

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PRODUÇÃO VEGETAL

KARGEAN VIANNA BARBOSA

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO SOLO NO COMPLEXO INTRUSIVO
DE SANTA ANGÉLICA-ES: ARRANJOS AMOSTRAIS E DISTRIBUIÇÃO
ESPACIAL**

ALEGRE-ES
JULHO/2019

KARGEAN VIANNA BARBOSA

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO SOLO NO COMPLEXO INTRUSIVO
DE SANTA ANGÉLICA-ES: ARRANJOS AMOSTRAIS E DISTRIBUIÇÃO
ESPACIAL**

Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em Produção Vegetal, do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal na área de concentração Solos e Nutrição de Plantas.

Orientador: Prof. D.sc. Diego Lang Burak

Coorientador: Prof. D.sc. Clayton Vieira Fraga Filho

ALEGRE-ES

JULHO/2019

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

- V617 m Vianna Barbosa, Kargean, 1985-
Mapeamento digital de atributos do solo no complexo intrusivo de Santa Angélica-ES: Arranjos amostrais e distribuição espacial. / Kargean Vianna Barbosa. - 2019. 79 f. : il.
- Orientador: Diego Lang Burak.
Coorientador: Clayton Vieira Fraga Filho.
Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias e Engenharias.
1. Solos. 2. Modelos lineares. 3. Correlação. I. Lang Burak, Diego. II. Vieira Fraga Filho, Clayton. III. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro de Ciências Agrárias e Engenharias. IV. Título.

CDU: 63

KARGEAN VIANNA BARBOSA

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS DO SOLO NO COMPLEXO INTRUSIVO
DE SANTA ANGÉLICA-ES: ARRANJOS AMOSTRAIS E DISTRIBUIÇÃO
ESPACIAL**

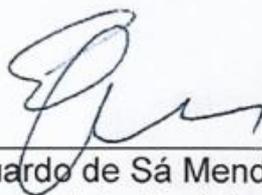
Dissertação apresentada à Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Produção Vegetal, para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal.

Aprovado em 22 de julho de 2019.

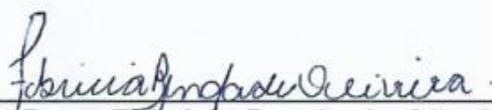
COMISSÃO EXAMINADORA



Prof. D.sc. Diego Lang Burak
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientador



Prof. D.sc. Eduardo de Sá Mendonça
Universidade Federal do Espírito Santo



Prof. D.sc. Fabícia Benda de Oliveira
Universidade Federal do Espírito Santo

Aos meus pais, esposa e filhos por serem
motivo de seguir nesta jornada.

Dedico.

AGRADECIMENTOS

À DEUS pela força e consolo nos momentos de fraqueza, estando ali e cuidando mesmo que não estejamos pensando nEle, porque Ele me ama.

À minha querida esposa Kézya Lourenço Barbosa e filhos Heitor Lourenço Vianna Barbosa e Bernardo Lourenço Vianna Barbosa por me darem todo o amor e carinho além do meu merecimento, obrigado por existirem e me ensinarem a ser uma pessoa melhor.

Aos meus pais Aroldo Paulo Barbosa e Adelaide Maria Vianna Barbosa pela criação e ensinamentos dos caminhos em que devo seguir. Muito obrigado.

À minha irmã Laysa Vianna Barbosa, cunhados Robertino Domingues da Silva, Débora Lourenço Barbosa, Thiago Emanuel Lourenço Barbosa, Isamara Lourenço Barbosa pela companhia, carinho e amizade.

Aos meus sogros Manoel Antônio Barbosa e Lenilce Lourenço Barbosa pela presença, carinho e cuidados comigo e meus queridos filhos.

Aos meus amigos Rômulo Viana, Flavia Tatiana Fortunato Ferreira e André Velasco pela amizade, atenção, cuidado, carinho e suporte. Vocês são inesquecíveis.

À minha amiga Jeneska Florencio pelo cuidado e auxílio nesse caminho, me dando suporte nos momentos em que precisei.

Ao professor Diego Lang Burak, meu orientador, pela paciência, compreensão e suporte. Pessoa que merece todo o meu respeito e sinceros agradecimentos.

Ao Coorientador Clayton Vieira Fraga Filho pela disponibilidade em contribuir com este trabalho.

Ao professor Felipe Vaz Andrade pela ajuda com a estrutura laboratorial e experimentação.

Aos professores Eduardo de Sá Mendonça e Fabrícia Benda de Oliveira por se disponibilizarem à comissão examinadora de defesa desta dissertação e valorosas contribuições ao aperfeiçoamento deste trabalho.

Por fim, gratidão à todas as pessoas que de alguma forma estiveram presentes em minha vida, não pude mencioná-las, amigos, familiares, professores e servidores da Ufes que ao longo desses dois anos de jornada, me ajudaram muito.

Meu muito obrigado.

Não importa o quanto você bate, mas sim o quanto você aguenta apanhar e continuar. O quanto pode suportar e continuar tentando. É assim que se ganha.

Autor Desconhecido

RESUMO GERAL

BARBOSA, Kargean Vianna. **Mapeamento digital de atributos do solo no complexo intrusivo de Santa Angélica-ES: Arranjos amostrais e distribuição espacial. 2019.** Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) – Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre-ES. Orientador: Diego Lang Burak. Coorientador: Clayton Vieira Fraga Filho.

A dissertação foi dividida em dois capítulos em que efetuou-se a análise do desempenho de estratégias no delineamento amostral por meio de algumas covariáveis ambientais, análise e modelagem geoestatística de parâmetros químicos e físicos em local de concentração de rochas máficas no sul do estado do Espírito Santo, especificamente, no distrito de Santa Angélica, pertencente ao município de Alegre-ES. O primeiro capítulo destinou-se a tratar do planejamento de amostragem a fim de se adquirir representatividade estatística de fatores de formação do solo, para isso foram selecionadas algumas covariáveis ambientais (mapa digital de elevação, declividade, perfil e plano de curvatura, *wetness index*, e geologia), os métodos Hipercubo Latino (LHS em inglês), Hipercubo Latino Condicionado (cLHS), malha regular e aleatório com duas repetições foram testados e analisados por meio de estatística descritiva e testes estatísticos de variância (teste F), média (teste t de Student), frequência (Kolmogorov-Smirnov; K-S) e análise de histogramas. Nos resultados foi diagnosticado uma superioridade do LHS em todas as verificações em detrimento dos demais, os aleatórios e malha regular apresentaram resultados razoáveis, possivelmente associados a um número de pontos que favoreceram sua distribuição, e o cLHS que não gerou um resultado esperado, entretanto a literatura sustenta a insuficiência deste método em terrenos acidentados. Já no segundo capítulo, a partir das análises obtidas em laboratório, foram avaliados métodos preditores de atributos de solo para o Complexo Intrusivo de Santa Angélica (Cisa), dentre eles, a Regressão-Krigagem (RK), Regressão Múltipla Linear (RLM), Cokrigagem e Krigagem ordinária (KO). As covariáveis utilizadas foram as mesmas do primeiro capítulo, acrescidas de dados geofísicos como radiação gama nos canais de urânio, tório e potássio. Os critérios que permitiram a escolha de variáveis e métodos foram as correlações estatísticas a um nível de significância de 0.05 e análise de semivariogramas experimentais. Como resultado, percebeu-se pela *root mean square error* (RMSE) que para a areia KO foi superior em todas as predições, seguido da RK, RLM e cokrigagem, já a argila seguiu-se a KO, RLM, RK e cokrigagem, o Al³⁺ apenas a KO e RLM, pois este teve significância na regressão múltipla e um fraco ajuste ao semivariograma, no entanto, não apresentou covariância espacial desejada. Concluiu-se, de uma forma geral, que o mapeamento digital de solos permite resultados satisfatórios e importantes para um melhor detalhamento de escala. Alguns interpoladores como a KO são simples e eficazes, entretanto dependem de um número de amostras suficientes, o que pode se tornar oneroso. Por outro lado, a RLM e RK dependem de um menor número de pontos e conseguem resultados satisfatórios na construção de mapas digitais de atributos. Os valores de referência para o solo da localidade, em termos gerais, foram enquadrados como médios, tendo o Mg²⁺ mais elevados devido à influência de rochas ferromagnesianas presentes.

Palavras-chave: Solos, Modelos lineares, Correlação.

GENERAL ABSTRACT

BARBOSA, Kargean Vianna. **Digital mapping of soil attributes in Santa Angélica-ES intrusive complex: Sampling arrangements and spatial distribution. 2019.** Dissertation (Master in Plant Production) - Federal University of Espírito Santo, Alegre-ES. Advisor: Diego Lang Burak. Coorientador: Clayton Vieira Fraga Filho.

The dissertation was divided into two chapters in which the performance of strategies in the sample design was analyzed through some environmental covariates, analysis and geostatistical modeling of chemical and physical parameters at a mafic rock concentration site in the south of Espírito Santo state, specifically, in the district of Santa Angélica, belonging to the municipality of Alegre-ES. The first chapter was designed to deal with sampling planning in order to acquire statistical representativeness of soil formation factors, for this some environmental covariates (digital elevation map, slope, profile and curvature plane, wetness index, and geology), the Latin Hypercube (LHS), Conditional Latin Hypercube (cLHS), regular and random mesh with two repetitions were tested and analyzed using descriptive statistics and statistical tests of variance (F test), mean (Student's t test), frequency (Kolmogorov-Smirnov; KS) and histogram analysis. In the results was diagnosed a superiority of the LHS in all verifications to the detriment of the others, the random and regular mesh presented reasonable results, possibly associated with a number of points that favored its distribution, and the cLHS that did not generate an expected result, however the literature sustains the inadequacy of this method in rough terrain. In the second chapter, based on the analyzes obtained in the laboratory, soil attribute predictor methods for the Santa Angélica Intrusive Complex (Cisa) were evaluated, including Kriging Regression (RK), Linear Multiple Regression (RLM), Co-kriging and Ordinary Kriging (KO). The covariates used were the same as those of the first chapter, plus geophysical data such as gamma radiation in the uranium, thorium and potassium channels. The criteria that allowed the choice of variables and methods were statistical correlations at a significance level of 0.05 and experimental semivariogram analysis. As a result, it was noted by the root mean square error (RMSE) that for KO sand was superior in all predictions, followed by RK, RLM and co-krigaging, whereas clay followed by KO, RLM, RK and cokrigagem, Al³⁺ only to KO and RLM, as it had significance in multiple regression and a poor fit on semivariogram, however, it did not present desired spatial covariance. It was generally concluded that digital soil mapping allows satisfactory and important results for better scale detailing. Some interpolators such as KO are simple and effective, however they rely on a sufficient number of samples, which can become costly. On the other hand, RLM and RK depend on a smaller number of points and achieve satisfactory results in the construction of digital attribute maps. The reference values for the local soil in general were framed as average, with higher Mg²⁺ due to the influence of ferromagnetic rocks.

Keywords: Soils, Linear models, Correlation.

LISTA DE TABELAS

CAPÍTULO 2

Tabela 1 - Estatística descritiva dos atributos avaliados no estudo. Areia, silte e argila (g/kg); K (mg/dm ³); e Ca, Mg e Al (cmolc/dm ³).	60
Tabela 2 - Matriz de correlação de Pearson a um p-valor pelo teste K-S < 0.05 para os atributos do solo.	61
Tabela 3 - Matriz de correlação entre os atributos do solo e às covariáveis ambientais a um p-valor pelo teste K-S < 0.05.....	62

LISTA DE QUADROS

CAPÍTULO 1

Quadro 1 - Uso e ocupação da terra no distrito de Santa Angélica.....	25
Quadro 2 - <i>Friction costs</i> das classes de uso e ocupação da terra.	32
Quadro 3 - Alguns parâmetros descritivos da elevação para os métodos e bacia. ...	35
Quadro 4 - Alguns parâmetros descritivos da declividade para os métodos e bacia.	37
Quadro 5 - Alguns parâmetros descritivos do <i>wetness index</i> para os métodos e bacia.....	38
Quadro 6 – Alguns parâmetros descritivos do perfil de curvatura para os métodos e bacia.....	39
Quadro 7 - Alguns parâmetros descritivos do plano de curvatura para os métodos e bacia.....	40
Quadro 8 - Unidades litológicas classificadas.	40
Quadro 9 - Teste de variância das variáveis em seus respectivos delineamentos amostrais.....	41
Quadro 10 - Teste de média das variáveis em seus respectivos delineamentos amostrais.....	42
Quadro 11 - Teste de distribuição das frequências em seus respectivos delineamentos amostrais.	42

CAPÍTULO 2

Quadro 1 - Modelo digital de elevação e seus respectivos índices físicos.....	54
Quadro 2 - Dados geofísicos de magnetometria e gamaespectrometria e seus respectivos índices.....	56
Quadro 3 - Descrição dos atributos espaciais das covariáveis geofísicas.	57
Quadro 4 - Regras de decisão utilizadas para selecionar o modelo mais adequado para a predição de atributos do solo.	58
Quadro 5 - Regressões múltiplas obtidas pelo método <i>stepwise</i> a 0.05 de significância.....	65
Quadro 6 - Regressão múltipla das variáveis escolhidas padronizadas na escala de 0-1 a 0.05 de significância.....	65
Quadro 7 - Parâmetros dos semivariogramas cruzados experimentais para os atributos melhor correlacionados.	69
Quadro 8 - Determinação do RMSE para os interpoladores.	72
Quadro 9 - Determinação do RMSE para a cokrigagem nas suas diversas covariáveis.	72

