação para a escala log foi realizada para variáveis com coeficiente de simetria maior que 1. Na sequência, os resíduos da RLM foram utilizados para avaliação de dependência espacial, a partir do ajuste dos semivariograma e análise dos parâmetros estimados. Os atributos que não apresentaram dependência espacial foram preditos apenas por RLM.

Tabela 3 – Regras para seleção de modelo preditivo

		Existe covariável correlacionada	
		Sim	Não
Existe estrutura espacial	Sim	Regressão-Krigagem	Krigagem
	Não	Regressão Linear Múltipla ou Simples	Média

Fonte: Modificado de Ciampalini et al. (2012).

1.2.7 Predição por média ponderada

A predição por média ponderada é um método estatístico simples para se obter mapas de propriedades e atributos dos solos (WEBSTER E OLIVER, 2007). Esse método é utilizado principalmente nos casos em que há fraca correlação entre as variáveis preditas e as covariáveis preditivas; a variável preditiva não apresenta autocorrelação espacial, ou ainda quando se quer realizar o mapeamento de forma mais rápida não dispondo de tempo para explorar métodos mais elaborados (HEMPEL et al., 2012; HONG et al., 2012).

A predição por média ponderada é feita considerando-se a proporção da área de cada unidade do mapa, uma vez que o tamanho das unidades nem sempre são iguais (WEBSTER e OLIVER, 2007). O peso (W_i) atribuído a cada unidade do mapa é calculado pela proporção entre a área da unidade e a do mapa (Equação 5). O valor médio da área total do mapa é estimado pela média ponderada das unidades pela equação 6.

$$W_{i=1} = \frac{\text{Área da unidade}_{i=1}}{\text{Área do mapa}} \quad (5)$$

$$z = \sum_{i=1}^n W_n z_n \quad (6)$$

em que: Z_n é a média estimada para cada unidade (n_i). A variância da predição é calculada conforme a equação 7:

$$S^2(z, \text{unidade do mapa}) = \sum_{i=1}^n \frac{W_n^2 S_n^2}{n_2} \quad (7)$$

O método de estimação por média ponderada reflete apenas as unidades do mapa com dados disponíveis. De acordo Hempel et al. (2012), a predição por média ponderada é um método simples que demanda menor esforço na execução, no entanto, possibilita a rápida obtenção de informação. Uma desvantagem do método é que ele não considera a continuidade espacial, criando limites rígidos na paisagem.

Segundo Hengl (2012), a predição por média ponderada é equivalente ao método de Regressão Linear, utilizando as unidades de solo como preditores. Para incorporar as unidades do mapa de solo no modelo de regressão, cada unidade do mapa (u) foi transformada em variável indicativa e independente das demais (Equação 8).

$$m_c(S) = \begin{cases} 1 & \text{se } m_c(s) = \text{unidade } (c) \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (8)$$

em que (m) representa o mapa de solos, (c) uma unidade de solo do mapa e (s) a variável indicativa.

O método de média ponderada foi avaliado para a predição a partir das unidades do mapa de solo do mapeamento pelo método convencional.

1.2.8 Predição por Regressão-Krigagem

A hipótese de que a distribuição espacial dos atributos do solo tem relação com as covariáveis foi testada por meio do teste de correlação.

A correlação espacial do resíduo da RLM dos atributos estimadas foi analisada por métodos geoestatísticos de análise de semivariogramas, descritos por

Isaaks e Srivastava (1989), partindo das pressuposições de estacionariedade da hipótese intrínseca. A autocorrelação espacial entre locais vizinhos será calculada pela semivariância $\gamma(h)$ estimada pela equação 9.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (9)$$

Em que $N(h)$ será o número de pares dos valores medidos $Z(x_i)$, $Z(x_i+h)$, separados por um vetor h , que é a distância determinada a partir das coordenadas de $Z(x_i)$ e de $Z(x_i + h)$. O cálculo da equação (9) gera valores de $\gamma(h)$ correspondentes às distâncias h , cujo gráfico é denominado de semivariograma.

Os critérios e procedimentos para o ajuste do semivariograma foram seguidos conforme apresentados por Isaaks e Srivastava (1989) e incluíram o ajuste de um modelo matemático aos dados e definição dos parâmetros do semivariograma: a) efeito pepita (C_0), que é o valor de γ , quando $h=0$; b) alcance da dependência espacial (a), que é a distância em que $\gamma(h)$ permanece aproximadamente constante, após aumentar com o aumento de h ; c) patamar (C_0+C_1) que é o valor de $\gamma(h)$ a partir do alcance e que se aproxima da variância dos dados, se ela existe.

Quando a semivariância for dependente da distância, isto é, quando a autocorrelação espacial entre as amostras existir, serão interpolados valores no campo de estudo, sem tendência e com variância mínima, utilizando o método de krigagem, conforme descrito por Webster e Oliver (2007). A krigagem é uma técnica usada na geoestatística para estimar valores para locais onde estes não foram medidos. Para que esta ferramenta seja usada, é necessário que exista a dependência espacial definida pelo semivariograma. Assim, a krigagem é um processo onde se estimam valores de variáveis espacialmente distribuídas, a partir de valores adjacentes interdependentes (WEBSTER e OLIVER, 2007). O valor da variável estimada é dado pela equação 10:

$$Z^*(x_o) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \quad (10)$$

em que N é o número de vizinhos medidos, $Z(x_i)$, utilizados na estimativa da variável e λ_i são os ponderadores aplicados a cada $Z(x_i)$, os quais são selecionados de forma que a estimativa obtida seja não tendenciosa. Isto implica em assumir duas condições (equações 11 e 12):

$$E[Z^*(x_o) - Z(x_o)] = 0 \quad (11)$$

$$\sigma_k^2(x_o) = E[Z^*(x_o) - Z(x_o)]^2 = \text{mínima} \quad (12)$$

A RK combina o método estatístico de RLM, para a determinação dos preditores significantes e o cálculo dos coeficientes da RLM, com a predição espacial dos resíduos da RLM por meio da interpolação por krigagem. O modelo segue a teoria das variáveis regionalizadas, a qual pressupõe que a variação de uma variável pode ser expressa pela soma dos três seguintes componentes: a) estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante, b) aleatória, espacialmente correlacionada, e c) um ruído aleatório ou erro residual (MATHERON, 1969 apud HENGL, 2009a). Assim, pode-se prever uma variável (\hat{Z}) numa posição (x_i), a partir da soma dos três componentes que descrevem a variação da variável predita conforme a equação 13:

$$\hat{Z}(x_i) = m(x) + \varepsilon'(x) + \varepsilon'' \quad (13)$$

em que \hat{Z} é a variável que será predito na posição (x_i), $m(x)$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em x e é obtido pelo modelo de RLM; já $\varepsilon'(x)$ é um termo estocástico, que varia localmente e depende espacialmente de $m(x)$, enquanto que, ε'' é um ruído aleatório não correlacionado, com distribuição normal com média zero e variância σ^2 .

1.2.9 Avaliação dos modelos

A avaliação dos modelos foi realizada por meio da validação cruzada utilizando o método “*Jackknife*” com cinco repetições (5-fold) para a classificação por RK e, para a classificação feita somente por RLM, o método *leave-one-out* (EFRON, 1982; ISAAKS E SRIVASTAVA, 1989). Na validação pelo método n-fold, o conjunto amostral é dividido aleatoriamente em “n” grupos, sendo a predição

repetida “n” vezes utilizando (n-1) grupo de amostras para fazer a predição e o grupo omitido do modelo para validar as estimativas.

O método *leave-one-out* é um caso especial do n-fold em que “n” é igual ao total de amostras. Nesse caso, o conjunto de amostras é dividido em “n” conjuntos e para cada predição feita, uma amostra é deixada fora do modelo e utilizada para calcular o erro. Esse método é indicado para casos em que o conjunto amostral não possui número de amostras suficiente para permitir o particionamento do conjunto para estimar e validar.

Os parâmetros estatísticos utilizados na avaliação da classificação e na comparação entre modelos foram o coeficiente de determinação da regressão (R^2), o Erro médio quadrático de predição - MESP (Equação 14), o Erro médio de predição - MEP (Equação 15), a Raiz quadrada do erro médio quadrático - RMSE (Equação 16) e o Critério de Informação de Akaike (AIC). O AIC pode ser obtido pela equação 17; e, valores menores expressam melhor desempenho do modelo (WEBSTER e OLIVER, 2007).

$$MESP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2 \quad (14)$$

$$MEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i) \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}} \quad (16)$$

Nas equações 14, 15 e 16, (x_i) é o valor medido, (\hat{x}_i) é o valor estimado e (n) é o número total de amostras utilizadas na estimativa.

$$AIC = N \ln d^2 + 2np \quad (17)$$

em que (N) é igual ao número de pontos do variograma, (np) é o numero de parâmetros utilizado no modelo, e (d^2) é o quadrado da média do resíduo entre os valores do variograma experimental e valores preditos.

A avaliação do mapa de classes de solos gerado pelo modelo de MLR foi feita utilizando-se a técnica multivariada por meio da matriz de confusão, a qual tem como indicadores de exatidão o índice kappa e a exatidão global. A exatidão global (P_o) representa a concordância geral da classificação. O seu cálculo é feito dividindo-se o total de unidades amostrais classificadas corretamente pelo total das amostras (Equação 18)

$$P_o = \frac{\sum_{i=1}^m n_{ii}}{N} \quad (18)$$

em que (N) representa o número total de unidades amostrais contempladas pela matriz; (n_{ii}) representa os elementos da diagonal principal, e (m) simboliza o número de classes da matriz.

O índice kappa, que também pode ser derivado da matriz de confusão, diferentemente da exatidão global, utiliza todos os dados da matriz para o cálculo da concordância do mapeamento (CONGALTON e GREEN, 1999).

O cálculo do índice kappa é feito conforme a equação 19, em que o (P_o) é a exatidão global; (P_e) é calculado segundo a equação 18. Na equação 20, (n_{i+}) e (n_{+i}) representam as proporções marginais da linha (i) e da coluna (i), respectivamente:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (19)$$

$$P_e = \frac{\sum_{i=1}^M n_{i+} \times n_{+i}}{N^2} \quad (20)$$

Os modelos geoestatísticos foram avaliados quanto ao grau de dependência espacial (GD) das predições. Por meio dos resíduos da regressão serão avaliados conforme Cambardella et al. (1994), calculando a proporção entre o efeito pepita (variância mínima) e o patamar, o semivariograma (Equação 21). Dessa relação, o autor propõe três intervalos para classificação da dependência, sendo: dependência: fraco ($GD < 25\%$), moderado ($25\% < GD < 75\%$) e forte ($GD > 75\%$).

$$GD = \frac{C_0}{(C_0 + C_1)} (100) \quad (21)$$

em que C_0 representa o efeito pepita e $C_1 + C_0$ é patamar do semivariograma.

1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

1.3.1 Predição das classes de solo

Para a predição dos solos pelo modelo de Regressão Logística Multinomial foram formadas unidades de classes de solo, considerando a classificação até o segundo nível categóricos do SiBCS (EMBRAPA, 2006). O número mínimo de perfil por unidade de solo foi igual a 4. Os Espodossolos, os Organossolos e os Gleissolos por não atenderem a esse critério foram agrupados em nível de ordem. As classes Luvisolo e Vertissolo, representadas por apenas um perfil cada uma, não foram incluídas do mapeamento, uma vez que a ocorrência das mesmas é pontual na bacia e, suas características distintas dos solos dominantes na área, inviabilizando a inclusão dessas em uma das unidades de solo. Com a exclusão desses dois perfis os demais 410 perfis de solos foram agrupados em 15 unidades, das quais três em nível de ordem e 12 em nível de subordem (Tabela 4).

Tabela 4 – Classes de solo e número de perfis por unidade do mapa de solos classificado por Regressão Logística Multinomial na Bacia do Rio Doce

Classe de solo	Perfil
CH - Cambissolos Húmicos	13
CX - Cambissolos Hápicos	76
CY - Cambissolos Flúvicos	9
E (EF + EH + EFH) - Espodossolos Ferrilúvicos, Humilúvicos e Ferrihumilúvicos	7
G (GX + GH + GM) - Gleissolos Hápicos, Húmicos e Melânicos	10
LA - Latossolos Amarelos	16
LV - Latossolos Vermelhos	58
LVA - Latossolos Vermelho-Amarelos	74
NV - Nitossolos Vermelhos	4
O (OO + OX) - Organossolos Órticos e Hápicos	6
PV - Argissolos Vermelhos	54
PVA - Argissolos Vermelho-Amarelos	43
RL - Neossolos Litólicos	28
RQ - Neossolos Quartzarênicos	4
RY - Neossolos Flúvicos	8
Total	410

Os preditores utilizados na classificação dos solos foram os 26 PCs gerados a partir das covariáveis ambientais e do mapa de solos convencional. O procedimento adotado para a seleção dos PCs para a classificação foi a inclusão/exclusão manual, iniciando a classificação com o conjunto total de preditores e, a partir da exclusão de um deles, fez-se a avaliação do índice kappa. Todos os PCs apresentaram contribuição significativa para melhorar o índice de acerto da classificação e foram incluídos no modelo.

A exatidão da classificação foi avaliada por meio da matriz de contingência gerada pelo confronto entre o mapa digital e os perfis de solo utilizados, considerando a maior probabilidade de cada classe. O mapa apresentou índice kappa de 0,35 e exatidão global foi de 44% (Tabela 5).

Os maiores acertos ocorreram para as classes dos Nitossolos e Organossolos, com respectivamente, 75 e 83% das amostras corretamente classificadas, embora, essas unidades apresentassem os menores número de amostras, seis e quatro, respectivamente. Os solos com maior número de amostras, entre 40 e 80, os Cambissolos Háplicos, Latossolos Vermelho e, Vermelho-Amarelo e Argissolos Vermelhos e Vermelho-Amarelos tiveram entre 40 e 60% de acerto.

As unidades de Cambissolo Flúvico, Latossolo Amarelo, Latossolo Vermelho, Neossolo Litólico, Argissolo Vermelho e Argissolo Vermelho-Amarelo apresentaram entre 18 e 40% das amostras corretamente classificadas. Exatidão entre 45 e 83% foi apresentada pelos Cambissolos Húmicos, Espodossolos, Nitossolos, Latossolos Vermelho e Latossolos Vermelho-Amarelos.

Os Gleissolos e Neossolos Quartzarênicos não tiveram nenhuma das amostras corretamente classificadas, embora tenha sido utilizado o total de 10 amostras para a classe dos Gleissolos e quatro para os Neossolos. Acredita-se que a resolução espacial das covariáveis (1 km) foi um fator limitante na exatidão do mapeamento dessas classes. Outro fator que pode ter contribuído para essas classes fossem corretamente discriminada pelo modelo é o pequeno número de perfis representativo das mesmas. Conforme Hengl et al. (2007), que estudaram a potencialidade de emprego de RLM para a interpolação de classes de solos em todo o território do Irã a partir de 5.200 perfis descritos, os resultados do estudo mostraram que a classificação por MLR foi dependente da magnitude da correlação entre os preditores e as classes de solos, mas as classes de solos representadas por menor número de perfis apresentaram maiores erros de predição.

Tabela 5 – Matriz de contingência das amostras utilizadas na classificação dos solos

	CH	CX	CY	E	G	LA	LV	LVA	NV	O	PV	PVA	RL	RQ	RY
CH	8	1	0	0	2	0	0	1	0	1	0	0	3	0	0
CX	2	35	0	1	1	2	12	16	0	0	4	1	6	0	2
CY	0	0	2	0	0	1	2	1	0	0	1	1	0	0	0
E	1	1	0	5	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0
G	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
LA	0	1	0	0	0	5	1	0	0	0	0	0	1	0	0
LV	0	8	0	0	1	2	23	7	0	0	2	1	2	0	2
LVA	0	17	3	0	2	5	14	40	0	0	10	13	2	0	2
NV	0	0	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0
O	0	0	0	0	1	0	0	0	0	5	0	0	2	0	0
PV	0	8	3	0	0	0	1	2	1	0	31	9	1	0	0
PVA	0	2	0	0	3	1	2	4	0	0	5	15	2	0	0
RL	2	3	0	1	0	0	3	1	0	0	1	2	5	3	0
RQ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
RY	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
n	13	77	8	7	10	16	58	74	4	6	54	43	28	4	8
Acerto	8	35	2	5	0	5	23	40	3	5	31	15	5	0	2
Acerto (%)	62	45	25	71	0	31	40	54	75	83	57	35	18	0	25

Kappa = 0,35; Exatidão global = 0,44; E: EF_EH_EFH; G: GX_GH_GM; O: OO_OX; n: número de amostras.

Para cada uma das 15 unidades de solo foram gerados mapas de probabilidade variando de 0 a 1 (Figura 5). Esses mapas foram utilizados como variáveis independentes para a predição dos atributos dos solos pelo modelo (MD). Na figura 6 são apresentados os mapas de maior probabilidade de ocorrência de cada unidade, e suas respectivas áreas de ocorrência são apresentadas na tabela 6.

Todas as classes de solos informadas na classificação foram mapeadas na área. A menor área de ocorrência foi observada pelos Gleissolos, 10 km², enquanto que a maior extensão, com 29.774 km² é apresentada pelos LVA (Tabela 6).

A extensão de área mapeada para cada unidade de solo do mapeamento pelo modelo de MLR em relação ao mapa de solos do método convencional mostrou similaridade, sendo observada maior área de ocorrência para os Latossolos Vermelho-Amarelos, nos dois mapas, com aproximadamente 30.000 km² e, do

mesmo modo, em ambos os mapas, valores próximo de 10.000 km² para os Latossolos e Argissolos Vermelhos.

Considerando o tamanho da área da Bacia do Rio Doce, a resolução espacial das covariáveis utilizadas e o número de perfis representativos de cada unidade de solos, a exatidão global do mapa pode ser considerada boa, principalmente tendo como referência resultados obtidos por ten Caten (2011), Kempen et al. (2009) e Giasson et al. (2008).

Tabela 6 – Área de ocorrência das classes de solo com maior probabilidade pelo mapeamento por MLR na Bacia do Rio Doce

Classe de solo	Área (km ²)	Área (%)
CH - Cambissolos Húmicos	174	0,24
CX - Cambissolos Háplicos	5.896	8,25
CY - Cambissolos Flúvicos	1.967	2,75
E - Espodossolos	299	0,42
G - Gleissolos	75	0,10
LA - Latossolos Amarelos	990	1,39
LV - Latossolos Vermelhos	11.136	15,6
LVA - Latossolos Vermelho-Amarelos	29.774	41,7
NV - Nitossolos Vermelho	637	0,89
O - Organossolos	202	0,28
PV - Argissolos Vermelhos	12.949	18,13
PVA - Argissolos Vermelho-Amarelos	4.729	6,62
RL - Neossolos Litólicos	1.930	2,70
RQ - Neossolos Quartzarênicos	244	0,34
RY - Neossolos Flúvicos	432	0,60
Total	71.434	100

ten Caten (2011) utilizou a MLR para mapeamento dos solos do município de São Pedro do Sul, no Estado do Rio Grande do Sul, utilizando amostras obtidas em mapa de solos elaborado para área de referência em escala de 1:50.000. O modelo preditivo, a partir de um conjunto de nove atributos do terreno, explicou variabilidade dos solos com índice kappa de 63,2%.

Kempen et al. (2009) usaram o modelo de MLR para atualizar um mapa de solos em escala de 1:50.000 de uma área de 268.000 ha, em que solos orgânicos

sofreram mudanças no nível de profundidade dos horizontes, sendo obtido 58,1% de exatidão no mapa atualizado.

Giasson et al. (2008) avaliaram a classificação de solos no Rio Grande do Sul por modelo MLR, empregando mapas de solos produzidos pelo método convencional como referência para predição a partir de covariáveis de modelo do terreno. Os autores relataram que o índice kappa entre 0,36 a 0,54, com maior exatidão atribuída ao mapa gerado com a legenda simplificada por agrupamento de unidades taxonômicas similares.

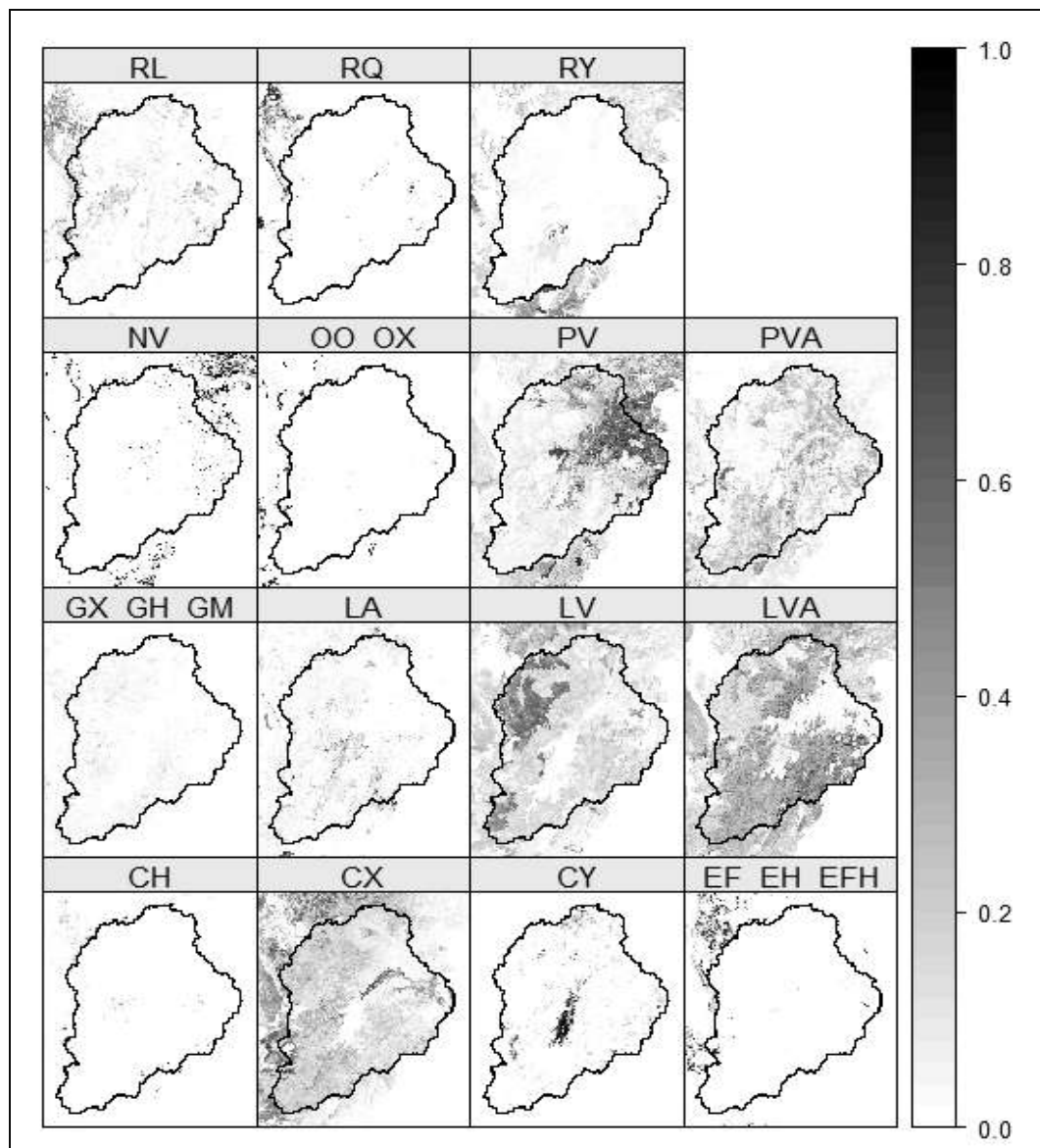


Figura 5 – Mapas de probabilidade de ocorrência das classes de solos pelo método MLR.

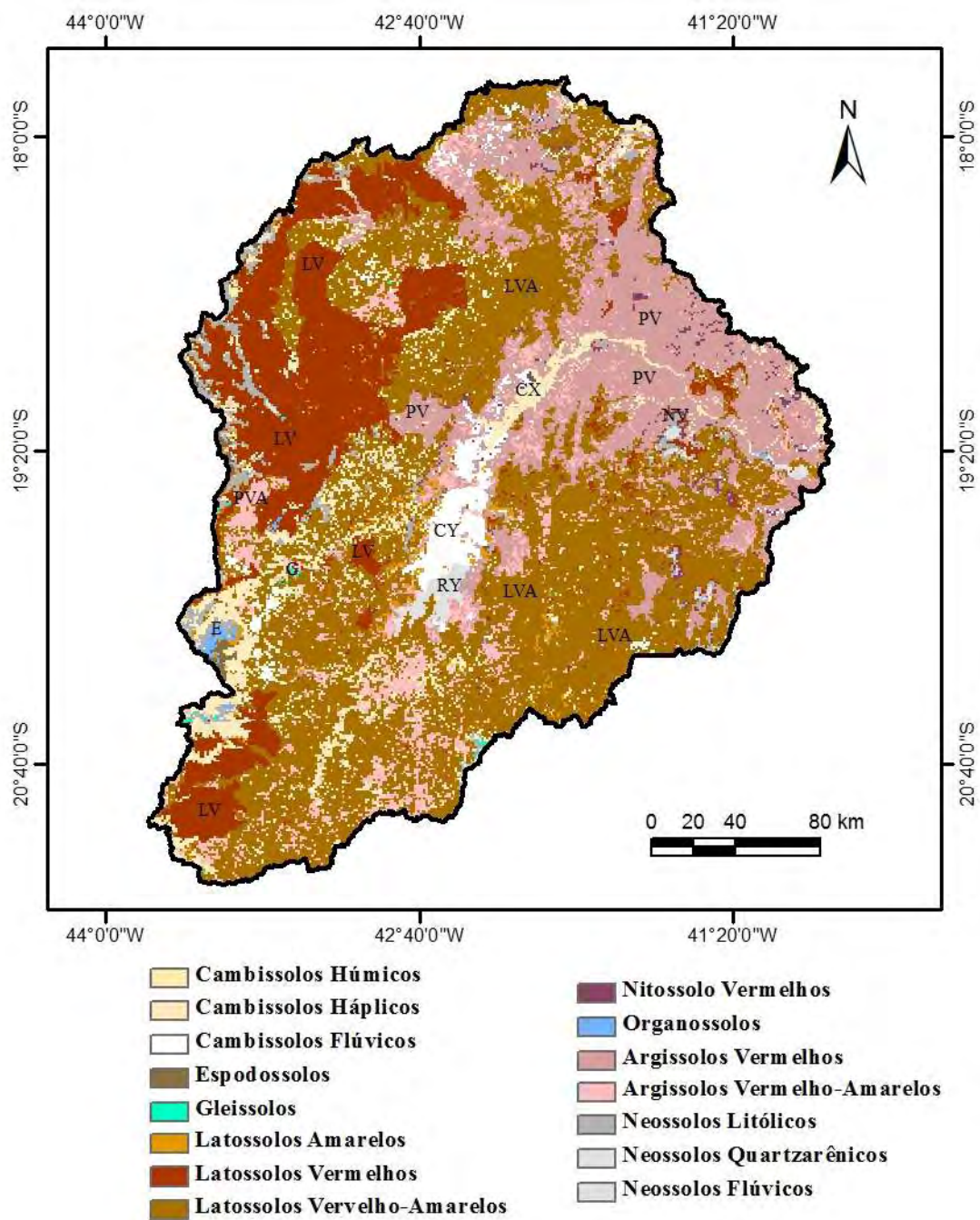


Figura 6 - Mapa de ocorrência dos solos classificados com a maior probabilidade pela classificação por MLR, na Bacia do Rio Doce, MG.

1.3.2 Predição dos atributos dos solos

1.3.2.1 Predição do carbono orgânico

As covariáveis com maior correlação com o carbono foram os componentes principais de índice de vegetação e os atributos do terreno, elevação e índice topográfico combinado. Na tabela 7 são apresentados os coeficientes de correlação. Os maiores valores absolutos variaram entre 0,28 e 0,37, sendo aproximadamente iguais entre os intervalos de profundidades. As covariáveis temperatura de superfície, declividade e radiação solar não apresentaram valores significativos de correlação com o carbono orgânico.

Tabela 7 – Coeficiente de correlação entre o carbono orgânico e as variáveis ambientais utilizadas para gerar os componentes principais

Variável	0-5 cm	5-15 cm	15-45 cm	45-60 cm
*DEMSRT	0,28	0,29	0,31	0,33
*SLPSRT	0,00	0,01	0,01	0,02
*TWISRT	0,01	0,01	0,01	0,00
*INSSRT	0,18	0,18	0,18	0,19
**EV1MOD	-0,33	-0,33	-0,35	-0,37
**EV2MOD	0,18	0,19	0,20	0,23
**TD1MOD	-0,05	-0,04	-0,05	-0,04
**TN1MOD	-0,06	-0,07	-0,07	-0,09

* Variáveis derivadas do modelo digital de terreno. * Variáveis derivadas de imagens do sensor MODIS. DEMSRT: altitude, SLPSRT: declividade, TWISRT: radiação solar, INSSRT: índice topográfico combinado, EV1MOD: 1º componente principal de índice de vegetação, EV2MOD: 2º componente principal do índice de vegetação, TD1MOD: 1º componente principal de imagens de temperatura diurna de superfície, TN1MOD: 2º componente principal de imagens de temperatura noturna de superfície.

Em todos os modelos preditivos houve redução no número de PCs, a partir da seleção pelo método *stepwise*. Os componentes principais selecionados como preditores do carbono orgânico foram os mesmos para os modelos MD, MP1 e MP2 nas quatro profundidades, com exceção da predição feita para o carbono na profundidade de 30-60 cm para o MP1, onde houve a seleção de um PC a menos em relação aos demais modelos (Tabela 1, anexo).

Os parâmetros dos semivariogramas ajustados pelo modelo exponencial para a predição do carbono pelos modelos MD, MP1 e MP2, que utilizaram predição geoestatísticas por Regressão-krigagem são apresentados na tabela 8. O resíduo da RLM mostrou dependência espacial para a predição pelos três modelos, sendo classificada como de moderado grau em todas as profundidades preditas pelo modelo MP1 (Figura 7) e nas duas primeiras profundidades preditas pelos modelos MP2 e MD. O grau de dependência (GD) variou de 28 a 59%. A exceção ocorreu nos modelos MP2 e MD para as profundidades de 15-30 e de 30-60 cm, onde a dependência foi forte com valores entre 6 e 17%.

O alcance da dependência espacial variou de 5,5 a 37 km de distância. No modelo MP1, entre as quatro profundidades, esses valores foram mais similares e de maior alcance em relação aos modelos MP2 e MD, variando entre 12 e 37 km. Para as profundidades intermediárias, entre 5 e 30 cm, os modelos MP2 e MD mostraram dependência até maiores distâncias, em relação às profundidades de 0-5 e de 30-60 cm (Tabela 8).

Os semivariogramas ajustados com o resíduo da RLM do carbono orgânico do solo, em escala logarítmica, nas quatro profundidades avaliadas pelo modelo MP1 estão apresentados na figura 7. A profundidade de 5-15 cm mostrou valores dependentes até maior distância com 36,7 km. A primeira e a última profundidades apresentaram os menores valores, 17, 9 e 12 km, respectivamente, contudo, todos são classificados com grau moderado de dependência (Tabela 8).

Os erros de predição, pelos quatro modelos foram menores nas profundidades subsuperficiais (Tabela 9). Os modelos MP1 e MP2 apresentaram valores de erro similares com RMSE em escala log, máximo de 0,29 e mínimo de 0,20, enquanto que o erro médio variou entre -0,001 a 0,008, com tendência de subestimativas, evidenciada pelos valores positivos em todas as predições.

O carbono predito pelo modelo MD, para a qual foram incluídos como variáveis preditoras, nove das 15 classes de solos do mapeamento por RLM (CH + CX + CY + LVA + NV + PV + PVA + RQ, Tabela 1, anexo) selecionados pelo método *stepwise*, apresentou RMSE variando entre 0,24 a 0,29 (log) e, erro médio (MEP) menores em relação aos demais modelos, próximo de zero, variando entre -0,011 a 0,005 (log). Esse modelo apresentou resultados intermediários entre os demais avaliados, sendo mais eficiente nas camadas mais profundas do solo. Entre os

preditores do modelo, estão os mapas dos Latossolos Vermelho-Amarelos e dos Argissolos Vermelhos, representativos de mais de 40% da área.

Tabela 8 – Parâmetros do semivariograma ajustados com o resíduo da RLM da estimação do carbono orgânico pelos modelos MP1, MP2 e MD e grau de dependência espacial

Profundidade (cm)	C ₀	C ₁	C	Alcance (km)	GD (%)	Classe (GD)
-----Modelo MP1-----						
0-5	0,053	0,037	0,089	17,9	59	Moderado
5-15	0,044	0,039	0,083	36,7	53	Moderado
15-30	0,029	0,036	0,065	24,2	44	Moderado
30-60	0,017	0,028	0,045	12,0	38	Moderado
-----Modelo MP2-----						
0-5	0,031	0,079	0,110	6,2	28	Moderado
5-15	0,060	0,110	0,170	20,0	35	Moderado
15-30	0,010	0,131	0,141	17,0	7	Forte
30-60	0,010	0,049	0,059	5,5	17	Forte
-----Modelo MD-----						
0-5	0,060	0,074	0,134	8,8	44	Moderado
5-15	0,050	0,119	0,169	30,0	30	Moderado
15-30	0,011	0,087	0,098	15,5	12	Forte
30-60	0,004	0,067	0,071	9,3	6	Forte

C₀: efeito pepita, C₁: patamar, C (C₀+C₁), GD: Grau de dependência espacial = (C₀/(C₀+C₁)).

Embora o modelo MC tenha apresentado os maiores R² comparados aos demais modelos, explicando entre 62 e 66% da variação do carbono nas quatro profundidades, os erros de predição pelo RMSE foram os mais altos, com valores entre 0,03 a 0,35 (log). Os altos valores de R² são explicados pela baixa variabilidade das unidades de solo do mapa do método convencional utilizado na predição. O modelo apresentou, também, índice AIC superior em relação aos demais, com valores entre 1.133 a 1.673, sendo o maior e os menores valores referentes, respectivamente, às profundidades de 0-5 e de 30-60 cm.

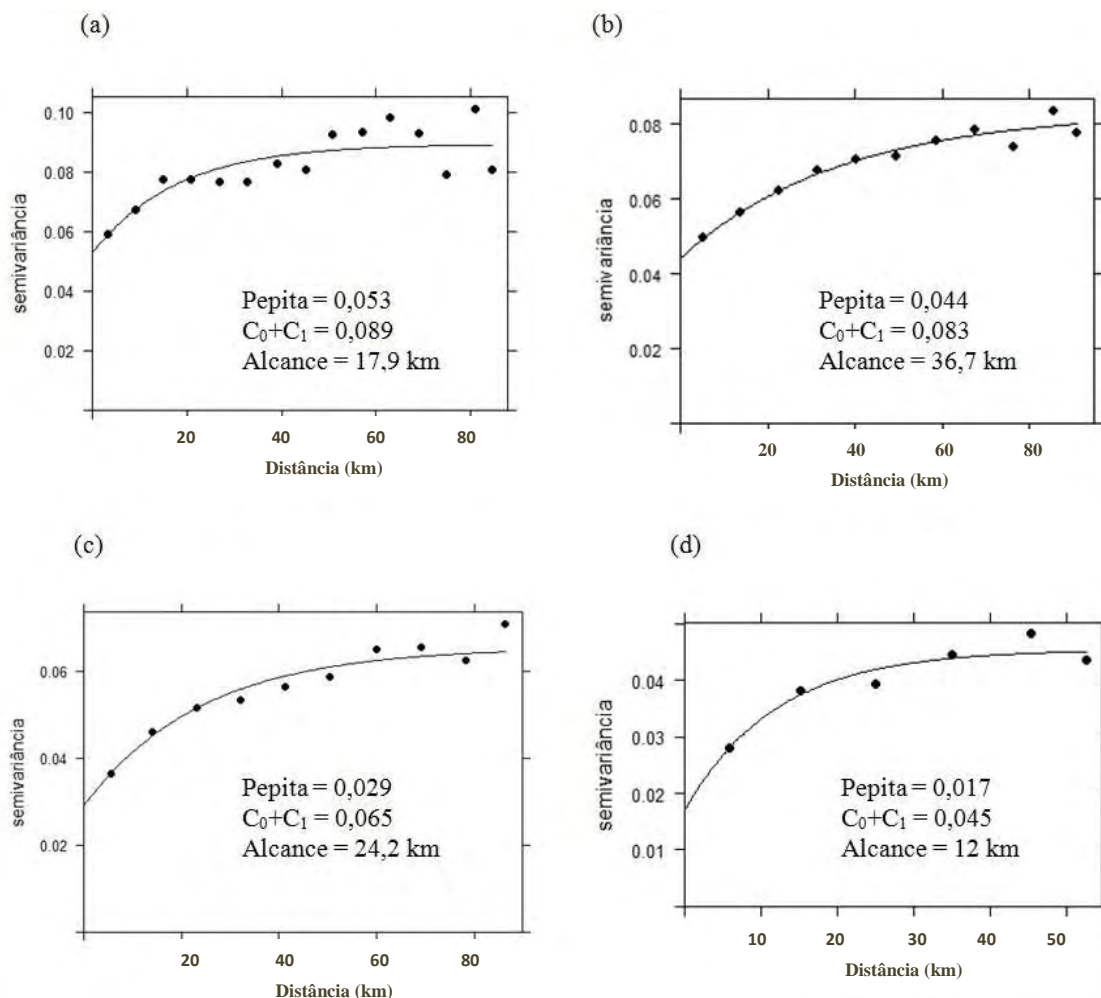


Figura 7 – Semivariogramas ajustados com o resíduo da RLM para o carbono orgânico em escala logarítmica pelo modelo MP1, nas profundidades de 0-5 (a), 5-15 (b), 15-30 (c) e 30-60 cm (d).

A validação do mapa gerado pelo modelo MC foi realizada também em escala log para comparação com os demais modelos gerados por Regressão-Krigagem (MD, MP1 e MP2) interpolados em escala log. O RMSE do carbono orgânico pelo modelo MC apresentou valores variando entre 1,25 a 3,17 dag kg⁻¹ nas quatro profundidades avaliadas.

No mapeamento da matéria orgânica realizado Kempen et al. (2011) em três profundidades fixas até os 90 cm, maior exatidão foi observada na predição para a camada superficial de 0-30 cm, ao contrário do que ocorreu no mapeamento do carbono no presente trabalho em que as profundidades mais subsuperficiais apresentaram menores erros.

Tabela 9 – Resultados da predição do carbono orgânico por RK com os modelos MP1, MP2 e MD e, MC por RLM e percentagem da variação explicada pelos modelos na validação cruzada 5-fold e *leave-one-out*

Prof. (cm)	n	R ²	AIC	RMSE	MEP	R ²	AIC	RMSE	MEP
-----Modelo MP1-----					-----Modelo MP2-----				
0-5	357	0,59	236	0,29	-0,004	0,46	308	0,27	0,004
5-15	356	0,59	170	0,24	0,007	0,46	239	0,27	0,004
15-30	357	0,61	121	0,21	0,000	0,30	302	0,22	-0,001
30-60	348	0,64	56	0,20	0,001	0,51	139	0,22	0,008
-----Modelo MC-----					-----Modelo MD-----				
0-5	357	0,62	1.673	0,35	0,123	0,42	336	0,29	0,001
5-15	356	0,62	1.673	0,35	0,123	0,42	270	0,28	0,002
15-30	357	0,64	1.432	0,33	0,110	0,43	234	0,24	0,005
30-60	348	0,66	1.133	0,31	0,094	0,45	178	0,26	-0,011

Prof.: profundidade em cm, n: número de amostras, R²: coeficiente de determinação da RLM, RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático em escala: log (MP1, MP2 e MD) e em , dag kg⁻¹ (MC), AIC: critério de informação de Akaike, MEP: erro médio de preição, MESP – erro médio quadrático de predição, MC: predição a partir do mapa de solos do método convencional; MD: predição a partir do mapa de probabilidade dos solos obtida por mapeamento digital (MLR); MP1: predição utilizando as classes de solos do mapeamento convencional em conjunto com as covariáveis ambientais, MP2: predição utilizando somente as covariáveis ambientais.