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

Figura 1 - Microbacia de Santa Angélica. Delimitação da área de estudo e sua localização dentro do distrito homônimo.	24
Figura 2 - Delimitação automática da microbacia de Santa Angélica.....	26
Figura 3 - Mapas de a) Declividade; b) Elevação; c) Wetness Index; d) Plano de curvatura; e) Perfil de curvatura.	27
Figura 4 - Mapa geológico do Complexo Intrusivo de Santa Angélica.	28
Figura 5 - Distribuição dos pontos random 1.....	29
Figura 6 - Distribuição dos pontos random 2.....	29
Figura 7 - Pontos malha regular com 504 metros de distância linear entre os nós. ...	30
Figura 8 - Pontos LHS.....	31
Figura 9 - Etapas metodológica implementadas no algoritmo <i>r.walk</i> do GRASS.....	31
Figura 10 - Mapa de <i>friction costs</i> a ser utilizado no cálculo da função de custo de Aitken (1977).	33
Figura 11 - Pontos cLHS.....	33
Figura 12 - Comparação dos histogramas da variável elevação dos métodos com a bacia.....	35
Figura 13 - Comparação dos histogramas da variável declividade dos métodos com a bacia.....	36
Figura 14 - Comparação dos histogramas da variável <i>wetness index</i> dos métodos com a bacia.....	37
Figura 15 - Comparação dos histogramas do variável perfil de curvatura dos métodos com a bacia.	38
Figura 16 - Comparação dos histogramas da variável plano de curvatura dos métodos com a bacia.	40
Figura 17 - Comparação dos histogramas da variável geologia dos métodos com a bacia.....	41

CAPÍTULO 2

Figura 1 - Localização da área de estudo.	52
Figura 5 - Regressão krigagem: a) de teor de argila (g/kg); b) teor de areia (g/kg)...	67
Figura 6 - Regressão linear múltipla do teor de alumínio (Al ³⁺) em cmolc/dm ³	68
Figura 7 - Semivariograma experimental do Al ³⁺	69
Figura 8 - Semivariogramas cruzados das variáveis correlacionáveis. a) Areia x ELEV; b) Areia x KPE; c)Areia x MAG; d)Areia x Th; e)Argila x ELEV; f)Argila x KPE; g) Argila x MAG.....	70
Figura 9 - Semivariograma experimental dos atributos a) areia, b) argila e c) Al ³⁺ . .	71
Figura 10 - Semivariograma experimental do pH.....	73

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL	14
2. JUSTIFICATIVA	16
3. OBJETIVOS	16
3.1. Objetivo Geral	16
3.2. Objetivos Específicos	17
4. REFERÊNCIAS	17
CAPÍTULO 1	19
AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE ESTRATÉGIAS AMOSTRAIS QUANTO ÀS COVARIÁVEIS AMBIENTAIS EM TERRENO DÔMICO ORIUNDO DE MAGMATISMO BIMODAL	19
RESUMO.....	19
ABSTRACT	20
1. INTRODUÇÃO	21
2. MATERIAL E MÉTODOS	23
2.1. Caracterização da Área de Estudo	23
2.2. Delimitação da microbacia de Santa Angélica	25
2.3. Covariáveis ambientais	26
2.4. Métodos de amostragem	28
2.5. Análises estatísticas	34
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	34
4. CONCLUSÕES	43
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	43
CAPÍTULO 2	48
AVALIAÇÃO DE PREDITORES E MODELAGEM DE PARÂMETROS FÍSICOS E QUÍMICOS DO SOLO NO COMPLEXO INTRUSIVO DE SANTA ANGÉLICA-ES...48	48
RESUMO.....	48
ABSTRACT	49

1. INTRODUÇÃO	50
2. MATERIAL E MÉTODOS	51
2.1. Área de estudo	51
2.2. Método de amostragem e procedimentos analíticos	53
2.2.1. Atributos químicos	53
2.2.2. Atributos físicos do solo	54
2.2.3. Covariáveis ambientais	54
2.3. Estatística e Métodos de estimativa	57
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	60
3.1. Estatística descritiva	60
3.2. Estimadores geoestatísticos e multinomiais	64
3.2.1. Regressão-Krigagem	64
3.2.2. Cokrigagem Ordinária	68
3.2.3. Krigagem Ordinária	70
3.2.4. Validação dos modelos	71
4. CONCLUSÃO	73
5. REFERÊNCIAS	74

1. INTRODUÇÃO GERAL

O aumento populacional e, conseqüentemente demanda por alimentos, tem forçado o desenvolvimento de novas ou aprimoramento de tecnologias focadas na produção desses. Contudo, não seria razoável, quando se trata de um assunto tão preocupante, limitar-se aos aspectos de desenvolvimento tecnológico, visto que este não é uma constante. Nesse sentido, a busca e a avaliação da aptidão por áreas cultiváveis é uma necessidade.

De forma não distinta, a Microrregião Caparaó e bacia do Rio Itapemirim, possui expressiva participação em seu PIB pelo setor agrícola. Enquanto para o estado, o setor agropecuário tem participação de cerca de 8,8% do PIB, na região do Caparaó esse valor chega aos 26%, ou seja, quase 03 (três) vezes mais (ESPIRITO SANTO, 2018). Todavia, os mapeamentos disponíveis, pelo menos em projetos de larga escala, são de baixa resolução (CUNHA et al., 2016), o que pode influenciar nos planos de desenvolvimento e expansão de áreas agrícolas.

Com isso, o mapeamento digital de solos, frequentemente mencionado na literatura como *Digital Mapping Soil* (DSM), tem sido um novo campo no que se refere à ciência do solo, fundamentando-se na predição de áreas com propriedades desejadas (ODEH; CRAWFORD; MCBRATNEY, 2006), como por exemplo, aquelas com aptidão agrícola. Sua preconização surgiu quando Jenny (1941) buscou equacionar os fatores de formação, e que atualmente podem ser feitos por modelagem matemática, dado que os fatores naturais são numerosos, demasiadamente inconstantes e multivariados (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003).

Outro importante aspecto é que mapeamento convencional tem sido apontado como um limitador do desenvolvimento, sendo raros os países que possuem um inventário de seus solos com melhor escala de detalhamento (1:25.000) (BAGHERI BODAGHABADI et al., 2015; CHAGAS et al., 2010; MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2016). O tempo e o custo de realização dos desses, são considerados os principais fatores restritivos (BAGHERI BODAGHABADI et al., 2015). Não obstante, o método convencional depende muito da visão holística do pesquisador em que se leva em consideração à profundidade do seu conhecimento, experiência de campo, capacidade de abstração, e sensibilidade na identificação das variáveis. A delimitação das unidades de mapeamento, por exemplo, é inferida

de forma discreta e qualitativa, o que pode vir a comprometer a precisão dos produtos (COELHO, 2010).

Já no DSM, apesar das limitações quanto à dependência da resolução dos instrumentos, geralmente sensores orbitais ou aero tripulados (CAMERA et al., 2017), e número e arranjo de amostras coletadas em campo para validação (BISWAS; ZHANG, 2018), quando suportados por levantamentos estatisticamente representativos e consistentes, podem retornar resultados satisfatórios que podem auxiliar muito às tomadas de decisões, conforme os objetivos do uso do solo. Ainda, de acordo com Carré, F. *et al.*, (2007), as vantagens do mapeamento digital de solos sobre o convencional se fazem na provisão de estimativas do preditor de incertezas.

O DSM se trata, então, de uma forma de predição considerando a relação das variáveis medidas remotamente, então nominadas na literatura de covariáveis ambientais (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003; MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2016), tais como modelos digitais de elevação (MDE), imagens de satélite, mapas de geologia e geomorfologia (ZERAATPISHEH et al., 2017) e as de campo suportadas por laboratório (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003), representam limites graduais bem definidos, o que seria mais coerente, uma vez que a natureza é construída, geralmente, por mudanças gradativas (DA SILVA et al., 2013). E, dentre as principais vantagens estão: rápido levantamento, podem ser revisadas, e representam melhor as variações no campo.

Porém, ao se considerar as vantagens do DSM face ao convencional, não se deve ignorar a importância do delineamento amostral, pois se trata, senão, de uma das mais importantes etapas do mapeamento digital (DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014). Todavia, é muitas vezes ignorada (HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003), sendo verificado em diversos trabalhos a complexidade do ambiente e a necessidade de indexação dessas informações em métodos amostrais (ROUDIER; HEWITT; BEAUDETTE, 2012b). A partir disso, Minasny & Mcbratney, (2006) desenvolveram um algoritmo baseado em heurística com o intuito de orientar a construção de um arranjo que atendesse os critérios probabilísticos, e garantissem a representatividade da variação natural no contínuo (BRUS, 2019).

Entendidos os conceitos do DSM e delineamento amostral, necessita-se então escolher o melhor interpolador multinomial ou construtor de agrupamentos a fim de associar atributos esperados às características do terreno. Alguns métodos de mapeamento digital de solos estão sendo frequentemente utilizados, a exemplo das redes neurais artificiais (BAGHERI BODAGHABADI et al., 2015; BEHRENS et al.,

2005; BORUVKA; PENIZEK, 2006; BUI, 2006), árvores de decisão (BUI, 2006; WALTER; LAGACHERIE; FOLLAIN, 2007); Regressão-Krigagem (MENEZES et al., 2016; HENGL et al., 2007); e Regressão Linear Múltipla (ODEHAWFORD; MCBRATNEY, 2006), contudo, todos esses métodos preditivos estão condicionados à qualidade de entrada dos dados, ou seja, a resolução do MDE e imagens, à natureza das variáveis a serem utilizadas, e a quantidade/qualidade das amostras para treinamento.

2. JUSTIFICATIVA

A região sul do Espírito Santo tem grande potencial agrícola, especialmente quanto à agropecuária e plantio de café (ESPÍRITO SANTO, 2008), no entanto carece de informações mais detalhadas sobre sua fertilidade e atributos físicos (CUNHA et al., 2016) para que sejam feitos zoneamentos agrícolas, com o objetivo de incentivar novas práticas ou potencialização das já existentes, além de, possivelmente, atribuir melhores estratégias ou até mesmo realocação de culturas e demais atividades através de um consistente delineamento amostral para suporte ao mapeamento, auxiliando na compreensão e modelagem das variáveis, determinando como estes fatores se dispõem em território sul-capixaba.

3. OBJETIVOS

Á partir da hipótese de que alguns dos fatores de formação do solo como material de origem, relevo, organismos vivos e clima interagem entre si e podem ter sua intensidade e distribuição espacial determinadas por meio de técnicas estatísticas, geoestatísticas e geoprocessamento, delimitou-se os seguintes objetivos:

3.1. Objetivo Geral

Gerar, por meio de amostragens sistemáticas, mapas digitais de atributos do solo a partir de técnicas multinomiais e geoestatísticas na microbacia de Santa Angélica, alocada sobre o Complexo Intrusivo de Santa Angélica.

3.2. Objetivos Específicos

1. Definir qual é a melhor forma de delineamento amostral para o local de estudo.
2. Identificar quais delas são mais correlacionáveis às propriedades do solo.
3. Avaliar o desempenho dos métodos multinomiais e geoestatísticos aplicados para determinação dos atributos do solo.

4. REFERÊNCIAS

- BAGHERI BODAGHABADI, Mohsen et al. Digital Soil Mapping Using Artificial Neural Networks and Terrain-Related Attributes. **Pedosphere**, v. 25, n. 4, p. 580–591, 2015.
- BEHRENS, Thorsten et al. Digital soil mapping using artificial neural networks. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, v. 168, n. 1, p. 21–33, 2005.
- BISWAS, Asim; ZHANG, Yakun. Sampling Designs for Validating Digital Soil Maps: A Review. **Pedosphere**, v. 28, n. 1, p. 1–15, 2018. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160\(18\)60001-3](http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160(18)60001-3)>.
- BORUVKA, L.; PENIZEK, V. Chapter 30 A Test of an Artificial Neural Network Allocation Procedure using the Czech Soil Survey of Agricultural Land Data. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 415–424, 2006.
- BRUS, D. J. Sampling for digital soil mapping: A tutorial supported by R scripts. **Geoderma**, v. 338, n. May, p. 464–480, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.036>>.
- BUI, E. A Review of Digital Soil Mapping in Australia. **Digital Soil Mapping - An Introductory Perspective**, v. 31, n. 2003, p. 25–37, 2006. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY-8/2/41dd9ad0e60da7db043c97fee2d8d322>>.
- CAMERA, Corrado et al. A high resolution map of soil types and physical properties for Cyprus: A digital soil mapping optimization. **Geoderma**, v. 285, p. 35–49, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.09.019>>.
- CARRÉ, F. et al. Digital soil assessments: Beyond DSM. **Geoderma**, v. 142, n. 1–2, p. 69–79, 2007.
- CARVALHO JUNIOR, Waldir de et al. Evaluation of statistical and geostatistical models of digital soil properties mapping in tropical mountain regions. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 3, p. 706–717, 2014.
- CHAGAS, César da Silva et al. Atributos topográficos e dados do Landsat7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 45, n. 5, p. 497–507, 2010.
- COELHO, André Luiz Nascentes et al. Mapeamento geomorfológico do estado do Espírito Santo (Nota Técnica 28). p. 21, 2012.

COELHO, Fabrício Fernandes. Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfológicas e sistemas de informações geográficas. **Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) Universidade Federal do Rio Grande do Sul**, p. 80, 2010.

CUNHA, Alexson de Mello et al. Update to the legend of the reconnaissance soil map of Espírito Santo state and the implementation of Geobases interface for data usage in GIS. **Geografares**, v. 2, n. 22, p. 32–65, 2016.

DA SILVA, Cristiano Cassiano et al. Mapeamento pedológico digital da folha botucatu (SF-22-Z-B-VI-3): Treinamento de dados em mapa tradicional e validação de campo. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 37, n. 4, p. 846–857, 2013.

HENGL, Tomislav; ROSSITER, David G.; STEIN, Alfred. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. **Australian Journal of Soil Research**, v. 41, n. 8, p. 1403–1422, 2003.

MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L.; MINASNY, B. **On digital soil mapping**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 117.

MENEZES, Michele Duarte de et al. Spatial prediction of soil properties in two contrasting physiographic regions in Brazil. **Scientia Agricola**, v. 73, n. 3, p. 274–285, 2016.

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computers and Geosciences**, v. 32, n. 9, p. 1378–1388, 2006.

ODEH, Inakwu O.A.; CRAWFORD, Mark; MCBRATNEY, Alex B. Chapter 32 Digital Mapping of Soil Attributes for Regional and Catchment Modelling, using Ancillary Covariates, Statistical and Geostatistical Techniques. **Developme**

ROUDIER, Pierre; HEWITT, Allan; BEAUDETTE, Dylan. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Digital Soil Assessments and Beyond**, p. 227–231, 2012a.

WALTER, C; LAGACHERIE, P; FOLLAIN, S. Integrating pedological knowledge into soil digital mapping. **Digital Soil Mapping An Introductory Perspective**, v. 31, p. 281–300, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY-14/2/08d8fa6f5d016f650140f5c5859e87fc>>.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Primary topographic attributes. **Terrain Analysis: Principles and Applications**, n. January 2000, p. 51–85, 2000.

ZANON, Marcela Lopes et al. Os aspectos geológicos do Maciço Santa Angélica (ES): uma nova abordagem. **Brazilian Journal of Geology**, v. 45, n. 4, p. 609–633, 2015. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2317-48892015000500609&lng=pt&tlng=pt>.

ZERAATPISHEH, Mojtaba et al. Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. **Geomorphology**, v. 285, p. 186–204, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.02.015>>.

CAPÍTULO 1

AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE ESTRATÉGIAS AMOSTRAIS QUANTO ÀS COVARIÁVEIS AMBIENTAIS EM TERRENO DÔMICO ORIUNDO DE MAGMATISMO BIMODAL

RESUMO

O sucesso dos trabalhos de campo nem sempre está na parte analítica ou de pós-processamento dos dados, existe uma etapa anterior que é imperiosa em seu bom desempenho, que é a amostragem. Essa passou a ser uma afirmativa tão verdadeira, que se tornou alvo de diversos estudos, onde podemos verificar sua aplicação em diversas áreas. Dentre os diversos métodos de delineamento amostral, o Hipercubo Latino (LHS em inglês) e a sua variante Hipercubo Latino Condicionado (cLHS em inglês) tem sido, recentemente, os mais utilizados pelos cientistas do solo. Portanto, este trabalho tem o objetivo de avaliar o desempenho destes métodos em um terreno dômico oriundo de magmatismo bimodal (Complexo Intrusivo de Santa Angélica) comparado a dois métodos tradicionais (aleatório e malha regular), a fim de se balizar como estes se comportam frente às covariáveis ambientais selecionadas (elevação, declividade, perfil e plano de curvatura, *wetness index* e geologia). Para isso, utilizou-se como critério de avaliação, além da estatística descritiva dos parâmetros, o comportamento dos histogramas, e testes estatísticos de variância (Teste F), média (t de Student) e frequências (Kolmogorov-Smirnov). Verificando-se, portanto, que o LHS expende distribuição mais uniforme, de forma a melhor representar as dinâmicas ambientais. Já o método cLHS, não obteve sucesso do ponto de vista estatístico, visto que só atendeu as exigências para o perfil de curvatura nos testes t e F, e declividade, plano e perfil de curvatura para o teste K-S. Isso se explica por conta das restrições espaciais deferidas pela função de custo que majoraram de sobre maneira o algoritmo de busca de candidatos (ROUDIER; HEWITT; BEAUDETTE, 2012a), o que gerou uma concentração na busca de pontos em porções mais baixas que coincidem com a alocação das estradas e vias de acesso, em terreno muito acidentado. Vale mencionar que o número de amostras (132), favoreceu à uniformidade estocástica dos métodos aleatórios e malha regular. Conclui-se, portanto, que o método LHS é de fato uma promissora estratégia de delineamento amostral face ao cLHS, que deve ser repensada a sua implementação quanto às localidades com elevado gradiente de relevo.

Palavras-chave: Métodos amostrais, Hipercubo Latino, Covariáveis Ambientais.

CHAPTER 1
EVALUATION OF THE PERFORMANCE OF SAMPLE STRATEGIES REGARDING
ENVIRONMENTAL COHABILITIES IN DOME LAND ORIUNDO DE MAGMATISMO
BIMODAL

ABSTRACT

The success of fieldwork is not always in the analytical or post-processing part of the data, there is an earlier step that is imperative in its good performance, which is sampling. This has become so true that it has become the target of several studies, where we can verify its application in several areas. Among the several methods of sampling design, the Latin Hypercube (LHS) and its Hypercube Latin Conditioning variant (cLHS) have recently been the most used by soil scientists. Therefore, this work has the objective of evaluating the performance of these methods in a dipole terrain from bimodal magmatism (Santa Angélica Intrusive Complex) compared to two traditional methods (random and regular mesh), in order to mark out how they behave to selected environmental covariates (elevation, slope, profile and curvature plane, wetness index and geology). For this, the behavior of the histograms, and statistical tests of variance (Test F), mean (Student t) and frequencies (Kolmogorov-Smirnov) were used as descriptive criteria. This is explained by the spatial constraints deferred by the cost function that greatly increased the candidate search algorithm (ROUDIER; HEWITT; BEAUDETTE, 2012a), which generated a concentration in the search for points in lower portions that coincide with the allocation of roads and access roads, in very rough terrain. It is worth mentioning that the number of samples (132) favored the stochastic uniformity of the random and regular mesh methods. It is concluded, therefore, that the LHS method is in fact a promising strategy of sample design against cLHS, which should be rethought its implementation in places with high relief gradients.

Keywords: Sample methods, Latin Hypercube, Environmental Covariates.

1. INTRODUÇÃO

A amostragem é uma das etapas mais importantes na pesquisa dos solos, pois é ela que garante a representatividade do contínuo por meio de um universo amostral limitado, necessário para a exequibilidade de projetos de levantamento de solos e seus atributos que subsidiam análises estatísticas e modelagens (HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003).

Para tanto, o delineamento amostral na pesquisa dos solos determina quais pontos, perfis ou áreas serão visitadas, observadas e amostradas, podendo-se incluir, dentre os objetivos, a escala, intensidade e variabilidade espacial. Além disso, é necessário estabelecer uma razoável condição de custo/consistência estatística dos dados (BECKMAN; CONOVER, 2010).

Em contraponto, é importante indicar que nos levantamentos tradicionais, apenas são levadas em consideração a subjetividade do pesquisador por meio de sua experiência, nível de conhecimento, e capacidade de abstração (HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003), que é definida como *free survey* (White, 1997). Com isso, esses trabalhos se tornam onerosos, demorados, e nem sempre atendem a dinamicidade dos ambientes em virtude das sucessivas alterações ambientais e climáticas (COLE; BOETTINGER, 2007; DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014).

E, com o avanço das técnicas computacionais de modelagem e processamento de dados, aumento da facilidade e oferta de produtos de sensoriamento remoto, novas técnicas estatísticas multivariadas (BISWAS; ZHANG, 2018; CAMERA et al., 2017; HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003), é possível se estabelecer, em termos de predição, uma boa representação da realidade (HEUNG et al., 2016; STUMPF et al., 2017). Nesse âmbito, ao passo que se tem um grande volume de informações e técnicas disponíveis, é preciso definir quais serão os locais de coleta a se otimizar esses processos.

De modo progressivo, áreas disponíveis a diversos estudos apresentam alguma base de dados, tais como geofísicos, imagens de sensoriamento remoto, mapas temáticos (geologia e vegetação), e modelos digitais de elevação (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2006). Em convergência a isso, por meio do conhecimento dos processos pedogenéticos, sabe-se que as propriedades do solo, conforme suas classes, são adquiridas a partir da relação entre os atributos destes com suas

respectivas covariáveis ambientais (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003).

Circunscrito nesse universo, tem-se dispensado muita atenção às metodologias amostrais (BISWAS; ZHANG, 2018; DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014), como técnicas de amostragens aleatórias, análises multivariadas, geoestatísticas (VAŠŤAT et al., 2010), em grade (POGGIO et al., 2013), *cluster sampling* (CS) (BISWAS; ZHANG, 2018), *transect sampling* (TS) (ZHOU et al. 2016), *Latin hypercube sampling* (LHS), suas variações (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2006), fuzzy k-means (FKMS) também conhecida como *fuzzy c-means* (FCMS) (CHAPRON, 2011), entre outras.

Não obstante, dos métodos abordados, destaca-se o Hiper cubo Latino e sua variante Hiper cubo Latino Condicionado cLHS (Conditioned Latin Hypercube Sampling). O LHS apresenta uma equivalência na função de distribuição de frequências/probabilidade com os dados contínuos em uma determinada região para todas as covariáveis selecionadas (DA SILVA et al., 2013), propostas para simulação em Monte-Carlo (BECKMAN; CONOVER, 2010), sendo portanto, uma boa saída para se adquirir homogeneidade estatística.

O Hiper cubo Latino funciona da seguinte forma: dado K variáveis com X_1, \dots, X_k , sendo este o intervalo de variação de cada uma, X é dividido em “n” prováveis intervalos equivalentes (estratos), os quais para cada variável aleatória, há o confronto dessas a seus respectivos, aleatoriamente ou seguindo alguma regra predefinida. A regra, neste caso, é de que a amostragem possivelmente reflita a mesma participação de todas as variáveis elencadas, obtendo-se um número de amostras que se distribuem conforme os “n” estratos em tela. Dessa maneira, são necessárias menos amostras para uma dada distribuição, conferindo-a maior representatividade das características ambientais da área em estudo (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2006).

Já para o cLHS, há apenas a incorporação de uma restrição de custo ou espacial na determinação do espaço a ser amostrado, cuja finalidade é restringir as áreas a serem amostradas para proximidades de quaisquer vias de acesso (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2006; MULDER; DE BRUIN; SCHAEPMAN, 2012).

Também foi observado que em trabalhos executados no Brasil (CHAGAS et al., 2017; DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014; PINHEIRO et al., 2018), o método cLHS é feito através da seleção de áreas por meio de *buffers* a partir de dados

vetoriais de estradas, seria este então um critério de restrição espacial. Entretanto, conforme o idealizador do algoritmo (ROUDIER; HEWITT; BEAUDETTE, 2012b), a restrição espacial não é booleana, desta forma, ao se excluir áreas, sujeita-se a ausência de valores essenciais na construção das probabilidades. Com isso, a aplicação do método em nosso território se torna irrelevante.

Adicionalmente, com a crescente tendência em se pôr a prova e avaliar diversos métodos de delineamento amostral (BISWAS; ZHANG, 2018), apreende-se à aplicação em terrenos com características diversas ao apresentado na literatura de forma a se demonstrar a efetividade comparada. Sendo assim, o Complexo Intrusivo de Santa Angélica (Cisa), é um terreno de feição dômica exumado, constituindo uma microbacia hidrográfica de aspecto radial centrípeta, por conta da erosão diferencial em seu núcleo composto por rochas máficas (ZANON et al., 2015).