Os mapas de carbono gerados para a profundidade de 0-5 cm pelos modelos MP1, MP2, MC e MD são apresentados na figura 8. Observa-se maior quantidade de ruídos no mapa gerado pelo modelo MP2, mostrando maior incerteza nos valores preditos. Entre os mapas dos modelos MP1 e MP2 (Figuras 8a, b), para os quais obteve-se maior exatidão global, maior continuidade espacial do carbono é observada no mapa gerado pelo modelo MP1, para o qual se utilizou, além das variáveis ambientais, o mapa de classes dos solos como variáveis preditivas e obteve-se os melhores resultados, com menores erros de estimativa e maiores alcances de dependência espacial.

O mapa gerado pelo modelo MD mostra menor continuidade espacial do carbono na paisagem. Isso devido a predição do carbono a partir do mapa de classes

de solo predito pelo MLR, já que esse modelo de mapeamentos desconsidera a dependência espacial dos solos (Figura 8c).

O mapa gerado pelo modelo MC apresenta limites de valores do carbono com mudança brusca entre as unidades do mapa de solos, com valores constantes no interior dessas. Isso ocorre devido ao uso do mapa de solos como limite físico das predições (Figura 8d). Contudo, o método mostrou-se apropriado para a predição do carbono na área, a natureza da distribuição do carbono na paisagem, com valores mais altos, e de carbono nos limites da bacia, relativo a ambientes de maiores altitudes e, portanto, mais conservador de carbono e, por outro lado, menores valores em áreas de menores altitudes (noroeste da bacia). Além disso, a predição a partir do mapa de solos convencional, apresentou considerável poder preditivo, com valores de erro (média \pm desvio = 4,9) dentro do intervalo de confiança.

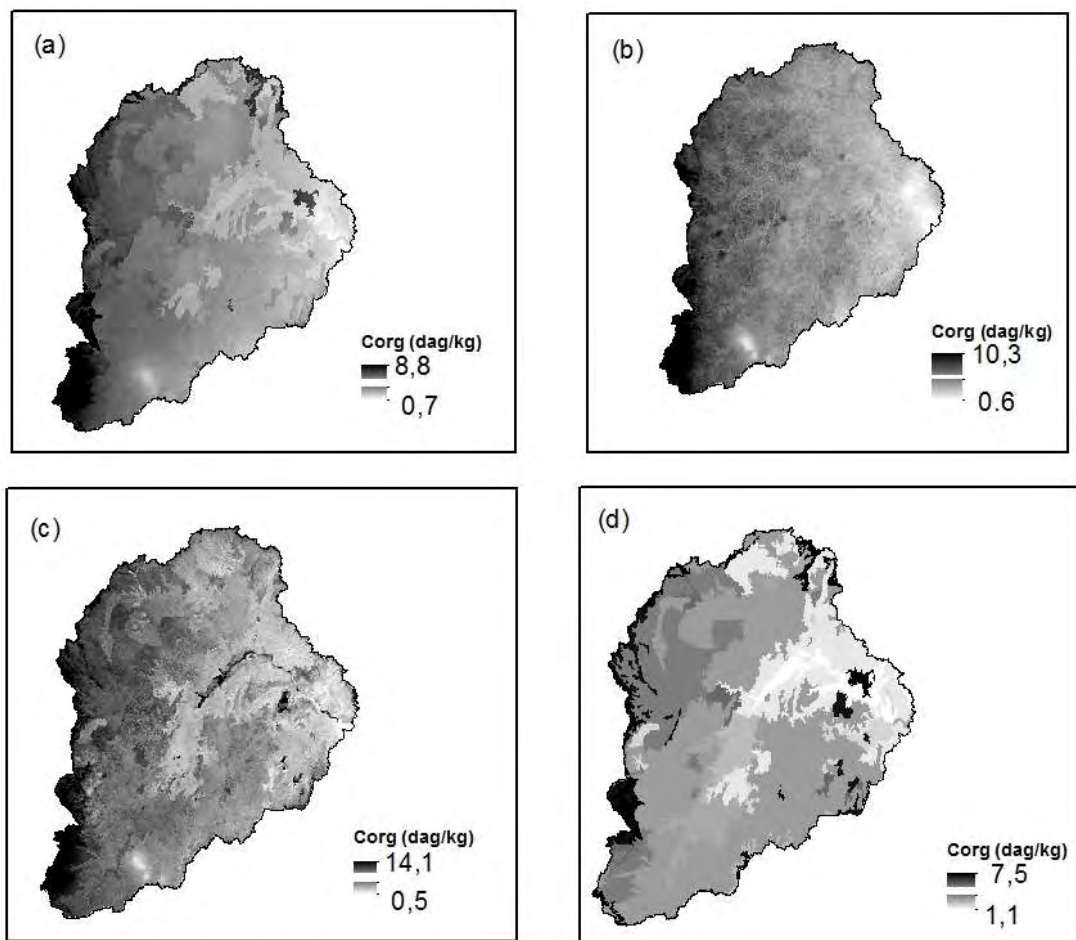


Figura 8 – Carbono orgânico na profundidade de 0-5 cm mapeado por RK pelos modelos: MP1 (a), MP2 (b), MD (c) e MC (d).

Os mapas gerados para as quatro profundidades, pelo modelo com menor erro de predição, o modelo MP1, são apresentados na figura 9. Observa-se certa semelhança na distribuição espacial do carbono entre profundidades, com distribuição espacial mais homogênea na camada de 5-15 cm, embora os valores preditos sejam muito próximos daqueles da profundidade de 0-5 cm.

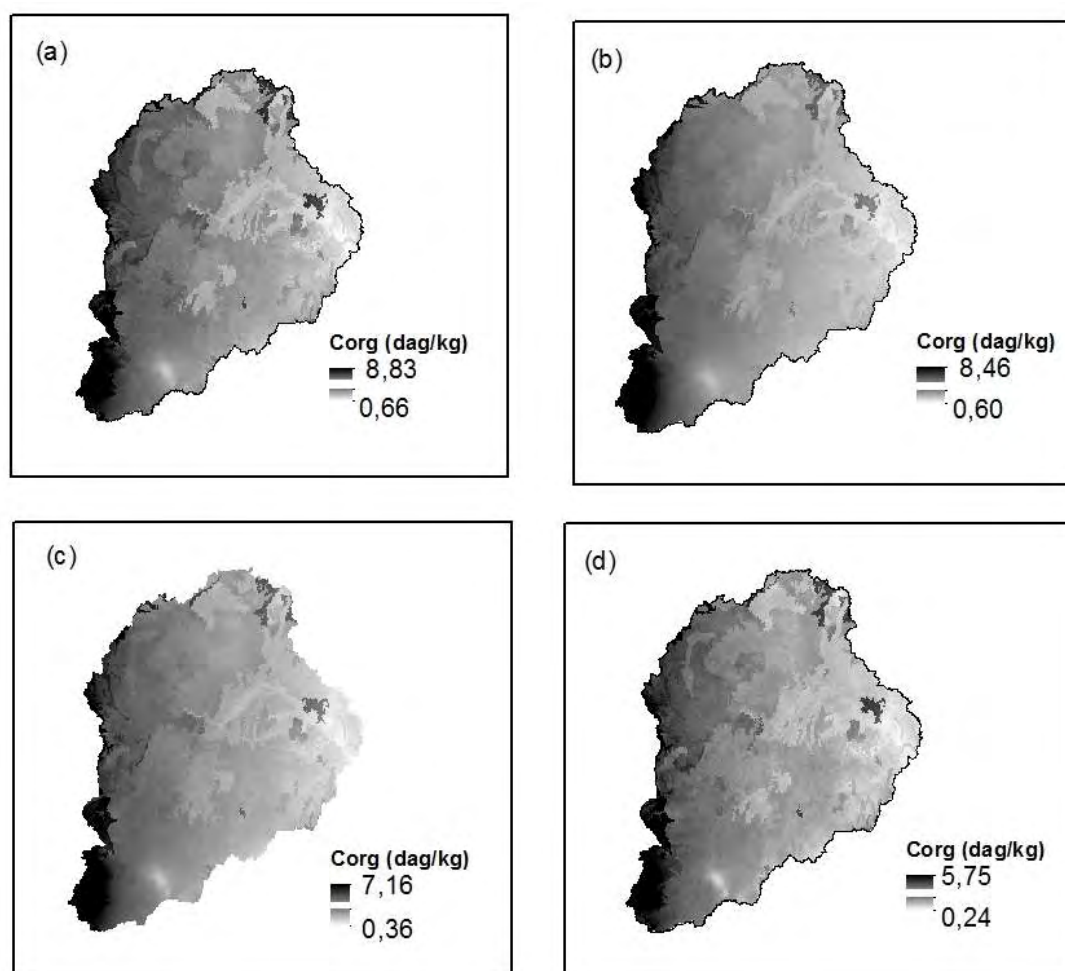


Figura 9 – Mapas de carbono orgânico gerados pelo modelo MP1 para as profundidades de: 0-5 (a), 5-15 (b), 15-30 (c) e 30-60 cm (d).

A distribuição estatística do teor de carbono estimado nas quatro profundidades pelo modelo MC, MD, MP1 e MP2 é apresentada na tabela 10. A maior variação do carbono, observada pelo coeficiente de variação e desvio padrão, em todas as profundidades, ocorreu pelo modelo MC. O CV ficou entre 0,41 a 0,48 e, o desvio decrescente, com desvio variando entre 1,15 e 0,32.

A predição feita pelo modelo MD mostra teor de carbono com valores médios e de interquartil - IQR maiores, e mais próximos aos valores apresentados pelo modelo MD, em relação às estimativas dos modelos MP1 e MP2.

Tabela 10 – Estatística descritiva do carbono orgânico predito nas quatro profundidades pelos quatro modelos avaliados

Prof.	Modelo	Mín.	Máx.	Mediana	Média	Desvio	IQR	CV (%)
		-----dag kg ⁻¹ -----						
	cm							
0-5	MC	1,06	7,50	2,56	2,61	1,15	0,21	43,9
	MD	0,47	14,13	2,52	2,61	0,94	1,07	36,0
	MP1	0,66	8,83	2,25	2,38	0,84	0,90	35,2
	MP2	0,48	13,03	2,31	2,38	0,63	0,66	26,4
5-15	MC	1,00	6,59	2,24	2,29	0,95	0,16	41,3
	MD	0,51	10,83	2,23	2,30	0,78	0,91	34,0
	MP1	0,60	8,46	1,93	2,11	0,81	0,81	38,5
	MP2	0,77	5,77	1,99	2,09	0,55	0,60	26,4
15-30	MC	0,63	4,56	1,61	1,64	0,72	0,11	43,8
	MD	0,16	12,43	1,62	1,64	0,64	0,72	38,9
	MP1	0,36	7,16	1,38	1,50	0,63	0,61	42,0
	MP2	0,22	11,59	1,50	1,58	0,56	0,49	35,5
30-60	MC	0,41	3,27	1,12	1,15	0,55	0,11	48,1
	MD	-0,05	9,81	1,12	1,15	0,52	0,61	45,6
	MP1	0,24	5,75	0,93	1,02	0,44	0,46	43,0
	MP2	0,14	7,30	0,98	1,02	0,32	0,34	31,7

Prof.: profundidade; Mín.: mínimo; Máx.: máximo, IQR: Interquartil (Quartil superior – quartil inferior); CV: coeficiente de variação.

O modelo com melhor poder preditivo, conforme apresentados pelos índices de erros avaliados, o MP1, apresentou na profundidade de 0-5 cm, teor de carbono variando de 0,66 a 8,83 dag kg⁻¹; os valores máximo e mínimo na última camada foram 5,75 e 0,24, respectivamente. Observou-se expressiva variação do carbono em profundidade, com diferença entre os valores médios de aproximadamente 50% em relação à primeira e à última profundidade. As profundidades intermediárias, entre 5 e 30 cm, mostram diferenças no teor de carbono, observada pelo IQR de mais de 50%. Os valores preditos, em relação aos medidos, em geral, foram inferiores,

apresentando teor médio com aproximadamente 25% de diferença; pelo IQR, observou-se diferença em torno de 50% pelos valores.

1.3.2.2 Predição da argila

A predição da argila pelos três modelos por RK mostrou dependência espacial apenas na primeira profundidade, entre 0-5 cm, sendo classificada como dependência de grau fraco ($GD > 75\%$) pelo índice proposto por Cambardella et al. (1994). Na tabela 11 são apresentados os parâmetros do semivariogramas ajustados para os modelos avaliados e os erros de predição.

A distância de dependência espacial alcançou raio máximo de 7,5 km, pelo modelo MP2. O erro de predição foi similar entre os modelos, com RMSE entre 16,2 a 16,7 dag kg⁻¹.

Tabela 11 – Parâmetros do semivariogramas ajustados para a predição da argila na profundidade de 0-5 cm pelos modelos de Regressão-krigagem, com os modelos MD, MP1 e MP2; Grau de dependência espacial e erros de estimação

Modelo	C ₀	C ₁	C	GD	Classe (GD)	Alcance (km)	MEP	RMSE
MD	200,5	53,6	254,1	78,9	Fraco	5,4	-0,006	16,2
MP1	214,4	34,3	248,7	86,2	Fraco	3,8	0,010	16,7
MP2	215,9	48,7	264,6	81,6	Fraco	7,5	0,121	16,4

C₀: efeito pepita; C₁: patamar; C (C₀+C₁); GD: Grau de dependência espacial = (C₀/(C₀+C₁)). Alcance: distância limite da dependência espacial, RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático em: dag kg⁻¹; MEP: erro médio de predição em: dag kg⁻¹.

Na tabela 12 são apresentados os valores dos erros de estimação pelo RMSE, dos coeficientes de determinação e do critério de Akaike das estimativas por RLM pelos modelos MC, MD MP1 e MP2. O RMSE, entre os quatro modelos e entre as quatro profundidades, variou de 16 a 19 dag kg⁻¹. Embora os quatro modelos tenham apresentado valores similares de RMSE, a partir do mapa de solos convencional (MD) explicou mais de 80% da variação da argila nas quatro profundidades ($R^2 \geq 0,83$), enquanto que, os modelos MP1, MP2 e MC apresentaram R^2 maiores para a primeira profundidade, contudo os modelos foram ineficientes, explicando entre 3 a 11% da variação da argila. O modelo MP1 mostrou pequena vantagem sob o modelo

MP2, indicando a contribuição do mapa de solos convencional para explicar distribuição espacial da argila.

A dependência espacial, com grau franco de dependência e a curta distância de autocorrelação apresentado pela argila, na profundidade superficial não contribuiu para diminuir os erros de estimação da argila pelos modelos de RK em relação à predição por RLM, como observado pelos valores de RMSE apresentados para os dois casos, nas tabelas 11 e 12, respectivamente.

Tabela 12 – Resultados da predição da argila por Regressão Linear Múltipla com os modelos: MP1, MP2, MC e MD e percentagem da variância explicada na validação cruzada *leave-one-out*

Prof.	n	R ²	AIC	RMSE	R ²	AIC	RMSE
cm		-----Modelo MP1-----			-----Modelo MP2-----		
0-5	380	0,11	3.196	16,6	0,09	3.177	16,6
5-15	380	0,07	3.214	17,2	0,04	3.200	16,6
15-30	381	0,10	3.250	17,8	0,04	3.236	17,3
30-60	376	0,08	3.249	18,6	0,04	3.234	18,2
		-----Modelo MC-----			-----Modelo MD-----		
0-5	380	0,83	3.199	16,7	0,09	3.177	16,2
5-15	380	0,84	3.214	17,0	0,06	3.195	16,5
15-30	381	0,85	3.251	17,7	0,06	3.232	17,1
30-60	376	0,86	3.253	18,7	0,03	3.237	18,3

Prof. profundidade, n: número de amostras; R²: coeficiente de determinação da RLM; RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático em: dag kg⁻¹; AIC: critério de informação de Akaike; Variáveis utilizadas nos modelos: MC: classes de solo do mapa do método convencional; MD: probabilidade dos solos obtida por mapeamento digital (MLR); MP1: classes de solos do mapeamento convencional em conjunto com as variáveis ambientais; MP2: apenas variáveis ambientais.

A predição da argila feita por Bregt et al. (1987), utilizando dois métodos, um por krigagem, com interpolação por pontos, e outro a partir de mapa de solos, assim como ocorreu no presente trabalho, nas profundidades maiores de 0-5 cm, não apresentou diferença pronunciada na exatidão. No referido trabalho, a predição por krigagem mostrou efeito pepita puro, sendo esse um e por isso os modelos tiveram semelhante desempenho. Bregt et al. (1987) ressaltam que a ausência de dependência

espacial é muito comum no mapeamento de atributos do solo. Por outro lado, a predição da argila feita por Adhikari et al. (2012), em uma área de 43.000 km² na Dinamarca, mostrou dependência espacial em todos os intervalos de profundidade avaliados com alcance de aproximadamente 70 km. Os autores utilizaram na covariáveis, com resolução de 30 metros, derivadas de imagem Landsat ETM+ e de modelo digital de elevação obtidos de imagem LiDAR e o total de 1900 perfis de solo. A correlação entre variáveis preditivas e a argila apresentou coeficiente variando entre 0,37 a 0,61, contribuindo para o bom poder preditivo do modelo.

A pequena eficiência dos modelos preditivos está relacionada a fatores como baixa correlação entre a argila e as covariáveis ambientais utilizadas como preditores. Como observado na tabela 13, os maiores coeficientes de correlação, valores entre 0,11 a 0,19, foram observados com os mapas de segundo componente principal dos índices de vegetação, temperatura de superfície diurna e noturna e com o mapa de altitude.

Tabela 13 – Coeficiente de correlação entre a argila e as variáveis ambientais utilizadas para gerar os componentes principais

Variável	0-5 cm	5-15 cm	15-45 cm	45-60 cm
*DEMSRT	-0,01	0,12	0,17	0,10
*SLPSRT	-0,01	-0,03	0,04	0,00
*TWISRT	0,02	0,02	-0,08	0,01
*INSSRT	0,17	0,11	0,14	0,13
**EV1MOD	-0,02	-0,06	0,04	0,06
**EV2MOD	0,17	0,15	0,18	0,12
**TD1MOD	0,09	0,07	0,19	0,15
**TN1MOD	-0,11	-0,12	-0,13	-0,16

* Variáveis derivadas do modelo digital de terreno. * Variáveis derivadas de imagens do sensor MODIS. DEMSRT: altitude, SLPSRT: declividade, TWISRT: radiação solar, INSSRT: índice topográfico combinado, EV1MOD: 1º componente principal de índice de vegetação, EV2MOD: 2º componente principal do índice de vegetação, TD1MOD: 1º componente principal de imagens de temperatura diurna de superfície, TN1MOD: 2º componente principal de imagens de temperatura noturna de superfície.

Na tabela 14 é apresentada a distribuição estatística do teor de argila predito pelos dois modelos, RLM e RK para a profundidade de 0-5 cm. As estimativas foram

muito similares entre os modelos, com exceção do teor mínimo predito pelo modelo MP1. As demais estimativas para o teor médio, máximo, os valores de desvio e do coeficiente de variação são próximos entre modelos.

Tabela 14 – Distribuição estatística da argila na profundidade de 0-5 cm por RLM pelos modelos MC, MD, MP1 e MP2 e por RK pelos modelos MD, MP1 e MP2

Modelo	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	IQR	Desvio	CV (%)
-----dag kg ⁻¹ -----							
Regressão-krigagem							
MD	16,9	52,1	35,5	35,4	6,1	5,0	14,2
MP1	2,0	55,3	35,6	35,6	6,5	5,5	15,5
MP2	20,3	50,4	35,0	35,0	4,4	3,4	9,8
-----Regressão Linear Múltipla-----							
MC	22,9	45,5	35,0	35,7	3,9	5,1	14,3
MD	21,8	49,5	35,7	35,6	6,2	5,1	14,3
MP1	2,4	52,7	35,6	35,7	6,5	5,4	15,2
MP2	23,6	49,4	35,3	35,2	4,1	3,0	8,6

Modelos: MC: predição a partir do mapa de solos do método convencional; MD: predição a partir do mapa de classes de solo do mapeamento por MLR; MP1: predição a partir das classes de solos do mapeamento convencional em conjunto com as covariáveis ambientais; MP2: predição utilizando somente as covariáveis ambientais; Desvio: desvio padrão; IQR: Interquartil (Quartil superior – quartil inferior).

Os mapas gerados para a argila na profundidade de 0-5 cm pelos quatro modelos da predição por RLM são apresentados na figura 10. Na figura 11 são apresentados os mapas da predição por RK. O mapa de argila gerado pelo modelo MD, utilizando o mapa de classes de solos gerado pelo modelo MLR, mostrou-se mais apropriado para predição espacial da argila do que o mapa do modelo MP2 que fez uso apenas das variáveis ambientais.

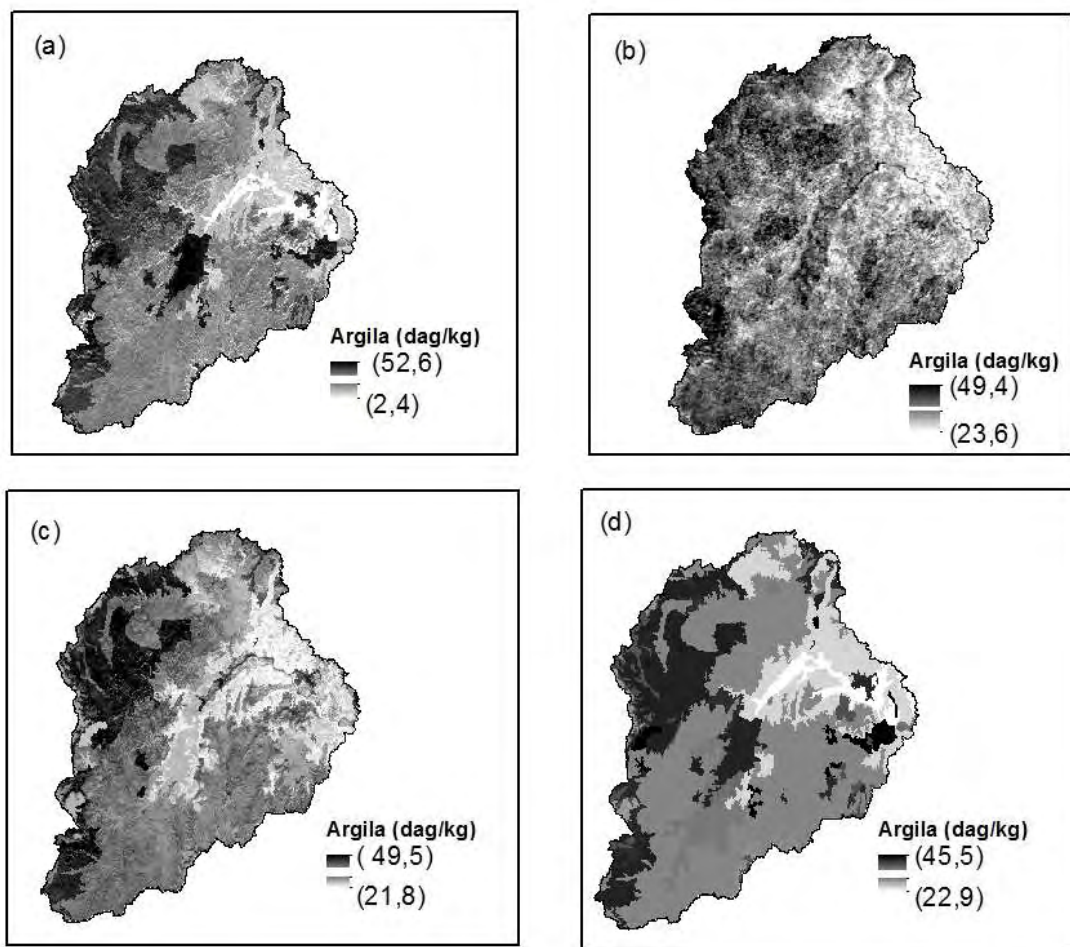


Figura 10 – Mapas de argila na profundidade de 0-5 cm predita por RLM com os modelos: MP1 (a), MP2 (b), MD (c) e MC (d).

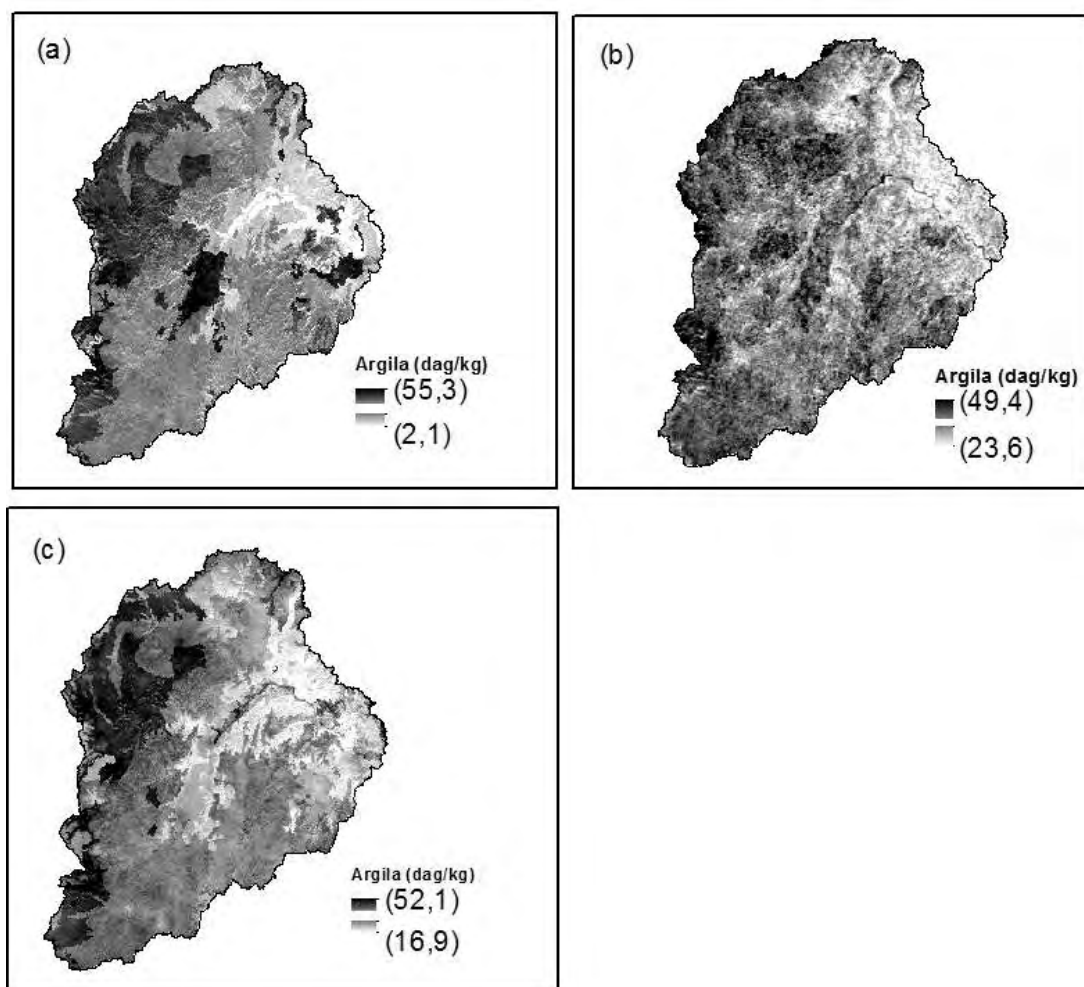


Figura 11 – Mapas de argila na profundidade de 0-5 cm predita por RK com os modelos: MP1 (a), MP2 (b) e MD (c).

1.3.2.3 Predição da CTC

A CTC apresentou baixa correlação com as covariáveis ambientais utilizadas para gerar os componentes principais. Na tabela 15 são apresentados os coeficientes de correlação, e observa-se que os maiores valores de correlação com a CTC ocorreram com os mapas de primeiro e segundo componentes principais de índice de vegetação, mapa de altitude do terreno e índice topográfico combinado. Esses mapas apresentaram correlação máxima de 0,19.

A baixa correlação entre variável predita e preditores resultou em ausência de autocorrelação espacial dos resíduos, como verificado nos semivariogramas ajustados para todas as profundidades e modelos geoestatísticos considerados. Por isso, as predições foram feitas apenas por RLM.

Tabela 15 – Coeficiente de correlação entre a CTC as variáveis ambientais utilizadas para gerar os componentes principais

Variável	0-5 cm	5-15 cm	15-45 cm	45-60 cm
*DEMSRT	0,19	0,12	0,16	0,17
*SLPSRT	0,03	0,01	0,13	0,06
*TWISRT	-0,03	-0,01	-0,08	-0,08
*INSSRT	0,12	0,02	0,09	0,12
**EV1MOD	-0,14	-0,09	-0,06	-0,08
**EV2MOD	0,15	0,08	0,07	0,13
**TD1MOD	0,01	0,01	0,00	0,02
**TN1MOD	-0,10	-0,06	-0,04	-0,04

* Variáveis derivadas do modelo digital de terreno. * Variáveis derivadas de imagens do sensor MODIS. DEMSRT: altitude; SLPSRT: declividade; TWISRT: radiação solar; INSSRT: índice topográfico combinado; EV1MOD: 1º componente principal de índice de vegetação; EV2MOD: 2º componente principal do índice de vegetação; TD1MOD: 1º componente principal de imagens de temperatura diurna de superfície; TN1MOD: 2º componente principal de imagens de temperatura noturna de superfície.

Os parâmetros de avaliação dos modelos, R^2 , AIC e RMSE são apresentados na tabela 16. Os valores dos R^2 refletem a baixa correlação, já mencionada, obtendo-se, portanto, valores baixos de R^2 de 0,02 a 2,98, entre profundidades, estimados pelos modelos MP1, MP2 e MD. No modelo de predição, a partir do mapa de solos gerado com o método convencional (MC) observou-se valor de R^2 entre 0,62 a 0,71.

Tabela 16 – Resultados da predição da CTC por RLM com os modelos: MP1, MP2, MC e MD e percentagem da variância explicada usando validação cruzada *leave-one-out*

Prof.	N	RMSE	AIC	R^2	RMSE	AIC	R^2	RMSE	AIC	R^2	RMSE	AIC	R^2
cm		-----MP1-----			-----MP2-----			-----MC-----			-----MD-----		
0-5	360	2,93	722	0,09	2,91	707	0,04	2,93	2.241	0,71	2,90	702	0,04
5-15	359	2,94	721	0,05	2,92	711	0,02	2,91	2.193	0,70	2,90	698	0,05
15-30	360	2,96	726	0,06	2,90	703	0,03	2,95	2.125	0,66	2,91	707	0,03
30-60	354	2,98	729	0,12	2,96	723	0,05	2,97	2.058	0,62	2,96	722	0,05

N: número de amostras; R^2 : coeficiente de determinação da RLM; RMSE: Raiz quadrada do erro médio quadrático em (cmol_c dm⁻³); AIC: critério de informação de Akaike; Variáveis utilizadas: MC: classes de solo do mapa do método convencional; MD: probabilidade dos solos obtida por mapeamento digital (MLR); MP1: classes de solos do mapeamento convencional em conjunto com as variáveis ambientais; MP2: apenas variáveis ambientais.

Entre os modelos MP1 e MP2, observou-se pequena diferença, com erros menores para o MP2, devido ao uso do mapa de solos entre os preditores. Os valores do coeficiente de Akaike apontam também, a superioridade desse modelo.

Os valores de RMSE apresentaram-se muito similares nos quatro modelos e entre as profundidades, variando entre 2,90 a 2,98 $\text{cmol}_c \text{ dm}^{-3}$. Isso indica desempenho semelhante entre os modelos para a predição da CTC.

Na figura 11 são apresentados os mapas de CTC predita para a profundidade de 0-5 cm, com os quatro modelos avaliados. A análise visual mostra áreas mais contínuas e homogêneas para o mapa gerado pelo modelo MP2, cujos erros de predição foram menores. O mapa gerado pelo modelo MC guarda estreita relação com o mapa de solos e apresenta escala de valores semelhante aos valores preditos pelo modelo MD, cujos preditores foram os mapas de probabilidade de solo.

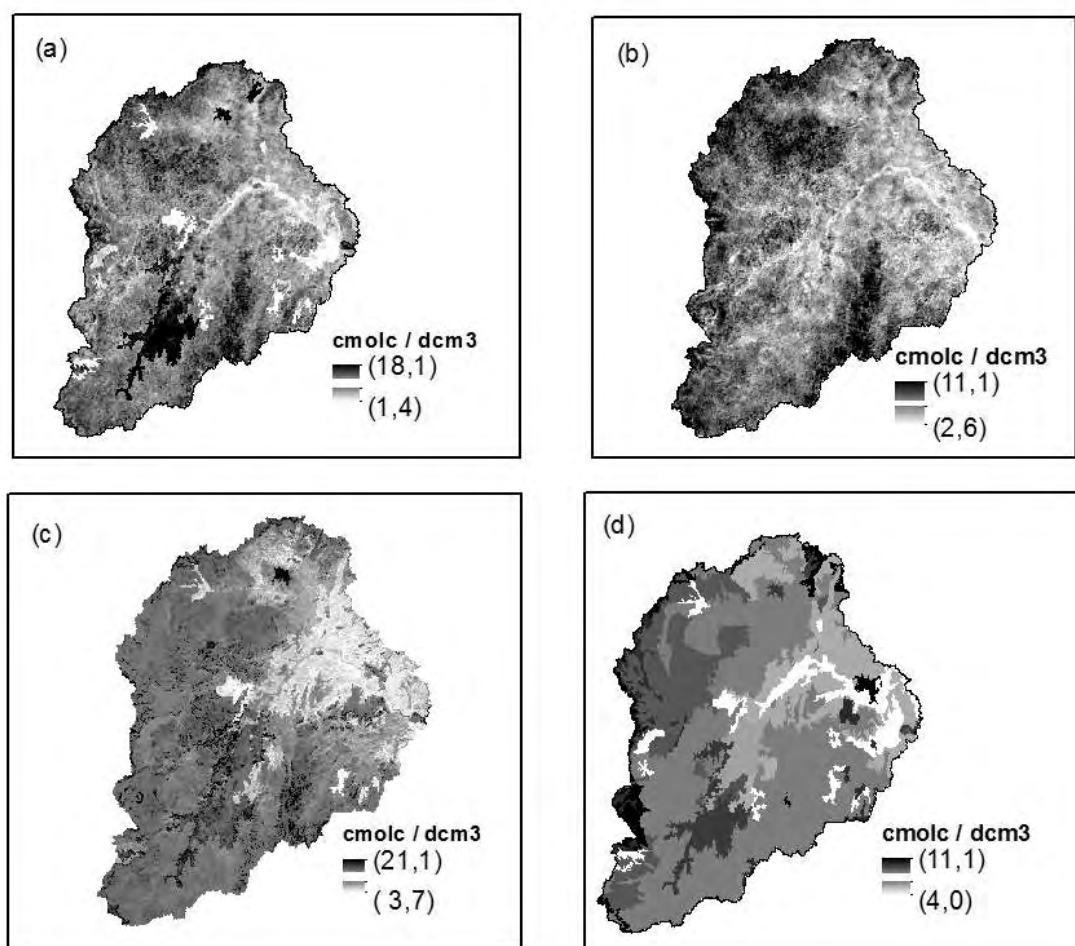


Figura 12 – Mapas de CTC na profundidade de 0-5 cm da predição por RLM com os modelos: MP1 (a), MP2 (b), MD (c) e MC (d).

1.4 CONCLUSÕES

O modelo de MLR mostrou-se eficiente para o mapeamento das classes dos solos da Bacia do Rio Doce com índice kappa de 0,35 e 44% de exatidão global.

A predição do carbono orgânico, da argila e da CTC, utilizando os mapas de classes de solo gerados com o modelo de MLR, apresentou menor RMSE e menor AIC, comparado com a predição a partir do mapa de solos do método convencional, indicando melhoria na predição dos atributos dos solos a partir do mapeamento digital em relação ao mapeamento pelo método convencional.

O modelo de predição a partir do mapa de solo do método convencional explicou entre 60 a 64%, a variabilidade do carbono, da argila entre 83 a 86% e da CTC, entre 62 e 71%.

O orgânico, a argila e a CTC tiveram sua variabilidade explicada a partir do mapa de solos do método convencional explicou entre 60 a 64%, a variabilidade do carbono, a variabilidade da argila, entre 83 a 86% e da CTC, entre 62 e 71%.

As covariáveis geradas a partir de modelo de terreno, imagens do sensor MODIS e de mapa de solos explicaram melhor a variação do carbono orgânico do que a variação da argila e da CTC.

O modelo de RK mostrou-se eficiente para a predição do carbono orgânico, devido à correlação entre o carbono e as covariáveis selecionadas. No entanto, esse modelo não teve êxito para a predição da argila e da CTC, devido a pequena magnitude da correlação com as covariáveis.

A argila e a CTC apresentaram baixa correlação com as covariáveis, de modo que o resíduo da regressão não apresentou correlação espacial limitando o uso da geoestatística para a interpolação e aplicação do modelo de RK.

O modelo de RLM explicou menos de 10% da variação da argila e da CTC e, aproximadamente, 60% da variação do carbono orgânico em todas as quatro profundidades avaliadas pelo modelo MP cujo conjunto de preditores incluiu as covariáveis ambientais e o mapa de solos.

A melhoria na predição dos atributos dos solos avaliados neste estudo é dependente da variável predita e da correlação dessas com as covariáveis. As covariáveis derivadas do modelo de terreno e de imagens de sensores remotos combinados com o mapa pedológico mostraram-se apropriadas para a predição do

carbono orgânico, no entanto, para a predição da argila e da CTC, a correlação foi pequena, limitando a predição por RLM.

Sugere-se que em trabalhos futuros, na área da Bacia do Rio Doce, sejam avaliadas outras covariáveis preditoras, com maior resolução espacial a aqui utilizada e com maior correlação com as variáveis preditas, podendo ser explorados índices derivados de imagens de satélites, de modelo digital de terreno e mapas auxiliares, como o geológico.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADHIKARI, K.; Bou KHEIR, R.; GREVE, M.B.; BØCHER, P.K.; GREVE, M.H.; MALONE, B.P.; MINASNY, B.; McBRATNEY, A.B. Progress towards GlobalSoilMap.net soil database of Denmark. In: MINASNY, B.; MALONE, B.P.; McBRATNEY, A.B. (Ed) **Digital Soil Assessments and Beyond: Proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping 2012**, Sydney, Australia. CRC Press, 1ed, 2012, p.1-7.

AKSOY, E.; PANAGOS, P.; MONTANARELLA, L. Spatial prediction of soil organic carbon of Crete by using geostatistics. In: MINASNY, B.; Malone, B.P.; McBRATNEY, A.B. **Digital Soil Assessments and Beyond: Proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping 2012**, Sydney, Australia. CRC Press, 1ed, 2012, p.1-5.

BAILEY, N.; CLEMENTS, T., LEE, J. T.; THOMPSON, S. Modelling soil series data to facilitate targeted habitat restoration: A polytomous logistic regression approach. **Journal of Environmental Management**, v.67, p.395-407, 2003.

BISHOP, T.F.A.; McBRATNEY, A.B.; LASLETT, G.M. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. **Geoderma**, v.91, p.27-45, 1999.

BOETTINGER, J.L.; Howell, D.W.; Moore, A.C.; Hartemink, A.E.; Kienast-Brown, S. (Eds.) **Digital Soil Mapping: Bridging Research, Environmental Application and Operation**, Springer (Série Progress in Soil Science), 2010, 440p.

BREGT, A.K., BOUMA J.; JELLINEK, M. Comparison of Thematic Maps Derived from a Soil Map and from Kriging of Point Data. **Geoderma**, v.39, p.281-291, 1987.

BUI, E. N; MORAN, C. J. Spatial data mining for enhanced soil map modeling. **International journal of geographical information science**, v.16, n.6, p.533- 549, 2002.

BUI, E.N.; MORAN, C.J. A strategy to fill gaps in soil survey over large spatial extents: an example from the Murray-Darling basin of Australia. **Geoderma**, v.11, p.121-44, 2003.

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

CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KANOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.58, p.1501-1511, 1994.

CAMPOS, C.E.B. **Indicadores de campo para solos hidromorficos do Planalto de Viçosa, Minas Gerais**. 123 f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas), Viçosa: UFV, 1999.

CARVALHO FILHO, A. de. **Caracterizações mineralógica, química, física de solos de duas unidades de paisagem do planalto de Viçosa, MG**. 114 f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) Viçosa: UFV, 1989.

CGIAR. Consortium for Spatial Information. **SRTM 90m Digital Elevation Data**. Disponível em: <<http://srtm.csi.cgiar.org/>>. Acesso em: março de 2012.

CIAMPALINI, R.; LAGACHERIE, P.; HAMROUNI, H. Documenting GlobalSoilMap.net grid cells from legacy measured soil profile and global available covariates in Northern Tunisia. In: MINASNY, B.; MALONE, B.P.; McBRATNEY, A.B (Ed.). **Digital Soil Assessments and Beyond**: Proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping 2012, Sydney, Australia. CRC Press, 1ed, 2012, p1-6.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. New York: Lewis Publishers, 1999, 160p.

COOK, S.E.; CORNER, R. J. A rule-based system to map soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, v.60, p.1893-900, 1996.

COOPER, M.; MENDES, L.M.S.; SILVA, W.L.C.; SPAROVEK, G. A National Soil Profile Database for Brazil Available to International Scientists. **Soil Science Society of America Journal**, v.69, p.649-652, 2005.

COSTA, L.M. da. **Caracterização das propriedades físicas e químicas dos solos de terraços fluviais, na região de Viçosa, e sua interpretação para uso agrícola**. 55f, 1973. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Viçosa: UFV, 1973.

DEBELLA-GILO, M.; ETZELMULLER, B. Spatial prediction of soil classes using digital terrain analysis and multinomial logistic regression modeling integrated in GIS: Examples from Vestfold County, Norway. **CATENA**, v.77, p.8-18, 2009.

DOBOS, E.; HENGL, T. Soil Mapping Applications. P.461-479. In: Hengl, T.; Reuter H. I. (Eds). **Geomorphometry**: Concepts. Software. Applications. Elsevier: Amsterdam. v.33, p.433-460, 2009.

FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations. **State of the Art Report on Global and Regional Soil Information**: Where are we? Where to go?

OMUTO, C.; NACHTERGAELE, F.; ROJAS, R.V. (Ed). Global Soil Partnership/Technical Report. Rome, 2012, 81p.

FISHER, M. Creating a global digital soil map. **Science communications manager**, p.1-9, 2012.

EFRON, B. **The Jackknife, the Bootstrap, and Other Resampling Plans**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 134p, 1982.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R.J. **An Introduction to the Bootstrap**. New work: Chapman and Hall, 1993, 133p.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise do solo**. 2. ed. rev. e atual. Rio de Janeiro: EMBRAPA-CNPS. 1997, 212p. (EMBRAPACNPS. Documentos. 1).

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa Produção de Informação. Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 2006, 412p.

FERNANDES FILHO, E.I.; SCHAEFER, C.E.G.R.; ABRAHÃO, W.A.P.; SIMAS, F.N.B.; VASCONCELOS, B.N.F.; CASTRO, G. de O.; FARIA, M.M.; **Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da Bacia do Rio Doce. Relatório e Mapa de Solo**. UFV/SEMA/FEAM: Viçosa. 2011. 157p.

FERNANDES FILHO, E.I.; VASCONCELOS, B. N. F.; FARIA, M.M.; RESCK, B. de C.; PONTES, L. M.; FONTES JÚNIOR, R. V. F. **Levantamento de Solos do Município de Mariana**. 157p. 2011.

FERNANDES, M.M. **Caracterização de solos e uso atual empregando aerofotos não-convencionais nas Sub-Bacias Marengo, Palmital e Silibar - Rio Turvo Sujo, MG**. 107 f., 1996. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Viçosa: UFV, 1996.

FERNANDES, R.B.A. **Atributos mineralógicos, cor, adsorção e dessorção de fosfatos em Latossolos do Sudeste Brasileiro**. 265f, 2000. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas), 2000. Viçosa: UFV, 2000.

GIASSON, E.; FIGUEIREDO, S.R.; TORNQUIST, C.G.; CLARKE, R.T. Digital soil mapping using logistic regression on terrain parameters for several ecological regions in southern Brazil. In: HARTEMINK, A. E.; MCBRATNEY, A.; MENDONÇA SANTOS, M. DE L. (Ed.). **Digital soil mapping with limited data**. New York: Springer-Verlag, p.225-232, 2008.

GIASSON, E.; SARMENTO, E. C.; WEBER, E.; FLORES, C. A.; HASENACK, H. Decision trees for digital soil mapping on subtropical basaltic steep lands. **Scientia Agricola**, v.68, p.167-174, 2011.

GLOBAL DATASETS. Disponível em :< http://spatial-analyst.net/wiki/index.php?title=Global_datasets>. Acesso em abril de 2012.

GLOBAL SOIL MAP.net. Specifications version 1 GlobalSoilMap.net products, 2011, 50p. Disponível em: <<http://globalsoilmap.net/>> acesso em agosto de 2012.

GOMES, M.A. **Solos, manejo e aspectos hidrológicos na Bacia Hidrográfica dos Araújos, Viçosa-MG**. 100f, 2005. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) Viçosa: UFV, 2005.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford Univ. Press. New York, 1997, 496p.

GSIF. **Global Soil Information Facilities**. Disponível em: <<http://gsif.r-forge.r-project.org/>>. Último acesso em: fevereiro de 2013.

HARING, T.; DIETZ, E.; OSENSTETTER, S.; KOSCHITZKI, T.; SCHRÖDER, B. Spatial disaggregation of complex soil map units: A decision-tree based approach in Bavarian forest soils. **Geoderma**, v.185/186, p.37-47, 2012.

HEMPEL, J.W.; LIBOHOVA, Z.; ODGERS, N. P. & THOMPSON, J.M.; SMITH, S.S.; LELYK, G.W. Versioning of GlobalSoilMap.net Raster Property Maps for the North American Node. In: MINASNY, B.; Malone, B.P; McBRATNEY, A.B. **Digital Soil Assessments and Beyond: Proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping 2012**, Sydney, Australia. CRC Press, 1ed, 2012, p1-5.

HEMPEL, J.W.; HAMMER, R.D.; MOORE, A.C.; BELL, J.C.; THOMPSON, J.A.; GOLDEN, M.L. Challenges to Digital Soil Mapping. In: Hartemink, A. E.; McBratney, A.; Mendonça-Santos M. de L. (Eds). **Digital Soil Mapping with Limited Data**. Springer: Netherlands, p.60-81, 2008.

HENGL, T. **A Practical Guide to Geostatistical Mapping**. 2 ed. University of Amsterdam, 2009a, 291p.

HENGL, T. MACMILLAN, R.A. Geomorphometry - A Key to Landscape Mapping and Modelling. In: HENGL, T.; REUTER H, I. (Ed.). **Geomorphometry: Concepts, Software, Applications**. Elsevier: Amsterdam, v.33, p.433-460, 2009b.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.B.M.; HEMPEL, J.; LIBOHOVA, Z.; ODGERS, N.; THOMPSON, J. DSM comparison: setting up a framework for an objective evaluation of DSM predictors (Indiana State case study). In: **The 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping**. Sidney: Australia, 2012, p.1-6.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.B.M.; STEIN, A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. **Geoderma**, v.120, p.75-93, 2004.

HENGL, T.; TOOMANIAN, N.; REUTER, H. I.; MALAKOUTI, M.J. Methods to interpolate soil categorical variables from profile observations: Lessons from Iran. **Geoderma**, v.140, p.417-427, 2007.

HEUVELINK, G.B.M.; BIERKENS, M.F.P. Combining soil maps with interpolations from point observations to predict quantitative soil properties **Geoderma**. v.55. p.1-15. 1992.

HONG, S. Y.; KIM, Y. H.; HAN, K. H.; HYUN, B. K.; ZHANG, Y. S.; SONG, K. C. MINASNY, B.; McBRATNEY, A.B. Digital soil mapping of soil properties for Korean soils. In: MINASNY, B.; Malone, B.P; McBRATNEY, A.B (Ed.). **Digital Soil Assessments and Beyond**: Proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping 2012, Sydney, Australia. CRC Press, 1ed, 2012, p1-5.

HOSMER, D.; LEMESHOW, S. **Applied Logistic Regression**, 2ed, JohnWiley and Sons, New York. 392p, 2000.

ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. **An Introduction to Applied Geostatistics**. New York: Oxford University Press. 1989, 561p.

JACQUIER, D; SEATON, S. **SplineTool 2.0**. Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation (CSIRO) Land and Water. Australia. Disponível em: <http://www.asris.csiro.au/downloads/GSM/SplineTool-v2.zip>.

JENSEN. J. R. **Introductory digital image processing**: a remote sensing perspective. 3ed. 2007, 526p.

KEMPEN, B. BRUS, D.J.; STOORVOGEL, J.J. Three-dimensional mapping of soil organic matter content using soil type-specific depth functions. **Geoderma**, v. 162, p.107-123, 2011.

KEMPEN, B. **Updating soil information with digital soil mapping**, 218f. Thesis (Doctorate) Wageningen University, The Netherlands, 2011.

KEMPEN, B.; BRUS, D.J.; HEUVELINK, G.B.M.; STOORVOGEL, J.J. Pedometric mapping of soil organic matter using a soil map with quantified uncertainty. **European Journal of Soil Science**, v.61, p.333-347, 2010.

KEMPEN, B.; BRUS, D.J.; HEUVELINK, G.B.M.; STOORVOGEL, J.J. Updating the 1:50.000 Dutch soil map using legacy soil data: A multinomial logistic regression approach. **Geoderma**, v.125, p.311-326, 2009.

MALONE, B.P.; McBRATNEY, A. B., MINASNY, B., LASLETT, G. M. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. **Geoderma**, v.154, p.138-152, 2009.

MATHERON, G. Le krigeage universel. vol. 1. Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique, École des Mines de Paris, 83 Fontainebleau, p. NA. 1969.

McBRATNEY, A.B.; HART, G.A; McGARRY, D. The use of region partitioning to improve the representation of geostatistically mapped soil attributes. **Soil Science Society of America Journal**. 42, 513–532. 1991.

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

McBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.A.; BISHOP, T.F.A.; DUNBAR, M.S.; SHATAR T.M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, v.97, p.293-327, 2000.

MELO, L.V. de. **Uso de redes neurais artificiais no mapeamento de solos na Bacia do Rio Turvo Sujo - Viçosa MG**. 80f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Universidade Federal de Viçosa: Viçosa, 2009.

MENDONÇA-SANTO, M.L.; SANTOS, H.G. dos. **Mapeamento Digital de Classes e Atributos de Solos: métodos, paradigmas e novas técnicas**. Rio de Janeiro: Embrapa-CNPS. 2003. 19 p. (EMBRAPACNPS. Documentos. 55).

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; SANTOS, H.G. dos. The state of the art of Brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHERIE. P.;

MINASNY, B. McBRATNEY, A.B. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matérn covariance function. **Geoderma**, v.140, p.324-336, 2007.

MINASNY, B; HARTEMINK, A. E. Predicting soil properties in the tropics. **Earth-Science Reviews**, v.106, p.52-62, 2011.

ODEH, I.O.A.; McBRATNEY, A.B.; CHITTLEBOROUGH, D.J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, v.67, p.215-225, 1995.

ODEH, I.O.A.; McBRATNEY, A.B.; CHITTLEBOROUGH, D.J. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, v.63, p.197-214, 1994.

PEBESMA, E.J. Multivariable geostatistics in S: the gstat package. **Computers and Geosciences**, v.30, p.683-691, 2004.

QUINTEIRO, F.Q.L. **Levantamento do uso da terra e caracterização de ambientes da bacia hidrográfica do rio Turvo Sujo, com a utilização de aerofotos não convencionais**. 91f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas), Viçosa: UFV, 1997.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**, Vienna, 2008, Disponível em: <http://www.R-project.org>.

RESCK, D.V.S. **Determinação da erodibilidade de um podzólico vermelho amarelo câmbico distrófico fase terraço**, localizado na Zona da Mata (MG), utilizando o simulador de chuva. 88f. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas). Viçosa: UFV, 1977.

ROSSATO, L. **Estimativa da capacidade de armazenamento de água no solo do Brasil**. Dissertação (Mestrado em Meteorologia). INPE: São Jose dos Campos. 2002, 145p.

SAGA. System For Automated Geoscientific Analyses. v. 2.1, 1999.

SANCHEZ, P.A. SANCHEZ, P.A.; AHAMED,S.; CARRÉ, F.; HARTEMINK, A. E.; HEMPEL, J.; HUISING, J.; LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B.; MCKENZIE, N.J.; MENDONÇA-SANTOS, M. DE L.; MINASNY, B.; MONTANARELLA, L.; OKOTH, P.; PALM, C.A.; SACHS, J.D.; SHEPHERD, K.D.; VÅGEN, T.; VANLAUWE, B.; WALSH, M.G.; WINOWIECKI, L. A.;

ZHANG, G. Digital Soil Map of the World. **Environmental Science**. v.325, n.5941, p.680-681, 2009.

SCULL, p. FRANKLIN, J.; CHADWICK, O.A.; McARTHUR, D. Predictive soil mapping: a review. **Progress in Physical Geography**. v. 27, n.2. p. 171-197, 2003.

ten CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; PEDRON, F. A.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L. . Regressões logísticas múltiplas: fatores que influenciam sua aplicação na predição de classes de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.35, p.53-62, 2011.

WEBSTER, R.; OLIVER, M.A. **Geostatistics for Environmental Scientists**. John Wiley. Chichester, 2007, p.265.

ZHU, A.X.; BAND, L.; VERTESSY, R.; DUTTON, B. Derivation of soil properties using a Soil Land Inference Model (SoLIM). **Soil Science Society of American Journal**, v.61, p.523-533, 1997.

ANEXO

Tabela 1 – Componentes principais selecionados como preditores nos modelos MC, MD, MP1 e MP2

Modelo	Prof.	Preditores
-----Carbono-----		
MD		CH + CX + CY + LVA + NV + PV + PVA + RQ
MP1	0-5	PC1+PC3+PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC6+PC9
MD		CH++CX+CY+LVA+NV+PV+PVA+RQ
MP1	5-15	PC1+PC3+PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC6+PC9
MD		CH + CX + CY + LVA + NV + PV + PVA + RQ
MP1	15-30	PC1+PC3+PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC3+PC4+PC5+PC6+PC9
MD		CH+CX+CY+LVA+NV+PV+PVA+RQ
MP1	30-60	PC1+PC2+PC3+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC16+PC17+PC18+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC6+PC9
-----Argila-----		
MD		CX + LV + PV
MP1	0-5	PC1+PC4+PC6+PC7+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC20+PC26
MP2		PC1+PC2+PC6+PC7
MD		CX+LV+LVA+PV+PVA
MP1	5-15	PC4 + PC5 + PC6 + PC7 + PC8 + PC9 + PC11 + PC12 + PC13 + PC14 + PC16 + PC17 + PC18 + PC19 + PC20 + PC26
MP2		PC1+PC2+PC6
MD	15-30	CX + CY + LV + RL

Modelo	Prof.	Preditores
MP1		PC1+PC3+PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC6
MD		PV + LA
MP1	30-60	PC1+PC3+PC4+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC6+PC8+PC9 -----CTC-----
MD		LA + PV
MP1	0-05	C1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC2+PC7+PC9
MD		CY+EF_EH_EFH+GX_GH_GM+OO_OX+PV+RL
MP1	5-15	PC1+PC2+PC3+PC4+PC5+PC9
MP2		PC4+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC16+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MD		GX_GH_GM + LVA + OO_OX + PV
MP1	15-30	PC1+PC3+PC4+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC26
MP2		PC1+PC9
MD		CH + OO_OX + PVA
MP1	30-60	PC1+PC3+PC5+PC6+PC7+PC8+PC9+PC10+PC11+PC12+PC13+PC14+PC15+PC17+PC18+PC19+PC20+PC21+PC26
MP2		PC1+PC3+PC9

PC: Componente principal selecionado a partir do conjunto total de PCs em cada modelo: MD (15 PCs), MP1(26 PCs) e MP2(8 PCs).

CAPÍTULO 2 - Modelagem da recarga hídrica na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais

RESUMO

O conhecimento sobre os recursos hídricos subterrâneos no Brasil são, em geral, escassos. Poucas informações sobre a quantidade de água armazenada e do potencial de exploração dos aquíferos estão disponíveis, o que dificulta os estudos e trabalhos de gerenciamento do uso da água. Métodos de determinação direta das reservas de água subterrâneas demandam elevados custos e tempo. Nesse contexto, o objetivo do presente trabalho foi prever o volume de água que recarrega o aquífero livre da Bacia do Rio Doce, no Estado de Minas Gerais. O modelo de balanço hídrico sequencial (BALSEQ) foi utilizado para o cálculo do balanço hídrico sequencial diário. Esse modelo estima a evapotranspiração real (ETR), o escoamento superficial (ES) e a infiltração profunda (I_p) a partir das variáveis: precipitação efetiva, evapotranspiração potencial e capacidade de água disponível às plantas. O escoamento superficial foi determinado pelo Número da Curva, proposto pelo Serviço de Conservação de Solos dos Estados Unidos. Foram utilizadas informações diárias de precipitação de 131 estações monitoradas pela Agência Nacional de Águas e de variáveis meteorológicas de 16 estações, cedidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia e pela Empresa CENIBRA, e foram espacializadas na Bacia pelo método de polígonos de Thiessen. Os solos representativos das principais classes de ocorrência na bacia, Latossolos, Argissolos, Cambissolo e Neossolos, foram representados por 123 perfis com informações da classificação taxonômica, dos atributos físicos e químicos, da condutividade hidráulica do solo saturado, da densidade e do conteúdo de água nos potenciais de -10 e -1.500 kPa relativos, respectivamente, à capacidade de campo e ao ponto de murcha permanente. Informações da vegetação, como o índice de interceptação de chuva (ICV), o coeficiente de cultura (K_c) e a profundidade de raízes (r_p) foram obtidas na literatura para implementar as equações de precipitação efetiva, capacidade de água disponíveis às plantas e evapotranspiração potencial. Utilizando os dados meteorológicos e o K_c da vegetação, calculou-se a evapotranspiração de referência pelo método de Penman-Monteith, indicado pela FAO. Os componentes do balanço hídrico, I_p , ETR e ES, preditos pelo BALSEQ, foram espacialmente preditos pelo

modelo Regressão-Krigagem. Na predição espacial utilizaram-se mapas de covariáveis gerados da análise de componentes principais com mapas derivados de modelo digital do terreno e de imagens de satélites. A disponibilidade de dados meteorológicos limitou o cálculo do balanço hídrico para um período de dois anos hidrológicos, 2007-2008 e 2008-2009. A predição pontual mostrou uma recarga média de 32% da precipitação, variando de 26 a 34% entre as classes dos solos, sendo a menor apresentada pelos Argissolos e, a maior, pelos Latossolos. Devido às altas taxas de evapotranspiração, a recarga foi baixa nas áreas de florestas e reflorestamento comparativamente às áreas de pastagens. A modelagem espacial da recarga apresentou volume de $103 \times 10^9 \text{ m}^3$ de água em dois anos hidrológicos. O cenário de disponibilidade hídrica pode auxiliar no maior entendimento da dinâmica hídrica na bacia, considerando-se aspectos relacionados ao solo, à vegetação e a fatores climáticos. Os mapas dos componentes do balanço hídrico podem ser utilizados em zoneamentos para o manejo do uso dos recursos hídricos.

CHAPTER 2 – Modeling of groundwater recharge in the Rio Doce Basin in the State of Minas Gerais

ABSTRACT

The scarce quantitative knowledge of the groundwater in Brazil is hampering a sustainable exploitation of the aquifers. Methods for indirect determination of groundwater have been used, amongst stands the BALSEQ, a numerical model with diary calculation of the hydric balance. In this context, this work aimed at estimating the daily sequential hydric balance and quantify the content of water that recharges the unconfined aquifer in Rio Doce Basin located in the State of Minas Gerais. The hydric balance was calculated using the model BALSEQ (LOBO FERREIRA, 1981). The model estimates the current evapotranspiration (ETR), runoff (ES) and water infiltration (IP) using the variables: effective rainfall, potential evapotranspiration and available water capacity for plants. A set of climatologic data with diary information for 131 rain gauges monitored by the National Water Agency and 16 meteorological gauges by the National Institute of Meteorology and the CENIBRA Company were used for its spatialization and computing the effective precipitation and evapotranspiration of reference. Soils information representative of the main classes of occurrence in the basin, Oxisols, Ultisols, Entisols and Cambisols were represented by 123 profiles, for which information from taxonomic classification, the physical and chemical attributes of the soil hydraulic conductivity, density and water content at potentials of -10 and -1500 kPa relating respectively to field capacity and wilting point. Information of vegetation, as the rate of interception of rainfall (ICV), the crop coefficient (Kc) and root depth (rp) were obtained in the literature to implement the equations of effective precipitation, water capacity available to plants and evapotranspiration of reference. The runoff was determined by means of the Curve Number, a method proposed by the Soil Conservation Service of the United States. The reference evapotranspiration was estimated by Means of Penman-Monteith method, indicated by FAO. The water balance components: rainfall, Ip, ETR and ES, estimated by BALSEQ were spatially predicted using the Regression-Kriging model. The predictors covariates used include maps of principal components generated from digital elevation model and from satellite images. The water balance was calculated for a period of two hydrologic years (2007-2008 and 2008-2009). For

which an average of 32% of the rainfall was quantified as groundwater recharge. Among the soils classes the rate of recharge ranged from 26 to 34% of with the lowest rate stands for the Ultisols, and the largest for the Oxisols. The total volume of water recharge for the mentioned period is $103 \times 10^9 \text{ m}^3$ of water, equivalent to 55,6% of the total rainfall.

2.1 INTRODUÇÃO

As águas subterrâneas constituem o principal manancial de água doce disponível para o homem e representam 48,6% do total da água não oceânica no planeta (PINDER e CELIA, 2006). A infiltração, juntamente com os componentes precipitação, escoamento e evapotranspiração, constitui o ciclo hidrológico, que é o fenômeno de circulação contínua e de distribuição da água na superfície terrestre, subsolo, atmosfera e oceanos (KARMANN, 2000; GIRODO, 2002; BRANDÃO, 2006; SILVA, 2002). A infiltração, dentre os processos do ciclo hidrológico, é o mais importante na recarga da água no subsolo, sendo determinada por variáveis como tipo e manejo do solo, cobertura vegetal, topografia, condições climáticas e geológicas (VELÁSQUEZ, 2001; BRANDÃO et al., 2006).

Os aquíferos são zonas saturadas de água no subsolo, no material rochoso intemperizado ou nos interstícios rochosos. Esses podem ser classificados segundo a pressão a que a água está submetida e quanto à geologia do material saturado. Aquíferos livres são aqueles submetidos à pressão atmosférica, já que estão diretamente ligados à superfície terrestre através dos poros do solo. Constituem o compartimento da água subterrânea que pode ser explorado de maneira sustentável, pois são abastecidos diretamente pelas águas meteóricas que infiltram no solo e que se renovam anualmente. A variação anual entre o nível mínimo do aquífero e a recarga promovida pelas chuvas é conhecida como reserva reguladora, e é dessa reserva que uma parcela da água pode ser explorada de forma sustentável.

Considera-se exploração segura de um aquífero o volume de água que pode ser extraído de forma sustentável, econômica e legalmente, sem prejudicar a qualidade da água ou criar dano ambiental (FETTER, 2001). Para tanto, é necessário um conhecimento minucioso a respeito da região afetada, sua geologia, o relevo, os solos e os usos e ocupações dos mesmos, o regime hídrico, e o quanto for possível conhecer o movimento da água no subsolo.

Atualmente, mais da metade do abastecimento público de água no Brasil provém de reservas subterrâneas, sendo crescente a preferência pelo uso dessa alternativa, uma vez que, em geral, o recurso hídrico subterrâneo apresenta melhor qualidade e menor custo em relação ao uso da água superficial (PEDROSA e

CAETANO, 2004). As águas subterrâneas são consideradas um recurso estratégico para o abastecimento das gerações futuras.

As redes hidrográficas superficiais, principalmente em condições de clima úmido, são constituídas pelas águas de escoamento do aquífero subterrâneo que afloram na superfície do terreno, formando nascentes e, por conseguinte, os cursos d'água. Assim, a vazão das nascentes varia conforme a disponibilidade de água no aquífero livre, ou seja, a variação da quantidade de água infiltrada que atinge a zona de saturação do solo.

Os métodos de cálculo da recarga, segundo Oliveira (2004), dividem-se em modelos de balanço hídrico acima e abaixo da zona saturada, podendo citar para o primeiro caso o modelo BALSEQ e, para o último caso, os seguintes métodos: escoamento subterrâneo, descarga das nascentes, hidrogramas de vazão, variação do nível da água (VNA) e traçadores. Os modelos de medições acima da zona saturada são considerados modelos de previsão, enquanto os de medições abaixo da zona saturada são modelos de resposta. Assim, espera-se que a recarga estimada pelo método do balanço hídrico seja maior do que a recarga estimada pelos outros métodos, que utilizam dados da zona saturada. O método do balanço hídrico estima a recarga potencial, enquanto que os métodos de resposta fornecem estimativas da recarga real, geralmente de modo subestimado.

É recomendado trabalhar com mais de um método de cálculo da recarga, sendo um da zona não saturada e outro com dados abaixo da zona saturada, tendo-se então um limite superior e outro inferior, e uma faixa intermediária com maior segurança para as estimativas (CPRM, 2007).

A correta avaliação da recarga aquífera é fundamental no cálculo das disponibilidades hídricas para abastecimento público, agricultura ou atividades minerais e industriais, em especial em zonas de conflito de interesses. Portanto, o uso de modelagem hidrológica da recarga hídrica torna-se essencial no âmbito do entendimento dos processos de degradação e para a proposição de medidas adequadas de manejo, visando a sustentabilidade do uso das águas.

As principais vantagens da modelagem são o seu baixo custo, a possibilidade de realizar análises preditivas na adoção de práticas de manejo e implantação de sistemas agrícolas, e avaliar riscos e benefícios advindos de diferentes usos do solo, o que pode assegurar uma melhor compreensão dos processos hidrológicos (SPRUILL et al., 2000). Por outro lado, a necessidade de validar os modelos existentes é uma

desvantagem, por ser, às vezes, demorada e requerer amplo conhecimento do problema, além da obtenção de dados de campo (MACHADO, 2002).

A estimativa da recarga do aquífero livre pode ser feita utilizando o modelo numérico de balanço hídrico sequencial diário - BALSEQ, desenvolvido por Lobo Ferreira (1981), para a estimativa da recarga de águas subterrâneas. O BALSEQ foi aplicado para estimativa da recarga em diversas áreas em Portugal, como na ilha de Porto Santo (LOBO FERREIRA et al., 1981), em Beja (PARALTA et al, 2003) e, em Estarreja (OLIVEIRA, 2004). Cita-se ainda a aplicação desse modelo nos trabalhos de Chachadi et al. (2001, 2002), desenvolvidos nas bacias hidrográficas de Bardez, Estado de Goa, em Kakinada, na Índia. No Brasil, o BALSEQ foi empregado por Brito et al. (2008), em uma área sedimentar no Estado do Ceará, e, na estimativa da recarga de uma microbacia de região cárstica, em Minas Gerais, por Camargo et al. (2011).

Tendo em vista a complexidade para a medição do volume de água na zona saturada, o presente trabalho limitou-se ao estudo da água acima da zona saturada, tendo como objetivo o cálculo do balanço hídrico sequencial diário pelo modelo BALSEQ e a predição espacial da água infiltrada, escoada e evapotranspirada na Bacia do Rio Doce, Minas Gerais.

2.2 MATERIAL E MÉTODOS

2.2.1 Área de estudo

A área em estudo refere-se à Bacia Hidrográfica do Rio Doce (BHRD), localizada no Estado de Minas Gerais (Figura 1), com extensão de 71.472 km². Nas regiões sul e oeste da bacia situam-se as serras da Mantiqueira e do Espinhaço, onde estão as principais nascentes da bacia, coincidindo com as áreas de maior precipitação pluvial e clima mais ameno (COELHO, 2006).

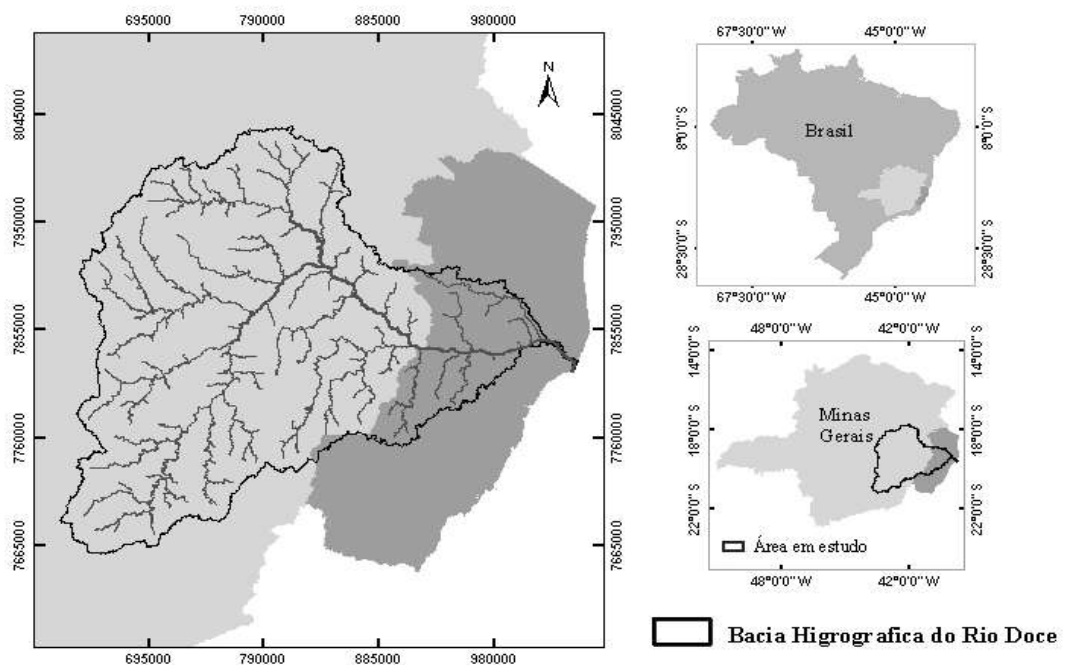


Figura 1- Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Doce no Estado de Minas Gerais.

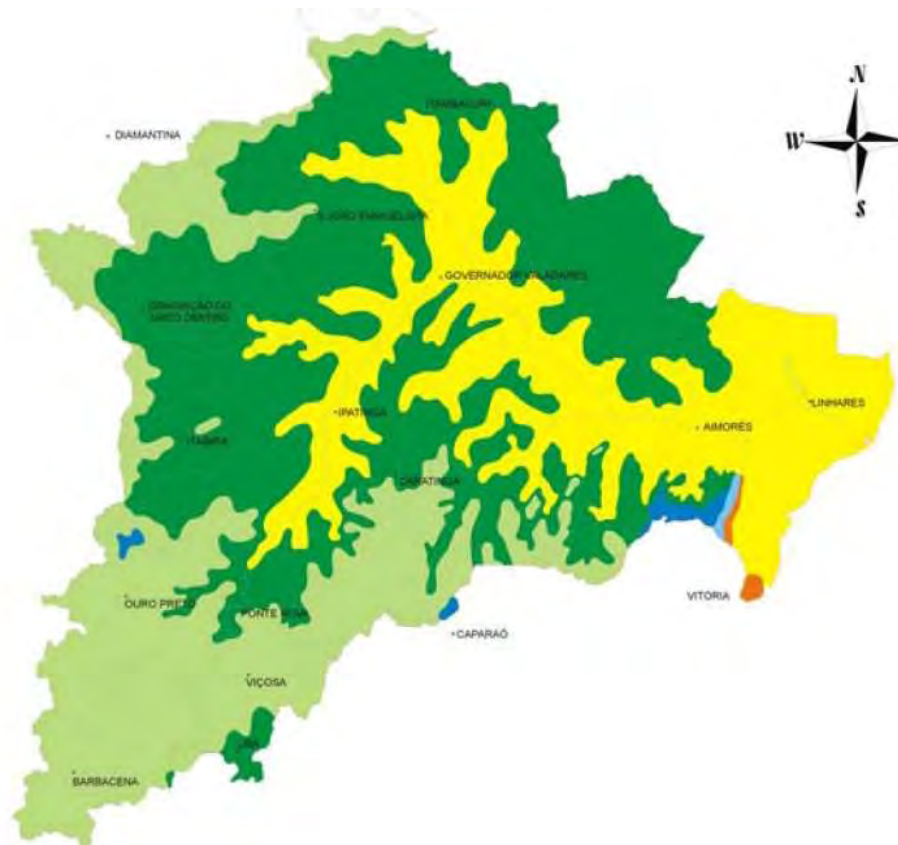
O clima da região é dividido em três principais tipos pela classificação de Köppen: Cwb (clima tropical de altitude com chuvas de verão e verões amenos) localizados nas vertentes das Serras do Espinhaço e da Mantiqueira; Cwa (clima tropical de altitude com chuvas de verão e verões quentes) na região das nascentes de seus afluentes; e Aw (clima quente com chuvas de verão) presentes nas regiões do médio e baixo Rio Doce (CUPOLILLO et al. 2008). A precipitação pluvial média anual varia de 1500 mm na cabeceira da bacia a 1000 mm na região da cidade de Aimorés, noroeste da bacia. O período chuvoso compreende os meses de outubro a

março, precedido de um período seco de abril a setembro, o que caracteriza o ano hidrológico com início em outubro e término em setembro. De acordo com IGAM (2010), a distribuição espacial da precipitação na bacia, mostra que os índices pluviométricos são capazes de alimentar os sistemas aquíferos regionais da Bacia do Rio Doce. Na figura 2 são apresentadas as regiões climáticas da bacia, segundo Cupolillo et al. (2008), modificado de Strauch (1955).

A geologia da porção mineira da BHRD é constituída basicamente por unidades cristalinas estratigráficas, de idade muito antiga, referentes às Províncias Mantiqueira e São Francisco, ambas com litologia bastante variada, genericamente referidas como gnaisses, granitoides, xistos e quartzitos. Formações sedimentares são de pequena expressão na bacia, sendo encontradas nos vales, aonde sedimentos vindos de áreas à montante se depositam (BRASIL, 1987; SOUZA, 1995).

O sistema hidrológico subterrâneo da bacia do rio Doce é constituído basicamente de duas unidades aquíferas: granular e fissurada, a última ocupando 91% da área (IGAM, 2010). Os Aquíferos Granulares ou Porosos são representados por uma sequência de rochas sedimentares detríticas, onde a circulação e o armazenamento das águas subterrâneas se fazem através da porosidade primária da rocha. Nos Aquíferos Fissurados, a acumulação e circulação das águas subterrâneas são feitas através da porosidade secundária desenvolvida por falhas, fraturas e diáclases em rochas quartzíticas, xistosas e cristalinas.

Conforme IGAM (2010), a BHRD apresenta considerável conforto hídrico, sendo o principal problema em relação à disponibilidade hídrica, relacionado ao caráter qualitativo da água, pois gradativamente os cursos d'água sofrem com a poluição e o assoreamento. A erosão e as inundações são dois dos principais problemas hidrológicos que atingem a bacia, e suas principais causas são o desmatamento e o uso inadequado do solo (IGAM, 2010).



Tipos de clima, segundo Köppen

	Am	Quente e úmido
	Aw	Quente com chuvas de verão
	Cwa	Tropical de altitude com chuvas de verão: verões quentes
	Cwb	Tropical de altitude com chuvas de verão: verões frescos
	Cfa	Subtropical com chuvas distribuídas e verões quentes
	Cfb	Subtropical com chuvas distribuídas e verões frescos

Figura 2 - Classificação climática de Köppen para a bacia do Rio Doce, segundo Strauch (1954) e modificada por Cupolillo et al (2008).

Os gnaisses e granitos do cristalino são rochas com baixa porosidade e permeabilidade, o que dificulta a ocorrência de aquíferos artesianos produtivos. Por outro lado, a presença generalizada de um profundo manto intemperizado possibilita a formação de aquíferos livres com boa disponibilidade hídrica e grande capacidade de armazenamento e transmissão da água infiltrada no solo (IGAM, 2010). Portanto, a ligação entre a recarga do aquífero freático ou livre, com a do aquífero artesiano, fica limitada à presença de fendas, fraturas, falhas e outros eventos geológicos que promovem a descontinuidade do material rochoso e permitem a infiltração, o acúmulo e transmissão da água.

A bacia está situada no núcleo do Domínio dos Mares de Morros Florestados, apresenta relevo movimentado, solos intemperizados e dissecação pronunciada, constituindo-se basicamente de uma área planáltica rebaixada e dissecada, resultado da erosão pela rede de drenagem nos segmentos dos planaltos do sul e leste de Minas Gerais, denominada Depressão Interplanáltica do Rio Doce.

Os solos predominantes são os Latossolos Vermelho-Amarelos e os Argissolos Vermelhos, com respectivamente 46,7 e 16,3%; outros como Cambissolos e Neossolos ocorrem em menor proporção (FEAM, 2011).

Conforme o mapeamento proposto pela iniciativa do Projeto de Conservação e Utilização Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira (PROBIO, 2006) com cobertura de 97% da área da bacia; as áreas florestadas correspondem a 26% da área total da bacia, enquanto que as pastagens ocupam 67% e os reflorestamentos de eucalipto ocorrem em 3%, sendo os 8% restantes da área representados por outras tipologias vegetais como Cerrado, Campos rupestres, vegetação secundária e outras culturas. Na figura 3 é apresentada a distribuição da cobertura desse mapeamento.

Cupolillo et al (2008) destacam três grandes compartimentos de transição topográfica com importante papel na variação climática da bacia do Rio Doce, sendo: 1) caracterizado por baixas altitudes, apresenta uma superfície de baixa a nula rugosidade, sendo grandemente influenciada pelas massas de ar que por elas circulam, inclui os domínios da planície costeira e os tabuleiros marcando a transição da primeira para os domínios colinosos; 2) é o compartimento mais amplo da bacia e se estende das proximidades da foz até a base das serras que delimitam a área, agrega estruturas morfológicas com feições do tipo “colinas meia-laranja” tipicamente do domínio dos mares de morros, com altitudes discretamente crescentes em direção a oeste e, rugosidade evidente; e 3) representado por conjuntos de serras de influência continental, como as serras das Mantiqueira e Espinhaço, apresentando-se como importantes fronteiras da ação de massas de ar do oceano Atlântico.