Logo, este trabalho tem por objetivo avaliar o desempenho de métodos de delineamento amostral frente a algumas covariáveis ambientais no Cisa.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Caracterização da Área de Estudo

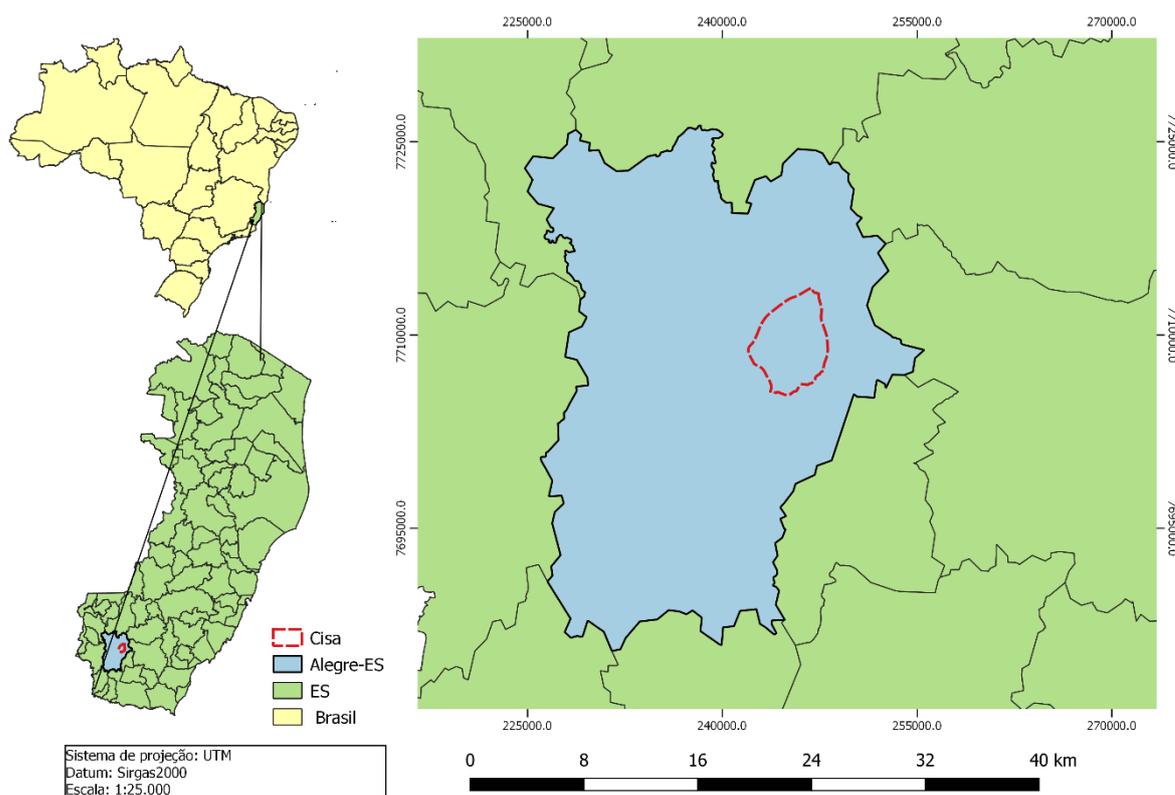
A região sul do Espírito Santo, é caracterizada por uma variedade de unidades geomorfológicas e geológicas, sendo perceptível à medida que se transiciona no terreno, a ocorrência de expressivas mudanças nos tipos de solo (CPRM, 2015). A partir disso, é interessante verificar correspondência, em curto espaço geográfico, dessas modificações e circunstâncias mais interessantes. A porção meridional do Espírito Santo é caracterizada por domínios ígneos, metamórficos e sedimentares cenozóicos, representados pelos patamares escalonados do sul-capixaba, maciços do Caparaó e sedimentos de acumulação fluvial e aluvio-coluvionar (COELHO, André Luiz Nascentes et al., 2012).

O local de estudo é uma microbacia alocada sobre o Cisa, que apresenta forma de caldeira concêntrica decorrente do intemperismo diferencial, sendo mais intenso em seu centro, o qual apresenta menores cotas e declividades por ser, predominantemente, constituído de rochas máficas e intermediárias, enquanto os maiores valores se localizam nas bordas, constituídas por rochas félsicas, material mais resistente às alterações resultantes de agentes exógenos . Esse padrão de

terreno decorre de magmatismo bimodal, em que se constitui suítes intrusivas oriundas de processo distensivo pós-colisional (PEDROSA-SOARES et al., 2007; ZANON et al., 2015).

A realização do trabalho situa-se no distrito de Santa Angélica, pertencente ao município de Alegre no estado do Espírito Santo. Seu acesso se dá por meio da ES-481 Alegre x Cachoeiro de Itapemirim-ES, seguindo até a altura do distrito de Rive e, a partir deste, segue por estrada rural até à área de estudo.

Figura 1 - Microbacia de Santa Angélica. Delimitação da área de estudo e sua localização dentro do distrito homônimo.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Segundo Incaper (2011), os solos do município, em geral, são definidos por dois grandes grupos, o primeiro de solos minerais com pouca profundidade, apresentando boa drenagem, elevada porosidade, comportamento ácido e de baixa fertilidade, enquanto o outro grupo por solos moderadamente drenados, reduzida reserva mineral, baixa capacidade na retenção d'água, susceptíveis à erosão e pouca capacidade de retenção de água (latossolo vermelho-amarelo e cambissolo).

De acordo com as informações geradas a partir da base vetorial foto interpretada pelo Geobases/ES (quadro 1), cerca de 70% da cobertura da área de

estudo é preenchida por pastagem, 8.51% mata nativa e 3.39% mata nativa em regeneração inicial, 7.32% afloramentos rochosos, 4.30% cultivo do café, e 1.56% extração mineral de rochas ornamentais. De uma forma geral, percebe-se uma vocação voltada para o setor agropecuário e mineiro.

Quadro 1 - Uso e ocupação da terra no distrito de Santa Angélica.

Classe	Área	Percentual
Cultivo Agrícola - Outros Cultivos Temporários	31.846	0.95
Área Edificada	3.843	0.11
Afloramento Rochoso	245.088	7.32
Outros	78.38	2.34
Solo Exposto	2.256	0.067
Cultivo Agrícola - Banana	1.435	0.043
Reflorestamento - Eucalipto	2.298	0.069
Cultivo Agrícola - Outros Cultivos Permanentes	17.189	0.51
Cultivo Agrícola - Café	144.077	4.31
Mata Nativa	284.644	8.51
Pastagem	2353.4	70.34
Extração Mineral	52.296	1.56
Mata Nativa - Regeneração Inicial	113.366	3.39
Campo Rupestre/Altitude	0.298	0.01
Macega	15.372	0.46

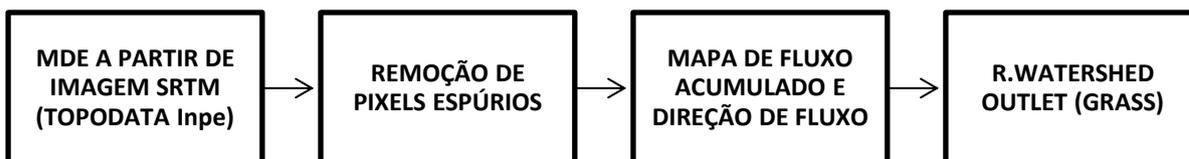
Fonte: Geobases-ES (2015).

As áreas com maior exposição de rochas e mata nativa estão situadas nas cotas mais elevadas e de relevo mais acidentado. A vegetação preservada pode estar relacionada às dificuldades na implementação das atividades humanas, enquanto as rochas expostas à grande energia potencial e dificuldade em se conservar os solos da erosão.

2.2. Delimitação da microbacia de Santa Angélica

As características geológicas do terreno favoreceram o seu delineamento sob forma de uma microbacia hidrográfica, desta maneira, a determinação da área de estudo se deu por meio da delimitação da bacia hidrográfica com o uso de técnicas de geoprocessamento (figura 2).

Figura 2 - Delimitação automática da microbacia de Santa Angélica.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Após a obtenção da imagem *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) com resolução espacial de 1 arco-segundo (30m), reamostrada geoestatisticamente (VALERIANO, M. M.; ROSSETTI, D. F., 2011) e disponibilizada pelo portal Topodata do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe), utilizou-se o software *Geographic Resources Analysis Support System* (GRASS GIS), adotando-se as etapas descritas na figura 2, em que foram verificados e removidos aqueles valores de pixels discrepantes da média local (*fill.sinks*), pois isso poderia gerar um efeito de “pia” ou barreira à direção e fluxo acumulado calculado (*r.watershed*). A partir desses, o mapa de fluxo acumulado aponta o pixel que seria o exutório da área, enquanto a direção de fluxo é o parâmetro de entrada para o cálculo dos limites da bacia (*r.watershed.outlet*).

Por fim, a área da bacia foi convertida para o formato vetorial para que seja utilizada como uma camada máscara para o recorte das covariáveis ambientais calculadas na seguinte etapa.

2.3. Covariáveis ambientais

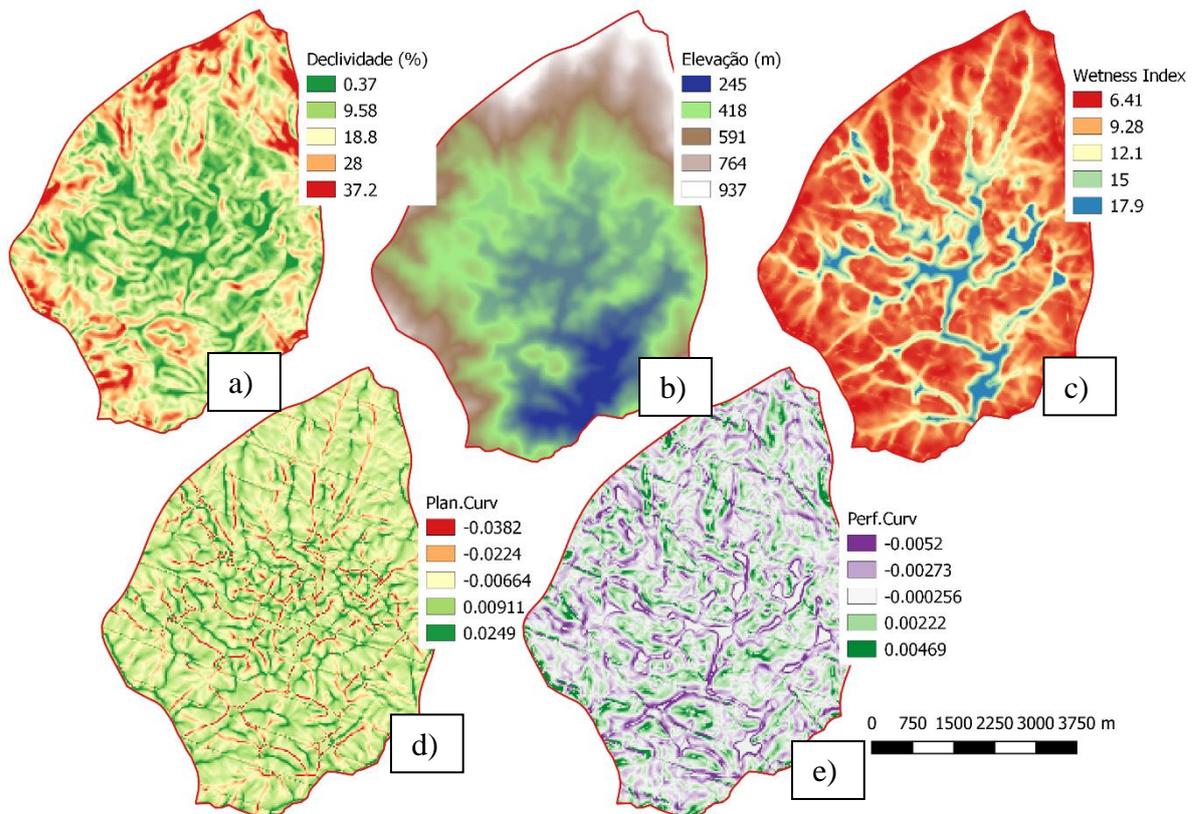
Os atributos de terreno *Topographic Wetness Index* (TWI) (GRABS et al., 2009), elevação, curvatura e declividade (WILSON; GALLANT, 2000) são os principais a serem utilizados por serem considerados, como os mais influentes no controle de formação de solos em média escala (CHAGAS et al., 2010), conteúdo de argila através do *Clay Mineral Index* (CMI) e teor de óxido de ferro por meio do *Iron Oxide Index* (IOI) (CHAGAS et al., 2010) e mapa geológico (CPRM, 2015).

Os dados matriciais derivados do modelo digital de elevação (MDE) (declividade, perfil e plano de curvatura) serão processados em ambiente do SAGA GIS 2.3.2 pela ferramenta *morphometry* do pacote *terrain analysis* que adota como método o proposto por Zevenbergen & Thorne (1987) (9 parâmetros por polinômios de 2ª ordem). Já o *wetness index* (TWI) foi estimado pela ferramenta hydrology

utilizando a área de captação e declividade (radianos),
 $TWI = \ln\left(\frac{a}{\tan\beta}\right)$, a é a área de captação e β é a declividade expressa em radianos.

A figura 3 apresenta os mapas resultantes dos processamentos acima mencionados.