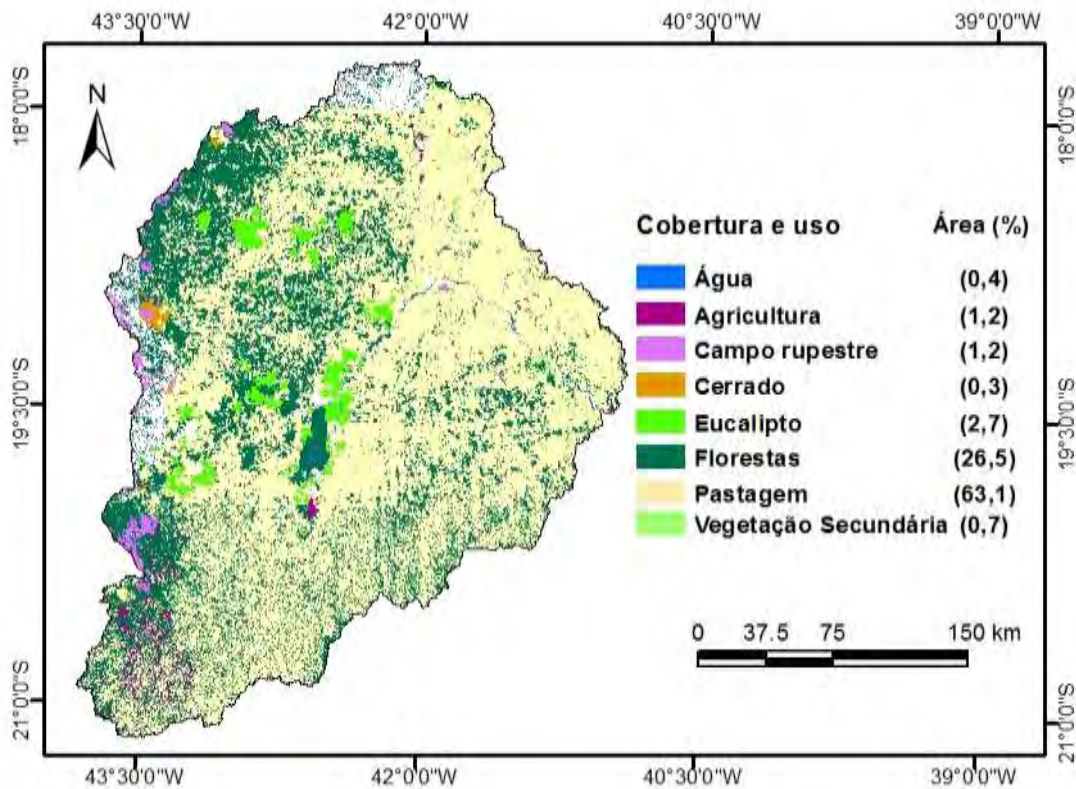


Figura 3 – Mapa de cobertura vegetal da bacia do Rio Doce (PROBIO, 2006).

Os aquíferos artesianos na BHRD localizados em rochas cristalinas de baixa porosidade, de modo geral, apresentam baixa produtividade de água e são, ainda, de difícil acesso. Dados referentes à quantidade de água consumida nos diversos tipos de mananciais subterrâneos são praticamente inexistentes, isso porque, para os poços freáticos não há praticamente nenhum controle sobre sua construção e tampouco quanto aos volumes extraídos. Para o uso da água de poços freáticos é requerido um cadastro, no caso de usos considerados insignificante, inferiores a $10 \text{ m}^3 \text{ dia}^{-1}$, e outorga para extrações acima desse volume (MINAS GERAIS, 2004).

2.2.2 Modelo de balanço hídrico sequencial - BALSEQ

O modelo BALSEQ é um modelo numérico de balanço hídrico sequencial diário no nível do solo, desenvolvido por Lobo Ferreira (1981) para a estimativa da recarga de águas subterrâneas na ilha de Porto Santo. O fluxograma de funcionamento desse modelo é apresentado na figura 4. O modelo pode ser usado

para condições onde não exista recarga artificial, não haja escoamento superficial afluyente à área de estudo, o nível de água do aquífero livre encontra sempre abaixo da profundidade do solo sujeita a evapotranspiração (a vegetação não tenha acesso à água do aquífero) e não haja zonas de impedimento abaixo do solo, e nem caminhos preferenciais da água no solo. Considerando tais premissas, a equação do balanço hídrico para o solo nessa área pode ser expressa por:

$$P - ETR - \Delta A_i - E_d - I_p = \varepsilon \quad (1)$$

em que P é a precipitação pluvial; ETR é a evapotranspiração real; ΔA_i é a variação do armazenamento de água no solo (conteúdo de água final menos o conteúdo inicial); E_d é o escoamento superficial direto; I_p é a infiltração profunda, abaixo da espessura do solo e sujeita a evapotranspiração; ε é o erro de cálculo do balanço.

O balanço hídrico sequencial estima os parâmetros E_d e ΔA_i , calcula a infiltração profunda (I_p) pela equação 1, considerando o erro igual a zero e assume que a recarga (R) é igual à infiltração profunda, conforme apresentado na equação 2:

$$R = I_p = P - ETR - \Delta A_i - E_d \quad (2)$$

A aplicação sequencial do modelo de recarga requer o conhecimento dos valores da precipitação e da evapotranspiração de referência (ET_0), de cada intervalo de tempo do período do balanço hídrico, assim como o valor da quantidade de água retida no solo e sujeita a evapotranspiração - AGUT (Equação 3).

$$AGUT = CC \cdot rp \cdot Ds \cdot 10^{-1} \quad (3)$$

em que CC equivale ao conteúdo de água no solo relativo à capacidade de campo ($g \cdot 100 \cdot g^{-1}$), Ds é a densidade do solo ($g \cdot cm^{-3}$), rp é a profundidade do solo sujeita a evapotranspiração expressa em centímetros (normalmente considera o comprimento efetivo das raízes das plantas) e, o fator 10^{-1} é usado para obter o resultado da lâmina d'água em milímetros.

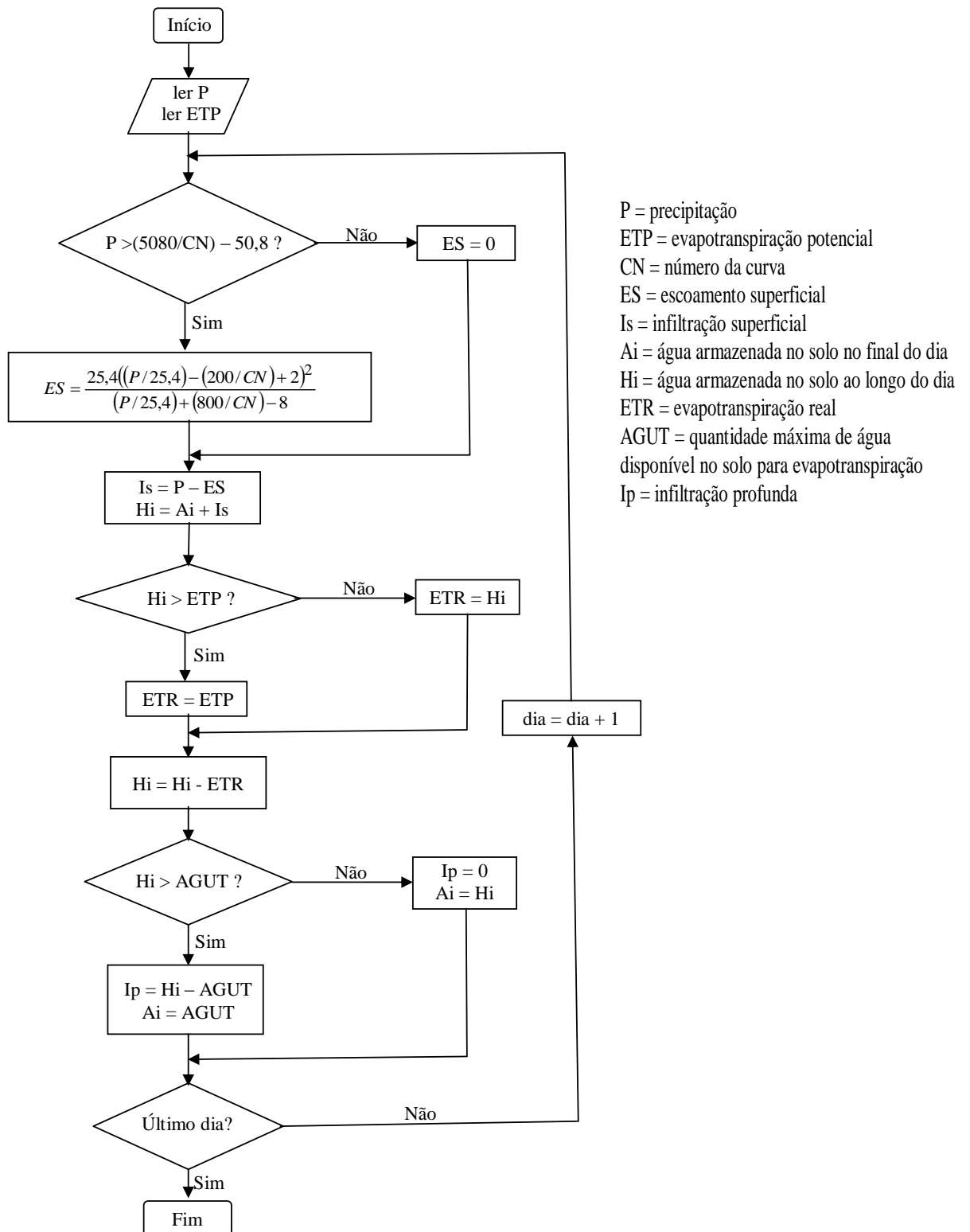


Figura 4 – Fluxograma do funcionamento modelo BALSEQ (Lobo Ferreira, 1981).

2.2.3 Base de dados

2.2.3.1 Dados dos solos

Foram utilizadas informações de 123 perfis representativos das principais classes de solos de ocorrência na área. Esses solos foram mapeados e descritos para a elaboração do mapa de solos da bacia (FEAM, 2011). Para cada um dos perfis foram utilizadas as informações referentes aos horizontes diagnósticos superficial e subsuperficial. Na figura 5 é apresentada a distribuição dos perfis na bacia.

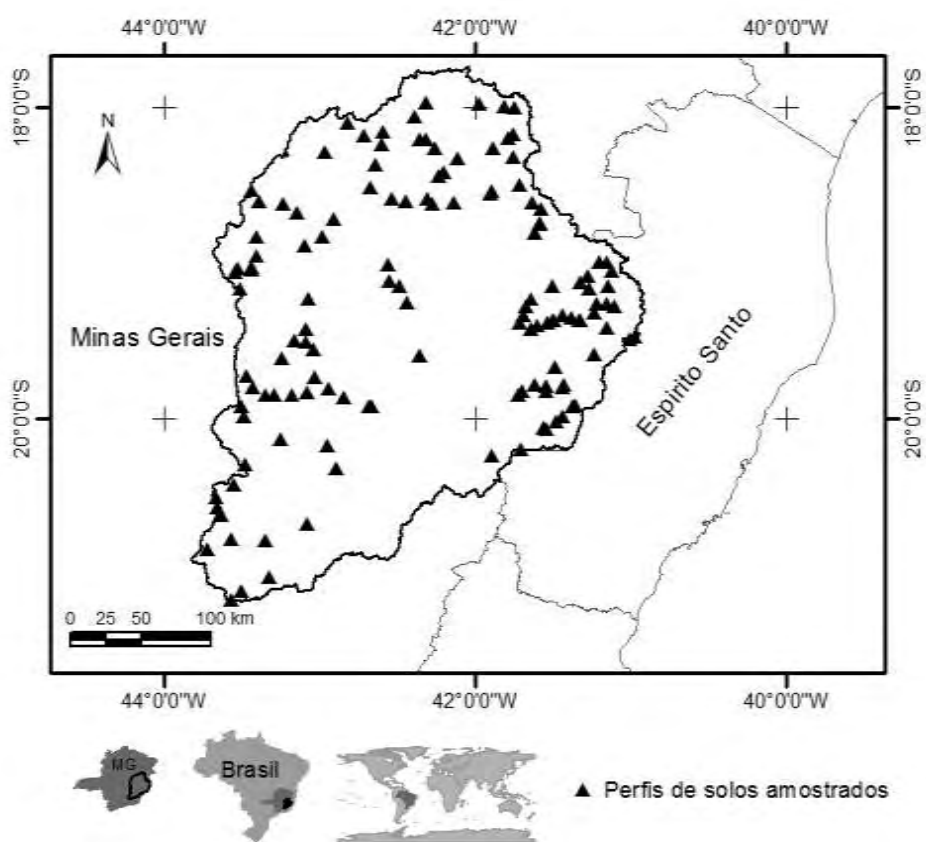


Figura 5 – Localização dos perfis de solos amostrados na Bacia do Rio Doce.

Os perfis foram revisitados com o auxílio de um receptor de sistema GPS e as amostras com estrutura preservada coletadas nos horizontes A e B. As amostras, coletadas em anel volumétrico, foram submetidas às determinações da densidade pelo método do anel volumétrico, e da condutividade hidráulica do solo saturado (K_0) conforme descrito em EMBRAPA (2007).

As classes de solo e o respectivo número de perfis utilizados são: Latossolos (56), Argissolos (41), Cambissolos (17) e Neossolos (10). As amostras foram submetidas à determinação do conteúdo de água relativo à capacidade de campo (CC) e ao ponto de murcha permanente (PMP) pelo método de extrator de Richards com aplicação de tensão de 10 e 1500 kPa, respectivamente, para a CC e PMP (EMBRAPA, 2007).

2.2.3.2 Escoamento superficial

O escoamento superficial foi calculado pelo modelo BALSEQ a partir da classificação hidrológica dos solos, segundo o método do Número da Curva - CN (SCS, 1972, apud PRUSKI et al., 2004). O valor do CN pode variar entre 0 e 100, sendo atribuído o valor 0, para solo com 100% de permeabilidade, e 100 para condição permeabilidade zero.

Os valores do CN são tabelados e podem ser identificados, considerando os grupos de solos, de acordo com a taxa de infiltração e tipo de cobertura vegetal e sua condição de conservação; considera-se, ainda, a taxa de umidade antecedente do solo. Para definir o grupo de solo, foram utilizados como referência, os valores propostos para condições de solos Brasileiros (PRUSKI et al., 2004).

Os grupos de solos, conforme proposto por Pruski et al. (2004), agrupam os solos quanto à taxa de água infiltrada no solo, em mm h^{-1} , na seguinte forma: A (> 190,0); B (40,0 a 190,0); C (3,0 a 40,0) e D (<3,0).

Além da taxa de infiltração, para a identificação do CN, considera-se a conservação da cobertura vegetal do solo, classificada em uma das três classes: I - Boa: cobertura vegetal em mais de 75% da área; II - Regular: cobertura vegetal entre 50 e 75% da área; e III - Má: cobertura vegetal em menos de 50% da área.

Um terceiro fator considerado na determinação do CN é a indicação da precipitação que incide sobre a área para a duração de tempo de 6, 12 ou 24 h, sendo, nesse trabalho, adotada a duração de 24 h, uma vez que foi calculado o balanço hídrico diário. A partir da caracterização hidrológica do solo, da condição da cobertura vegetal e umidade antecedente, realizou a identificação do valor CN para diferentes condições de superfície e tipos de solo conforme tabela 1 (Anexo). Utilizando-se o valor do CN, o escoamento superficial foi calculado pelo modelo BALSEQ, conforme a equação 4:

$$ES = \frac{25,4 \left(\frac{P}{25,4} \frac{200}{CN} + 2 \right)^2}{\frac{P}{25,4} + \frac{800}{CN} - 8} \quad (4)$$

em que P é a precipitação pluvial e CN refere-se ao valor atribuído ao solo em função das características hidrológicas e foi obtido em tabelas de referência (SCS, 1972), com base nas classificação taxonômica e análises dos atributos físicos e hidráulicos dos solos.

2.2.3.3 Precipitação pluviométrica

As informações da precipitação pluviométrica diária foram obtidas de estações monitoradas pela Agencia Nacional das Águas (ANA, 2011), sendo 88 estações localizadas no interior da bacia e 44 em área de borda externa, com informações para o período de 1975 a 2010. Na figura 6 é apresentada a distribuição espacial dessas estações meteorológicas.

2.2.3.4 Evapotranspiração

A evapotranspiração de referência (ET_0), calculada pelo método Penman-Monteih (ALLEN et al., 1998), foi determinada utilizando informações diárias do das estações meteorológicas. Os parâmetros do cálculo da ET_0 são: temperatura mínima e máxima, velocidade do vento, umidade relativa média do ar, pressão atmosférica, radiação solar e a altitude, medidos nas estações meteorológicas.

As informações meteorológicas foram fornecidas pelo INMET - Instituto Nacional de Meteorologia (2011), para o total de 8 estações dentro dos limites da BHRD e 14 estações localizadas em área de bordas, na parte externa. Dados da ET_0 , calculada pelo método Penman-Monteih, para outras nove estações, foram fornecidos pela empresa CENIBRA (CENIBRA, 2011). A localização das 31 estações climatológicas utilizadas para espacializar a evapotranspiração na bacia é apresentada na figura 6:

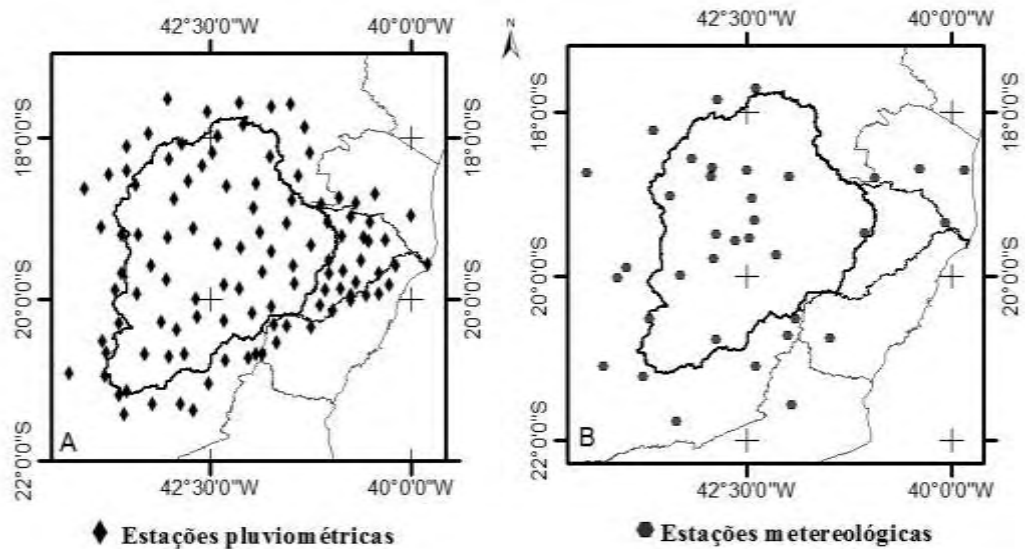


Figura 6. Localização das estações pluviométricas (A) e estações meteorológicas (B) utilizadas neste estudo.

Os dados climatológicos foram interpolados utilizando a técnica de polígonos de Thiessen (WEBSTER e OLIVER, 2001). Essa é uma abordagem simples de espacialização e mostrou-se adequada para o trabalho proposto, devido ao uso de dados diários. Os mapas interpolados foram utilizados a partir do cruzamento com os perfis de solo para obtenção das variáveis climatológicas utilizadas na modelagem do balanço hídrico.

2.2.3.5 Dados da vegetação

A caracterização do uso e da cobertura dos solos foi realizada em campo durante o trabalho de mapeamento, sendo o registro feito para a posição de cada um dos perfis de solo. A vegetação, o uso e a ocupação atual dos solos sobre cada um dos perfis serviram como base para a obtenção dos parâmetros referentes à vegetação, como: coeficiente da cultura (K_c), profundidade das raízes (r_p) e interceptação pela cobertura vegetal (ICV).

A profundidade do sistema radicular das culturas e/ou vegetação (r_p) adotada para o cálculo da água sujeita à evapotranspiração foi definida a partir de determinações disponíveis na literatura (CNPQ/EMBRAPA; KOBAYASHI, 2007; ALMEIDA e SOARES, 2003), sendo adotados os valores para o estágio médio de crescimento da cultura (Tabela 1).

O coeficiente de cultura (K_c) é um índice utilizado para estimar o consumo de água pelas plantas ao longo do seu estágio de desenvolvimento e está relacionado a fatores ambientais e fisiológicos das plantas. Todavia, sua determinação sob condições de campo exige grande esforço de pessoal técnico, equipamentos e alto custo, em virtude da quantidade de informações, controles e monitoramentos necessários ao balanço hídrico em uma área irrigada (MEDEIROS et al., 2004).

Considerou-se o K_c referente ao estágio médio da cultura (ALLEN et al., 1998), contudo não foram obtidos os valores do K_c para florestas, eucalipto e campo rupestre, sendo, utilizados aqueles de culturas similares, como coníferas plantadas para as duas primeiras e grama de pastagem para a última (Tabela 1). O K_c é utilizado para o cálculo da evapotranspiração potencial da cultura (ETC). A ETC é obtida multiplicando o K_c pela evapotranspiração de referência (ET_0).

Tabela 1 - Tipos de coberturas vegetais e número de perfis amostrados na bacia, com respectivos parâmetros da vegetação adotados no modelo de recarga

Cobertura vegetal	Nº de perfis	* $K_{c\ mid}$	** rp (m)	ICV
Pastagem	75	0,80 ⁽¹⁾	0,30	-
Floresta	14	1,00 ⁽²⁾	3,50**	15 %
Eucalipto	12	1,00 ⁽²⁾	2,50**	10 %
Capoeira	10	1,00 ⁽²⁾	1,00**	-
Café	5	1,00	0,50**	-
Campo rupestre	3	0,75 ⁽³⁾	0,30	-
Milho	2	1,20	0,30	-
Cana de açúcar	1	1,25	0,30	-
Banana	1	1,10	0,40	-

* Os valores de K_c foram extraídos em Allen et al. (1998), exceto: ⁽¹⁾Alencar et. al., (2009); ⁽²⁾Adaptado de Conifer Tree (ALLEN et al., 1998); ⁽³⁾Adaptado de Grazing Pasture (ALLEN et al., 1998). ** os valores para a rp foram obtidos da CNPH/EMBRAPA, exceto para café (KOBAYASHI, 2007), floresta, eucalipto e capoeira (ALMEIDA e SOARES, 2003).

O coeficiente de interceptação da chuva pela vegetação - ICV é um índice que refere-se à quantidade de água que fica retida nas folhas, galhos e no tronco das árvores durante um evento de precipitação e que evapora posteriormente, sem chegar ao solo. Assim, a precipitação efetiva é dada pela diferença entre a precipitação

diária total e o ICV. Os valores atribuídos a esse índice foram obtidos na literatura (ALMEIDA e SOARES, 2003; PREBBLE e STIRK, 1980; MOURA et al., 2009 e ARCOVA et al., 2003). Considerou-se ICV de 10 e 15 % da precipitação, respectivamente, para vegetação de eucalipto e mata atlântica.

2.2.3.6 Variáveis preditivas utilizadas na espacialização do balanço hídrico

Os mapas utilizados como preditores das variáveis quantificadas com o balanço hídrico estimado pelo modelo BALSEQ (evapotranspiração, escoamento superficial e infiltração) foram gerados a partir da análise de componentes principais utilizando a função SPC - *Spatial Predictive Components*, do pacote GSIF no Programa R. Foram gerados oito mapas de componentes principais, derivados das seguintes covariáveis ambientais: 1º grupo, derivados de imagens de satélite do sensor MODIS: 1) primeiro componente principal da série mensal das imagens de temperatura diurna de superfície, 2) primeiro componente principal da série mensal das imagens de temperatura noturna de superfície, 3) primeiro componente das imagens de índice de vegetação, 4) segundo componente das imagens de índice de vegetação; 2º grupo, derivadas do modelo de elevação do terreno gerado com imagens SRTM: 1) altitude, 2) declividade, 3) índice topográfico combinado e 4) radiação solar.

Para a predição da precipitação pluviométrica foram utilizados os mapas de componentes principais gerados com as seguintes covariáveis: mapa de primeiro componente principal de temperatura diurna de superfície, altitude, distância em relação à linha de borda da costa e posição geográficas das coordenadas de latitude e longitude.

2.2.3 Predição do balanço hídrico

O cálculo do balanço hídrico sequencial foi realizado em planilhas (Microsoft Excel), sendo uma planilha para cada um dos 123 perfis de solo. O modelo BALSEQ estimou a evapotranspiração real da vegetação, o escoamento superficial e a infiltração profunda, a partir dos parâmetros, precipitação, evapotranspiração de referência e capacidade de água disponível às plantas (AGUT).

O período usado para o cálculo do balanço hídrico foi definido com base na disponibilidade de dados contínuos, estabelecendo-se o limite de 15% de falhas nos dados de cada estação para sua inclusão na modelagem. Atendendo a esse requisito foi possível calibrar o modelo para um período de dois anos hidrológicos, 2007-2008 e 2008-2009. Esse período foi limitado principalmente pela disponibilidade de informações das estações meteorológicas utilizadas para o cálculo da evapotranspiração, sendo utilizadas 16 estações do total de 35.

Por tratar-se de um modelo de balanço hídrico diário, não é feito preenchimento do valor do dado de dias faltosos, sendo esses excluídos do modelo e o balanço continuado no dia seguinte. Dessa maneira, o número total de dias dos dois anos de cálculo difere entre as estações, o que pode resultar em erros não sistemáticos, sobretudo em estações com falhas nos períodos chuvosos.

O conteúdo de água armazenada no solo no primeiro dia da modelagem (A_i), indicado para iniciar os cálculos da infiltração profunda, foi determinado de forma interativa, sendo a umidade do solo determinada pelo modelo no final dos dois anos hidrológicos considerada como o valor inicial de água armazenada no primeiro dia da modelagem. Esse procedimento foi repetido até que o balanço fosse fechado, ou seja, até que a soma dos valores de escoamento superficial (ES), evapotranspiração real (ETR) e infiltração profunda (I_p) fosse igual ao total precipitado no período.

A predição espacial dos componentes do balanço hídrico (precipitação, evapotranspiração, escoamento superficial e infiltração profunda) foi realizada no programa R v.2.14 (R Development Core Team, 2008), utilizando o modelo de Regressão-Krigagem (RK) do pacote de análises geoestatísticas *gstat*.

A RK uma abordagem híbrida que combina o método estatístico de regressão linear múltipla, para o cálculo dos coeficientes da regressão, e a interpolação por krigagem (ODEH et al., 1995; McBRATNEY et al. 2000; HENGL et al., 2004; 2007). Os mapas utilizados como variáveis preditoras foram selecionadas pelo método *stepwise*.

O desempenho do modelo preditivo foi avaliado por meio do coeficiente de determinação e dos índices de exatidão: Raiz quadrada do erro médio quadrático - RMSE (Equação 5) e Erro médio de predição - MEP (Equação 6), calculados a partir da validação cruzada com 5-fold (EFRON, 1982).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i) \quad (6)$$

Foram avaliados os parâmetros dos semivariogramas ajustados e grau de dependência espacial (GD) calculado conforme Cambardella et al. (1994). O GD é obtido pela proporção entre a variância dos dados ($C_0/(C_0+C_1) * 100$): fraco ($GD > 75 \%$), moderado ($25 < GD < 75 \%$), forte ($GD < 25 \%$).

2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A estatística descritiva dos atributos dos solos (CC, PMP, K_0 , Ds), por classe e por horizonte dos solos utilizados é apresentado na tabela 2. Os Latossolos apresentam a maior condutividade hidráulica, seguidos dos Neossolos e Cambissolos, sendo os Argissolos, sobretudo no horizonte B, aqueles com a menor capacidade de infiltração. O conteúdo de água na CC e no PMP dos horizontes A e B não apresentou diferença expressiva entre classes. Em média, os valores são maiores no Horizonte B dos Latossolos e dos Argissolos, e muito similares nos horizontes A e B dos Cambissolos.

Tabela 2 - Estatística descritiva dos atributos físicos dos solos

Classe\parâmetro	CC (kg/kg)	PMP (kg/kg)	K _o (cm/s)	Ds (kg/dm ³)
Latossolos	Horizonte A			
Média	0,26	0,17	0,009220	1,17
Desvio padrão	0,07	0,05	0,013300	0,21
Mínima	0,09	0,05	0	0,80
Máxima	0,41	0,26	0,059100	1,73
	Horizonte B			
Média	0,29	0,19	0,005220	1,13
Desvio padrão	0,07	0,05	0,005400	0,19
Mínima	0,11	0,04	0	0,77
Máxima	0,48	0,3	0,020200	1,80
Argissolos	Horizonte A			
Média	0,23	0,12	0,003280	1,38
Desvio padrão	0,07	0,04	0,004100	0,17
Mínima	0,12	0,05	0	1,05
Máxima	0,46	0,24	0,016000	1,69
	Horizonte B			
Média	0,28	0,18	0,002790	1,42
Desvio padrão	0,08	0,05	0,008600	0,17
Mínima	0,18	0,09	0	1,05
Máxima	0,58	0,33	0,053800	1,69
Cambissolos	Horizonte A			
Média	0,24	0,12	0,008120	1,28
Desvio padrão	0,09	0,05	0,013000	0,17
Mínima	0,04	0,02	0	0,87
Máxima	0,37	0,19	0,046000	1,48
	Horizonte B			
Média	0,24	0,13	0,005360	1,36
Desvio padrão	0,07	0,05	0,008390	0,22
Mínima	0,06	0,04	0,000050	1,04
Máxima	0,34	0,21	0,026100	1,67
Neossolos	Horizonte A			
Média	0,18	0,07	0,006680	1,41
Desvio padrão	0,10	0,06	0,005340	0,32
Mínima	0,06	0,01	0,001630	0,87
Máxima	0,41	0,22	0,016500	1,87

CC: capacidade de campo, PMP: ponto de murcha permanente, K_o: condutividade hidráulica do solo saturado e Ds: densidade do solo.

2.3.1 Estimativa pontual do balanço hídrico

Os resultados para cada ano hidrológico foram individualizados por diferença do período total de dois anos. Assim, o balanço fecha completamente ao final de dois anos, ou seja, ao se somar os resultados percentuais de ES, ETR e I_p , o resultado será 100% apenas para o período total de dois anos, o mesmo não ocorrendo para os anos individualizados.

A estatística descritiva dos componentes do balanço hídrico para os anos hidrológicos de 2007-2008 e 2008-2009 são apresentados na tabela 3. A I_p mostrou média de 32% da precipitação, com valor máximo de 72 e desvio padrão de 18%. Em média, o maior percentual da precipitação foi evapotranspirado (60%), sendo o escoamento superficial representado pela menor taxa média percentual (8%) e máximo de 37%. O escoamento superficial variou de 0 a 37%, enquanto que a evapotranspiração apresentou valor mínimo de 26 e máximo de 100% da precipitação, com valor médio de 60,4%.

Tabela 3 – Estatística descritiva dos componentes do balanço hídrico, evapotranspiração, escoamento superficial e infiltração no período de dois anos hidrológico (2007 - 2009) em percentagem da precipitação pluviométrica

Variável	Mín.	Mediana	Média	Máx.	Desvio	IQR	CV(%)
Evap. (%)	26,0	57,2	60,4	100	19,3	25	31,9
ES (%)	0	7,1	8,1	36,9	6,6	9,3	81,8
I_p (%)	0	32,3	31,5	71,6	17,6	23,4	55,7
Ppt. (mm)	1.510	2.267	2.270	3.487	485	727	21

Evap: evapotranspiração, I_p : infiltração profunda, ES: escoamento superficial, Ppt: precipitação, Mín: mínimo, Máx: máximo.

O balanço hídrico por classes de solo e para o conjunto total com todos os solos nos dois anos hidrológicos e para cada um dos anos considerados é apresentado na tabela 4. A infiltração profunda é apresentada em mm e em percentagem do total precipitado, enquanto que os demais componentes do balanço hídrico, precipitação, evapotranspiração e escoamento superficial, são apresentados em mm.

Tabela 4 - Resumo estatístico do balanço hídrico para o período de dois anos hidrológicos (2007 - 2009) por classe de solo e para o conjunto com todas as amostras de solos

	2007- 2009			----- Ano 1 (2007- 2008) -----					----- Ano 2 (2008 -2009) -----				
	I _p (%)	I _p (mm)	CN	Ppt (mm)	I _p (%)	I _p (mm)	ES (mm)	ETR (mm)	Ppt (mm)	I _p (%)	I _p (mm)	ES (mm)	ETR (mm)
Todas as classes de solo													
Méd.	32	757	64	896	25	250	38	625	1.374	35	508	149	700
Desv.	18	518	17	248	19	229	50	213	307	18	326	128	214
CV	56	68	27	28	76	92	132	34	22	51	64	86	31
Mín.	0	0	25	537	0	0	0	290	458	0	0	0	316
Máx.	72	2.123	89	1.662	68	939	259	1.352	1.998	75	1.267	775	1.258
Latossolos													
Méd.	34	857	54	961	26	272	25	685	1.462	38	585	107	749
Desv.	18	544	17	248	19	235	43	246	328	19	351	114	235
CV	53	63	31	26	73	86	172	36	22	50	60	107	31
Mín.	0	0	25	560	0	0	0	371	458	0	0	0	316
Máx.	63	2.123	80	1.662	66	922	259	1.352	1.998	65	1.267	446	1.258
Argissolos													
Méd.	26	551	75	790	20	180	44	583	1.249	29	371	179	682
Desv.	14	374	9	221	15	180	47	133	214	15	225	98	168
CV	54	68	12	28	75	100	107	23	17	52	61	55	25
Mín.	0	0	36	537	0	0	0	377	1.000	0	0	1	479
Máx.	52	1.755	89	1.500	57	806	130	941	1.949	54	949	477	1.054
Cambissolos													
Méd.	29	727	73	925	24	243	65	635	1.386	33	484	225	659
Desv.	20	571	11	234	21	241	69	233	358	20	348	188	231
CV	69	79	15	25	88	99	106	37	26	61	72	84	35
Mín.	0	0	49	617	0	0	7	361	458	0	0	18	316
Máx.	72	1.878	86	1.407	68	805	228	1.167	1.910	75	1.139	775	1.196
Neossolos													
Méd.	46	1.108	59	918	42	423	43	449	1.382	48	685	127	574
Desv.	17	517	17	266	20	269	46	113	282	16	322	117	171
CV	38	47	29	29	48	64	106	25	20	35	47	92	30
Mín.	8	143	25	639	0	0	0	290	1.000	12	143	2	457
Máx.	64	1.623	79	1.491	63	939	133	653	1.813	69	1.116	375	1.032

Ip: infiltração profunda, CN: grupo hidrológico do solo, Ppt: precipitação, ES: escoamento superficial, ETR: evapotranspiração real, Méd. (média), Desv. (desvio padrão), CV (coeficiente de variação em %), Mín. (mínimo), Máx. (máximo).

A I_p entre as classes dos solos teve variação média de 26 a 34% do volume precipitado, sendo a menor apresentada pelos Argissolos e, a maior pelos Latossolos. Os Neossolos apresentaram valor médio de recarga muito similar ao das demais classes. Essa classe de solo, por não possuir horizonte B é representada pelo comportamento hídrico do horizonte A apenas.

Os Neossolos apresentaram o menor coeficiente de variação da I_p ($CV = 38\%$). Nas demais classes o CV ficou entre 53 e 69% da precipitação, sendo o maior valor observado para a classe dos Cambissolos. No balanço hídrico global, com todos os solos, o CV foi igual a 56% da precipitação (Tabela 4).

Ausência de recarga foi observada para áreas com cobertura de floresta e de reflorestamento de eucalipto, sendo um total de 44% dos pontos amostrados nessas classes com recarga igual a zero. As áreas de florestas, representadas por 26 perfis, apresentaram valor médio de recarga igual a 11% da precipitação e máximo de 51%. A baixa taxa de recarga nas áreas florestada está relacionada com elevada quantidade de água evapotranspirada. A profundidade de raízes sob florestas foi considerada como um parâmetro crítico do modelo, devido às referências sobre a caracterização da profundidade do sistema radicular serem limitadas, sendo utilizada como referência o trabalho de Almeida e Soares (2003). A correlação entre a evapotranspiração e a infiltração é inversa, da ordem de 0,94, de modo que quanto maior a taxa de água transpirada pelas plantas, menor é a taxa convertida em recarga.

A profundidade de raízes exerce importante influência sobre o resultado final de infiltração profunda. Sobretudo nas coberturas florestais, onde esse valor é bastante variável e difícil de determinar com precisão a profundidade até onde as plantas extraem água do solo para transpiração. A adoção de valores altos para a profundidade de raízes de florestas resulta em valores muito baixos na recarga potencial do aquífero.

As áreas de pastagem, representadas por 75 perfis de solo, apresentaram a recarga média de 39% da precipitação, com valor máximo de 72 e, mínimo de 9%.

A I_p no primeiro ano apresentou percentual de recarga expressivamente menor em relação ao segundo. Para isso, corroborou maior volume de água evapotranspirada e menor quantidade precipitada (Tabela 3).

A correlação entre precipitação e os componentes do balanço hídrico apresentou os seguintes coeficientes de correlação: com a evapotranspiração (0,12),

com o escoamento superficial (0,36) e com a infiltração profunda (0,73). Esses resultados indicam que a área com maior taxa de precipitação, também terá maior volume de água armazenada no solo.

A infiltração profunda observada nesse trabalho apresentou valores que, de modo geral, são compatíveis com outros trabalhos encontrados na literatura. Paiva (2006) comparou três métodos de estimativa da recarga na microbacia do Rio Piranga, sub-bacia da BHRD, e obteve com o método do balanço hídrico pelo software SH 2.0, uma recarga potencial de 33,15% em relação à precipitação total; por outro lado, com os métodos de medida de descarga e variação do nível d'água na zona saturada, obteve recarga média de 19,5%.

Ainda em Minas Gerais, na cidade de Araguari, Velasquez et al. (2007) obtiveram cálculo de recarga pelo método do balanço hídrico para as sub-bacias do Ribeirão das Araras e do Córrego Amanhecer, considerando a sequência em dois anos hidrológicos, de 38% do total médio precipitado. O percentual para os anos de 2003 e 2005, de cada uma das bacias foram de 30% e 50%, respectivamente para a sub-bacia Ribeirão das Araras, e de 23% e 48% respectivamente na sub-bacia Córrego Amanhece. Nessa mesma área, Bertol (2007) utilizou o método da Variação do Nível da Água em poços e estimou a recarga de 29% da precipitação total.

O balanço hídrico para áreas cársticas realizado por Camargo et al. (2011), mostra recarga de aproximadamente 43% da precipitação total anual com variação mensal entre 39 a 50%. O elevado volume infiltrado foi atribuído a cobertura latossólica que cobre metade da área mapeada.

2.3.2 Predição espacial do balanço hídrico

As predições espaciais das variáveis do balanço hídrico, escoamento superficial, evapotranspiração e infiltração foram realizadas a partir das estimativas pontuais, feitas pelo modelo BALSEQ para os 123 perfis de solos amostrados na Bacia do Rio Doce. A espacialização considerou os valores das variáveis em percentagem do total precipitado. Para a infiltração, fez-se também a predição em milímetros infiltrados. A precipitação, total do período dos dois anos hidrológicos considerados, foi predita a partir dos pontos das estações meteorológicas.

Os coeficientes de correlação entre as variáveis do balanço hídrico e as covariáveis utilizadas na predição espacial são apresentados na tabela 5.

Tabela 5 – Coeficiente de correlação entre as variáveis do balanço hídrico e as covariáveis utilizadas para gerar os componentes principais utilizados como preditores

Variável preditiva	Ppt	ETR (%)	ES(%)	I _p (mm)	I _p (%)
Altitude	0,40	0,09	-0,18	0,13	-0,03
Declividade	0,01	-0,02	-0,06	-0,03	0,05
Índice topográfico combinado	0,07	0,07	0,09	0,04	-0,11
Radiação solar	0,02	0,27	-0,11	0,27	-0,26
1° PC de imagens de índice de vegetação	0,09	-0,02	-0,12	0,08	0,07
2° PC de imagens de índice de vegetação	0,16	-0,13	-0,04	-0,13	0,15
1° PC temperatura diurna de superfície	0,35	0,01	-0,17	0,08	0,05
1° PC temperatura noturna de superfície	-0,48	-0,10	0,18	-0,12	0,04

Ppt: precipitação, I_p: infiltração profunda, ETR: evapotranspiração real, ES: escoamento superficial, PC: Componentes Principais gerados com imagens do sensor MODIS.

As covariáveis com maior correlação com os componentes do balanço hídrico foram altitude, radiação, solar, índice topográfico combinado os componentes principais gerados com as imagens MODIS. Entre a precipitação e as covariáveis foram observadas maiores correlação com a altitude (0,40), com o 1° PC das imagens e diurna MODIS de temperatura de superfície noturna e diurna (0,35). A evapotranspiração apresentou maiores índices de correlação com a radiação solar (0,27) e 2° PC das imagens de índice de vegetação. O escoamento superficial apresentou os maiores coeficientes com a altitude (-0,18) e componentes principais derivados das imagens de temperatura, enquanto que o escoamento superficial em percentagem e mm apresentaram os maiores índices de correlação com a radiação solar, altitude e 2° PC das imagens de índice de vegetação.

A importância proporcional de cada variável na composição dos componentes principais (PC) utilizados na predição é apresentada na tabela 5. Nessa tabela é destacado para cada PC selecionado para a predição das variáveis do balanço hídrico, as três variáveis com maior contribuição para a formação do mesmo. Entre os nove PCs do conjunto total de preditores, aqueles selecionados pelo método

stepwise para as predições dos componentes do balanço hídrico, se restringiram a cinco PCs: PC1, PC4, PC5, PC6 e PC8 (Tabela 6).

Tabela 6 – Proporção de contribuição das variáveis na composição dos componentes principais

Variável	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9
DEM	-0,50	0,21	0,15	-0,16	-0,11	0,16	-0,20	-0,01	0,76
SLP	-0,18	-0,51	0,43	-0,04	-0,01	0,15	0,51	-0,49	0,02
TWI	0,24	0,51	-0,38	0,00	-0,13	-0,09	0,34	-0,61	0,17
INS	-0,29	0,34	0,10	-0,07	0,86	0,07	0,08	-0,09	-0,19
EV1MODIS	-0,07	-0,34	-0,53	0,55	0,27	0,18	0,22	0,16	0,34
EV2MODIS	-0,44	0,06	0,00	0,14	-0,12	-0,78	0,33	0,20	-0,04
TD1MODIS	-0,45	-0,22	-0,34	0,08	-0,08	-0,08	-0,53	-0,50	-0,29
TN1MODIS	0,42	-0,19	0,27	0,19	0,32	-0,50	-0,36	-0,25	0,37

PC: componente principal, DEM: altitude, SLP: declividade, TWI: índice topográfico combinado, INS: radiação solar, EV1MODIS: 1° CP de índice de vegetação, EV2MODIS: 2° CP de índice de vegetação, TD1MODIS: 1° CP de temperatura diurna de superfície, TN2MODIS: 1° CP de temperatura noturna de superfície.

As variáveis que mais contribuíram com a composição dos PCs: 1, 4, 5, 6 e 8, em diferentes proporções, conforme apresentado na tabela 6 foram: índice de vegetação, radiação solar, índice topográfico combinado e altitude. Os mapas de componentes principais selecionados pelo método *stepwise* para a predição espacial da infiltração profunda em porcentagem foram: PC4, PC5 e PC8, os quais explicaram 88% da variação da recarga (R^2). A autocorrelação espacial mostrou-se de médio grau, com índice de 38%, e o RMSE foi 14,5, aproximadamente metade do valor médio da recarga.

Os semivariogramas ajustados com o resíduo da regressão das predições da infiltração e evapotranspiração são apresentados na figura 7. O alcance da dependência espacial alcançou distâncias entre 0,35 a 0,51 km, sendo o maior referente ao escoamento superficial e o menor, à evapotranspiração. A predição da infiltração, em mm, apresentou maior alcance de dependência espacial do que a predição feita em porcentagem. A dependência espacial mostrou grau fraco para o escoamento superficial, moderado para a infiltração e para a evapotranspiração grau forte de dependência (Tabela 7).

Tabela 7 – Parâmetros do semivariograma e grau de dependência espacial das variáveis componentes do balanço hídrico preditas espacialmente

Variável	C ₀	C ₁	C ₀ +C ₁	GD	Classe (GD)	Alcance (km)
I _p (%)	111	181,9	292	38,0	Moderado	35,6
I _p (mm)	106.042	153.423	259.465	41,0	Moderado	46,8
ETR (%)	84,3	292,3	376,5	22,4	Forte	33,7

I_p: infiltração profunda, ETR: evapotranspiração real, C₀: efeito pepita, C₁: patamar, GD: grau de dependência espacial.

A predição da recarga em milímetros foi feita com os mapas dos PC5 e PC6. O R² foi de 0,12 e RMSE igual a 406 mm. A autocorrelação espacial também foi média com índice de 41%.

A evapotranspiração foi predita a partir dos mapas de PC5 e PC6, apresentando R² = 0,10 e RMSE de 14,1%. O mapa de evapotranspiração é apresentado na figura 6.

Para o escoamento superficial, o método selecionou apenas os mapas do PC1 e PC6. Como o R² foi muito baixo (0,06), o resíduo da regressão não apresentou autocorrelação espacial, sendo a predição espacial feito por RLM. Na figura 9 é apresentado o mapa de escoamento superficial obtido com a predição por RLM. O RMSE foi 6,5 com R² maiores que 0,90 (Tabela 8).

O escoamento superficial na bacia mostra estreita relação com o relevo, apresentando para locais de altitudes mais elevadas, como do Espinhaço, à oeste e áreas mais planas à jusante da bacia, o maiores valores de escoamento. Isso se deve a sua baixa capacidade de infiltração devido à pequena profundidade do solo e às elevadas declividades da serra. Valores intermediários de escoamento superficial, entre 8 a 9% da precipitação, estão associados principalmente às pastagens sobre Argissolos, com destaque, para a Região do Baixo Rio Doce, onde as pastagens estão, de modo geral, bastante degradadas e apresentam grande fragilidade devido às condições naturais do solo associado ao seu uso inadequado.

As áreas com florestas apresentam os menores valores de escoamento superficial, inferiores a 10%, sendo em média responsáveis por escoamentos da ordem de apenas 0,3% da precipitação para florestas naturais e de 2,6% para plantios de eucalipto; por outro lado, essas áreas representam a principal saída de água para

sistemas florestais, obtida pelo modelo com evapotranspiração real, estimada, na ordem de 90% da precipitação total. Essas áreas estão localizadas na porção noroeste da bacia (Figura 8).

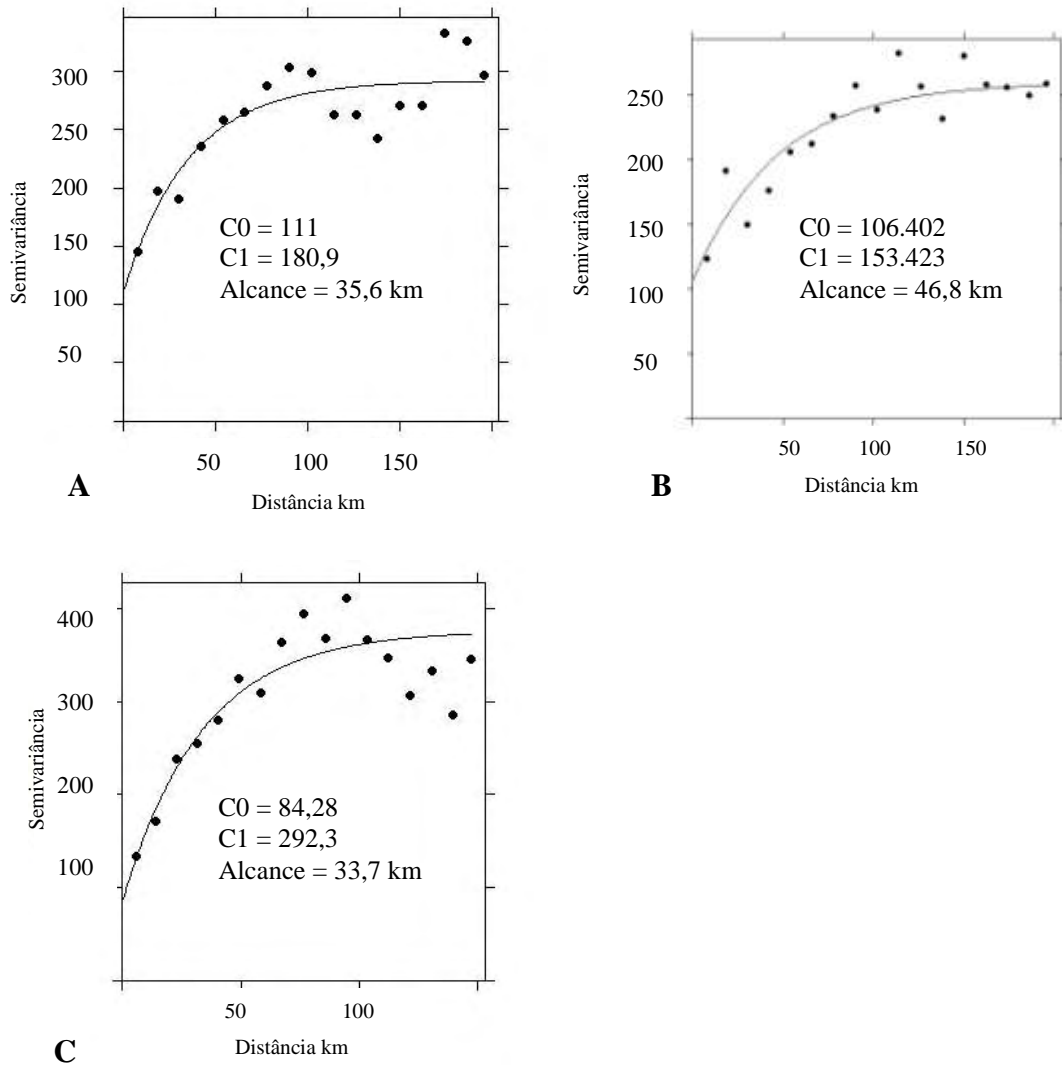


Figura 7 – Semivariograma ajustado com o resíduo da regressão da predição da infiltração profunda em percentagem do total precipitado (A), da infiltração em milímetros (B) e, da evapotranspiração em percentagem (C).

Tabela 8 - Índices de exatidão e desempenho do modelo e, variáveis preditivas selecionadas para a predição das variáveis do balanço hídrico

Variável	R ²	AIC	RMSE	MEPS	Preditores
I _p (%)	0,12	1.047	14,5	0,584	PC4+PC5+PC8
I _p (mm)	0,12	1.878,4	406	-25,9	PC5 +PC6
ETR(%)	0,10	1.071	14,1	-0,062	PC5 e PC6
ES (%)	0,06	813,1	6,5	*	PC1, PC6

I_p: infiltração profunda, ETR: evapotranspiração real, ES: escoamento superficial, R²: Coeficiente de determinação, AIC: critério de informação de Akaike, RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático, MEPS: média do erro quadrático de predição (42,7), PC: componente principal.

Os mapas de infiltração profunda, em mm e em percentagem do total precipitado, são apresentados nas figuras 10 e 11, respectivamente.

A precipitação mostrou-se como um fator determinante na infiltração profunda, pois os maiores valores de recarga aparecem no sul e no oeste da bacia, onde a precipitação apresenta os maiores valores médios anuais (1300-1450 mm) e total precipitado no período do estudo (Figura 10).

Na borda oeste da bacia onde está localizado o Espinhaço e ocorrem rochas quartzíticas e Neossolos Litólicos, mesmo com elevadas lâminas precipitadas, resulta em uma baixa recarga local, corroborando com isso, os maiores valores de escoamento superficial.

Tabela 9 – Estimativas obtidas na predição espacial variáveis do balanço hídrico

Variável	Mínimo	Máximo	Mediana	Média	Desvio	IQR	CV
I _p (%)	0	67,1	34,2	32,9	10,1	13,2	30,7
I _p (mm)	35,8	1.828,0	657,0	730,4	300,5	403,2	41,1
ETR (%)	27,0	100	56,5	59,0	12,5	16,2	21,1
ES (%)	0,14	16,2	7,85	7,95	1,6	1,15	20,3
Ppt (mm)	1.510	3.487	2.267	2.270	487,5	727	21,5

I_p: infiltração profunda, ETR: evapotranspiração real, ES: escoamento superficial, Ppt: precipitação.

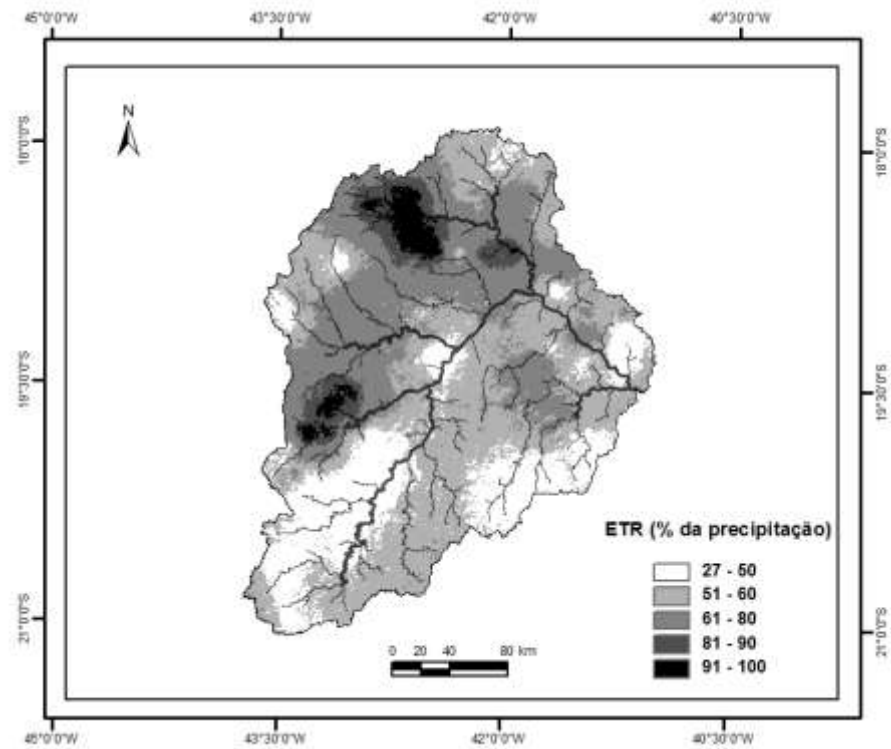


Figura 8 - Mapa da evapotranspiração real na BHRD, em percentagem do total da precipitação pluviométrica no período de dois anos hidrológicos.

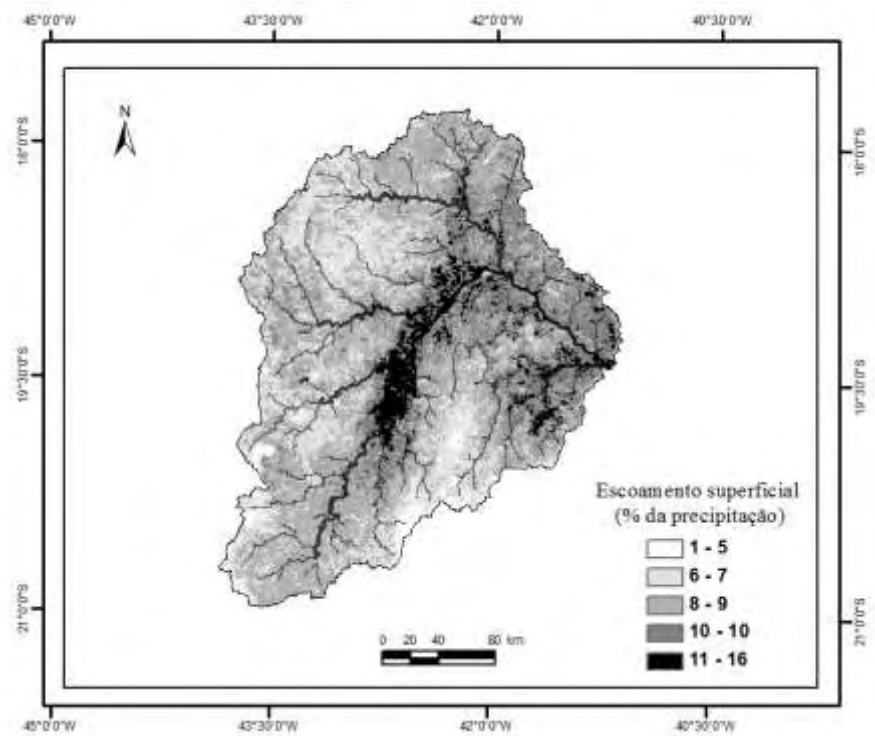


Figura 9 - Mapa de escoamento superficial na BHRD, em percentagem do total da precipitação pluviométrica no período de dois anos hidrológicos predito por Regressão.

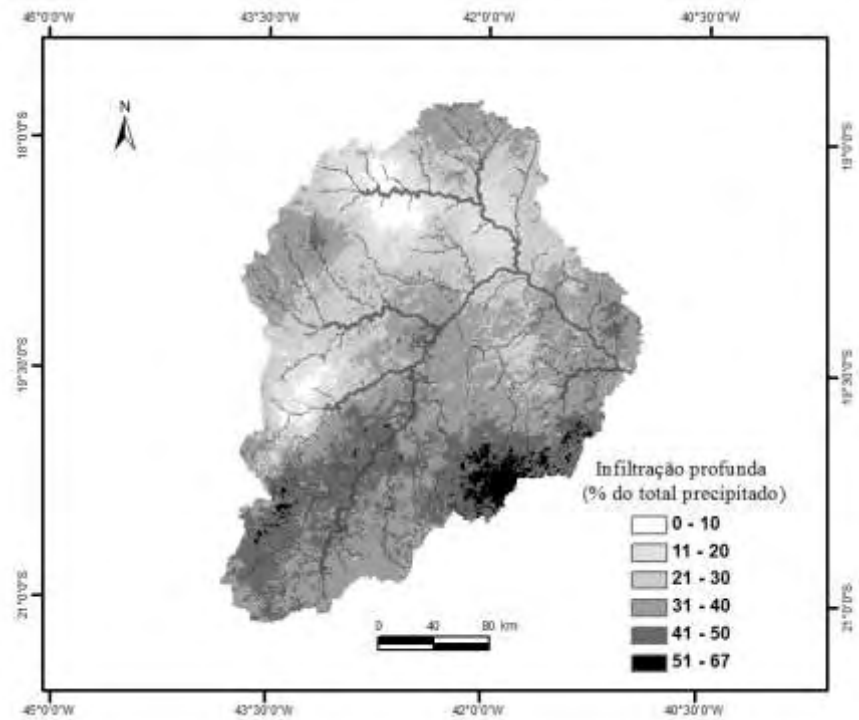


Figura 10 - Mapa de infiltração profunda na BHRD, em percentagem do total da precipitação pluviométrica no período de dois anos hidrológicos.

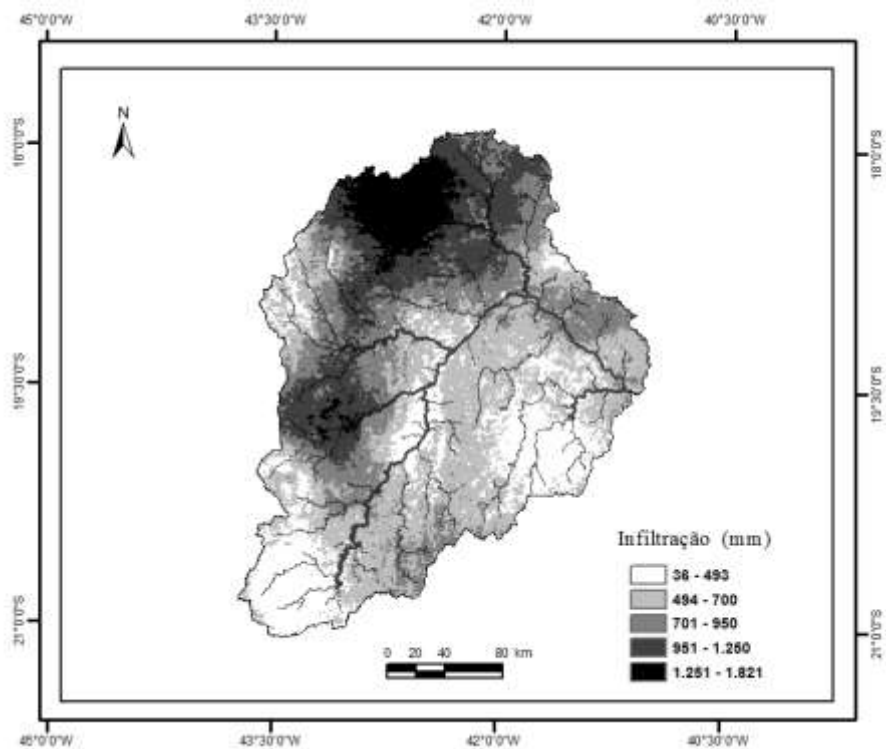


Figura 11 - Mapa da infiltração profunda BHRD em mm precipitado no período de dois anos hidrológicos.

Na Bacia, 40% da área apresenta o total de 40% da precipitação destinado a infiltração; 35% do total apresenta recarga de até 30% e os demais 25% de área, tem entre 50 a 67% da precipitação convertida em recarga do lençol (Figura 10).

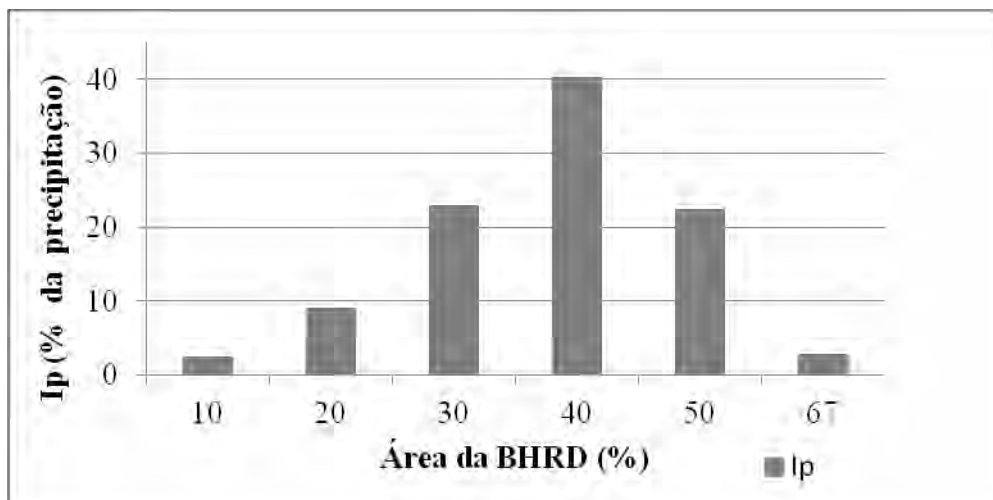


Figura 12 – I_p - Infiltração em percentagem da precipitação por percentagem da área da BHRD.

2.3.3 Predição da precipitação pluviométrica

A precipitação pluviométrica foi predita, utilizando informações de todas as estações meteorológicas para o período de cálculo do balanço hídrico. O volume total de chuva precipitada ao longo dos dois anos hidrológicos foi predito em função dos componentes principais gerados com as variáveis preditivas.

Os coeficientes de correlação entre a precipitação pluviométrica e as variáveis selecionadas para a sua predição são apresentados na tabela 12. O coeficiente de correlação entre a precipitação e a altitude é de 0,39; com a posição geográfica, coordenadas de latitude e longitude, são observados para a primeira -0,55 e -0,34 com a segunda (Tabela 10).

Os três primeiros componentes principais foram selecionados para a predição, e explicaram 0,47 da variação da precipitação pluviométrica no modelo de regressão (R^2) (Tabela 11). A análise do semivariograma ajustado mostrou forte grau de dependência espacial ($GD = 6,1$), com autocorrelação espacial até a distância de 21,7 km (Figura 12). O RMSE em log apresentou valor próximo à um (0,214), indicando boa performance do modelo (Tabela, 11).

Tabela 10 – Coeficiente de correlação entre a precipitação no período de dois anos hidrológicos (2007-2009) e covariáveis utilizadas para gerar os componentes principais utilizados como preditores espaciais

Variável	Coeficiente de correlação
Distância da costa	0,05
Posição geográfica - latitude em metros	-0,55
Posição geográfica – longitude em metros	-0,34
Altitude	0,39
Temperatura média de superfície diurna gerado com imagens mensais do sensor MODIS (LST)	-0,51

A precipitação pluviométrica predita para os dois anos hidrológicos, com o modelo de Regressão-Krigagem, apresentou valores mínimo de 1.150 e máximo de 6.750 mm (Tabela 12). O desvio padrão dos valores preditos foi inferior ao dos valores medido, assim como o coeficiente de variação (CV). CV de 21,9 foi apresentado nas estimativas, enquanto que, nos dados medidos, o CV foi de 34,1.

O mapa de precipitação pluviométrica da bacia do Rio Doce para o período de dois anos hidrológicos (2007 a 2009) é apresentado na figura 13. A distribuição espacial da precipitação mostra clara tendência de aumento na precipitação noroeste/sudoeste, acompanhando a morfologia da bacia, no sentido das áreas aplainadas para as montanhosas/escarpadas.

Tabela 11 – Parâmetros do semivariograma e grau de dependência espacial do modelo ajustado para o resíduo da regressão de estimação da precipitação total dos anos hidrológicos (2007-2009) em log

Parâmetro	Estimativa
R^2	0,47
RMSE	0,214
EMP	-0.0006
GD	6,14
Classe (GD)	Forte
Alcance (m)	21,7
Preditores	PC1+PC2+PC3

RMSE: raiz do erro médio quadrático, EMP: erro médio de predição, GD: grau de dependência espacial, R^2 : coeficiente de determinação, PC: componente principal.

Tabela 12 – Estatística descritiva da precipitação observada e predita no período de dois anos hidrológicos (2007-2009)

Precipitação (mm)	Valores medidos	Valores preditos
Mínimo	1.125	1.15
Média	2.645	2.616
Máximo	7.379	6.75
Desvio	902	573
CV	34,1	21,9

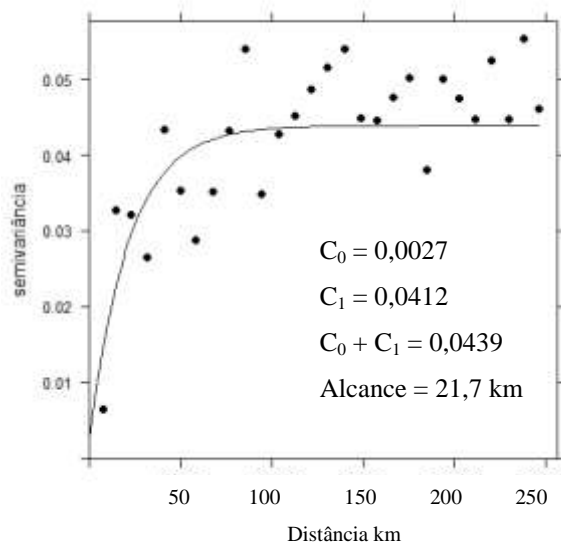


Figura 13 – Semivariograma ajustado com o resíduo da regressão da precipitação em escala log; C_0 : efeito pepita, C_1 : patamar, $C_0 + C_1$: variância estrutural, Alcance: distância até a qual existe dependência espacial.

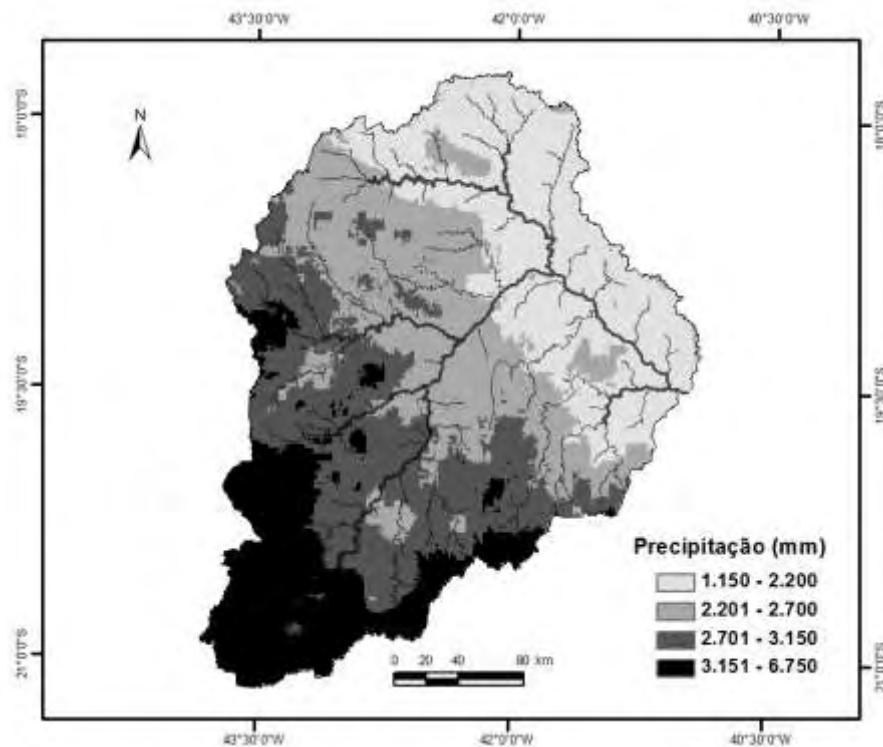


Figura 14 – Mapa de precipitação pluviométrica total do período de dois anos hidrológicos (2007 – 2009).

A predição espacial da precipitação pluvial na bacia para os dois anos e cálculo apresentou o total de $187 \times 10^9 \text{ m}^3 \text{ ano}^{-1}$. Desse total, 55,6% equivalente a $103 \times 10^9 \text{ m}^3 \text{ ano}^{-1}$ de água é destinado a recarga da bacia, pelo processo de infiltração profunda.

O consumo de água na Bacia do Rio Doce, segundo IGAM (2010), é de $29,733 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ equivalentes a $1,8 \times 10^8 \text{ m}^3 \text{ ano}^{-1}$. O cálculo foi feito com o método da separação da componente subterrânea em hidrogramas de estações fluviométricas, considerado como um método de resposta, com provável subestimação da recarga real. A estimativa de consumo d'água na bacia é equivalente a 3,6% do total da recarga na Bacia, no período de dois anos, estimados pelo modelo BALSEQ e espacialmente predito por Regressão-Krigagem.

De modo geral, pode-se dizer que grande parcela da água percolada vai abastecer as nascentes e cursos d'água, exercendo importante papel na regularização da vazão durante o ano, sobretudo no período seco. Outra parte fica retida nos poros do solo, enquanto que pequena quantidade pode chegar a infiltrar nas rochas até alcançar o aquífero confinado ou artesianos por meio de fendas e falhas nas rochas.

2.3.4 Validação do modelo BALSEQ

A validação do balanço hídrico obtido com o modelo BALSEQ foi feita por comparação com dados obtidos por sensores de umidade e estação meteorológica, monitorados em dois locais com características homogêneas de solo e relevo distinguindo-se quanto à densidade da cobertura vegetal. Os solos de ocorrência nessas áreas são os Latossolos, sendo cultivados com lavoura de café convencionais e com sistema agroflorestal de lavoura de café com árvores.

As duas áreas, localizadas no município de Araponga, foram monitoradas obtendo dados climáticos de estação meteorológica (E-5000, Irriplus Equipamentos) e dados de umidade com sensores reflectômetros - TDR (CS 616, Campbell Scientific). Os dados desse monitoramento foram cedidos por Carvalho (2011). Nos dois locais, o monitoramento ocorreu no período de 01/09/2009 a 07/07/2010. Para esse período foi calculado o balanço hídrico pelo modelo BALSEQ, utilizando-se os dados de precipitação e evapotranspiração da abordagem feita para o modelo aplicado na BHRD e informações locais de solo e vegetação.

Os resultados de cálculo da recarga obtidos com o BALSEQ foram comparados com a recarga considerada com a medição dos sensores instalados a 1 m de profundidade no solo. Na figura 15 é apresentada essa comparação, considerando que a umidade do solo a 1 m de profundidade que ultrapassasse o valor da umidade relativa à capacidade de campo (CC), nessa mesma profundidade, constitui a recarga.

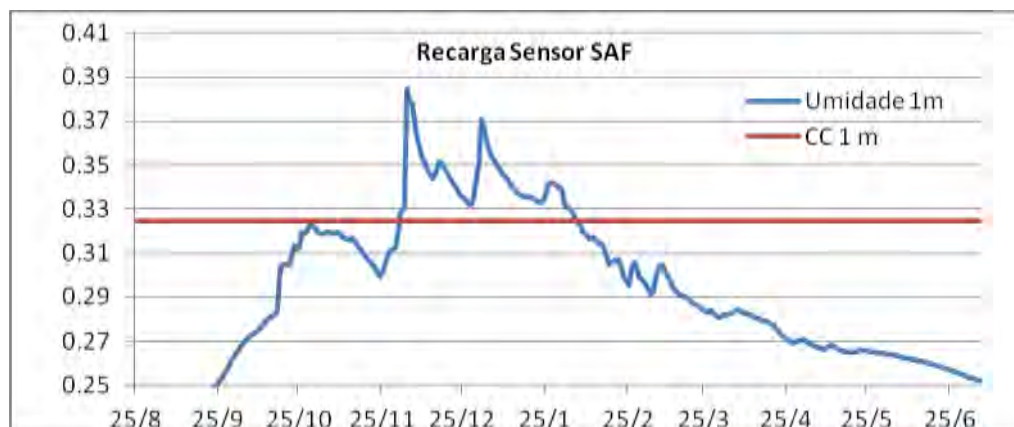


Figura 15 - Umidade do solo na CC, a 1 m de profundidade, e umidade medida pelo sensor na área do SAF's. A área acima da linha vermelha corresponde ao volume de recarga total de água por volume de solo.

Qualitativamente pode-se afirmar que o BALSEQ respondeu aos eventos de recarga, as quais foram identificadas simultaneamente, pelo modelo e pelo sensor, nas duas áreas (Figuras 16 e 17). A quantificação da recarga utilizando dados obtidos com os sensores de umidade não pôde ser ajustada, pois para isso deveria ser adotado um volume de controle, o qual determinaria o volume infiltrado. Portanto, a análise foi apenas qualitativa.

Os gráficos de recarga, pelo BALSEQ e pelo sensor, mostram que para a área de SAF não houve o evento de recarga entre abril e maio, ao contrário da área de lavoura convencional (Figuras 16 e 17). Uma possível explicação para isso é que as árvores do SAF, após o período chuvoso de dezembro a fevereiro, aumentaram a demanda por água na profundidade de 1 m, diminuindo a umidade do solo nessa profundidade. Quando se iniciaram as precipitações de abril, o subsolo sob SAF estava mais seco, não sendo suficiente para ultrapassar a CC nessa profundidade. Além disso, o impulso no crescimento obtido pela vegetação arbórea após as primeiras chuvas aumentou a demanda de água para ETR, consumindo rapidamente as precipitações subsequentes.

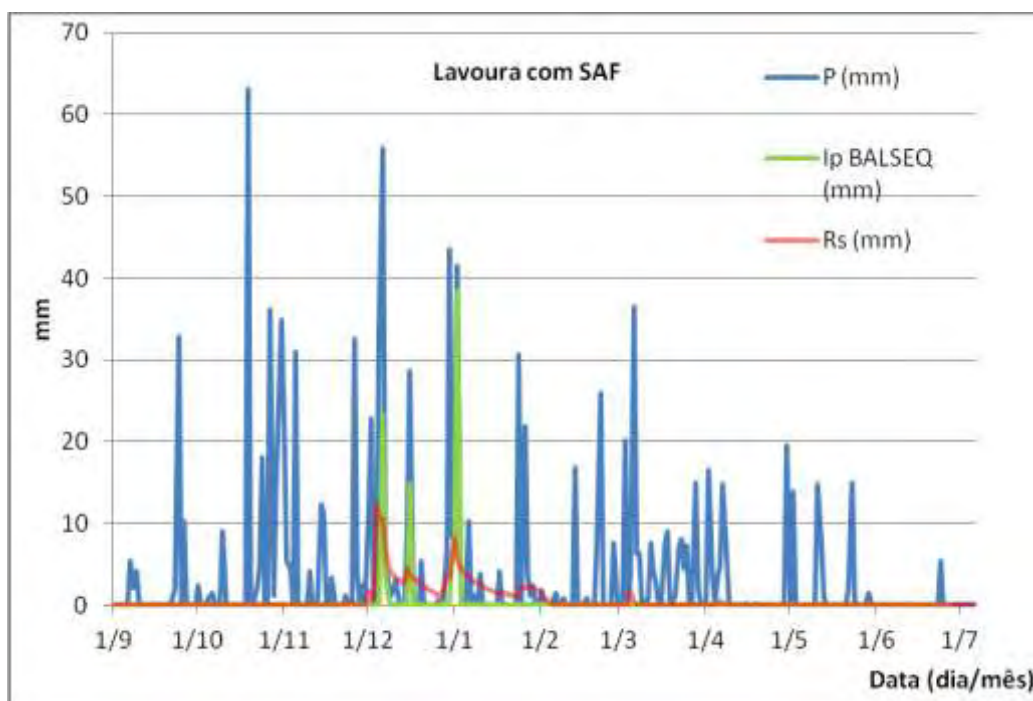


Figura 16 - Infiltração obtida com o BALSEQ e a recarga pelo sensor para a área de SAF.

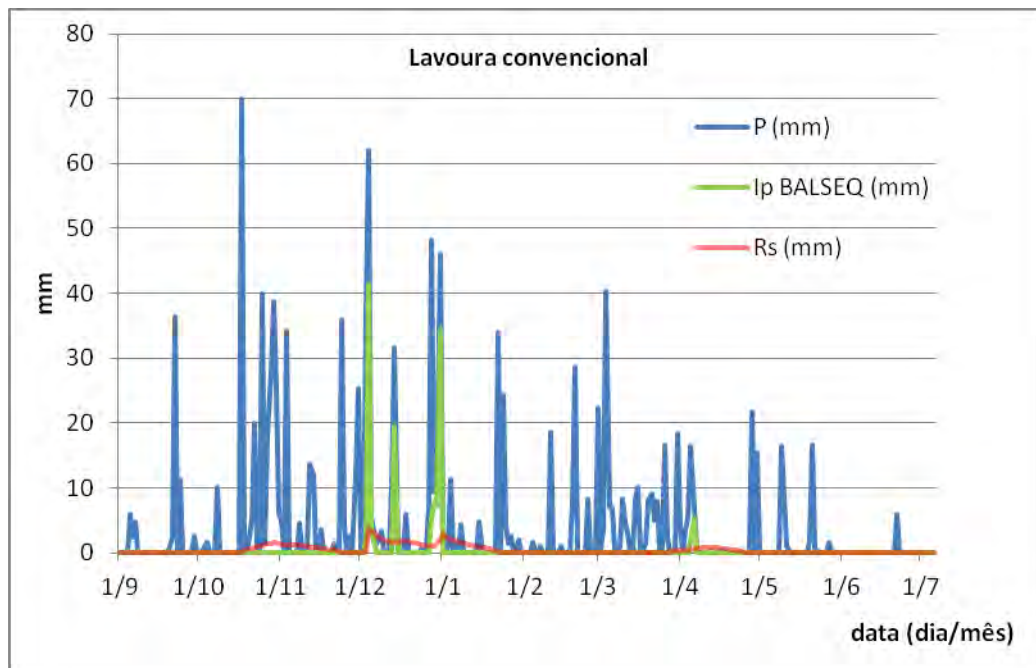


Figura 17 - Infiltração obtida com o BALSEQ e a recarga pelo sensor para a área de lavoura de café convencional.

2.4 CONCLUSÕES

A série histórica de dados meteorológicos, associada à continuidade das medições, permitiu o cálculo do balanço hídrico para dois anos hidrológicos, limitando maior grau de detalhamento e confiabilidade do balanço hídrico, com a aplicação do modelo para um período mais extenso e sem falhas.

O balanço hídrico estimado com o modelo BALSEQ apresentou valores médios, em relação ao total precipitado igual a 32,9% para a infiltração profunda, 59% para a evapotranspiração e 8,1% para o escoamento superficial.

A precipitação aparece como fator de maior influência para a recarga do aquífero freático. As principais áreas de recarga situam-se no sul e o oeste da bacia, correspondendo às áreas de cabeceira, as quais estão associadas à ocorrência das maiores lâminas precipitadas, menor taxa de evapotranspiração e taxa média de escoamento superficial.