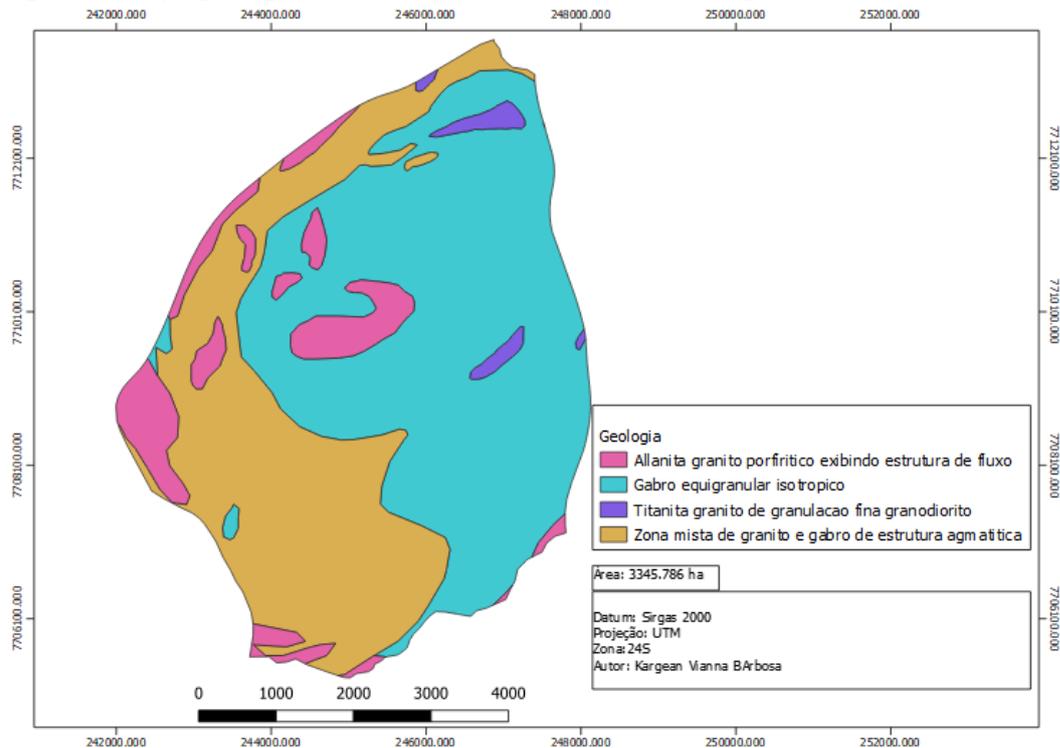
Figura 3 - Mapas de a) Declividade; b) Elevação; c) Wetness Index; d) Plano de curvatura; e) Perfil de curvatura.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

O mapa geológico do distrito de Santa Angélica que está contido na folha Cachoeiro de Itapemirim SF.24-V-A-V, (SILVA, 1993), que fora digitalizada e vetorizada (figura 4). A partir disso, criou-se uma coluna de atributos numérica do tipo *integer*, a qual se definiu um identificador para cada litologia, desta forma, foi convertido o dado vetorial para matricial a partir da ferramenta *v.to.raster* do GRASS para execução da seguinte etapa.

Figura 4 - Mapa geológico do Complexo Intrusivo de Santa Angélica.



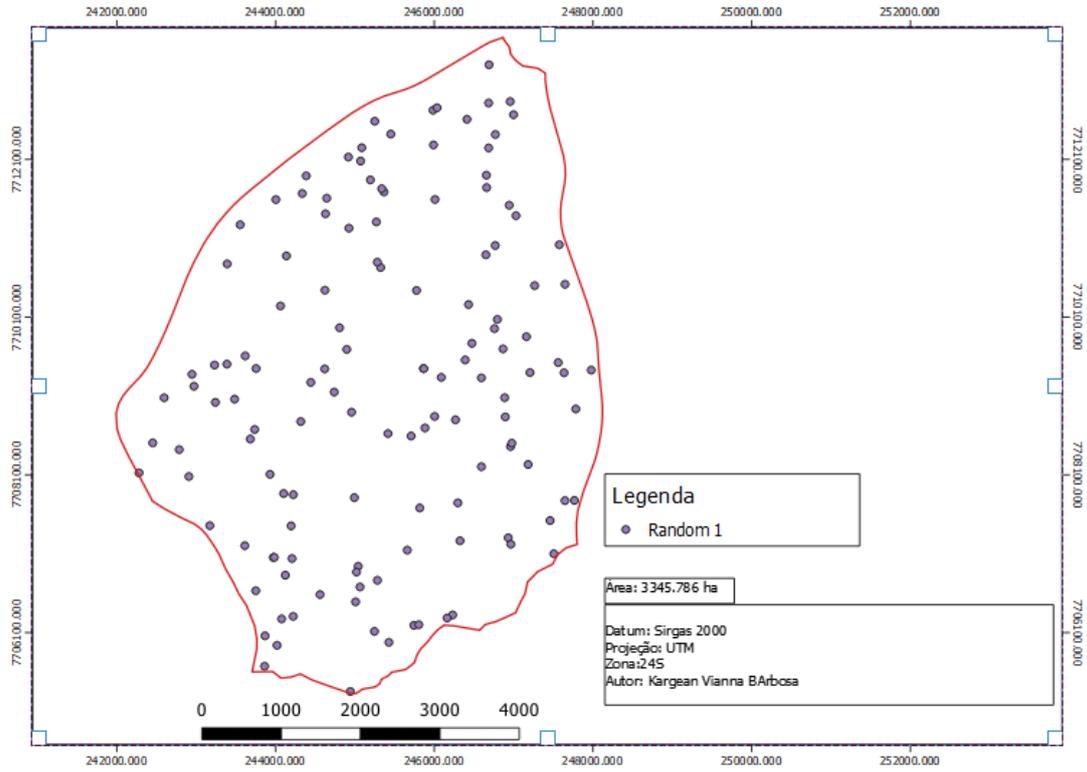
Fonte: Silva (1993).

2.4. Métodos de amostragem

Este trabalho propõe a comparação entre quatro métodos de delineamento amostral, sendo estes: LHS, cLHS, Malha regular, e aleatório. Este último foi executado em duas repetições (random1 e random2) (figura 5 e 6) a fim de se verificar o efeito do acaso nas observações e variação de seus valores.

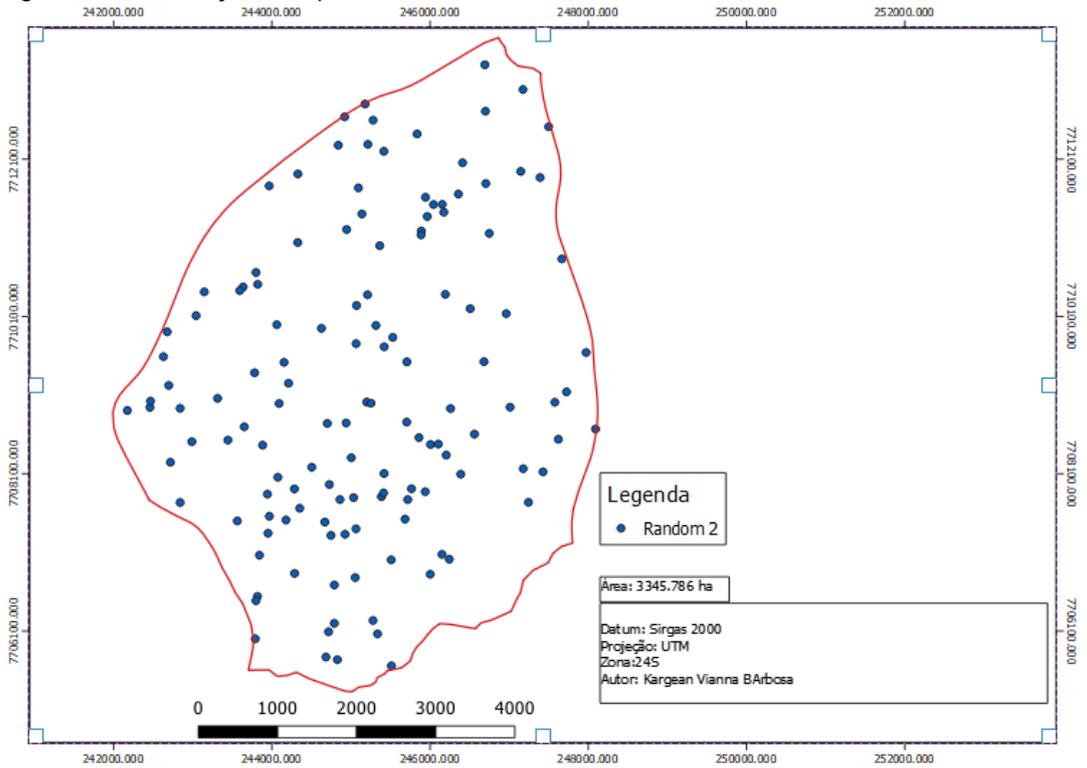
A área da bacia apresenta, a partir da referência o modelo digital de elevação com células de dimensão de 30m, um total de 58,168 pixels e, conforme trabalho de Brungard & Boettinger (2010), para execução de um número suficiente de amostras para implementação do método LHS, estimou-se algo entre 0.05 a 0.1%. Todavia, ao se observar a distribuição dos histogramas de frequência, percebeu-se que para este estudo, 0.2% do total de pixels apresentava uma melhor distribuição, perfazendo 132 pontos.

Figura 5 - Distribuição dos pontos random 1.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

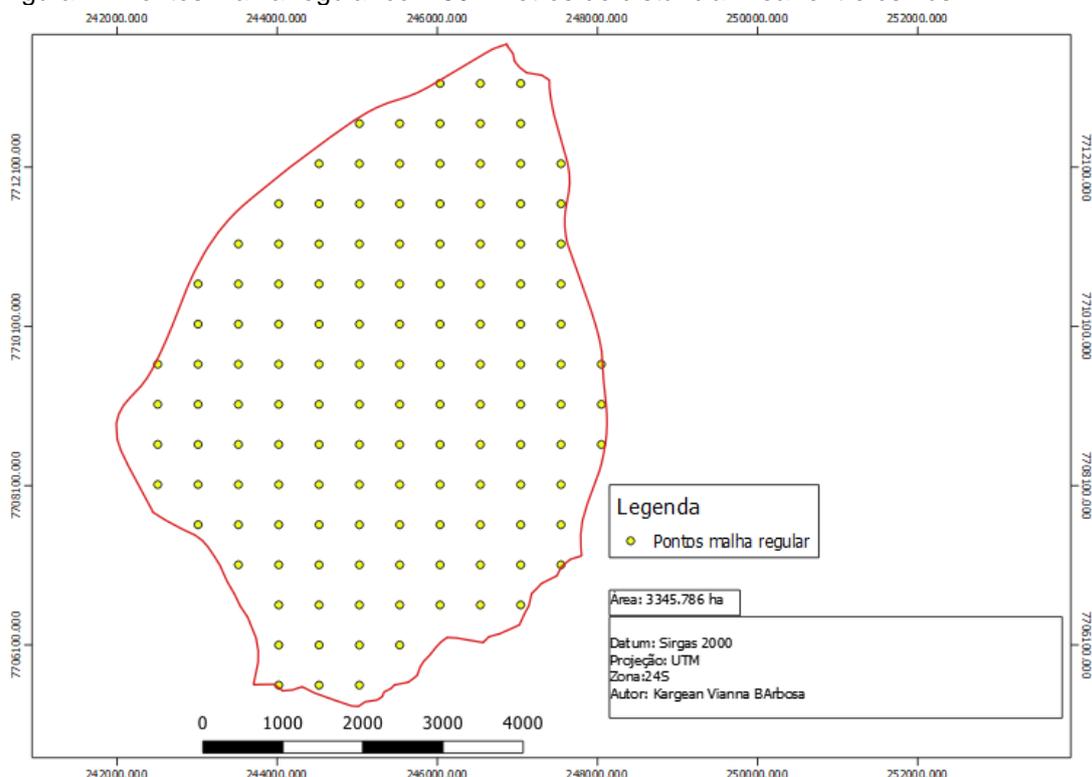
Figura 6 - Distribuição dos pontos random 2.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Ajustou-se, em ambiente de Qgis, diversas grades regulares até que se atingisse um número total de 132 nós dentro da área da bacia, perfazendo uma equidistância de 504 metros, com isso, por meio da ferramenta de extração de nós, gerou-se um *layer* do tipo ponto (figura 7).

Figura 7 - Pontos malha regular com 504 metros de distância linear entre os nós.

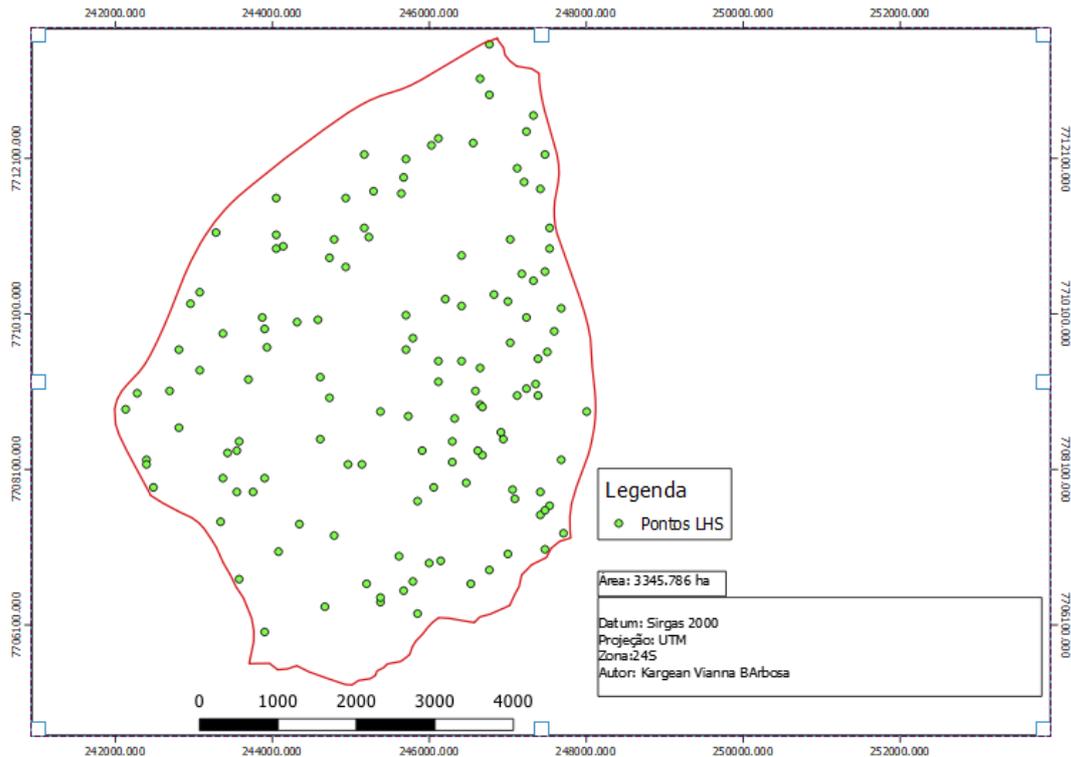


Fonte: Elaborado pelo Autor.