Os solos mostraram ter grande influência na recarga e no escoamento superficial estimado. Os Latossolos aparecem como os principais responsáveis pela recarga e baixos níveis de escoamento superficial, contudo, os Argissolos têm o

menor potencial para recarga e o maior para geração de escoamento superficial e, desse modo, mais susceptíveis à erosão, com perdas de água e solo.

As florestas, ao contrário do senso comum, apresentaram baixo desempenho na recarga. Isso porque a evapotranspiração calculada é responsável pelo consumo da maior parte da água precipitada. Entretanto, não foi possível definir claramente a contribuição das florestas no processo de recarga, já que os parâmetros adotados para caracterizá-la (K_c , r_p e ICV) não foram conhecidos com exatidão. Além disso, existem outros mecanismos que podem atuar favoravelmente à recarga nessas áreas, como caminhos preferências da água no solo, melhor estrutura do solo e um microclima favorável à infiltração, os quais não são considerados no modelo.

O resultado de infiltração obtido, que representa uma estimativa da quantidade de água que infiltra para além da zona das raízes das plantas e que possui o potencial de percolar até o lençol freático equivale a $103 \times 10^9 \text{ m}^3$, em dois anos hidrológicos. Essa recarga, estimada a partir da combinação de informações do solo, da vegetação, da precipitação e da ETR expressa o valor potencial, entretanto, o caminho que a água percorre após o limite de monitoramento não é traçado, sendo esse aspecto uma limitação do modelo.

O cenário de disponibilidade hídrica apresentado pelas modelagens de estimativa e predição espacial utilizadas nesse trabalho mostra situação de conforto em relação à demanda por água na bacia, segundo a taxa de retirada apresentadas por IGAM (2010). Os resultados podem auxiliar em zoneamentos da bacia em programas de monitoramento da dinâmica hídrica, orientando o manejo e uso adequado dos recursos hídricos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

ALBUQUERQUE, A.C.L.S. **Estimativa de recarga da bacia do rio das Fêmeas através de métodos manuais e automáticos**. 101f, 2009. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais). Universidade Nacional de Brasília, Brasília, 2009.

ALENCAR, C.A.B. de; CUNHA, F. F. da; MARTINS, C.E.; CÓSER, A.C.; ROCHA, W.S.D. da; ARAÚJO, R. A.S. . Irrigação de pastagem: atualidade e recomendações para uso e manejo. **R. Bras. Zootec.**v.38. p.98-108, 2009.

ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop Evapotranspiration - Guidelines for Computing Crop Water Requirements**. (Irrigation and Drainage, Paper 56). Rome: FAO, 1998, 300p. Disponível em: <www.fao.org/docrep/X0490E/x0490e0b.htm>. Acesso em maio de 2011.

ALMEIDA, A.C.; SOARES, J.V. Comparação entre uso de água em plantações de *Eucalyptus grandis* e floresta ombrófila densa (mata atlântica) na costa leste do Brasil. **Revista Árvore**, Viçosa-MG, v.27, n.2, p.159-170, 2003.

ANA - Agência Nacional das Águas. **Diagnóstico Consolidado da Bacia** - 2005. Disponível em: <<http://www.riodoce.cbh.gov.br/Diagnostico2005.asp>>. Acesso em: 10 set. 2010.

ANA - Agência Nacional das Águas. **Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos**. Estações pluviométricas, Disponível em: <http://www.ana.gov.br/portalsnrh>. Acesso em: Jun. 2011.

ANA - Agência Nacional das Águas. **Termo de referência para elaboração do plano de recursos hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio Doce**. Ney Maranhão (elaboração), Relatório técnico, 2005, 127p.

ANA - Agência Nacional de Águas. Cadernos de Recursos Hídricos. **Panorama da qualidade das águas subterrâneas no Brasil**. 2005. 80p.

ANA - Agência Nacional de Águas. **Planilha de Determinação das Necessidades de Água para Irrigação** – Finalidade Outorga. Disponível em: <<http://www.ana.gov.br/GestaoRecHidricos/Outorga/docs/InstrucoesPreenchimentoPlanilha.doc>> Acesso em: Jun. 2010.

ARCOVA, F.C.S.; CICCIO, V. de; ROCHA P. A. B. Precipitação efetiva e interceptação das chuvas por floresta de Mata Atlântica em uma microbacia experimental em Cunha, São Paulo. **Revista Árvore**. v.27, n.2, p.257-262, 2003.

BERTOL, A.G. **Avaliação da recarga anual no aquífero bauru no município de Araguari, Minas Gerais**. 101f. 2007. Dissertação (Mestrado em Geociências). Universidade Federal de Minas Gerais. UFMG: 2007.

BRANDÃO, V. dos S.; CECÍLIO, R. A.; PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D. da. **Infiltração da água no solo** - 3ed. atualizada e ampliada. Viçosa - MG: Editora UFV, 2006. v. 1. 120p.

BRANDÃO, V.S.; PRUSKI, F.F.; SILVA, D.D. Infiltração da água no solo. Viçosa, MG, Universidade Federal de Viçosa, 2003. 98p.

BRITO, G. L. M.; SCHUSTER, H. D. M. ; SRINIVASAN, V. S. Estimation of Annual Ground Water Recharge in the Sedimentary Basin of the River Peixe, Paraíba, Brazil.. In: 16 th Asian Pacific Division Congress of IAHR, 2008, Nanjing. Proceedings 16 APD congress of IAHR, 2008. v. 1. p. 269-274.

CAMARGO, R. de A.; COUTO, E. de A. do; ALVES, L. G. S.; CALIJURI, M.L; SILVA, M. D. F. M. Aplicação de modelo de balanço hídrico BALSEQ para estimativa da infiltração profunda em região cárstica. **Revista Ambiente e Água**, v. 6, p. 303-317, 2011.

CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KANOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.58, p.1501-1511, 1994.

CARVALHO, A.F. de. **Água e radiação em sistemas agroflorestais com café no Território da Serra do Brigadeiro, MG**. 2011, 118f. Tese (doutorado em Solos e Nutrição de Plantas). Universidade Federal de Viçosa. UFV: MG. 2011.

CENIBRA - **Celulose Nipo-Brasileira S/A**. (dados climatológicos), 2011.

CHACHADI, A. G.; MOINANTE, M. J.; OLIVEIRA, M. M. **Measuring, monitoring and managing sustainability: the coastal dimension – coastin**. Lisboa: Laboratório Nacional de Engenharia Civil, 2002. 43p. Relatório 279/02 – GIAS.

CHACHADI, A. G.; RAIKAR, P. S.; LOBO FERREIRA, J. P.; OLIVEIRA, M. M. **GIS and mathematical modelling for the assessment of groundwater vulnerability to pollution: application to an indian case study area in Goa**. Lisboa: Laboratório Nacional de Engenharia Civil, 2001. 69p.

COELHO, A.L.N. Situação hídrico-geomorfológica da bacia do Rio Doce com base nos dados da série histórica de vazões da estação de Colatina – ES. **Caminhos de Geografia**. v.6, n.19. p.56-79, 2006.

COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS – CPRM. Serviço Geológico do Brasil; UFCG - Universidade Federal de Campina Grande. **Hidrogeologia da bacia sedimentar do rio do Peixe: Meta C** caracterização hidrogeológica dos aquíferos. Relatório técnico, 2007, 187p.

CUPOLILLO, F. Climatologia da Bacia do Rio Doce e sua Relação com a Topografia Local. **Geografias**, v.4, p.45-60, 2008.

EFRON, B. **The Jackknife, the Bootstrap, and Other Resampling Plans**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics. 1982, 134p.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. 2.ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA-CNPS, 1997, 212 p.

EMBRAPA -Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, Sistema de Produção de Informação. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Rio de Janeiro: Embrapa SPI. 2006. 306p.

FEAM/UFV/SEMA. Fundação Estadual de Meio Ambiente / Universidade Federal de Viçosa / Secretaria Estadual de Meio Ambiente/. **Levantamento de solos e aptidão agrícola das terras da Bacia do Rio Doce, Estado de MG**. Relatório e Mapa de Solos, escala 1:500.000. Belo Horizonte, 2011. 157p.

FETTER, C.W. **Applied hydrogeology**. 4 ed. New Jersey: Prentice-Hall Inc., 2001. 615p.

GIRODO, A. C. A água subterrânea - conhecer para melhor utilizar (Entrevista). **A água em Revista**, Belo Horizonte, n. 6, p. 79-86, 1995.

GIRODO, A.C. Noções de Hidrologia/Hidrogeologia e elementos básicos de água subterrânea. In: Encontro de preservação de mananciais da Zona da Mata Mineira, 2, 2002, Viçosa, MG. **Anais...** Viçosa: ABES/MG, p.432-462, 2002.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.B.M.; STEIN, A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. **Geoderma**, v.120, p.75-93, 2004.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.B.M.; STEIN, A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. **Geoderma**, v.120, p.75-93, 2004.

IGAM – Instituto Mineiro de Gestão das Águas. Plano Integrado de Recursos Hídricos da Bacia do Rio Doce e dos Planos de Ações de Recursos Hídricos para as Unidades de Planejamento e Gestão de Recursos Hídricos no Âmbito da Bacia do Rio Doce. (ECOPLAN/LUME - elaboração), Relatório Técnico, v.1, 2010, 472p.

INMET - **Instituto Nacional de Meteorologia**. (dados climatológicos), 2011.

ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. **An Introduction to Applied Geostatistics**. New York: Oxford University Press. 1989, 561p.

KARMANN, I. Ciclo da água, água subterrânea e sua ação geológica. In: Teixeira, W. et al. (Org.). **Decifrando a Terra**. São Paulo: Oficina de textos, p.113-127, 2000.

KOBAYASHI, E.S. **Consumo de água e produtividade de cafeeiros arábica na região de Mococa, SP**, 64f. Dissertação (Mestrado em Agricultura Tropical e SubTropical). Instituto Agrônomo de Campinas. Campinas: SP, 2007.

LOBO FERREIRA, J.P. **Mathematical Model for the Evaluation of the Recharge of Aquifers in Semiarid Regions with Scarce (Lack) Hydrogeological Data**. Proceedings of Euromech 143/2-4 Setp. 1981, Rotterdam, A.A. Balkema (Ed. A. Verruijt e F.B.J. Barends), 1981.

MACHADO, R.E. **Simulação de Escoamento e de Produção de Sedimentos em uma Microbacia Hidrográfica Utilizando Técnicas de Modelagem e Geoprocessamento**. Tese (doutorado). ESALQ, 2002. 154p.

McBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.A.; BISHOP, T.F.A.; DUNBAR, M.S.; SHATAR T.M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, v.97, p.293-327, 2000.

MENESES, I.C.R.C. **Aspectos geográficos, físicos e antrópicos aplicados á gestão dos recursos hídricos**. In: Fundação Estadual do Meio Ambiente – FEAM. Programa de qualificação do servidor público – Enquadramento e monitoramento das águas. Belo Horizonte: FEAM, 2001. p.18-23.

MINAS GERAIS. Deliberação Normativa CERH-MG nº 09, de 16 de junho de 2004. Define usos insignificantes para circunscrições hidrográficas. Disponível em: <http://www.igam.mg.gov.br/images/stories/arquivos/Deliberacao_09_04.pdf>. Acesso em: 04 dez. 2012.

MOCKUS, V. Hydrology soil-cover complexes. In: **SCS National Engineering Handbook**, Section 4, Hidrology, Part 1. (s.n.), 1972.

MOURA, A.E.S. S. de; CORREA, M. M.; SILVA, E. R. da; FERREIRA, R. L. C.; FIGUEIREDO, A. de C.; POSSAS, J. M. C.; Interceptação das chuvas em um fragmento de floresta da Mata Atlântica na bacia do Prata, Recife, PE. **Revista Árvore**, v.33, n.3, p.461-469, 2009.

ODEH, I.O.A.; McBRATNEY, A.B.; CHITTLEBOROUGH, D.J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. **Geoderma**, v.67, p.215-225, 1995.

OLIVEIRA, M.J.P.M. **Recarga de águas subterrâneas: métodos de Avaliação**. 440 f. 2004, Tese (Doutorado em Geologia) - Universidade de Lisboa, Faculdade de Ciências, Departamento de Geologia. LNEC, Lisboa: Portugal, 2004.

OLIVEIRA, M.M. **Aplicação de dois métodos diferentes para a estimativa da recarga de águas subterrâneas numa área de Estarreja**. In: 7º Congresso da Água. Lisboa: Anais... 2004, 14 p.

OLIVEIRA, M.M. **Recarga de águas subterrâneas: métodos de avaliação**. Tese (Doutorado em Geologia - Hidrogeologia). Universidade de Lisboa, Faculdade de Ciências, Departamento de Geologia. LNEC. 2006, 440 p.

PAIVA, G.P. **Estimativa de recarga em uma unidade detrítica de uma micro-bacia do Rio Piranga, MG**. 2006, 104f. Dissertação (Mestrado em engenharia civil). Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV, 2006.

PARALTA, E. A.; OLIVEIRA, M.M.; LUBCZYNSKI, M.W.; RIBEIRO, L.F. **Avaliação da Recarga do Sistema Aquífero dos Gabros de Beja Segundo Critérios Múltiplos - Disponibilidades Hídricas e Implicações Agro-Ambientais**. In: 6º SILUSBA – Simpósio de Hidráulica e Recursos Hídricos dos Países de Língua Oficial Portuguesa, Lisboa, **Anais...** Lisboa, p.501-516, 2003.

PEDROSA, C.A., CAETANO, F.A. **Águas Subterrâneas**. ANA- Agência Nacional de Águas, 2002, 85p. Disponível em: <<http://www.ana.gov.br/gestaoRecHidricos/InfoHidrologicas/aguasSubterr/EstudoAguasSubterraneasANA22-08-02.doc>>. Acesso em Julho de 2010.

PINDER, G.F.; CELIA, M.A. **Subsurface hydrology**. New Jersey: Wiley-Interscience, 2006. 484 p.

POMPÊO, C.A. Técnicas de estimativa de recarga subterrânea. **A Água em Revista**. Belo Horizonte, n.3, p. 77-83, 1994.

PREBBLE, R.E.; STIRK, G.B. Throughfall and stemflow on silverleaf ironbark (*Eucalyptus melanophloia*) trees. **Australian Journal of Ecology**, v.5, p. 419-427, 1980.

PROBIO/MMA/UFRJ/IESB/UFF. Projeto de Conservação e Utilização Sustentável da Diversidade Biológica Brasileira. **Mapeamento da Cobertura Vegetal Nativa dos Biomas Brasileiros – Bioma Mata Atlântica**. Ano base 2002, Mapa digital Escala 1:250.000. Brasília: DF, 2006.

PRUSKI, F. F.; BRANDÃO, V. S.; SILVA, D. D. Escoamento Superficial. 2ª Ed. Viçosa: UFV, 2004. 87 p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM.**R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, 2008. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>

REBOUÇAS, A. Água subterrânea – Fonte mal explorada no conhecimento e na sua utilização (Entrevista). **A água em Revista**, Belo Horizonte, n.8, p.84-87, 1997.

REICHARDS, K. Capacidade de campo. Campinas, **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, n.12, p.211-16, 1988.

REZENDE, S.B.; RESENDE, M. Solos dos Mares de Morros: ocupação e uso. In: Alvarez, V. H.; FONTES, L. E. F.; FONTES, M. P. F (eds.). **O solo nos grandes domínios morfoclimáticos do Brasil e o desenvolvimento sustentado**. Viçosa-MG: UFV/SBCS/DPS. 1996. p.261-288.

ROSSATO, L. **Estimativa da capacidade de armazenamento de água no solo do Brasil**. 145f, 2001. Dissertação (Mestrado em Meteorologia). São José dos Campos: INPE, 2001.

SARTORI, A. **Avaliação da Classificação Hidrológica do Solo para a determinação do excesso de chuva do método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos**. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Campinas Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. Campinas, 2004. 161p.

SCOLFOR, J.R.; CARVALHO, L.M.T. de. **Mapeamento e inventário da flora nativa e dos reflorestamentos de Minas Gerais**. Universidade Federal de Lavras, Instituto Estadual de Florestas. Lavras: UFLA, 2006. 288p.

SILVA, D.D. Noções básicas de recursos hídricos. In: Encontro de preservação de mananciais da Zona da Mata Mineira, 2, 2002, Viçosa, MG. **Anais...** Viçosa: ABES/MG, 2002. p. 226-269.

SILVA, J.M.A., **Modelo hidrológico para o cálculo do balanço hídrico e obtenção do hidrograma de escoamento superficial em bacias hidrográficas:**

desenvolvimento e aplicação. Tese (Doutorado). Universidade Federal de Viçosa, 2002, 155p.

SILVA, P.J.N.M.M. **A gestão de águas subterrâneas da Bacia Hidrográfica do Ave num SiG.** Universidade do Minho. Dissertação (Mestrado em Tecnologias do Ambiente), 2010.

SOUZA, C. J. de O. Interpretação Morfotectônica da Bacia do Rio Doce. 1995. 144f. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal de Minas Gerais: Belo Horizonte, MG, 1995.

SOUZA, M.T.; CAMPOS, J.E.G. O papel dos regolitos nos processos de recarga de aquíferos do Distrito Federal. **Revista Escola de Minas**, Ouro Preto, vol.54, n.3, p.191-198, 2001.

SPRUILL, C.A.; WORKMAN, S.R.; TARABA, J.L Simulation of Daily and Monthly Stream Discharge from Small Watersheds Using the SWAT Model. **Transactions of the ASAE**, v.43, n.6 p. 1431-1439, 2000.

STRAUCH, N. (Org.) A bacia do rio Doce: Estudo Geográfico. Rio de Janeiro: Fundação. Instituto Brasileiro de Geografia Estatística, 1955, 199 p.

TUCCI, C.E.M. (Org.). Hidrologia: ciência e aplicação. Porto Alegre: Ed. da Universidade: ABRH: EDUSP, 1993. 943p. (Coleção ABRH de Recursos Hídricos, v.4).

VAN GENUCHTEN, M. T. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. **Soil Science Society American Journal**, v. 44, p. 892-898, 1980.

VELASQUEZ, L.N.M.; CARVALHO FILHO, C.A.; CAMARGOS, C.C.; BRANCO, O.E.A.; RODRIGUES, P.C.H.; MINARDI, P. P.; MIGLIORINI, R.B.; COTA, S.D.S.; BOMTEMPO, V.L.; BERTOL, G.; DIAZ, J.I. **Avaliação dos recursos hídricos do Sistema Aquífero Guarani no município de Araguari, Minas Gerais, Brasil.** In: Fondo de Universidades del Proyecto para la Protección Ambiental y Desarrollo Sostenible del Sistema Acuífero Guaraní. (Org.). Acuífero Guaraní Avances en el conocimiento para su gestión sustentable. 1ed.Montevidéo: ALHSUD, 2007, v. único, p. 24-37.

WEBSTER, R., OLIVER, M.A. **Geostatistics for Environmental Scientists.** John Wiley, Chichester, 2001. 265p.

ANEXO

Tabela 1 – Valores de CN para bacias com ocupação urbana para condições de umidade antecedente AMC II

Utilização ou cobertura do solo		Tipo de solo			
		A	B	C	D
Zonas cultivadas	sem conservação do solo	72	81	88	91
	com conservação do solo	62	71	78	81
Pastagens ou terrenos em más condições		68	79	86	89
Terrenos baldios em boas condições		39	51	74	80
Prado em boas condições		30	58	71	78
Bosques ou zonas com cobertura ruim		45	66	77	83
Florestais com cobertura boa		25	55	70	77
Espaços abertos, relvados, parques, campos de golfe e cemitérios, todos em boas condições	com relva em mais de 75% da área	39	61	74	80
	com relva em 50 a 75% da área	49	69	79	84
Zonas comerciais e de escritórios		89	92	94	95
Zonas industriais		81	88	91	93
Zonas residenciais					
	lotes (m ²)	% de área impermeável			
	<500	65	77	85	90
	1000	38	61	75	83
	13000	30	57	72	81
	2000	25	54	70	80
	4000	30	51	68	79
Parques de estacionamento, telhados, viadutos etc.		98	98	98	98
Arruamentos e estradas	asfaltados e com drenagem de águas pluviais	98	98	98	98
	com paralelepípedo	76	85	89	91
	de terra	72	82	87	89

Fonte: Tucci (1993).

CAPÍTULO 3 - Funções de pedotransferência para estimar a densidade, o conteúdo de água e a capacidade de água disponível de solos na Bacia do rio doce, Estado de Minas Gerais

RESUMO

A densidade e o conteúdo de água do solo são atributos raramente encontrados nos relatórios de levantamento de solos, devido ao tempo e custo empregados na determinação de suas análises. A crescente procura por essas informações para suprir a entrada de dados em modelos como os de estudos do estoque de carbono no solo e da recarga de aquíferos entre outros estudos, tem impulsionado a realização de pesquisas sobre métodos indiretos de mensurar tais atributos dos solos. Nesse contexto, destacam-se as funções de pedotransferência, as quais utilizam variáveis de mais fácil obtenção para predizer outras correlacionadas e de determinação mais laboriosa. Assim, os objetivos desse trabalho foram gerar e avaliar funções de pedotransferência para estimar a densidade do solo, o conteúdo de água retido nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1.500 kPa e a capacidade de água disponível entre os potenciais relativos a capacidade de campo e o ponto de murcha permanente a partir de atributos físicos e químicos comumente disponíveis em relatórios de levantamentos de solos. Amostras para a determinação da densidade e do conteúdo de água, pelo método do anel, foram coletadas nos horizontes diagnósticos A e B de um total de 133 perfis, localizados na Bacia do Rio doce, Estado de Minas Gerais. Funções de regressão linear múltipla foram ajustadas utilizando o método *stepwise* para selecionar as variáveis preditoras com significância estatística ($p > 0,05$). A densidade do solo estimada a partir do conjunto total de amostras apresentou coeficiente de determinação ajustado (R^2_{aj}) de 0,51. O agrupamento dos solos em classes homogêneas por horizontes, classes de solo e grupamentos texturais mostrou melhor poder de predição apenas para os solos do horizonte B e solos da classe de textura muito argilosa. O erro de predição das funções geradas para a densidade foi inferior ao observado para todas as cinco funções compiladas da literatura (RMSE = 0,15). A água retida no solo nos quatro potenciais avaliados e utilizando todas as amostras, apresentou R^2_{aj} entre 0,72 a 0,84. Os maiores valores foram observados para os menores potenciais de água no solo. As funções ajustadas para predição da água no solo por horizontes, classe de solo e

grupamento textural, mostraram aumento significativo na estimativa para os Cambissolos e baixo poder preditivo para os solos de textura Argilosa. As funções para determinar a capacidade de água disponível (CAD) entre a capacidade de campo (-10 e -33 kPa) e o ponto de murcha permanente (-1.500 kPa) tiveram desempenho semelhante, com melhor desempenho apresentado pela função para a CAD entre -10 e -1500 kPa (0,36). Todas as funções geradas mostraram menor RMSE e maior R^2_{aj} em comparação com as funções compiladas da literatura, mostrando maior eficiência das funções geradas para estimar a densidade e a capacidade de retenção de água.

CHAPTER 3 - Pedotransfer functions for estimating bulk density, the water content and available water capacity of soils from Rio Doce Basin in the State of Minas Gerais

ABSTRACT

The bulk density and soil water content are attributes rarely available in soil survey reports, due to the time and cost demanding analysis. The growing demand for these properties to supply the input parameters in modeling the pull of soil carbon and ground water recharge among others studies, has driven researchers to use and develop indirect methods to obtain from common available properties, others more laborious and time consuming. In this context emphasis has been given to the application of pedotransfer functions - PTFs. Hence this work aimed at developing PTFs by means of multiple regression to estimate bulk density, water content at the matric potentials of -10, -33, -100 and -1,500 kPa and available water capacity using physical and chemical soil attributes for soil of the Rio Doce Basin, located in the State of Minas Gerais. The secondary objectives include evaluation PTFs for soil grouped by horizons, soil classes and group of texture, and compare PTFs compiled from the literature with the ones developed. The bulk density and the soil water content were determined for the A and B horizons for 133 soil profiles. Multiple Linear Regressions were fitted using the stepwise method to select predictor with p value > 0.05. The bulk density estimated with the set of all sample showed adjusted coefficient of determination (R^2_{aj}) of 0.51. The Estimation for homogeneous classes grouped based on diagnostic horizons, taxonomic classes and groups of textures improved the performance for the data from the B horizon and loamy soil class. The error of prediction from bulk density functions was lower than the ones observed for all five functions compiled from the literature (RMSE = 0.15). The PTFs for water content in the four matric potentials assessed using all samples showed R^2_{aj} varying from 0.72 to 0.84. The most accurate function was fitted to the water content in the lowest potential. The functions for predicting soil water content in groups of samples separated by diagnostic horizons, texture and taxonomic classes did not increase the performance significance. The coefficient of determination of PTFs to determine the available water capacity (AWC) between field capacity (-10 and -33 kPa) and permanent wilting point (-1,500 kPa) was similar, but not higher than 0.40. All

compiled functions presented higher RMSE and lower adjusted coefficient of determination compared to the functions generated for bulk density and soil water content, proving the better performance of the PTFs generated.

3.1 INTRODUÇÃO

A retenção de água do solo, assim como a densidade, têm suas determinações consideradas laboriosas, por demandarem elevado tempo nos procedimentos de coleta e análise, mesmo de laboratório. Por isso são raramente encontradas em relatórios de levantamento de solos. No entanto, esses atributos são importantes em estudos como recarga hídrica subterrânea e estoque de carbono no solo.

O conteúdo de água do solo relativo à capacidade de campo (CC) e ao ponto de murcha permanente (PMP), na maioria dos solos e na maioria das situações, é inferido como aquele retido no potencial matricial de -33 kPa (considera-se -10 kPa para solos de textura arenosa) para a CC e -1.500 kPa para o PMP (REICHARDS, 1988). A capacidade de água disponível às plantas é genericamente definida como aquela que se encontra retida no solo entre a CC e o PMP (KLEIN, 2008).

O número de laboratórios no Brasil que têm equipamentos adequados para realizar determinações do conteúdo de água no solo é restrito e, por serem análises que demandam muito tempo, métodos alternativos estão sendo testados. Um dos métodos alternativos para a obtenção de medidas indiretas de atributos do solo, que envolve alto custo e morosidade em suas determinações, a exemplo da densidade e da água no solo, tem sido por meio das funções de pedotransferência (FPTs), as quais vêm sendo bastante utilizadas nas últimas décadas.

Funções de pedotransferência podem ser entendidas como funções preditivas de certos atributos do solo, por meio de outros com determinação rotineira mais fácil e com menor custo.

O termo “Funções de Pedotransferência” foi criado por Bouma (1989), com o significado de transformar dados já existentes em dados que necessitamos, porém a aplicação dessas funções é antiga. McBratney et al. (2002) apresentam trabalhos de aplicação de FPTs, realizados em 1907 e 1912, para estimar o conteúdo de água no PMP, a partir de relações desse com as frações granulométricas do solo e, citam outros, realizados entre 1950 e 1980, para estimar, principalmente, a água no solo nos potenciais referentes à CC, ao PMP e a capacidade de água disponível (CAD).

Dependendo do tipo de informação utilizada, as FPTs podem ser classificadas como função de classe ou função contínua (WÖSTEN et al., 1995). As funções de classe predizem certos atributos do solo baseadas na classe a qual o solo pertence, como exemplos, a classe taxonômica, a granulométrica ou de drenagem. As funções

contínuas predizem certos atributos do solo como uma função contínua das variáveis medidas, por exemplo, a predição da densidade, da água no solo no potencial da CC, ou o teor de argila ou de carbono orgânico.

Minasny e Hartemink (2011) citam os seguintes modelos de ajuste para predição de variáveis contínuas: regressão linear, modelo linear generalizado (GLIM), modelo aditivo generalizado (GAM), árvores de regressão e decisão, redes neurais e classificação por vetores (*support vector machine*). As redes neurais são consideradas um método “caixa-preta” por não se conhecer os preditores do modelo e não se dispor de métodos para selecioná-los (MINASNY et al., 2003). Contudo, o trabalho de Sarmadian e Keshavarzi (2010) mostra melhor resultado da modelagem com redes neurais em relação ao ajuste por regressões múltiplas.

Baseado em critérios como a facilidade de processamento, o tempo e a eficiência computacional e o poder de predição, entre outros, o método de árvores de regressão é classificado como o de maior eficiência para ajustes de FPTs (MINASNY e HARTEMINK, 2011). Entretanto, estudo comparativo para avaliar três métodos de estimação do conteúdo de água do solo no potencial matricial de -33 kPa, realizado por Wosten et al. (2001), mostra que a exatidão de FPTs é mais dependente da qualidade e da quantidade de dados do que do tipo de modelo preditivo.

O modelo de regressão múltipla é o mais comum para ajustar FPTs, sendo empregado em modelos de estimação por ponto e, em modelos paramétricos, para estimar parâmetros de modelos hidrológicos como o modelo de van Genuchten. A partir de estimativas por ponto e por funções paramétricas, pode-se calcular a curva de retenção de água, sendo essas abordagens mais comumente empregadas. O cálculo da curva pode ainda ser feito pelo modelo físico empírico, porém, essa é uma abordagem de uso menos comum, já que nesse método a curva depende de informações do empacotamento do solo “*soil packing*”, como apresentado por Arya e Paris (1981).

A estimação baseada em dados pontuais correlaciona a água retida em um determinado potencial com outros atributos do solo (GUPTA e LARSON, 1979; RAWLS e BRAKENSIEK, 1982). Já a estimação por parâmetro, utiliza regressões múltiplas para derivar parâmetros de funções analíticas que descrevem a curva de retenção da água no solo por meio de atributos como granulometria e matéria orgânica do solo. Os parâmetros mais comuns são para as funções de van Genuchten

e de Brooks-Corey (Wösten et al., 1999; Tomasella e Hodnett, 1998; Tomasella et al., 2002; 2003). Tomasella et al. (2003), em trabalho realizado para solos brasileiros, observaram maior exatidão para a estimação por ponto em relação à estimação paramétrica, por meio da equação de van Genuchten.

Wösten et al. (2001), McBratney et al. (2002), Minasny et al. (2003, 2011) e Pachepsky e Rawls (2004) apresentam revisões sobre funções de pedotransferência, envolvendo aspectos relacionados aos métodos de desenvolvimento, à exatidão e incerteza, aos efeitos das variáveis preditoras, além de avaliações estatísticas e funcionais relacionadas às funções desenvolvidas.

A maioria dos estudos sobre FPTs foram realizados para solos de regiões de clima temperado, os quais apresentam diferenças importantes em relação aos solos tropicais (RAWLS et al., 1991; van GENUCHTEN et al., 1996; WÖSTEN, 1997; PACHEPSKY & RAWLS, 1999, WEYNANT et al., 2009).

No Brasil, FPTs para a predição da densidade do solo com abrangência regional foram elaboradas por Benites et al. (2007), Bernoux et al. (1998) e Tomasella e Hodnett (1998); para a curva de retenção de água no solo, os trabalhos foram realizados para áreas esparsas. Arruda et al. (1987) fizeram as primeiras tentativas de uso de funções de regressão para estimar o conteúdo de água do solo, com base na frações granulométricas do solo, para áreas do Estado de São Paulo. Na região nordeste estudos foram realizados por Silva et al. (1990) e Oliveira (2002). Na Região Sul, Peraza (2003) desenvolveu FPTs para ajustar o modelo de van Genuchten (1980) para potenciais específicos da curva de retenção de água e Giarola et al. (2002) ajustaram funções para a densidade e a retenção de água em solos representativos da região. Os trabalhos de Tomasella e Hodnett (1998) e Tomasella et al. (2000) foram os que incluíram dados de maiores alcance regional contendo informações de mais de 500 horizontes de solos de todo o Brasil.

As poucas FPTs desenvolvidas no Brasil incorporaram grande variação de solos com ampla diversidade pedogenética e mineralógica e, o uso dessas não pode ser extrapolado para outras áreas geográficas, além daquelas dos solos utilizados para desenvolver as funções, sem que sejam feitos ajustes e a validação das mesmas. Desta forma, faz-se necessário que FPTs sejam desenvolvidas para prever atributos como a densidade e o conteúdo de água do solo de área para as quais essas funções não foram desenvolvidas, como a da Bacia do Rio Doce, em Minas Gerais.

Nesse contexto, esse trabalho teve o objetivo de gerar funções de pedotransferência para estimar a densidade, o conteúdo de água retido nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1.500 kPa e a capacidade de água disponível a partir de atributos físicos e químicos comumente disponíveis em relatórios de levantamentos de solos. Os objetivos secundários incluíram a avaliação de funções para solos agrupados por horizontes, classes de solos e grupamentos de texturais, bem como a comparar as funções ajustadas com outras disponíveis na literatura.

3.2 MATERIAL E MÉTODOS

3.2.1 Área de estudo

As funções foram ajustadas para solos da Bacia do Rio Doce localizada no Estado de Minas Gerais (Figura 1).

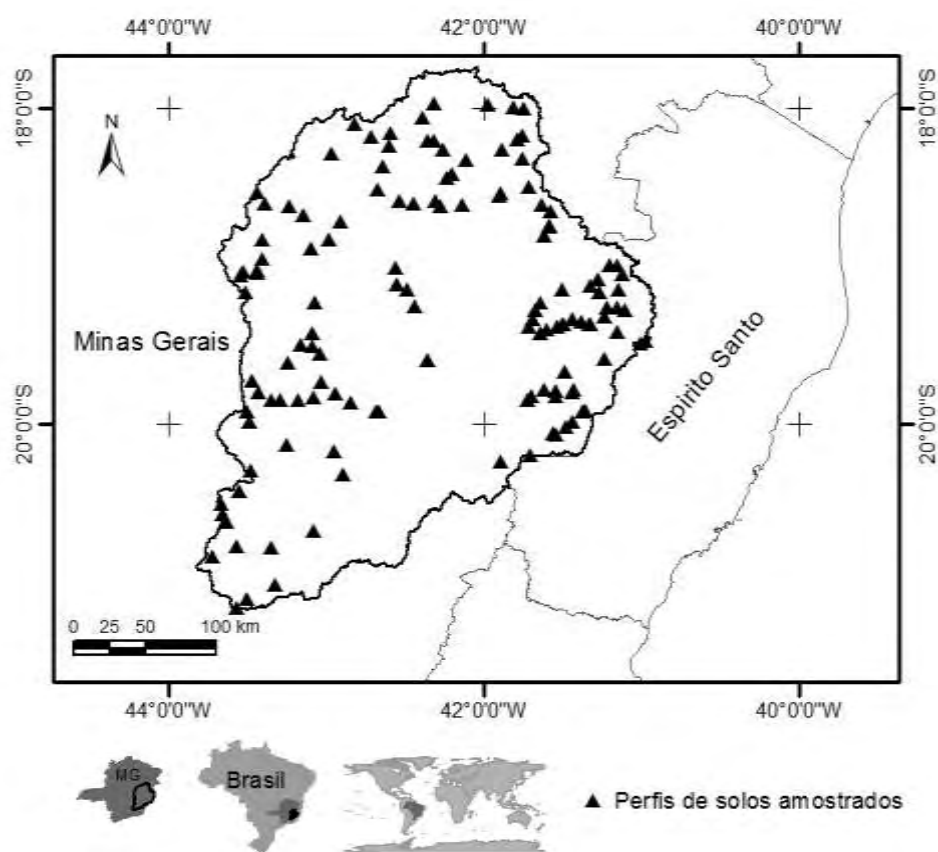


Figura 1 – Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Doce, Estado de Minas Gerais e mostrando os perfis de solo amostrados e utilizados no estudo.

3.2.2 Dados de solo - coleta e análises

Os solos estudados, referentes a um total de 134 perfis, contemplando os horizontes diagnósticos superficiais e subsuperficiais, das principais classes de solos de ocorrência na bacia, foram: Argissolos, Cambissolos, Latossolos e Neossolos. As classes de solos e os respectivos números de perfis são apresentados na tabela 1. Os horizontes superficiais foram classificados, em maior parte, como A moderado, ocorrendo menos de 5% como A fraco. Os horizontes subsuperficiais de ocorrência foram: B incipiente, B textural e B latossólico, respectivamente, referentes às classes dos Cambissolos, Argissolos e Latossolos.

Tabela 1 – Classes de solos utilizadas para gerar funções de pedotransferência para estimar a densidade e o conteúdo de água de solos da Bacia do Rio Doce

Classe de solo	Nº de perfis	Horizonte A	Horizonte B
Argissolos			
Argissolos Amarelos	1	1	1
Argissolos Vermelhos	30	30	28
Argissolos Vermelho-Amarelos	13	13	13
Cambissolos			
Cambissolos Flúvicos	4	4	4
Cambissolos Háplicos	15	15	15
Latossolos			
Latossolos Amarelos	4	4	4
Latossolos Vermelhos	31	31	31
Latossolos Vermelho-Amarelos	24	23	24
Neossolos			
Neossolos Litólicos	11	11	
Neossolos Quartzarênicos	1	1	
Total	134	133	120

Os atributos dos solos selecionados como variáveis preditivas da densidade e da água nos solos foram: frações granulométricas - areia grossa (< 2 - 0,2 mm), areia fina (0,2 - 0,05 mm), silte (0,05 - 0,002 mm) e argila (< 0,002 mm); soma de bases (SB), pH em H₂O (relação 1:2,5 v/v), capacidade de troca catiônica (CTC a pH 7,0), espessura do horizonte amostrado e matéria orgânica (MO).

As análises dos atributos físicos e químicos dos solos foram feitas nos laboratórios de análises do Departamento de Solos/UFV no âmbito do projeto de mapeamento dos solos da Bacia do Rio Doce (FERNANDES FILHO et al., 2011). As determinações seguiram os métodos apresentados em EMBRAPA (1997).

Para a separação das frações do solo adotou-se o método da pipeta, sendo a separação do silte e da argila utilizando-se as modificações propostas por Ruiz (2005). Os atributos preditos, densidade e conteúdo de água, foram obtidos a partir de determinações feitas para amostras dos horizontes diagnósticos, superficial (A) e subsuperficial (B).

As amostras, sem estrutura preservada, coletadas no projeto de mapeamento foram secas ao ar (Terra Fina Seca ao Ar) e utilizadas, neste trabalho, para determinação da água retida no solo nos potenciais matriciais: -10 kPa, -33 kPa, -100 kPa e -1.500 kPa.

Os perfis de solos levantados na Bacia do Rio Doce foram revisitados para a coleta de duas amostras, nos horizontes A e B, com estrutura preservada, para determinação da densidade do solo (D_s). A D_s foi obtida pelo método do anel volumétrico (EMBRAPA, 1997). As amostras coletadas com estrutura preservada foram secas em estufa a 100 °C por 48 h, sendo a D_s calculada conforme a equação 1

$$D_s = \frac{M_{\text{solo}}}{V_c} \quad (1)$$

em que: V_c é o volume do cilindro utilizado para coleta da amostra e M_{solo} é a massa do solo seco.

A água no solo retida nos potenciais matriciais de -10, -33 -100 e -1.500 kPa foi determinada utilizando extrator de Richards. As amostras foram dispostas em anéis de PVC sobre placas porosas e saturadas com água, permanecendo por 24 h. As amostras saturadas foram colocadas nas câmeras de Richards e aplicadas as tensões de 10, 33, 100 e 1.500 kPa, permanecendo por 72 h. Após serem submetidas às tensões, as amostras foram pesadas e secas em estufa a 100 °C, por 24 h, e após secas, pesadas novamente, obtendo o conteúdo de água pela relação peso úmido e peso seco.

O conjunto com todas as 253 amostras foi dividido em grupos de acordo com o horizonte, o grupamento textural e a classe de solo, em nível de ordem, adotando o total de 30 amostras como o número mínimo para compor um grupo de dados para

análise. Assim, os Neossolos, para os quais o número de amostras foi inferior a 20 não foram analisados enquanto classe. O número de amostras em cada grupo considerado é apresentado na tabela 2.

Tabela 2 – Número de amostras por horizonte, classe de solos e grupamento textural

Grupo	Nº amostras
Horizonte A	133
Horizonte B	120
Horizonte A + B	253
Latossolos	117
Argissolos	86
Cambissolos	38
Textura média	81
Textura argilosa	129
Textura muito argilosa	43

3.2.3 Ajuste e avaliação das funções de pedotransferência

Um modelo de FPTs para estimação por regressão linear múltipla pode ser entendido como na equação 2

$$\hat{Y} = aX_1 + bX_2 + cX_3 \quad (2)$$

em que \hat{Y} é a variável dependente ou preditiva, X_i ($i=1, 2, 3, \dots, n$) são as variáveis independentes ou preditoras e, a, b e c , são os coeficientes do modelo.

As os procedimentos para gerar as FPTs foram executados no programa estatístico SAS (SAS INSTITUTE, 1996). A partir do conjunto total de variáveis preditoras, inserido no programa, o método de seleção *stepwise* fez a avaliação da significância estatística ($p \leq 0,05$) pelo teste F, selecionando aquelas que foram incluídas na análise de regressão.

A avaliação das estimativas foi realizada por meio do coeficiente de determinação R^2 da regressão, coeficiente de determinação ajustado - R^2_{aj} (Equação 3), da média do erro de predição - MEP (Equação 4), da raiz quadrada do erro médio quadrático - RMSE (Equação 5), do desvio padrão do erro de predição - SDPE

(Equação 6), do MSE - erro médio quadrático (Equação 7) e do coeficiente de correlação de Pearson (r) entre os valores estimados e medidos. O MEP permite avaliar a ocorrência de super ou subestimativas, enquanto que, o SDPE indica variação aleatória pela correção do desvio global que é feito no seu cálculo.

$$R_{aj}^2 = 1 - \frac{(n-i)(1-R^2)}{(n-p)} \quad (3)$$

em que “n” é o número de amostras; “p” é o número de parâmetros, incluindo o intercepto; para modelos com intercepto i=1 e i=0, para outros casos, e R² é o coeficiente de determinação da regressão (SAS, 1997).

$$MEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i) \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$SDPE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \frac{\sum_{i=1}^n ((\hat{x}_i - x_i) - MEP)^2}{n}} \quad (6)$$

$$MEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2 \quad (7)$$

Nas equações 4, 5, 6 e 7, x_i é o valor medido, \hat{x}_i é o valor estimado e n é o número total de amostras utilizadas na estimativa.

3.2.4 Funções de pedotransferência compiladas da literatura

A seleção das FPTs compiladas da literatura para estimar a densidade e o conteúdo de água do solo foi realizada considerando-se que a mesma tenha sido ajustada por um modelo de regressão linear, empregando atributos dos solos cujos métodos de determinação fossem equivalentes aos métodos empregados nesse estudo. Além disso, procurou-se selecionar funções que tivessem utilizado solos correlatos aos aqui estudados.

As funções obtidas na literatura para estimar a densidade do solo são apresentadas na tabela 3. Para o conteúdo de água no solo foram avaliadas três funções obtidas em Tomasella e Hodnett (1998) que avaliaram a estimativa em quatro potenciais, também medidos nesse estudo; Minasny e Hartemink (2011), que utilizaram solos de uma área de extensão geográfica global e avaliaram o conteúdo de água em três potenciais; e, em Fernandes et al. (2010) que estimaram o conteúdo de água em dois potenciais de água no solo (Tabela 4).

Tabela 3 – Funções compiladas da literatura para estimar a densidade do solo

Fonte	Função
Minasny e Hartemink (2011)	$D_s = 100 / [(MO/D_{sMO}) + [(100-MO)/D_{smin}]]$ $D_{smin} = 0,935 + 0,049(\log(\text{prof})) + 0,0055(\text{areia}) + 0,000065 (\text{areia} - 38,96)^2$ $D_{sOM} = 0,224 \text{ g cm}^{-3}$
Benites et al. (2007)	$D_s = 1,5600 - 0,0005(\text{argila}) - 0,0100(\text{Corg}) + 0,0075(\text{SB})$
Bernoux et al. (1998)	$D_s = 1,524 - 0,0046(\text{argila}) - 0,051(\text{Corg.}) - 0,0045(\text{pH}_{H_2O}) + 0,001(\text{areia})$
Tomasella e Hodnett (1998)	$D_s = 1,578 - 0,054(\text{Corg}) - 0,006(\% \text{ silte}) - 0,004(\text{argila})$
Manrique e Jones (1991)	$D_s = 1,660 - 0,318(\text{Corg})^{1/2}$

Ds: densidade do solo, MO: matéria orgânica, SB: soma de bases, Corg: carbono orgânico do solo, prof.: profundidade.

Tabela 4 – Funções compiladas da literatura para estimar o conteúdo de água no solo

Fonte	Potencial	Função
Minasny e Hartemink (2011)	Θ -10 (%)	$\Theta = 59,9 - 8,78(Ds) - 0,31(\text{areia})$
	Θ -33(%)	$\Theta = 56,5 - 7,49(Ds) - 0,34(\text{areia})$
	Θ -1.500 (%)	$\Theta = 7,95 + 0,86(CO) + 0,4(\text{argila}) - 0,004(\text{argila} - 37,7)^2$
Tomasella e Hodnett (1998)	Θ -10 (cm ³ cm ⁻³)	$\Theta = 9,806 + 0,543(\text{silte}) + 0,321(\text{argila})$
	Θ -33 (cm ³ cm ⁻³)	$\Theta = 4,046 + 0,426(\text{silte}) + 0,404(\text{argila})$
	Θ -100 (cm ³ cm ⁻³)	$\Theta = 3,198 + 0,369(\text{silte}) + 0,351(\text{argila})$
	Θ -1500 (cm ³ cm ⁻³)	$\Theta = 0,910 + 0,150(\text{silte}) + 0,396(\text{argila})$
Fernandes et al. (2010)	U -10 kPa (kg kg ⁻¹)	$U = 0,00807 + 0,004291(\text{argila}) + 0,003186(\text{silte}) + 0,000506(\text{areia fina})$
	U -1500 kPa (kg kg ⁻¹)	$U = 0,004705 + 0,00299(\text{argila}) + 0,000642(\text{silte}) - 0,000156(\text{areia fina})$

Ds: densidade do solo, CO: carbono orgânico do solo. Θ : conteúdo de água em base volumétrica, U: conteúdo de água em base gravimétrica.

3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A estatística descritiva da densidade, do conteúdo de água no solo nos quatro potenciais preditos e dos atributos dos solos utilizados como variáveis preditivas para o conjunto com todos os dados (horizontes A + B) e para os horizontes A e B, separadamente está apresentada nas tabelas 5 e 6, respectivamente. Na tabela 7 é apresentada a estatística descritiva dos atributos dos solos para as classes dos Argissolos, Latossolos, Cambissolos e, na tabela 8 para os grupamentos texturais para as classes de textura Média, Argilosa e Muito Argilosa.

A densidade dos solos no grupo com todos os dados variou de 1,87 a 0,77 e média de 1,28 (Tabela 5). Nos solos dos horizontes A e B, os valores de densidade não apresentaram diferenças expressivas, havendo maiores diferenças para os grupamentos texturais e classes de solos (Tabelas 7 e 8). Os menores valores de desvios padrão foram observados para a densidade dos Argissolos e Cambissolos. Para essas classes foram também observados os valores mínimo respectivamente iguais a 0,98 e 0,87 g cm⁻³.

O conteúdo de água no potencial -10 kPa, no grupo com todos os dados, variou de 0,038 a 0,079. Os valores médios nos quatro potenciais foram: 0,258, 0,214, 0,189 e 0,155, respectivamente, para os potenciais -10, -33, -100 e -1500 kPa (Tabela 5).

Os coeficientes de correlação entre a densidade, o conteúdo de água e os demais atributos dos solos para todas as amostras utilizadas são apresentados na tabela 9. Os maiores coeficiente de correlação entre a densidade e os atributos foram observados com o pH (0,53), seguido pela argila, MO e soma de bases, sendo para os três últimos, valores de aproximadamente 0,40. A argila e a MO apresentaram correlação negativa, enquanto que a soma de base teve correlação positiva.

A correlação entre o conteúdo de água nos quatro potenciais e os atributos preditores mostrou correlação com a MO de aproximadamente 0,22. Entre as frações granulométricas, a argila apresentou a maior magnitude e correlação positiva variando de 0,69 a 0,87. A areia grossa apresentou correlação negativa e superior a 0,60 em todos os potenciais. A correlação com a areia fina foi negativa e variou entre 0,30 e 0,5, enquanto que, com o silte, a correlação foi positiva, apresentando índices de até 0,35 com os maiores valores observando para os menores potenciais da água no solo.

Tabela 5 – Estatística descritiva dos atributos dos solos para os horizontes A + B

Atributo	Unidade	Mínimo	Máximo	Média	Desv.	CV (%)	IQR	n
U -10 kPa	g g ⁻¹	0,038	0,577	0,258	0,079	31	0,097	253
U -33 kPa	g g ⁻¹	0,034	0,444	0,214	0,069	32	0,086	220
U -100 kPa	g g ⁻¹	0,029	0,383	0,189	0,062	33	0,077	243
U -1500 kPa	g g ⁻¹	0,012	0,333	0,155	0,060	38	0,076	253
Ds	g cm ⁻³	0,77	1,87	1,28	0,23	18	0,33	242
Esp.	cm	5	190	49,3	44,7	91	55	253
AG	%	1	86	30,2	15,0	50	19	253
AF	%	0	76	15,8	12,0	76	11	253
Silte	%	1	49	10,3	6,3	61	7	253
Argila	%	1	85	43,6	17,4	40	26	242
SB	cmol _c dm ⁻³	0,01	9,01	2,09	2,17	104	3,6	253
pH (H ₂ O)	-	3,81	7,63	5,40	0,72	13	1,1	253
CTC pH 7	cmol _c dm ⁻³	1,01	14,59	6,29	2,76	44	3,6	253
MO	dag kg ⁻¹	0,13	8,54	2,64	1,72	65	2,5	253

U: conteúdo de água em base gravimétrica, Ds: densidade, Esp.: espessura do horizonte, AG: areia grossa, AF: areia fina, SB: soma de bases, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, MO: matéria orgânica, Desv: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, IQR: interquartil (quartil superior - quartil inferior), n: número de amostras.

Tabela 6 – Estatística descritiva dos atributos dos solos para os horizontes A e B

Atributo	Unidade	Mínimo	Máximo	Média	Desv.	CV (%)	n
-----Horizonte A-----							
U -10 kPa	g g ⁻¹	0,038	0,481	0,238	0,079	33	133
U -33 kPa	g g ⁻¹	0,034	0,444	0,198	0,074	37	116
U -100 kPa	g g ⁻¹	0,029	0,351	0,173	0,065	38	127
U -1500 kPa	g g ⁻¹	0,0120	0,290	0,136	0,058	43	133
Ds	g cm ⁻³	0,80	1,87	1,28	0,22	17	125
Esp.	cm	5	125	18,3	13,1	71	133
AG	%	1	86	34,8	16,2	47	133
AF	%	3	76	17,7	12,9	73	133
Silte	%	2	49	10,9	6,7	62	133
Argila	%	1	85	36,5	16,4	45	125
SB	cmol _c dm ⁻³	0,01	9,01	2,6	2,3	87	133
pH (H ₂ O)	-	4,19	7,63	5,4	0,7	13	133
CTC pH 7	cmol _c dm ⁻³	1,49	14,59	7,7	2,6	34	133
MO	dag kg ⁻¹	0,51	8,54	3,7	1,6	43	133
-----Horizonte B-----							
U -10 kPa	g g ⁻¹	0,063	0,577	0,280	0,074	26	120
U -30 kPa	g g ⁻¹	0,063	0,439	0,233	0,057	25	104
U -100 kPa	g g ⁻¹	0,057	0,383	0,206	0,053	26	116
U -1500 kPa	g g ⁻¹	0,039	0,333	0,176	0,054	31	120
Ds	g cm ⁻³	0,77	1,80	1,27	0,23	18	117
Esp.	cm	15	190	83,7	42,2	50	120
AG	%	3	71	25,1	11,5	46	120
AF	%	0	67	13,8	10,5	77	120
Silte	%	1	30	9,7	5,8	60	120
Argila	%	10	85	51,5	14,9	29	120
SB	cmol _c dm ⁻³	0,01	8,32	1,49	1,86	125	120
pH (H ₂ O)	-	3,81	7,11	5,37	0,72	13	120
CTC pH 7	cmol _c dm ⁻³	1,01	11,53	4,69	1,88	40	120
MO	dag kg ⁻¹	0,13	8	1,49	1,00	67	120

U: conteúdo de água em base gravimétrica, Ds: densidade, Esp.: espessura do horizonte, AG: areia grossa, AF: areia fina, SB: soma de bases, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, MO: matéria orgânica, Desv: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, n: número de amostras.

Tabela 7 – Estatística descritiva dos atributos dos solos para as classes dos Argissolos, Latossolos e Cambissolos

Atributo	Mín.	Máx.	Méd.	Desv.	CV(%)	n	Mín.	Máx.	Méd.	Desv.	CV(%)	n
-----Argissolos-----						-----Latossolos-----						
U -10 kPa	0,124	0,577	0,250	0,075	29,9	86	0,057	0,480	0,262	0,078	29,7	129
U -33 kPa	0,110	0,439	0,202	0,054	26,9	75	0,044	0,375	0,225	0,072	32,1	112
U -100 kPa	0,093	0,383	0,172	0,048	27,8	82	0,030	0,312	0,202	0,064	31,6	124
U -1500 kPa	0,050	0,333	0,144	0,050	35,0	86	0,012	0,300	0,169	0,062	36,9	129
Ds	0,98	1,69	1,41	0,17	12,0	82	0,77	1,87	1,18	0,22	18,7	124
Esp.	5	160	48	37	78,0	86	5	190	57	52	90,8	129
AG	4	63	31,1	12,0	38,6	86	3	86	29,3	15,5	53,0	129
AF	0	36	15,3	7,5	49,1	86	2	76	14,2	12,1	84,7	129
Silte	3	49	10,8	6,2	57,5	86	1	29	8,4	4,9	58,1	129
Argila	16	73	42,8	14,0	32,6	86	1	85	48,0	18,8	39,1	129
SB	0,01	8,35	3,51	2,06	58,6	86	0,01	6,23	1,00	1,45	144,4	129
pH (H ₂ O)	4,34	7,63	5,8	0,6	11,1	86	3,81	6,6	5,05	0,59	11,8	129
CTC pH 7	2,59	14,15	6,19	2,13	34,4	86	1,01	14,59	6,41	3,24	50,5	129
MO	0,38	4,65	2,12	1,25	59,1	86	0,13	8,54	3,04	1,95	64,1	129
-----Cambissolos-----												
	Mín.	Máx.	Méd.	σ	CV(%)	n						
U -10 kPa	0,038	0,518	0,259	0,094	36,2	38						
U -33 kPa	0,034	0,444	0,205	0,080	38,9	33						
U -100 kPa	0,029	0,379	0,179	0,072	40,1	37						
U -1500 kPa	0,021	0,295	0,134	0,060	44,5	38						
Ds	0,87	1,67	1,31	0,19	14,57	36						
Esp.	5	65	25	14	56,2	38						
AG	1	79	31,3	18,8	60,1	38						
AF	6	67	22,4	17,2	76,6	38						
Silte	4	35	15,6	7,7	49,4	38						
Argila	8	64	30,7	12,0	39,1	38						
SB	0,05	9,01	2,53	2,47	97,7	38						
pH (H ₂ O)	4,39	6,9	5,59	0,70	12,5	38						
CTC pH 7	1,86	11,61	6,10	2,29	37,5	38						
MO	0,38	6,4	2,43	1,48	60,9	38						

U: conteúdo de água em base gravimétrica, Ds: densidade, Esp.: espessura do horizonte, AG: areia grossa, AF: areia fina, SB: soma de bases, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, MO: matéria orgânica, Desv: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, n: número de amostras.

Tabela 8 – Estatística descritiva dos atributos dos solos nos grupos de amostras das classes de textura Muito Argilosa, Argilosa e Média

Atributo	Mín.	Máx.	Méd.	Desv.	CV(%)	n	Mín.	Máx.	Méd.	Desv.	CV(%)	n
-----Textura Muito Argilosa-----						-----Textura Argilosa-----						
U -10 kPa	0,242	0,577	0,343	0,073	21,2	43	0,151	0,460	0,267	0,054	20,2	129
U -33 kPa	0,221	0,444	0,290	0,050	17,4	37	0,089	0,375	0,225	0,046	20,4	113
U -100 kPa	0,098	0,383	0,260	0,050	19,2	41	0,063	0,305	0,198	0,039	19,5	123
U -1500 kPa	0,173	0,333	0,234	0,035	15,1	43	0,061	0,274	0,166	0,033	20,1	129
Ds	0,77	1,63	1,13	0,21	18,6	43	0,81	1,69	1,26	0,21	16,3	124
Esp.	5	190	75	50	66,9	43	5	180	56	47	84,2	129
AG	1	27	15,6	7,6	49,0	43	3	54	28,2	10,0	35,5	129
AF	2	14	7,2	2,9	40,6	43	0	34	13,9	6,5	46,7	129
Silte	2	27	8,7	6,5	74,8	43	1	49	10,2	6,7	65,3	129
Argila	61	85	68,5	6,0	8,8	43	35	60	47,7	7,8	16,3	129
SB	0,01	4,91	0,85	1,08	126,9	43	0,01	8,35	2,00	2,10	105,1	129
pH (H ₂ O)	3,81	7,02	5,08	0,65	12,8	43	3,98	7,11	5,34	0,69	12,9	129
CTC pH 7	1,78	14,59	6,30	3,24	51,4	43	1,73	14,58	6,33	2,78	43,9	129
MO	0,51	8,24	2,85	2,02	70,7	43	0,51	8,54	2,66	1,80	67,7	129
-----Textura Média-----												
U -10 kPa	0,038	0,414	0,197	0,068	34,4	81						
U -33 kPa	0,034	0,310	0,156	0,059	37,7	70						
U -100 kPa	0,029	0,280	0,136	0,051	37,7	79						
U -1500 kPa	0,012	0,220	0,095	0,040	42,0	81						
Ds	0,80	1,87	1,38	0,21	15,2	75						
Esp.	5	135	25	19	77,0	81						
AG	5	86	41,2	16,5	40,0	81						
AF	4	76	23,6	16,6	70,4	81						
Silte	2	26	11,3	5,5	48,4	81						
Argila	1	34	23,9	8,9	37,2	81						
SB	0,01	9,01	2,88	2,39	83,1	81						
pH (H ₂ O)	4,2	7,63	5,65	0,73	13,0	81						
CTC pH 7	1,01	14,19	6,21	2,49	40,0	81						
MO	0,13	7,53	2,48	1,40	56,3	81						

U: conteúdo de água em base gravimétrica, Ds: densidade, Esp.: espessura do horizonte, AG: areia grossa, AF: areia fina, SB: soma de bases, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, MO: matéria orgânica, Desv: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, N: número de amostras.

Tabela 9 – Coeficiente de correlação amostral densidade, conteúdo de água e atributos dos solos nos horizontes A + B

Atributo	U -10 kPa	U -33 kPa	U -100 kPa	U -1.500 kPa	Ds
AG	-0,70***	-0,66***	-0,61***	-0,64***	0,23**
AF	-0,30***	-0,41***	-0,46***	-0,51***	0,29***
Silte	0,35***	0,28***	0,20**	0,07 [∨]	0,14*
Argila	0,69***	0,76***	0,76***	0,87***	-0,45***
SB	-0,06 [∨]	-0,13*	-0,17**	-0,25***	0,41***
pH (H ₂ O)	-0,09**	-0,18**	-0,20**	-0,24***	0,53***
CTC pH 7	0,16**	0,14*	0,17**	0,11 [∨]	-0,28***
MO	0,20**	0,24**	0,24**	0,21**	-0,42***
Esp.	0,18**	0,25**	0,26***	0,32***	-0,15*
n	253	220	243	253	242

Significância da correlação: ***p<0.0001, **p<0.01, *p <0.05, [∨]p>0.05, Esp.: espessura do horizonte, n: número de amostras.

3.3.1 Funções para estimar a densidade do solo

3.3.1.1 Funções para estimar a densidade do solo por horizonte

As FPTs ajustadas para estimar a densidade do solo para os agrupamentos feito para os horizontes A, B e A + B, e seus respectivos coeficientes de determinação são apresentados na tabela 10.

As melhores estimativas para a densidade apresentaram R^2_{aj} de 0,50, 0,58 e 0,51 respectivamente para os horizontes A, B e horizontes A + B. Isso ocorreu quando se utilizou a raiz quadrada da MO ao invés do valor absoluto da MO como sugerido por Manrique et al. (1991). O uso da raiz quadrada da matéria orgânica melhorou a estimativa com aumento de até 4% no R^2_{aj} dos agrupamentos de dados considerados, com maior contribuição para os solos do horizonte B.

O pH, a MO e uma das frações granulométricas do solo foram selecionados como preditores da densidade do solo nos três grupos de dados, sendo a MO e o pH aqueles que apresentaram maior contribuição. A MO explicou 37% da densidade nos horizontes A e B, e 11% quando se utilizou na predição para os dois horizontes juntos. O pH contribuiu com 11 e 15%, respectivamente, para explicar a densidade do solo para os dados do horizontes A e B e, com 37% para os dois juntos.

A espessura do horizonte contribuiu com um aumento de 4% da variação da densidade estimada com todos os dados (horizonte A + B), com aumento no R^2 de 0,48 para 0,52, enquanto que, para o horizonte B, a diferença no R^2 para funções com, e sem a espessura do horizonte como preditor, foi de apenas 1%. Embora a densidade apresentasse tendência em aumentar em profundidade no perfil do solo, o coeficiente de correlação entre a densidade e a espessura do horizonte ($r = -0,15$).

HEUSCHER et al. (2005) utilizaram como variável de predição a profundidade do horizonte, medida da superfície do perfil até o ponto central do horizonte e observaram baixo poder preditivo dessa variável. Os autores utilizaram aproximadamente 50 mil amostras no ajuste de função para a densidade, na qual a variável respondeu por 0,08% da variação da densidade, e teve contribuição máxima de 7% para solos agrupados em nível de subordens, portanto, foi considerada uma variável de baixo poder preditivo, assim como foi a espessura do horizonte nas funções aqui ajustadas para a densidade dos solos da Bacia do Rio Doce.

Na tabela 11 são apresentados os erros de estimação da densidade por meio dos indicadores RMSE, EMSEP, MEP e MSE, para os dados dos horizontes A, B e A + B. Os erros de predição foram muito similares, com valor idêntico de RMSE ($0,15 \text{ g cm}^{-3}$). O MEP para o horizonte B e horizontes A + B mostra valores com maior magnitude e subestimação dos valores, $-0,08$ e $-0,11$, respectivamente, para o grupo de amostras do horizonte B e, amostras dos horizontes A + B. O SDPE nos horizontes A e B foram idênticos ($0,014$) e superiores ao dos dois horizontes juntos ($0,001$), o mesmo ocorreu para o MEP, o que indica menor erro de estimação para a função ajustada para o conjunto com todos os dados.

O agrupamento dos dados por horizonte melhorou a estimação apenas para o horizonte B, com R^2 superior em 6% em relação ao ajuste com todos os dados. Os grupos de dados com características comuns são mais homogêneos e com isso, espera-se obter funções mais bem ajustadas, além disso, esse procedimento reduz o número total de amostras e tende a aumentar o R^2 .

O agrupamento dos dados baseado nos horizontes não mostrou aumento significativo nas estimativas, o que foi também observado no trabalho de Bernoux et al. (1998), que estimaram a densidade para os horizontes A e B + C, na Bacia Amazônica, e não observaram diferenças significativa, em relação a função ajustada com todos os dados. Do mesmo modo, Benites et al. (2007) compararam funções

para estimar a densidade considerando dados das camadas de 0-30 e 30-100 cm, obtendo apenas 7% de aumento no R^2 das funções com os dados agrupados.

Com base nos resultados obtidos no trabalho realizado por Manrique e Jones (1991), no qual foi observado que o conteúdo de água relativo ao PMP contribuiu para estimar a densidade do solo, foi avaliado o poder preditivo desse atributo na função ajustada para densidade. Contrário ao observado por esses autores, no presente trabalho, o conteúdo de água retido no solo no potencial de 1.500 kPa contribuiu com apenas 2% no aumento da estimativa da densidade, com 15% de R^2 parcial. Portanto, esse aumento na predição não justifica o uso desse atributo nas funções geradas, considerando ainda o elevado tempo e custo empregado na sua obtenção.

Tabela 10 – Funções ajustadas para a predição da densidade do solo para os horizontes A, B e horizontes A + B

Atributo	Intercepto	AG	AF	Arg	SB	MO	$\sqrt{\text{MO}}$	Esp.	pH	R^2_{aj}	n
Horizonte A + B											
Ds ⁽¹⁾	0,97821			-0,00275		0,05586		-0,00108	0,11533	0,49	242
Ds ⁽²⁾	1,09509	0,00191	0,00319		0,01652		-0,2121	-0,00125	0,07968	0,51	242
Ds ⁽³⁾	1,66807			-0,00406	0,03868		-0,1888			0,48	242
Horizonte A											
Ds ⁽¹⁾	0,93060		0,00331			-0,06508			0,09841	0,49	125
Ds ⁽²⁾	1,14889		0,00294				-0,2474		0,10052	0,50	125
Horizonte B											
Ds ⁽¹⁾	0,97181			-0,00312	0,02846	0,06846			0,09755	0,53	117
Ds ⁽²⁾	1,05807	0,00254			0,02532		-0,2563	-0,0008	0,08971	0,58	117

⁽¹⁾ Ds: função ajustada usando MO, ⁽²⁾ Ds: função ajustada com raiz quadrada da MO, ⁽³⁾ Ds: função ajustada sem a espessura do horizonte, AG: areia grossa, AF: areia fina, Arg: argila, SB: soma de bases, MO: matéria orgânica, CTC: capacidade de troca catiônica a pH7, Esp.: espessura do horizonte, R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado. n: número de amostras.

Tabela 11 – Erro de predição da densidade do solo para os horizontes A, B e horizontes A + B

Grupo	RMSE	SDPE	MEP	MSE	n
A + B	0,15	0,001	-0,08	0,024	242
A	0,15	0,014	0,01	0,024	125
B	0,15	0,014	-0,11	0,023	117

RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático, SDPE: desvio padrão do erro de predição, MEP: média do erro de predição, MSE: erro médio quadrático, n: número de amostras.

Os coeficientes de determinação das funções ajustadas para a densidade, de modo geral, não foram muito diferentes daqueles encontrados na literatura. As estimativas feitas por Minasny e Hartemink (2011) para as amostras de solos tropicais apresentaram coeficiente de 0,38. Bernoux et al. (1998) obtiveram $R^2 = 0,53$, utilizando o conjunto total de amostras. Já as estimativas feitas por Benites et al. (2007), com um grupo simplificado de variáveis preditoras, explicaram 66% da densidade e 70% da variação da densidade foi explicada, incluindo variáveis nem sempre disponíveis nos relatórios de levantamento de solos, como nitrogênio, alumínio e argila dispersa em água. Manrique e Jones (1991) obtiveram ajustes de 0,46 com todas as amostras estimadas em relação apenas ao carbono orgânico, e 0,58, incluindo carbono, frações granulométricas e a água retida no solo no potencial do PMP. A melhor estimativa, obtida por Tomasella e Hodnett (1998), ao utilizarem 396 amostras, teve R^2 de 0,77.

A estatística descritiva da densidade estimada, para o grupo com todos os dados é apresentada na tabela 12. Observa-se que os valores estimados, em relação aos medidos (Tabela 5), apresentaram pequena diferença, com aproximadamente seis unidades percentuais ($média \pm \sigma$). Os valores estimados apresentaram mínimo de 0,84 e máximo de 1,69 $g\ cm^{-3}$, enquanto que para os medidos foram, respectivamente, 0,77 e 1,87 $g\ cm^{-3}$. O interquartil mostrou diferença de 10%, evidenciando a ocorrência de superestimativa, o que corrobora os resultados da validação.

Tabela 12 – Estatística descritiva da densidade do solo estimada pela função ajustada com todas as amostras

Parâmetro	Densidade do solo estimada (g cm ⁻³)
Mínimo	0,84
Máximo	1,69
Média	1,28
Desvio padrão	0,16
CV (%)	13
IQR	0,23
n	242

CV: coeficiente de variação, IQR: interquartil (quartil superior - quartil inferior), n: número de amostras.

3.3.1.2 Funções para estimar a densidade do solo por grupamentos texturais e classe de solo

As funções para estimar a densidade do solo por grupamentos texturais e por classe de solo são apresentadas na tabela 13. As funções ajustadas, de modo geral, não apresentaram poder preditivo mais alto do que a função que considerou todos os dados, a qual teve R^2_{aj} igual a 0,59. O R^2_{aj} para os dados agrupados variou de 0,25 a 0,60, sendo o maior valor atribuído a classe textural muito argilosa. Os demais grupos de dados tiveram R^2_{aj} inferior a 0,49.

Entre as classes de solos, os Argissolos apresentaram o menor R^2_{aj} (0,25), enquanto que, os Cambissolos e Latossolos apresentaram coeficientes iguais a 0,42 e 0,49, respectivamente. Os Latossolos, classe com maior representatividade na Bacia, apresentaram resultado muito próximo ao obtido com todos os dados. O mesmo não ocorreu com os grupamentos texturais, cujos valores variam entre 0,45 e 0,60, sendo o menor coeficiente atribuído à classe textural argilosa, a qual teve 51% das amostras. O maior coeficiente é representado pela classe textural muito argilosa, com apenas 17% do total de amostras. A função ajustada para os solos de textura média, observados em 31% das amostras coletadas na Bacia, apresentou R^2_{aj} de 0,47.

Tabela 13 – Funções ajustadas para a predição da densidade do solo para classe de solo e grupamentos texturais

Intercepto	AG	AF	Arg	SB	√MO	CTC	Esp.	pH	R²_{aj}	n
Argissolos										
0,91876		0,00536			-0,11682			0,09719	0,25	81
Cambissolos										
0,77814	0,00413				-0,14031			0,10941	0,42	35
Latosolos										
1,52128		0,0046	-0,00427	0,02543		-0,02634	-0,00082771		0,49	114
Textura Média										
0,91904			-0,00495			-0,04368		0,15073	0,47	74
Textura Argilosa										
1,47212		0,0047		0,0452	0,20382		-0,00080029		0,45	123
Textura Muito Argilosa										
1,03345					0,35783	0,03332	-0,00115	0,10578	0,60	42

AG: areia grossa, AF: areia fina, Arg: argila, SB: soma de bases, MO: matéria orgânica, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, Esp.: espessura do horizonte, R²_{aj}: coeficiente de determinação ajustado. n: número de amostras.

3.3.1.3 Funções compiladas na literatura para estimar a densidade do solo

As FPTs compiladas da literatura para estimar a densidade do solo foram avaliadas a partir das estimativas feitas para o grupo com todas as amostras da Bacia do Rio Doce; os coeficientes de determinação e os erros de estimação pelo índice RMSE e MSE estão na tabela 14.

Os valores de R^2_{aj} variaram de 0,19 a 0,40. De modo geral, todas as funções apresentam poder de predição inferior ao da função gerada com solos coletados na área ($R^2_{aj} = 0,49$). O RMSE obtidos com as funções da literatura variou de 0,19 a 0,22, mostrando que nenhuma foi melhor para estimar a densidade dos solos estudados do que as funções geradas, as quais apresentaram $RMSE = 0,15 \text{ g cm}^{-3}$.

O maior erro de estimação foi obtido com a equação gerada por Minasny e Hartemink (2011), com solos de clima tropical. O baixo poder preditivo da equação pode ser atribuído ao fato de que os dados utilizados no ajuste da equação incluem solos coletados em área de dimensão continental e, embora os solos se caracterizem por mesmo regime climático, outros fatores pedogenéticos contribuem para uma maior variabilidade nos solos em relação aos solos da área do presente estudo e, conseqüentemente, obteve menor poder preditivo com essas equações em relação as equações geradas.

A equação com o segundo maior erro ($RMSE = 0,21$) foi proposta por Manrique e Jones (1991), com a maioria dos valores superestimados. Essa equação foi ajustada com aproximadamente 20 mil amostras de solos da América Central e do Norte e, a predição foi feita baseada apenas na relação da densidade do solo com o carbono orgânico e apresentou $R^2 = 0,42$.

As funções propostas por Benites et al. (2007), Bernoux (1998) e Tomasella e Hodnett (1998) apresentaram RMSE entre 0,19 e 0,20. Essas três funções foram ajustadas para solos Brasileiros e, a equação de Benites et al. (2007) inclui algumas amostras de solos localizadas na área desse estudo. Isso ajuda explicar o menor erro na estimativa em relação às demais funções avaliadas.

O erro médio de predição (MEP) mostra que algumas funções subestimaram a densidade (MINASNY e HARTEMINK, 2011; BENITES et al., 2007; BERNOUX et al., 1998), enquanto que outras superestimaram os valores (MANRIQUE e JONES, 1991; TOMASELLA e HODNETT, 1998).

Os diagramas de dispersão entre a densidade medida e as estimadas pelas funções compiladas são apresentados na figura 2. Os coeficientes de correlação entre os valores medidos e os estimados pelas funções da literatura tiveram valores entre 0,25 a 0,38, sendo todos inferiores ao obtido com a função gerada ($r = 0,53$). Os valores de MEP mostram que, com exceção da função proposta por Manrique e Jones (1991) e por Tomasella e Hodnett (1998), as demais funções superestimaram os valores preditos.

Tabela 14 – Erros de estimação para a densidade do solo estimado com todas as amostras (horizontes A + B) por meio das funções obtidas da literatura

Função	RMSE	SDPE	MEP	R^2_{aj}	r	n
g cm ⁻³						
A	0,19	0,0114	-0,08	0,40	0,38	243
B	0,19	0,0121	-0,02	0,26	0,31	243
C	0,21	0,0132	0,01	0,28	0,18	243
D	0,22	0,0126	-0,10	0,35	0,25	243
E	0,20	0,0125	0,02	0,19	0,25	243

A: Benites et al. (2007); B: Bernoux et al. (1998); C: Manrique e Jones (1991); D: Minasny e Hartmink (2011); E: Tomasella e Hodnett (1998); RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático; SDPE: desvio padrão do erro de predição; MEP: média do erro de predição; R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado; r: coeficiente de correlação; n: número de amostras.

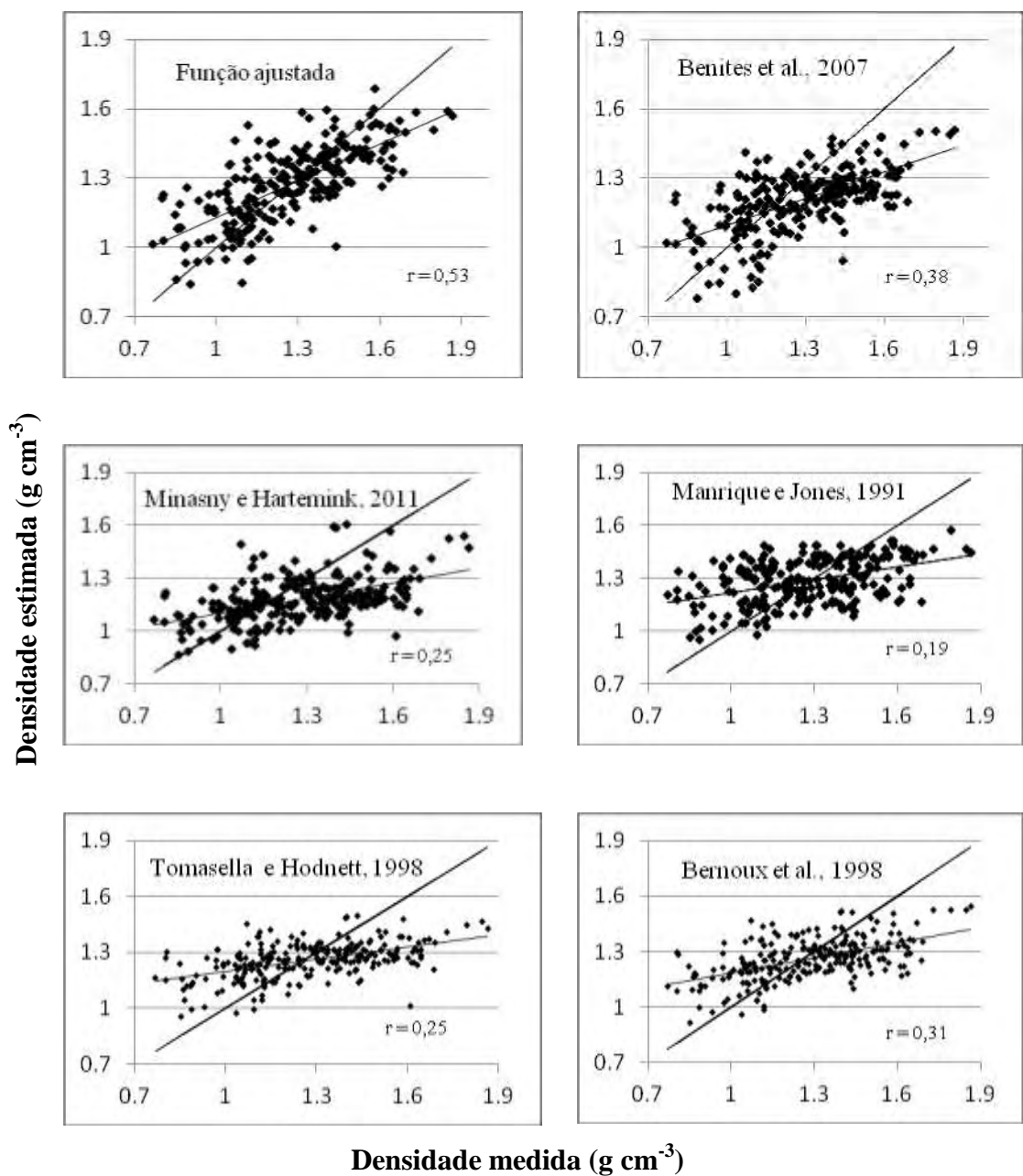


Figura 2 – Diagramas de dispersão mostrando a correlação (r) entre a densidade do solo medida e estimada com a função gerada e funções compiladas da literatura, com os dados de todos os horizontes.

3.3.2 Funções para estimar o conteúdo de água no solo

3.3.2.1 Funções para estimar o conteúdo de água no solo por horizonte

As FPTs ajustadas para estimar o conteúdo de água no solo retido nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1.500 kPa e os respectivos R^2_{aj} para o horizonte A, B e horizontes A + B, são apresentadas na tabela 15. As funções apresentaram R^2_{aj} variando de 0,67 a 0,84, com variação de 6% no valor do R^2_{aj} para cada um dos potenciais e grupos de dados.

O conteúdo de água no potencial -1.500 kPa apresentou melhores ajustes nos três grupos de dados com valores de R^2_{aj} entre 0,79 a 0,84. O conteúdo de água foi explicado em quase totalidade pela argila, sendo, 77, 78 e 68%, respectivamente o valor do R^2 parcial para dados dos horizontes A + B, A e B. Para horizonte B, o silte também contribuiu com a estimativa e apresentou R^2 parcial de 10%.

O conteúdo de água no potencial de -100 kPa foi estimado com menor variação entre os grupos de dados, sendo observado diferença de apenas 4% no valor do R^2_{aj} . As estimativas para os potenciais de -10 e -33 kPa apresentaram R^2_{aj} entre 0,66 a 0,78, com variação máxima de 9% entre grupos de dados.

A argila, seguida do silte, teve maior contribuição para estimar a água no solo nos potenciais -33 e -100 kPa, assim como, para a água no potencial de -10 kPa para o horizonte A. Para o horizonte B e horizontes A + B, as frações granulométricas, areia grossa e fina representaram entre 60 e 70% a variação da água no potencial -10 kPa, em cada grupo de dados.