Antes da execução do pacote LHS, foi necessário exportar cada camada raster da bacia (mde, declividade, *wetness index*, perfil e plano de curvatura e geologia) no formato ASC II, uma estrutura x, y e z (longitude, latitude e valor da grandeza). Dessa maneira, as grandezas foram unidas em uma planilha no formato .xls, que por sua vez exportadas como arquivo de texto (.txt) separado por tabulações.

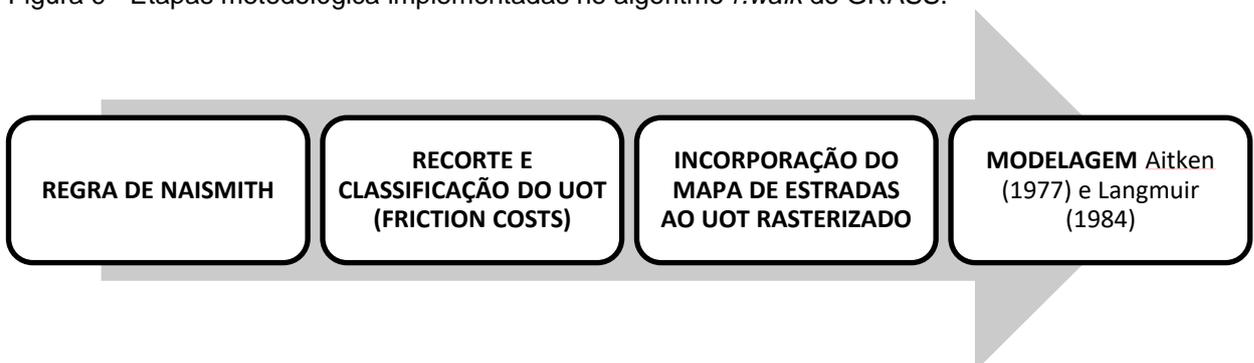
No *software* R, essa tabela fora importada e, pelo pacote cLHS (Roudier et al., 2011), implementou-se os seguintes critérios: 132 pontos, 10000 iterações, peso dos dados sendo 1, fator e peso das correlações como 1, conforme implementado por (ROUDIÉ; HEWITT; BEAUDETTE, 2012b). No Qgis, a tabela do processamento no R, foi importada como camada de texto delimitado a fim de se gerar *shapefiles* do tipo ponto (figura 8).

Figura 8 - Pontos LHS.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

E, a fim de se executar a restrição espacial, por meio do algoritmo *r.walk* do GRASS, seguiu-se as etapas descritas na figura 9, necessitando-se a geração da camada de entrada *friction costs*, que pode ser construída por valores arbitrários (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2006), que estabelece relação de rugosidade/dificuldade do terreno a partir da camada vetorial do uso e ocupação do solo. Para tal, cada classe de cobertura fora reclassificada por notas (quadro 2).

Figura 9 - Etapas metodológica implementadas no algoritmo *r.walk* do GRASS.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

De acordo com Aitken (1977), e aperfeiçoado por Langmuir (1984), o deslocamento no terreno gera custos, logo, assumiram como critério de avaliação

das despesas em saídas de campo os aspectos adotados para o tempo de deslocamento definidos pelo montanhista Naismith em 1892. Chegou-se à seguinte expressão: $CT = TD + \lambda * friction\ costs * \Delta S$, de forma que CT é o custo total, TD: tempo de deslocamento, λ : constante, ΔS : distância horizontal.

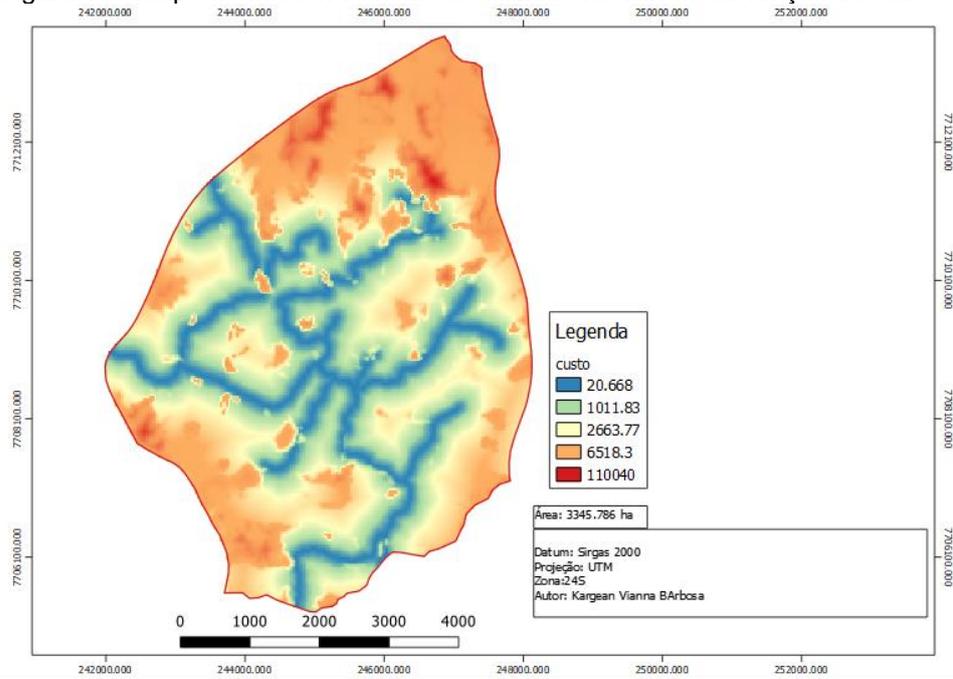
Quadro 2 - *Friction costs* das classes de uso e ocupação da terra.

Classe	Notas
Solo exposto	3
Pastagem	5
Cultivo agrícola	7
Macega	7
Reflorestamento - Eucalipto	15
Mata em estágio inicial de regeneração	50
Campo Rupestre/Altitude	60
Mata Preservada	100
Área Edificada	500
Afloramento Rochoso	500
Extração Mineral	500

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Dessa forma, rasterizou-se a camada Uso e Ocupação da Terra através da coluna “Notas”, gerando um raster que continha as informações de entrada para o algoritmo *r.walk*, que ainda levava em consideração a elevação e declividade do terreno, porém, essas duas últimas já haviam sido criadas. Adiante, também se converteu a camada vetorial de estradas para o formato matricial, contudo, suas células foram orientadas a receber o valor “0”, dessa maneira, a partir da calculadora raster, multiplicou-se a camada *friction costs* com a de estradas rasterizada, agregando o custo mais baixo, que é o da própria estrada. Por fim, de posse de todos os elementos, aplicou-se o algoritmo de definição do custo, que resultou no mapa abaixo (figura 10), integrando-se aos demais dados.

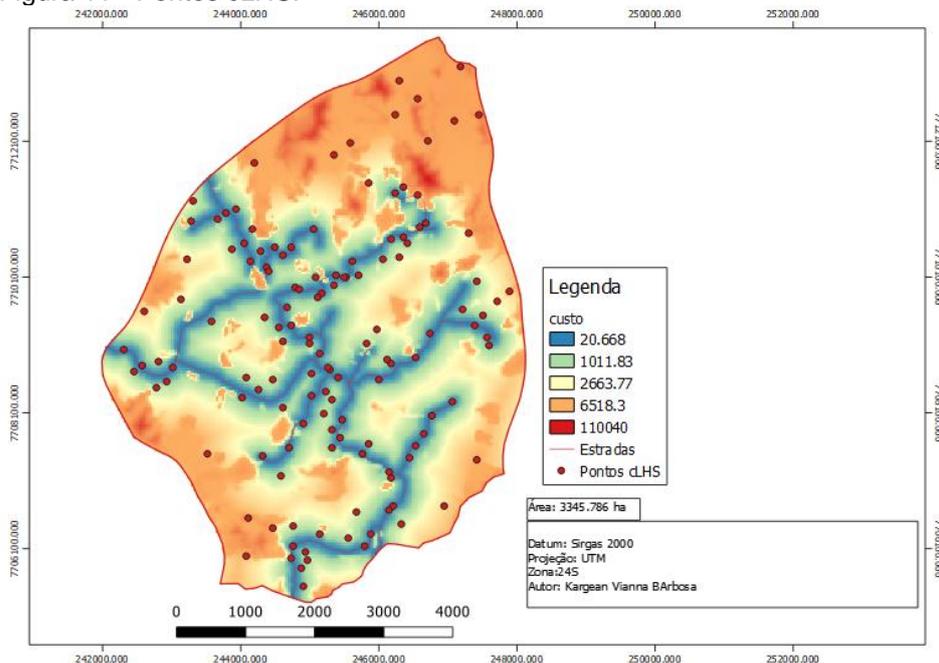
Figura 10 - Mapa de *friction costs* a ser utilizado no cálculo da função de custo de Aitken (1977).



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Novamente, em ambiente do R, ao implementar o pacote do cLHS, desta vez agregou-se a função de custo exportada, foi gerada uma distribuição de pontos bastante responsiva às dificuldades do terreno (figura 11).

Figura 11 - Pontos cLHS.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Todas as simulações geradas apropriaram os valores para suas respectivas tabelas de atributos por meio da ferramenta *extract by location*.

2.5. Análises estatísticas

De forma bem sucinta, efetuou-se a análise dos histogramas de cada método, para cada variável, sobrepondo-os à distribuição da bacia, a fim de se visualizar como se dá essa relação para cada intervalo.

Ainda, efetuou-se comparação com a distribuição total da bacia e, nesse âmbito, avaliou-se a variância (teste F), média (t de Student) e distribuição das frequências por densidade/probabilidade (Kolmogorov-Smirnov) (DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014).

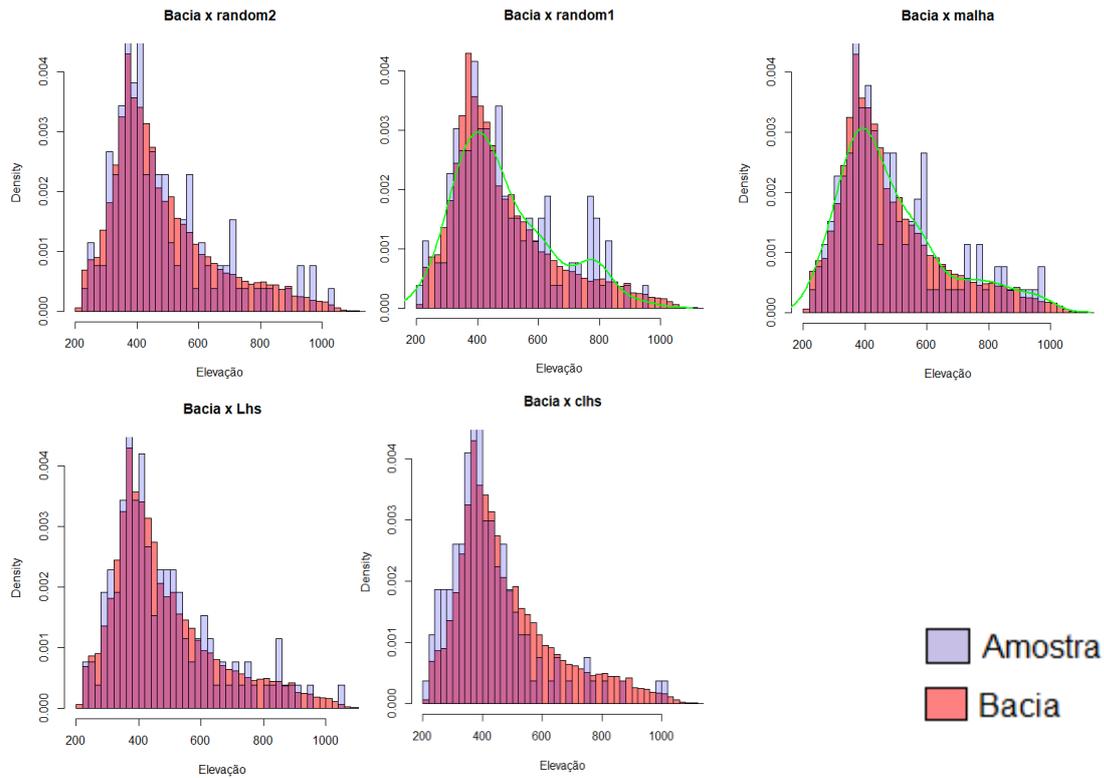
É relevante mencionar que todos os testes estatísticos foram executados com um nível de confiança de 0.95, cujo p-valor inferior a 0.05 incorre em diferença significativa entre os atributos. Adicionalmente, todas análises estatísticas e construção de gráficos foram implementadas através do R.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Tendo por base os histogramas de frequência sobrepostos, optou-se pela representação desses sob a forma de probabilidade, uma vez que a contagem das variáveis da bacia apresenta cerca de 38229 pixels, o que poderia gerar um efeito de escala, tornando inviável a representação dos resultados dos pontos amostrados. Ainda, na literatura, essa abordagem estatística comparativa tem sido utilizada em diversos trabalhos (DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014; LOUIS et al., 2014; MINASNY, B.; MCBRATNEY, 2007).

Para a variável elevação, figura 12, é percebido uma sobreamostragem disseminada pelos métodos aleatórios e na malha regular em cotas superiores a 600m, já quanto ao cLHS o efeito é exatamente o contrário. Este último já foi relatado em trabalho (DE CARVALHO JÚNIOR et al., 2014; MINASNY, B.; MCBRATNEY, 2007) a tendência a se concentrar nas margens de vias, que por viabilidade técnica, são construídas em cotas mais suaves. Já o LHS possui uma distribuição mais similar que os demais métodos quando comparado à bacia.

Figura 12 - Comparação dos histogramas da variável elevação dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Nota-se no quadro 3, que além das médias se comportarem da mesma forma que os histogramas, o LHS mais similar à bacia, face aos aleatórios e malha regular, com o cLHS tendo um deslocamento da média à esquerda pelos motivos acima descritos. Os desvios padrão e coeficientes de variação acompanham essa propensão. Ainda, ante aos testes estatísticos de variância (quadro 9), média (quadro 10), apenas o cLHS se diferenciou estatisticamente a 95% de confiança da bacia. Para a frequência (quadro 11), nenhum desses apresentou diferença significativa.

Quadro 3 - Alguns parâmetros descritivos da elevação para os métodos e bacia.

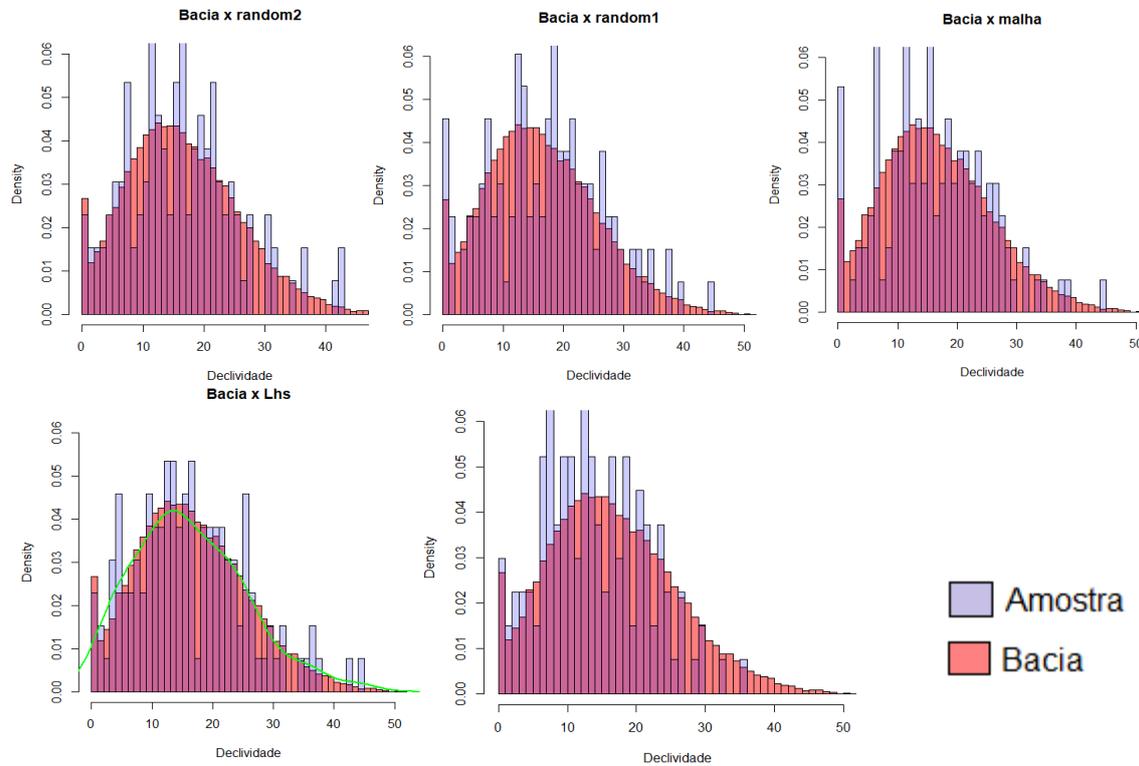
ELEVAÇÃO				
	n	Média	DP	CV
Bacia	38229	482.6000	168.7055	34.96%
LHS	132	480.6865	166.4494	34.63%
cLHS	132	419.4497	139.2298	33.19%
Malha	132	485.7420	171.3503	35.28%
Random1	132	486.5022	159.6463	32.82%
Random2	132	474.0875	166.2400	35.07%

n = número de amostras; DP = desvio Padrão; CV= coeficiente de variação

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Para a declividade, figura 13, é notado que o random2 e LHS apresentam aparente convergência na distribuição, porém, o random2 destoa um pouco mais na continuidade da distribuição devido ao excesso de amostragens nas declividades que fluam próximo à média (quadro 4) e ausência de alguns representantes em valores superiores a 28%.

Figura 13 - Comparação dos histogramas da variável declividade dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Ao se observar o quadro 4, fica evidente que em termos absolutos os dois métodos são bastante próximos. Já o random1 e malha regular tem um deslocamento das frequências à direita, contudo, apenas a média do random1 é consideravelmente maior que a da bacia. A média da malha regular se torna próxima a da área pois existe uma sobreamostragem nas declividades em um intervalo de 1 a 15%, compensando assim em termos absolutos. O cLHS ainda continua a subestimar esses valores por conta da restrição espacial em torno das estradas vide (MINASNY, B.; MCBRATNEY, 2007).

Quadro 4 - Alguns parâmetros descritivos da declividade para os métodos e bacia.

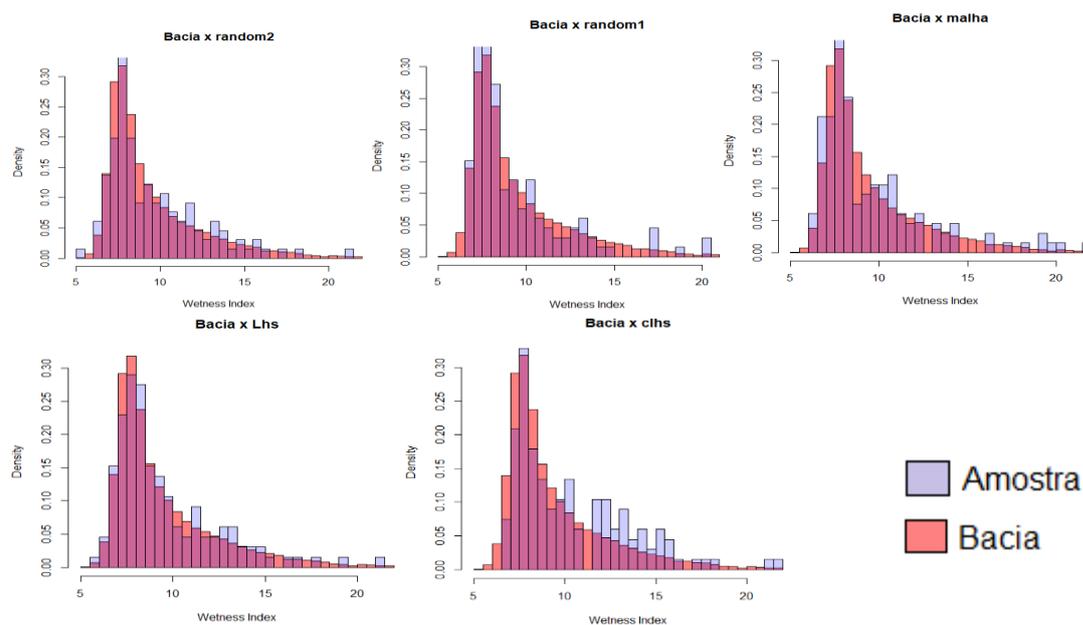
DECLIVIDADE				
	n	Média	DP	CV
Bacia	38229	16.5130	9.0038	54.53%
LHS	132	16.2402	9.2258	56.81%
cLHS	132	13.6351	7.4541	54.67%
Malha	132	16.0765	8.8155	54.83%
Random1	132	17.0690	9.4739	55.50%
Random2	132	16.2293	8.9037	54.86%

n = número de amostras; DP = desvio Padrão; CV= coeficiente de variação

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quanto ao *wetness index*, figura 16, todos os métodos, exceto o cLHS, apresentam uma distribuição similar, todavia, o LHS continua a manter uma homogeneidade à distribuição da bacia. O cLHS deu ênfase aos valores de 10.5 e depois na faixa de 12 a 16, pois tendo como referência as vias de acesso e uso e ocupação da terra, restringiu-se às áreas de ocupação antrópica, ou seja, mais baixas e que permitem valores de *wetness index* superiores.

Figura 14 - Comparação dos histogramas da variável *wetness index* dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

No quadro 5, à tendência de concentração de maiores valores é confirmada pela média (10.36). Já o LHS, curiosamente, mesmo apresentando a média mais próxima da área de estudo, exibe diminuto desvio padrão e coeficiente de variação, diferenciando-se nesse aspecto à distribuição da própria bacia. A explicação para

esse fenômeno, à revelia da homogeneidade estatística que o método apresenta, em termos quantitativos, não exprime as discrepâncias que o relevo apresenta, até mesmo pelo universo amostral reduzido, sendo que os maiores estão associados a fundos de vales, o que representa, em termos de área, menor expressão.

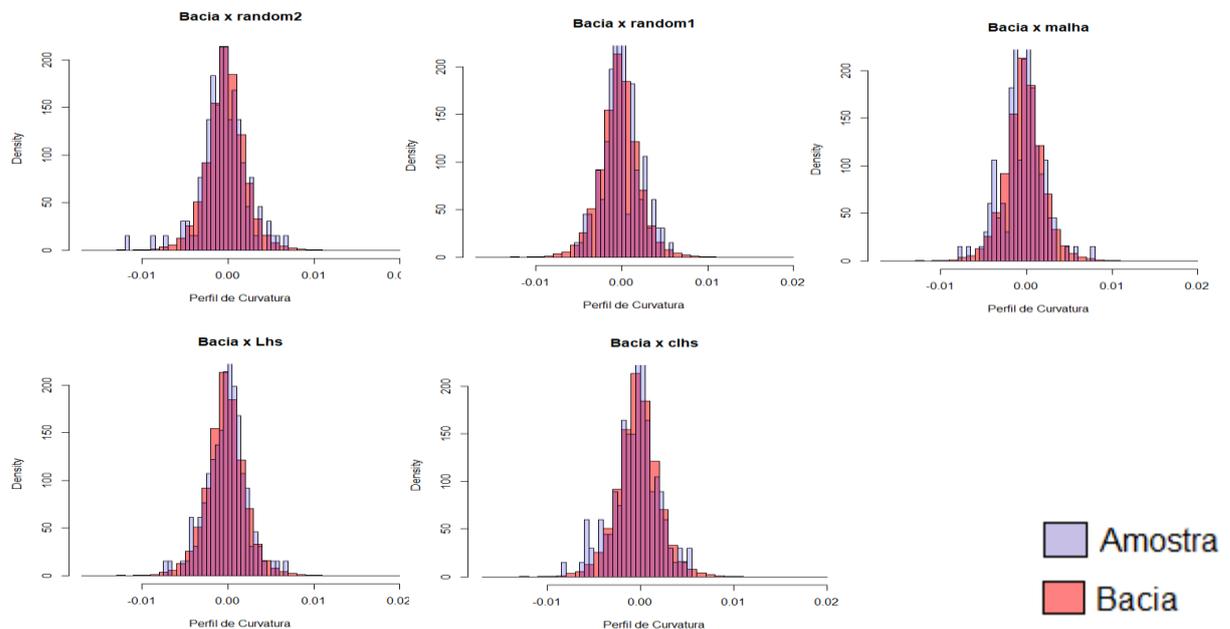
Quadro 5 - Alguns parâmetros descritivos do *wetness index* para os métodos e bacia.

WETNESS INDEX				
	n	Média	DP	CV
Bacia	38229	9.4330	2.7586	29.24%
LHS	132	9.4880	0.6464	14.55%
cLHS	132	10.3638	3.1502	30.40%
Malha	132	9.5810	3.1704	33.09%
Random1	132	9.4006	2.9688	31.58%
Random2	132	9.5295	2.8077	29.46%

n = número de amostras; DP = desvio Padrão; CV= coeficiente de variação
 Fonte: Elaborado pelo Autor.