Os erros de estimação de cada uma das funções preditivas do conteúdo de água no solo são apresentados na tabela 16. De modo geral, o maior erro ocorreu para as estimativas da água nos maiores potenciais, variando de 0,024 a 0,042 g g⁻¹ (RMSE). O SDPE, apenas diferiu do RMSE, para o potencial -100 kPa para o horizonte B, sendo o maior erro, observado no potencial de -10 kPa, e o menor no potencial -1.500 kPa.

O MEP mostra que as estimativas para o grupo total de amostras nos potenciais -10 e -100 kPa foram negativa, portanto subestimados e por outro lado superestimativas ocorreram nos potenciais -33 e -1500 kPa.

Os diagramas de dispersão entre o conteúdo de água no solo medido e estimado para os quatro potenciais avaliados são apresentados na figura 3. Os ajustes

entre valores medidos e estimados mostram coeficientes de correlação acima de 0,70 para os quatro potenciais.

O coeficiente de variação da água no solo nos quatro potenciais estimados foi ligeiramente inferior ao do conteúdo de água valores medidos, com diferença de 5% no CV. Os valores dos interquartis entre valores medidos e estimados mostram menor diferença para a água retida em menores potenciais, acompanhando a tendência de melhores estimativas para a água retida em maiores potenciais. No potencial -1.500 kPa, os valores estimados tiveram mínimo de 0,019 e máximo de 0,288 g g⁻¹, enquanto que, para os dados medidos, foram 0,012 e 0,333 g g⁻¹, respectivamente, para os valores mínimo e máximo (Tabela 17).

Foram ajustadas funções para estimar o conteúdo de água em base volumétrica, obtendo-se R², para os quatro potenciais de água no solo avaliados, inferior em aproximadamente 20% aos valores obtidos na estimação em base gravimétrica. Acredita-se que, como a água no solo medida em base gravimétrica é multiplicada pela densidade para obter o conteúdo de água em base volumétrica, as funções ajustadas tenham tido menor poder preditivo, para a água em base volumétrica devido a incertezas atribuídas pela densidade.

Tabela 15 – Funções para estimar o conteúdo de água no solo nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1500 kPa para os horizontes A, B e horizontes A + B

\hat{U}	Intercepto	Silte	AG	AF	Arg	SB	MO	CTC	Esp.	R^2_{aj}	n
horizontes A + B											
\hat{U} -10 kPa	0,58821		- 0,00591	- 0,00503	- 0,00204			0,00269		0,72	253
\hat{U} -33 kPa	0,01896	0,00447			0,00323		0,00351			0,76	220
\hat{U} -100 kPa	0,01632	0,00368			0,00289	- 0,00223	0,00512			0,74	243
\hat{U} -1500 kPa	- 0,00569	0,00225			0,00303	- 0,00236	0,00382			0,83	253
horizonte A											
\hat{U} -10 kPa	0,02952	0,00562			0,00273		0,01291			0,75	133
\hat{U} -33 kPa	0,01426	0,00428			0,00306		0,0066			0,78	116
\hat{U} -100 kPa	0,01028	0,00295			0,00273		0,00831			0,75	127
\hat{U} -1500 kPa	- 0,00724	0,0014			0,00269		0,00803			0,84	133
horizonte B											
\hat{U} -10 kPa	0,6071		- 0,00623	- 0,00476	- 0,00166				0,00024209	0,66	120
\hat{U} -33 kPa	0,03635	0,00519	0,00307			- 0,00631				0,69	104
\hat{U} -100 kPa	0,02752	0,00488	0,00279			- 0,00782				0,71	116
\hat{U} -1500 kPa	- 0,01392	0,00335	0,00319			- 0,00457				0,79	120

\hat{U} : conteúdo de água no solo em base gravimétrica ($g\ g^{-1}$), AG: areia grossa, AF: areia fina, Arg: argila, SB: soma de bases, MO: matéria orgânica, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, Esp: espessura do horizonte, R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado. n: número de amostras.

Tabela 16 – Erro de predição do conteúdo de água no solo para os horizontes A, B e horizontes A + B

Índice de erro	Potencial matricial			
	-10 kPa	-33 kPa	-100 kPa	-1.500 kPa
	horizontes A + B			
RMSE	0,042	0,033	0,032	0,024
SDPE	0,042	0,034	0,032	0,024
MEP	-0,00025	0,00001	-0,00020	0,00002
MSE	0,0017	0,0011	0,0010	0,0006
	horizonte A			
RMSE	0,039	0,034	0,032	0,023
SDPE	0,039	0,034	0,032	0,023
MEP	0,00018	-0,00013	-0,00018	-0,00008
MSE	0,0015	0,0011	0,0010	0,0005
	horizonte B			
RMSE	0,042	0,031	0,028	0,024
SDPE	0,042	0,031	0,035	0,024
MEP	-0,00005	0,00003	-0,00017	0,00002
MSE	0,0017	0,0010	0,0008	0,0006

RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático, SDPE: desvio padrão do erro de predição, MEP: média do erro de predição, MSE: erro médio quadrático, n: número de amostras.

Tabela 17 – Estatística descritiva das estimativas do conteúdo de água nos solos obtidas com as funções ajustadas com todos os dados (horizontes A + B)

Potencial	Mín	Máx	Média	Desv.	CV (%)	IQR	n
\hat{U} -10 kPa	0,054	0,457	0,258	0,068	26	0,081	253
\hat{U} -33 kPa	0,053	0,371	0,214	0,060	28	0,077	220
\hat{U} -100 kPa	0,047	0,330	0,189	0,053	28	0,073	243
\hat{U} -1.500 kPa	0,019	0,288	0,155	0,054	35	0,078	253

\hat{U} : conteúdo de água em base gravimétrica, Mín: mínimo, Máx.: máximo, Desv.: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, IQR: interquartil (quartil superior - quartil inferior), n: número de amostras.

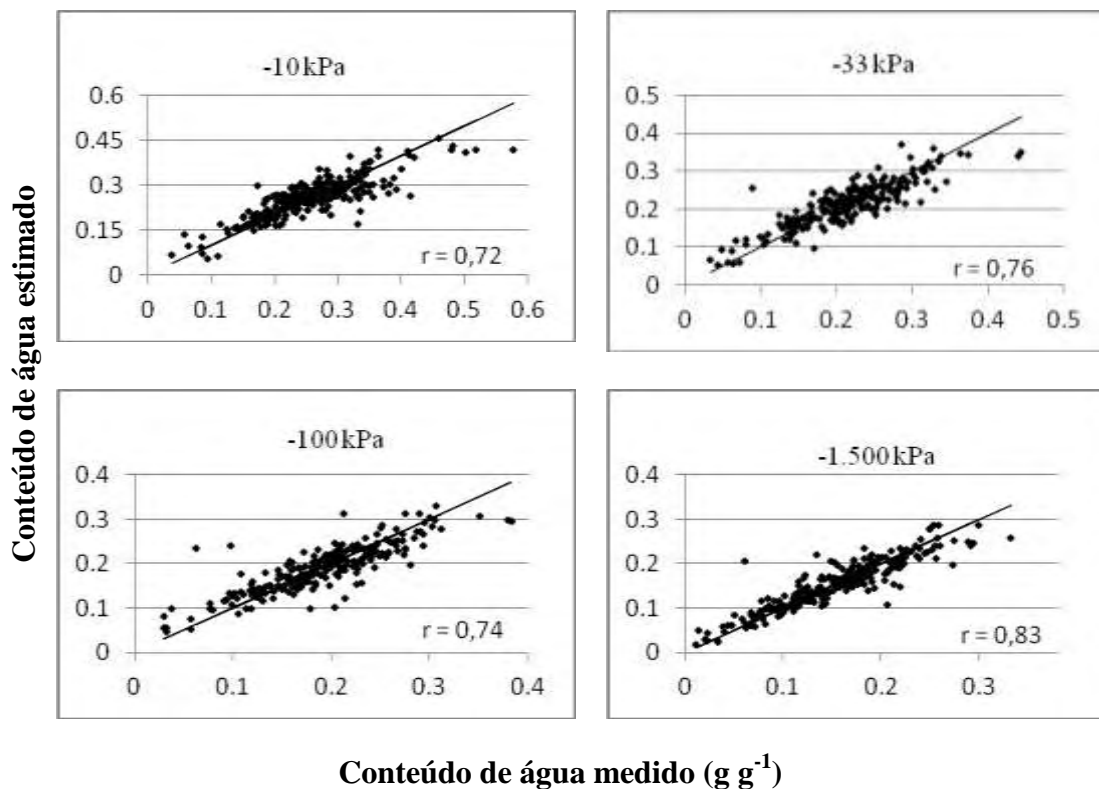


Figura 3 – Diagramas de dispersão e coeficiente de correlação (r) entre o conteúdo de água no do solo medida e estimada nos quatro potenciais avaliados para na Bacia do Rio Doce.

3.3.2.2 Funções para estimar o conteúdo de água no solo por classe de solo e grupamento textural

As funções para estimar a água no solo nos potenciais -10, -33, -100 -1500 kPa para os Argissolos, Cambissolos, Latossolos e para os grupamentos texturais argilosa, média e muito argilosa são apresentadas nas tabelas 18 e 19, com os respectivos R^2_{aj} .

Os Cambissolos apresentaram as melhores estimativas para todos os potenciais de água no solo, com R^2_{aj} entre 0,84 e 0,93, contudo, essa classe teve o menor número de amostras, entre 32 e 37 por potencial, equivalente a aproximadamente 15% do conjunto total de dados. Os Latossolos e Argissolos apresentaram valores semelhantes entre si, nos potenciais de -10 e -1500 kPa, com diferença de até 15% entre as estimativas para os potenciais de -33 e 100 kPa. Os

Argissolos, em relação aos Latossolos, apresentaram maiores diferenças nas estimativas, comparadas com aquelas obtidas com todas as amostras da bacia, com uma variação entre 3 e 19% no R^2 . As estimativas obtidas para o agrupamento de classe dos Latossolos tiveram variação máxima de 5% em relação às estimativas observadas para os quatro potenciais de água no solo com todas as amostras.

As estimativas geradas para o conteúdo de água por grupamentos texturais foram semelhantes entre as classes de textura Muito argilosa e Média com R^2_{aj} entre 0,56 e 0,75. A classe Argilosa, embora tenha sido aquela com maior número de amostras, entre as três classes analisadas ($n = 123$), apresentou os menores valores de ajustes com melhor estimativa para o potencial -10 kPa ($R^2_{aj} = 0,68$).

Esses resultados corroboram os observados por Pachepsky e Rawls (1999), na estimativa do conteúdo de água na CC e no PMP, com agrupamento dos dados baseado na classe taxonômica, na classe granulométrica, no regime de umidade e, na temperatura. Embora os autores apresentem resultados significativamente superiores para a maioria dos grupos considerados, as funções para os agrupamentos foram mais exatas, porém, a confiabilidade das mesmas não foram superiores.

Por outro lado, Manrinque e Jones (1991) obtiveram melhora significativa nas estimativas com amostras agrupadas por classe em nível de subordem, com R^2 entre 0,53 e 0,74, sendo os melhores resultados atribuídos à homogeneidade das amostras e ao uso das variáveis preditivas, baseada na relação entre a argila e conteúdo de água no solo no potencial matricial -1.500 kPa.

Manrinque e Jones (1991) utilizaram aproximadamente 12.000 amostras na estimativa da densidade e tiveram R^2 de 0,36, tendo como variável preditiva apenas o carbono orgânico e, apesar do elevado número de amostras utilizadas, os autores ajustaram a função preditiva utilizando o carbono orgânico, argila, e conteúdo de água no solo no potencial matricial -1.500 kPa obtendo R^2 de 0,58.

Tabela 18 – Funções para estimar a água retida no solo nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1500 kPa para os Argissolos, Latossolos e Cambissolos

\hat{U}	Intercepto	Silte	AG	AF	Arg	SB	MO	CTC	R^2_{aj}	n
Latossolos										
-10 kPa	0,04288	0,00463			0,00371				0,69	116
-33 kPa	0,03077	0,00464			0,00322				0,71	99
-100 kPa	0,02942	0,00402			0,0029				0,69	112
-1500 kPa	0,00164	0,00236			0,00306				0,79	116
Argissolos										
-10 kPa	0,38015	0,00307	-0,00393	-0,00268					0,64	85
-33 kPa	0,33935		-0,00345	-0,003			0,00834		0,61	74
-100 kPa	0,03783	0,00283			0,00245				0,52	81
-1500 kPa	-0,03857	0,0017			0,00347		0,00725		0,76	85
Cambissolos										
-10 kPa	0,1399		-0,0018		0,00504	0,00847			0,84	37
-33 kPa	-0,02237	0,00193			0,00519			0,00767	0,87	32
-100 kPa	-0,0172	0,00176			0,00464			0,00445	0,93	36
-1500 kPa	-0,00729				0,00462				0,86	36

\hat{U} : potencial da água no solo em base gravimétrica ($g\ g^{-1}$) estimada no potencial matricial do solo, AG: areia grossa, AF: areia fina, Arg: argila, SB: soma de bases, MO: matéria orgânica, CTC: capacidade de troca catiônica a pH 7, R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado, n: número de amostras

Tabela 19 – Funções para estimar a água retida no solo nos potenciais matriciais -10, -33, -100 e -1500 kPa para os grupamentos texturais: média, argilosa e muito argilosa

\hat{U}	Intercepto	Silte	AG	AF	Arg	SB	MO	Esp.	R^2_{aj}	n
Textura Argilosa										
-10 kPa	0,36609	0,00213	-0,00321	-0,00218					0,48	128
-33 kPa	0,31503	0,00182	-0,00236	-0,00249		0,00378			0,45	112
-100 kPa	0,29487		-0,00259	-0,00239		-0,00274	0,00558		0,45	122
-1500 kPa	0,03198	0,00172			0,00237	-0,00292	0,00358		0,40	128
Textura Muito argilosa										
-10 kPa	0,31259	0,00955		-0,00486		-0,02141			0,68	42
-33 kPa	0,12678	0,00809			0,00166	-0,01902			0,74	33
-100 kPa	0,22163	0,00679				-0,02085			0,56	40
-1500 kPa	0,24377	0,00318	-0,00168			-0,01387			0,68	42
Textura Média										
-10 kPa	-0,02678	0,00485		0,00118	0,00456		0,01292		0,65	80
-33 kPa	-0,00627	0,00453			0,00395		0,00771		0,74	69
-100 kPa	-0,02956	0,00376			0,00341		0,0086	0,00077598	0,66	78
-1500 kPa	-0,01921	0,00191			0,00351	-0,00309	0,00716		0,75	80

\hat{U} : potencial da água no solo em base gravimétrica ($g\ g^{-1}$) estimada no potencial matricial do solo, AG: areia grossa, AF: areia fina, Arg: argila, SB: soma de bases, MO: matéria orgânica, Esp.: espessura do horizonte, R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado. n: número de amostras.

3.3.2.3 Funções obtidas da literatura para estimar o conteúdo de água no solo

As funções obtidas da literatura para estimar a água no solo foram avaliadas utilizando o conjunto total de amostras. Foram avaliadas três funções para os potenciais -10 e -1.500 kPa, duas funções para o potencial -33 e, uma função para -100 kPa. Os R^2_{aj} e os erros de estimação estão na tabela 20. Os maiores erros foram observados para a predição com as funções propostas por Minasny e Hartmink (2011), com RMSE duas vezes maior do que o apresentado pelas funções geradas com os dados medidos e valores de R^2_{aj} inferiores a 0,60.

As funções propostas por Fernandes et al. (2010) apresentaram os menores erros entre as três avaliadas, entretanto, em relação às funções geradas, se por um lado, os R^2 foram inferiores, em média de 8%, por outro lado, os RMSE foram, em média, 8% superiores. As funções propostas por Tomasella e Hodnett (1998), para os quatro potenciais, também apresentaram valores altos de erro, com RMSE superior em $\pm 40\%$ e, R^2_{aj} entre 0,60 a 0,68, inferiores em aproximadamente 14%, aos coeficientes de referência, sendo mais exatos para os menores potenciais.

Tabela 20 – Coeficiente de determinação ajustado e erro de predição das estimativas para o conteúdo de água no solo nos potenciais avaliados com as funções compiladas da literatura

	-10 kPa		-33 kPa		-100 kPa		-1500 kPa	
	R^2_{aj}	RMSE	R^2_{aj}	RMSE	R^2_{aj}	RMSE	R^2_{aj}	RMSE
A	0,72	0,042	0,76	0,033	0,74	0,032	0,83	0,024
B	0,57	0,083	0,58	0,079			0,57	0,077
C	0,68	0,052					0,76	0,031
D	0,60	0,078	0,67	0,059	0,67	0,052	0,68	0,043

A: função proposta utilizando todas as amostras, B: Minasny e Hartmink (2011), C: Fernandes et al. (2010), D: Tomasella e Hodnett (1998), RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático; R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado.

3.3.3 Funções para estimar a capacidade de água disponível

As funções para estimar a água disponível e o conteúdo de água retido no solo entre os potenciais -10 a -1.500 e -33 e -1.500 apresentaram R^2_{aj} igual a 0,36 e 0,31, respectivamente, para a estimativa da primeira e segunda função (Tabela 21). O silte foi o principal preditor, com R^2 parcial $\geq 0,30$ e respondeu por quase a totalidade da variabilidade do modelo de estimação nas duas funções.

Valor de ajuste da função para a CAD, semelhante aos obtidos nesse trabalho, foi apresentado por van den Berg et al. (1997) para solos intemperizados, incluindo amostras do sul do Brasil. As funções ajustadas por esses autores não conseguiram explicar mais de 48% da CAD entre os potenciais -10 e -1.500 kPa, incluindo como preditores, densidade, argila e área de superfície específica.

O trabalho de Nascimento et al. (2010) também apresenta baixo poder preditivo para a CAD, em relação a predição do conteúdo de água na CC e no PMP para 114 perfis de Latossolos e Argissolos Amarelos distribuídos em seis estados do Brasil. Os autores encontraram R^2 superiores a 0,60 para o conteúdo de água estimado nos dois potenciais; no entanto, as funções para a CAD explicaram apenas 0,25% da sua variabilidade. Por outro lado, Oliveira et al. (2002) encontram R^2 de 0,89 para a estimativa feita para a CAD de solos do Estado de Pernambuco.

Tabela 21 – Funções para estimar da CAD entre os potenciais relativos a capacidade de campo e o ponto de murcha permanente utilizando todas as amostras

CAD	Função	R^2_{aj}	n
I	$= 0,09418 - 0,00086553(AG) + 0,00278(\text{silte}) + 0,00292(\text{SB})$	0,36	252
II	$= 0,02387 + 0,00270(\text{silte}) + 0,00021076(\text{argila})$	0,31	218

I: função para estimar a CAD retida entre os potenciais de -10 e -1.500 kPa, II: função para estimar a CAD retida entre os potenciais -33 e -1.500 kPa, AG: areia grossa, SB: soma de bases, R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado, n: número de amostras.

Na tabela 22 são apresentados os erros de estimação da CAD. Os erros foram calculados tendo como referencia os valores de CAD obtidos com as medições de laboratório e os valores preditos com as funções para a CAD. Avaliaram-se também

os erros de estimativas a partir das funções ajustadas para estimar o conteúdo de água no solo em cada um dos potenciais considerados para se calcular a CAD.

Os erros calculados por meio do RMSE e do SDPE foram idênticos para os dois métodos de cálculo da CAD: 1) pela diferença entre o conteúdo de água medido em cada potencial do intervalo e 2) pela função ajustada com os valores da diferença do conteúdo de água entre os potenciais, nos dois intervalos considerados. O erro médio de estimação (MEP) apresentou valores próximos a zero para ambos os meios de se obter a CAD. Os erros foram menores para o conteúdo de água obtido a partir da função ajustada para estimar CAD, do que para estimação da CAD por diferença entre o conteúdo de água estimado em cada um dos potenciais do intervalo da CAD.

Tabela 22 – Erro de estimativa da capacidade de água disponível (CAD), obtidas a partir das funções ajustadas para a CAD e, pela diferença entre o conteúdo de água estimado para os potenciais dos intervalos da CAD

CAD	RMSE	SDPE	MEP
⁽¹⁾ Função para a água nos potenciais -10, -33 e -1.500 kPa			
I	0,035	0,0022	-0,0003
II	0,025	0,0017	0,0005
⁽²⁾ Função para CAD			
I	0,035	0,0022	0,0001
II	0,025	0,0017	0,0000

Û: CAD entre os potenciais indicados: I (-10 e -1.500 kPa), II (-33 e -1.500 kPa); ⁽¹⁾ Valores obtido com as funções geradas para cada um dos potenciais do intervalo da CAD; ⁽²⁾ Valores obtidos com a funções ajustadas para estimar a CAD determinada por diferença entre os potenciais medidos, RMSE: raiz quadrada do erro médio quadrático, SDPE: desvio padrão do erro de predição, MEP: média do erro de predição.

Na tabela 23 é apresentada a estatística descritiva da CAD obtido pelos três métodos: 1) por diferença entre os valores medidos; 2) função ajustada para estimar a CAD utilizando o conteúdo de água em cada um dos potenciais; e 3) pela diferença entre o conteúdo de água estimado nos potenciais do intervalo da CAD.

Os valores estatísticos do conteúdo de água obtidos pela equação de estimação da CAD mostram para os dois intervalos, entre o conteúdo de água no solo nos potenciais -10 a -1.500 kPa e, entre -33 a -1.500 kPa, maior proximidade dos valores medidos em laboratório do que os obtidos por diferença entre estimativas.

Em média, os valores obtidos por diferença foram duas vezes maiores do que os observados. Essa magnitude de diferença é observada pelo índice IQR e nos valores de mínimo e de máximo.

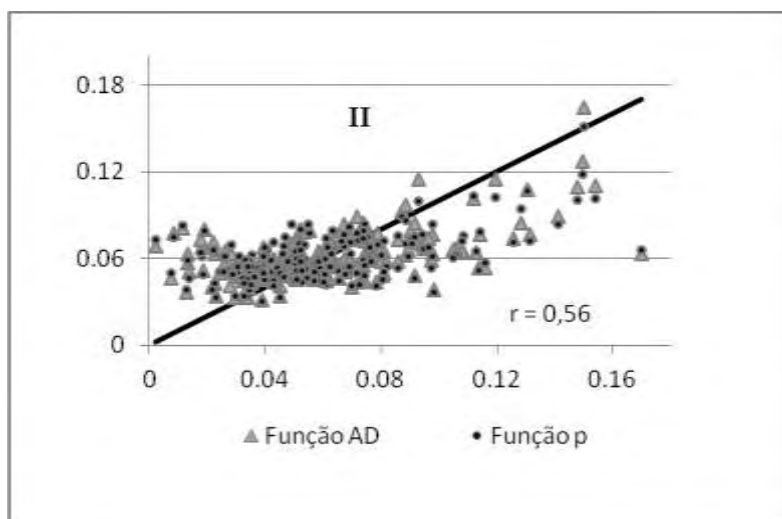
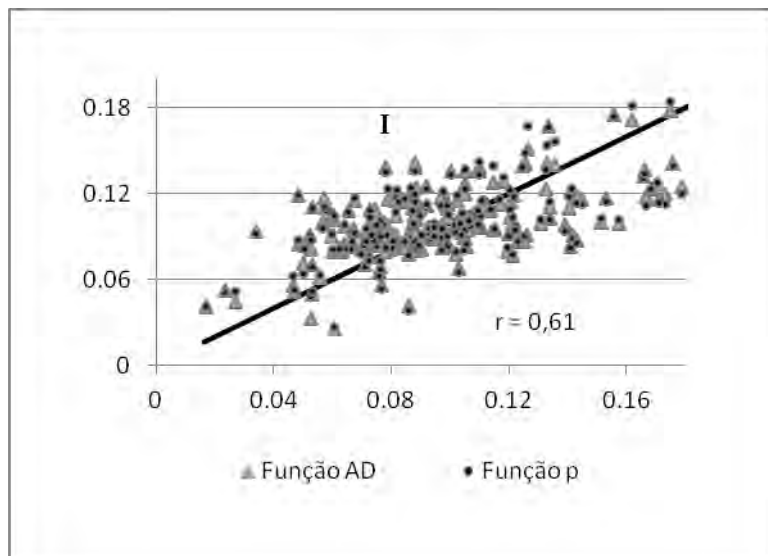
Tabela 23 – Estatística descritiva das estimativas obtidas para a capacidade de água disponível - CAD, medida e estimado entre os potenciais -10, -33 e -1.500 kPa

	Med. ⁽¹⁾	Est. CAD ⁽²⁾	Est. p ⁽³⁾	Med. ⁽¹⁾	Est. CAD ⁽²⁾	Est. p ⁽³⁾
	I	I	I	II	II	II
Mínimo	0,016	0,026	0,054	0,002	0,031	0,053
Máximo	0,325	0,241	0,457	0,170	0,164	0,371
Média	0,103	0,103	0,258	0,060	0,061	0,214
Desvio	0,044	0,027	0,068	0,030	0,017	0,060
CV (%)	43	26	26	50	28	28
IQR	0,047	0,029	0,081	0,035	0,017	0,077

Med.: medido, Est.: estimado, CAD: capacidade de água disponível, I: CAD entre os potenciais -10 e -1.500; II: CAD entre os potenciais -33 e -1.500, ⁽¹⁾ Med.: CAD obtida pela diferença entre o conteúdo de água medido, ⁽²⁾ Função CAD: obtida pela função justada para a CAD, ⁽³⁾ Est. P: CAD obtida pela diferença entre o conteúdo de água estimado com as funções ajustadas para os potenciais da CAD.

A correlação entre os valores medidos e estimados é apresentada nos gráficos de dispersão (Figura 4). Para os dois intervalos de CAD estimados, obteve-se melhor aproximação dos valores medidos e estimados para a CAD no intervalo entre os potenciais de -10 a -1.500 kPa, para a qual obteve coeficiente de correlação ($r = 0,61$) e maior R^2_{aj} (0,36). Embora tenha sido ligeiramente superior ao obtido para o intervalo a CAD no intervalo de -33 a 1.500 kPa ($r = 0,56$).

CAD - estimada



CAD medida (g g⁻¹)

Figura 4 – Correlação entre a CAD nos intervalos de -10 -1.500 (I) e, -33 e -1.500 kPa (II), com valores medidos e estimados pela função para a CAD (Função CAD), e por diferença entre o conteúdo de água medido nos potenciais do intervalos da CAD (Função p), r : coeficiente de correlação, R^2_{aj} : coeficiente de determinação.

3.4 CONCLUSÕES

As funções para estimar o conteúdo de água no solo nos quatro potenciais matriciais avaliados (-10, -33, -100 e -1.500 kPa) apresentaram coeficiente de determinação entre 0,72 a 0,83 e, erro médio quadrático entre 0,024 e 0,042 g g⁻¹. As funções tiveram melhor desempenho para estimar o conteúdo de água retida nos menores potenciais de água no solo e produziram estimativas com menor índice de erro do que aquelas apresentadas por funções geradas para outras áreas. Os agrupamentos dos dados por horizontes, grupamentos texturais e classes de solos, de modo geral, não apresentaram aumento significativo nas estimativas do conteúdo de água, havendo um ligeiro aumento para as estimativas dos Cambissolos e ajustes similares para os ajustes feitos para os horizontes A e B, separadamente em relação ao observado para o conjunto total de amostras (horizontes A + B).

As frações granulométricas explicaram o conteúdo de água no solo em mais de 60%, sendo a argila o principal preditor do conteúdo de água retida no potencial -1.500 kPa; no potencial -10 kPa, areia fina e grossa tiveram a maior importância, enquanto que, argila e silte melhor explicaram a água nos potenciais -33 e -100 kPa.

As funções para estimar o conteúdo de água apresentaram melhores ajustes em relação às funções para a densidade do solo. O maior R^2_{aj} para a densidade ocorreu para a classe textural Muito Argilosa (0,60) e, na sequência, para os solos do horizonte B (0,58), enquanto que, utilizando todas as amostras, a função apresentou R^2_{aj} de 0,51. Contudo, as funções ajustadas para a densidade produziram estimativas mais exatas do que as cinco funções compiladas da literatura. Os principais preditores da densidade foram pH e matéria orgânica.

A função para estimar a capacidade de água disponível no solo (CAD), entre os potenciais -10 a -1.500 kPa, teve melhor ajuste ($R^2_{aj} = 0,36$) do que a função para a CAD entre -33 a -1.500 kPa ($R^2_{aj} = 0,31$).

As funções compiladas da literatura para estimar a densidade e a água no solo tiveram poder preditivo inferior aos das funções geradas para a Bacia do Rio Doce.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARRUDA, F.B. ZULLO J.R, J.; OLIVEIRA, J.B. Parâmetros de solo para o cálculo da água disponível com base na textura do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.11, p.11-15, 1987.

ARYA, L.M., PARIS, J.F., 1981. A physic-empirical model to predict soil moisture characteristics from particle-size distribution and bulk density data. **Soil Science Society of America Journal**. 45, 1023–1030.

BARROS, A.H.C. **Desenvolvimento de funções de pedotransferência e sua utilização em modelo agro-hidrológico**. 150f, 2010. Tese (Doutorado em Física do Ambiente Agrícola), 2010. Piracicaba–SP.

BATJES, N.H. Development of a world data set of soil water retention properties using pedotransfer rules. **Geoderma**. v.71. p.31–52. 1996.

BENITES, V. de M.; MACHADO, P.L.O.A.; FIDALGO, E.C.C.; COELHO, M.R.; MADARI, B. E. Pedotransfer functions for estimating bulk density of Brazilian soils. **Geoderma**, v. 139, p. 90-97, 2007.

BERNOUX, M. ARROUAYS, D.; CERRI, C.; VOLKOFF, B.; JOLIVET, C. Bulk densities of Brazilian Amazon soils related to other soil properties. **Soil Science Society of America Journal**. v 62, n.. 3, 1998, p. 743-749.

BOUMA, J. Using soil survey data for quantitative land evaluation. In: STEWART, B.A. (Ed). *Advances in Soil Science*, v9. Springer-Verlag, Berlin. p.177-213, 1989.

CORNELIS, W.M.; RONSYN, J.; MEIRVENNE, M. V.; HARTMANN, R. Evaluation of pedotransfer functions for predicting the soil moisture retention curve. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 638-648, 2001.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise do solo**. 2. ed. rev. Rio de Janeiro: EMBRAPA-CNPq, 1997. 212p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Rio de Janeiro. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília: 1999. 412p.

FERNANDES FILHO, E.I.; SCHAEFER, C.E.G.R; ABRAHÃO, W.A.P.; SIMAS, F.N.B.; VASCONCELOS, B.N.F; CASTRO, G. de O.; FARIA, M.M.; **Levantamento de solos e aptidão agrícola da porção mineira da Bacia do Rio Doce**. Relatório e Mapa de Solo. UFV/SEMA/FEAM: Viçosa. 2011. 157p.

FERNANDES, R.B.A.; RUIZ, H. A.; ROCHA, G.C. Funções de pedotransferência para a estimativa da capacidade de campo e ponto de murcha permanente em solos. In: **XVIII Reunião Brasileira de manejo e conservação do solo e da água: novos caminhos para agricultura conservacionista no brasil**. SBCS: Teresina, p1-4, 2010.

GIAROLA, N.F.B. SILVA. A.P; IMHOFF, S. Relações entre propriedades físicas e características de solos da região Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 26:885-893, 2002.

GUPTA, S.C.; LARSON, W.E. Estimating soil water retention characteristics from particle size distribution, organic matter percent, and bulk density. **American Geophysical Union**, v.15, n.6, p. 1633 - 1635, 1979.

HEUSCHER, S.A.; BRANDT, C. C.; JARDINE, P. M. Using Soil Physical and Chemical Properties to Estimate Bulk Density. **Soil Science Society of America Journal**, v.69, p.1-7, 2005.

HODNETT, M.G., TOMASELLA, J. Marked differences between van Genuchten soil water-retention parameters for temperate and tropical soils: A new water-retention pedo-transfer functions developed for tropical soils, **Geoderma**, v.108, 155-180, 2002.

KLEIN, V.A. **Física do Solo**. Passo Fundo: EDIUPF, 2008. 212p.

MACEDO, J.R. **Determinação de retenção hídrica por correlação múltipla e de variabilidade espacial em solos podzólicos de Seropédica, RJ**. 144f, 1991. Dissertação (Mestrado). Rio de Janeiro: UFRJ, 1991.

MANRIQUE, L.A.; JONES, C.A. 1991. Bulk-density of soils in relation to soil physical and chemical properties. **Soil Science Society of America Journal**, 55:476-481.

MARCOLIN, C. D. **Uso de funções de pedotransferência entre atributos físicos de solos sob plantio direto**. Tese (Doutorado em Produção Vegetal). 2009. Passo Fundo – RS, 202f.

McBRATNEY, A.B.; MINASNY, B.; TRANTER, G. Necessary meta-data for pedotransfer functions. **Geoderma**, v.160, p.627-629, 2011.

McBRATNEY, A.B.; MINASNY, B; CATTLE, S.R.; VERVOORT, R.W. From pedotransfer functions to soil inference systems. **Geoderma**. v.109, p.41-73, 2002.

MINASNY, B.; MC BRATNEY, A.B; MENDONÇA-SANTOS, M. de L.; SANTOS, H.G. dos. **Revisão sobre funções de pedotransferência (PTFs) e novos métodos de predição de classes e atributos do solo**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 50p.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B. Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matern covariance function. **Geoderma**, v.140, p.324-336, 2007.

MINASNY, B.; McBratney, A.B; BRISTOW, K.L. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. **Geoderma**, v. 93, p.225-253, 1999.

MINASNY, B; HARTEMINK, A. E. Predicting soil properties in the tropics. **Earth-Science Reviews**. v.106, p.52-62, 2011.

NASCIMENTO, G.B. do.; ANJOS, L. H. C. dos; M. G. PEREIRA; Fontana, A.; SANTOS, H. G. dos. Funções de pedotransferência do conteúdo de água em Latossolos Amarelos e Argissolos Amarelos. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**. v.5, n.4, p.560-569, 2010.

OLIVEIRA, L.B.; RIBEIRO, M. R.; JACOMINE, P. K. T.; RODRIGUES J. J. V.; MARQUES F. A. Funções de pedotransferência para predição da umidade retida a potenciais específicos em solos do estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. v.26, p.315-323, 2002.

PACHEPSKY Ya. ; RAWLS, W.J. (Ed.). **Development of pedotransfer functions in soil hydrology**. Series: Developments in Soil Science, v.30, Elsevier: Amsterdam, 2004. 498 p.

PACHEPSKY, Ya. A.; RAWLS, W.J.; LIN, H.S. Hydropedology and pedotransfer functions. **Geoderma**, v.131, p.308-316, 2006.

PACHEPSKY, Ya.A.; RAWLS, W.J. Accuracy and reliability of pedotransfer functions as affected by grouping soils. **Soil Science Society of America Journal**. v.63, p.1748-1757. 1999.

PERAZA, J. E. S. **Retenção de água e pedofunções para solos do Rio Grande do Sul**. 135f. Dissertação (Mestrado em Água e Solo). Santa Maria, RS, 2003.

RAWLS, W.J. Estimating soil bulk-density from particle-size analysis and organic matter content. **Soil Science**. v.135, p.123-125, 1983.

RAWLS, W.J.; BRAKENSIEK, D.L. Estimating soil water retention from soil properties. **J. Irrig. Drainage Div. Am. Soc. Civ. Eng.** v.108, p.166-17, 1982.

RAWLS, W.J.; GISH; T.J.; BRAKENSIEK, D.L. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. **Advances in Agronomy**. 16, 213-234, 1991.

RAWLS, W.J.; PACHEPSKY, Ya. A.; RITCHIE, J.C.; SOBECKI, T.M.; BLOODWORTH, H. Effect of soil organic carbon on soil water retention. **Geoderma**, v.116, p.61-67, 2003.

REICHARDS, K. Capacidade de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, n.12, p.211-16, 1988.

REICHERT, J.M. ALBUQUERQUE, J.A; KAISER, D.R; REINERT,D.J.; URACH, F.L.; CARLESSO, R. Estimation of water retention and availability in soils of Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.33, p.1547-1560, 2009.

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

SARMADIAN, F.; KESHAVARZI, A. Developing Pedotransfer Functions for Estimating Some Soil Properties using Artificial Neural Network and Multivariate

Regression Approaches. **International Journal of Environmental and Earth Sciences**, v.1, p.31-37. 2010.

SAS - Statistical Analysis System Institute. **SAS Statistical Package**, version 6.12. Cary, 1997.

SILVA, A.P.; TORMENA, C.A.; FIDALSKI, J.; IMHOFF, S. da. Funções de pedotransferência para as curvas de retenção de água e de resistência do solo à penetração. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.32, n.1, p.1-10, 2008.

SILVA, A.S.; BRITL, T.L.O.; OLIVEIRA, A.V.; MOTA, A.W. Parâmetros de solo em função da umidade na capacidade de campo em área irrigáveis do trópico semi-árido brasileiro. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 25, p. 103-116, 1990.

TIETJE, O.; TAPKENHINRICHS, M. Evaluation of pedo-transfer functions. **Soil Science Society of America Journal**, v.57, n 4, p 1088-1095, 1993.

TOMASELLA, J.; HODNETT, M.G Estimating soil water retention characteristics from limited data in Brazilian Amazonia. **Soil Science**, v.163, n.3, p.190-202, 1998.

TOMASELLA, J.; HODNETT, M.G.; ROSSATO, L. Pedotransfer functions for the estimation of soil water retention in brazilian soils. **Soil Science Society of America Journal**, v.64, n.1, p.327-338, 2000.

TOMASELLA, J.; PACHEPSKY, Ya.; CRESTANA, S.; RAWLS, W.J. Comparison of two techniques to develop pedotransfer functions for water retention. **Soil Science Society of America Journal**, v.67, p.1085-1092, 2003.

TORMENA, C.A., SILVA, A.P. Incorporação da densidade no ajuste de dois modelos à curva de retenção de água no solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.26, p.305-314, 2002.

van den BERG, M.; KLAMT, E.; van REEUWIJK, L.P. & SOMBROEK, W.G. Pedotransfer functions for the estimation of moisture retention characteristics of Ferralsols and related soils. **Geoderma**, v. 78, p.161-180, 1997.

van GENACHTE, G. de; MALLANTS, D.; RAMOS, J.; DECKERS, J. A.; FEYEN, J. Estimating infiltration parameters from basic soil properties. **Hydrological Processes**, v. 10, p. 687-701, 1996.

WEYNANTS, M.; VEREecken, H.; JAVAUX, M. Revisiting Vereecken pedotransfer functions: introducing a closed-form hydraulic model. **Vadose Zone Journal**, v.8, n.1, p.102-123, 2009.

WILLIAMS, J. Physical properties and water relations: soil hydrology. In: **Soils: an Australian viewpoint**. Division of Soils, CSIRO: Melbourne, Academic Press, London, 1983, 503p.

WÖSTEN, J.H.M. FINKE, P.A.; JANSEN, M.J.W. Comparison of class and continuous pedotransfer functions to generate soil hydraulic characteristics. **Geoderma**, v.66, p.227-237, 1995.

WÖSTEN, J.H.M.; BANNINK, M.H.; GRUIJTER, M.H. de; BOUMA, J.A procedure to identify different groups of hydraulic conductivity and moisture retention curves for soil horizons. **Journal of Hydrology**, v.86, p. 133-145, 1986.

WÖSTEN, J.H.M.; BOUMA, J.; STOFFELSEN, G.H. Use of soil survey data for regional soil water simulation models. **Soil Science Society of America Journal**, v.49, p.1238-1244, 1985.

WÖSTEN, J.H.M.; PACHEPSKY, Ya. A.; RAWLS, W.J. Pedotransfer functions: Bridging the gap between available basic soil data and missing soil hydraulic functions. **Journal of Hydrology**. v.251, p.123-150, 2001.

ZACHARIAS, S.; WESSOLEK, G. Excluding organic matter content from pedotransfer predictors of soil water retention, **Soil Science Society of America Journal**, v.71, p.43-50, 2007.