Em exame ao perfil de curvatura, para todos os métodos, há uma tendência na concentração dos valores em torno de 0, o que representaria rampas planas a suavemente côncavas a convexas, não houve diferenças significativas tanto para a distribuição, variância e média conforme os testes estatísticos nos quadros 9, 10 e 11.

Figura 15 - Comparação dos histogramas do variável perfil de curvatura dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Conforme quadro 6, apesar de uma boa correspondência entre todos os métodos, o LHS tem uma resposta mais singular com a área. É difícil se inferir quais são os fatores controladores deste fenômeno, mas é possível especular que o terreno é de formação recente (PEDROSA-SOARES et al., 2007; ZANON et al., 2015), logo, a morfogênese de vertentes ainda está em curso.

Quadro 6 – Alguns parâmetros descritivos do perfil de curvatura para os métodos e bacia.
PERFIL DE CURVATURA

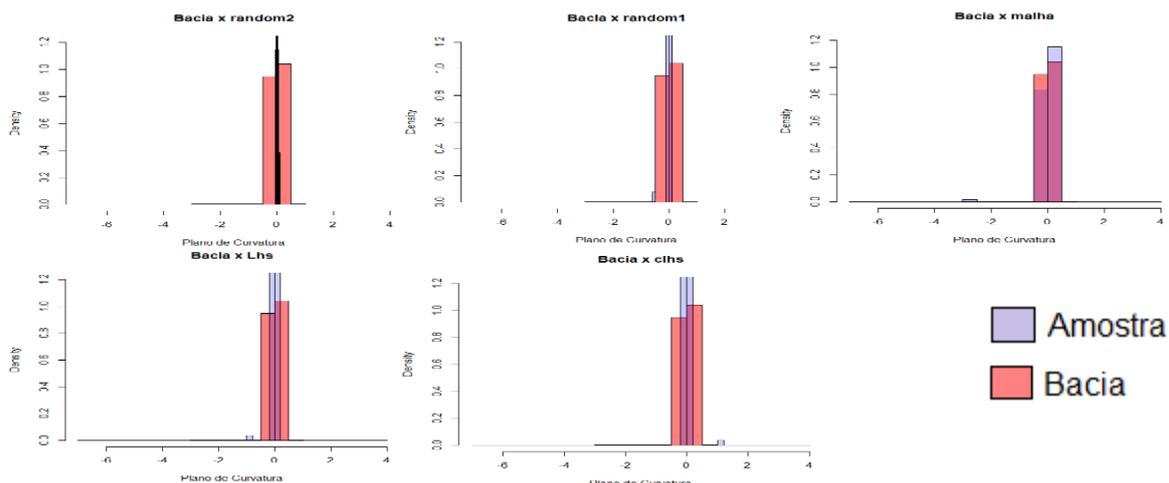
	n	Média	DP	CV
Bacia	38229	-0.0003	0.0023	-881.76%
LHS	132	-0.0002	0.0023	-1050.80%
cLHS	132	0.0000	0.0021	-486.52%
Malha	132	-0.0005	0.0023	-498.28%
Random1	132	0.0000	0.0021	-10037.17%
Random2	132	-0.0004	0.0026	-586.52%

n = número de amostras; DP = desvio Padrão; CV= coeficiente de variação
Fonte: Elaborado pelo Autor.

O plano de curvatura, assim como o perfil de curvatura, para as técnicas de delineamento amostral, apresenta uma tendência à formação de formas planares, e destaca-se aqui, o coeficiente de variação da bacia (-28837.40%), quadro 7, que nos mostra a dificuldade em qualquer amarração estatística, dado o acaso. Porém, com o foco nas distribuições, figura 16, o random2 tem imensa concentração em valores que se aproximam de 0, que passa a ser representado por uma “linha preta.

Em função da escala dos gráficos e dispersão dos valores, fixou-se nos testes estatísticos para esta variável, pois o efeito visual se tornou prejudicado. Desta forma o cLHS apresentou diferença significativa para a variância (quadro 9) e média (quadro 10), porém a distribuição de frequências não apresentou tal desvio. No mais, conforme mencionado acima, o coeficiente de variação da bacia se deu de forma tão descomunal, que para o teste de variância (quadro 9) todos os métodos se diferenciaram.

Figura 16 - Comparação dos histogramas da variável plano de curvatura dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quadro 7 - Alguns parâmetros descritivos do plano de curvatura para os métodos e bacia.
PLANO DE CURVATURA

	n	Média	DP	CV
Bacia	38229	-0.0052	0.1499	-28837.40%
LHS	132	-0.0060	0.0768	-1284.88%
cLHS	132	0.0093	0.0889	958.77%
Malha	132	-0.0229	0.2429	-1060.64%
Random1	132	-0.0014	0.0490	-3605.42%
Random2	132	0.0025	0.0143	581.25%

n = número de amostras; DP = desvio Padrão; CV= coeficiente de variação
Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quanto à geologia, figura 4, o terreno é constituído predominantemente por Alanita granito porfírico nas bordas norte e oeste da área em estudo, o Gabro equibrangular isotrópico centro e leste, e a zona de mistura granito com gabro, centro, sul e oeste. O titanita granito foi desconsiderado por ser uma unidade de pequena expressão, indistinta no terreno, logo, o quadro 8 apresenta a qualificação das variáveis que foram utilizadas na implementação do LHS.

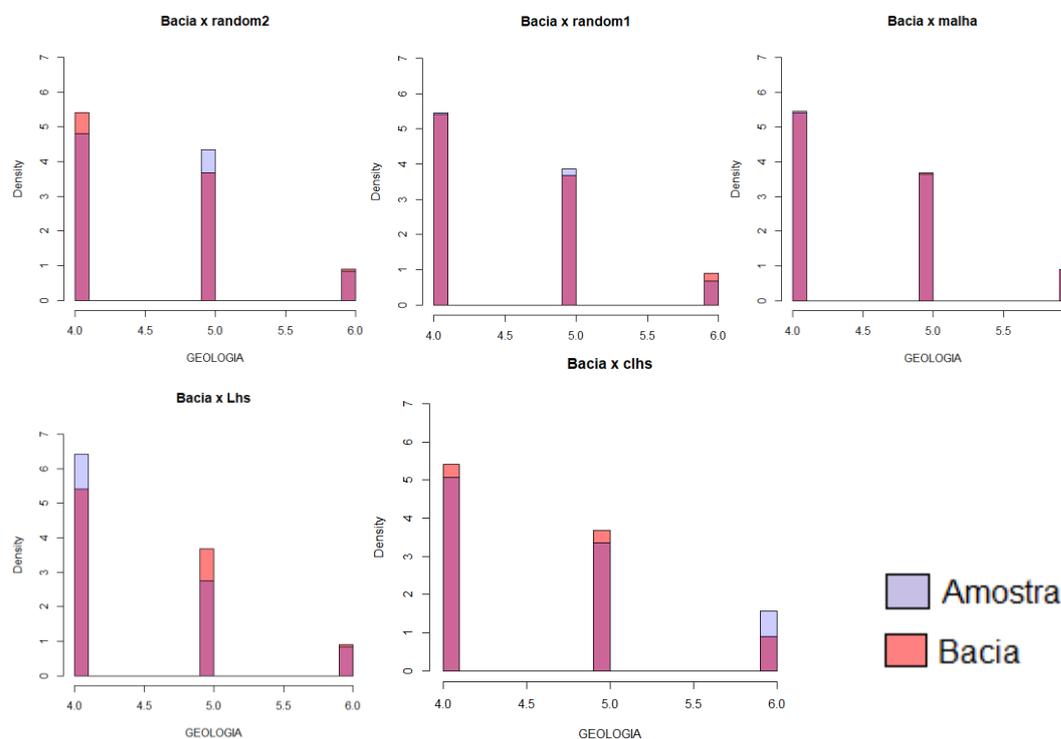
Quadro 8 - Unidades litológicas classificadas.

Litologia	Classificação
Gabro equigranular	4
Zona de mistura	5
Allanita Granito	6

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Em decorrência de um espalhamento zonal das tipologias, é nítido o destaque dos métodos amostrais que apresentaram uma melhor irradiação de sua distribuição de pontos, assumindo maiores similaridades com a frequência da bacia. Destaca-se, portanto, a malha regular, figura 17, que preenche perfeitamente a proporção definida pela bacia.

Figura 17 - Comparação dos histogramas da variável geologia dos métodos com a bacia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quadro 9 - Teste de variância das variáveis em seus respectivos delineamentos amostrais.

Teste F

	LHS	CLHS	Malha	Aleatória 1	Aleatória 2
Elevação	0.8615	0.003759*	0.7691	0.404	0.8457
Declividade	0.6627	0.004337*	0.7656	0.3804	0.8901
Perfil de Curvatura	0.9051	0.3152	0.8915	0.1445	0.04368*
Plano de Curvatura	2.20E-16*	5.802e-13*	2.2E-16*	2.20E-16*	2.20E-16*
Wetness Index	0.8342	0.02146*	0.01654	0.2089	0.7441

(*) diferença significativa.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quadro 10 - Teste de média das variáveis em seus respectivos delineamentos amostrais.

Teste T					
	LHS	CLHS	Malha	Aleatória 1	Aleatória 2
Elevação	0.8956	1.498e-05*	0.8321	0.792	0.5632
Declividade	0.7296	0.0002202*	0.5785	0.4785	0.7192
Perfil de Curvatura	0.8388	0.2277	0.3104	0.2311	0.3704
Plano de Curvatura	0.9527	0.01091817*	0.1766	0.7685	0.5588
Wetness Index	0.8209	9.735e-05*	0.5381	0.8935	0.6889

(*) diferença significativa.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Quadro 11 - Teste de distribuição das frequências em seus respectivos delineamentos amostrais.

Teste K-S					
	LHS	CLHS	Malha	Aleatória 1	Aleatória 2
Elevação	1	0.0001689*	0.9944	0.6324	0.8335
Declividade	0.9847	0.005719	0.9581	0.254	0.8574
Perfil de Curvatura	0.8927	0.9187	0.6681	0.3919	0.5504
Plano de Curvatura	0.7402	0.8159	0.3912	0.3338	0.09943
Wetness Index	0.9793	0.002091*	0.9119	0.6742	0.707

(*) diferença significativa.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

De uma forma geral, conforme Brus (2019), para terrenos demasiadamente acidentados, o método cLHS apresenta um desempenho reduzido comparado a técnicas similares na restrição espacial, como adaptações na fuzzy k-means por exemplo. A microbacia em questão apresenta, vide figura 3a e 3b, bordas que apresentam variação de cota superior a 600 metros em um curto espaço geográfico, enquanto a declividade acompanha essa tendência.

Salienta-se também, que o número de pontos indicados no presente trabalho favoreceu a normalidade da distribuição de praticamente todas as variáveis frente aos métodos amostrais. Apenas o plano de curvatura não obteve atendimento a esta exigência estatística, visto que a própria bacia não detém normalidade na distribuição para este parâmetro e elevado coeficiente de variação.

4. CONCLUSÕES

Os métodos de delineamento amostral são importantes na captação da complexidade ambiental, que podem ser traduzidas pelos resultados das análises de atributos dos solos, uma vez que esses elementos estão diretamente relacionados aos processos pedogenéticos.

Os métodos aleatórios não possuem qualquer compromisso com a realidade local, mesmo que em alguns casos, possam ter resultados aparentemente congruentes. No entanto, há de se pensar que sempre haverá incertezas da fiel representação dos aspectos naturais.

A malha regular normalmente é indicada para trabalhos geoestatísticos, contudo, é praticamente impossível de ser executada em campo e, ao depender das características do terreno, levaria a uma super ou subamostragem quando executada para uma área inteira.

O método LHS se mostrou superior praticamente em todos os aspectos, sendo uma garantia da validade estatísticas e fiel representação dos fenômenos a serem analisados. Enquanto o cLHS, como indicado em outros trabalhos, confirmado neste, não apresenta um desempenho tão eficiente quando se trata de terrenos muito acidentados ou restrição nas vias de acesso.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AITKEN, R. 1977. Wilderness areas in Scotland. Unpublished Ph.D. thesis. University of Aberdeen.
- BAGHERI BODAGHABADI, Mohsen et al. Digital Soil Mapping Using Artificial Neural Networks and Terrain-Related Attributes. **Pedosphere**, v. 25, n. 4, p. 580–591, 2015.
- BARUCK, Jasmin et al. Soil classification and mapping in the Alps: The current state and future challenges. **Geoderma**, v. 264, p. 312–331, 2016.
- BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. Methods Comparison of Three Variables in the of Values Input a From Computer Code Output Selecting of Analysis for. **Technometrics**, v. 42, n. 1, p. 55–61, 2010. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.2000.10485979%5Cnhttp://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.2000.10485979#.VD-nxOkcSmQ>>.
- BEHRENS, Thorsten et al. Digital soil mapping using artificial neural networks. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, v. 168, n. 1, p. 21–33, 2005.
- BERNOUX, M. et al. Chapter 37 Regional Organic Carbon Storage Maps of the Western Brazilian Amazon Based on Prior Soil Maps and Geostatistical Interpolation. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 497–507, 2006.

BISWAS, Asim; ZHANG, Yakun. Sampling Designs for Validating Digital Soil Maps: A Review. **Pedosphere**, v. 28, n. 1, p. 1–15, 2018. Disponível em: <[http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160\(18\)60001-3](http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160(18)60001-3)>.

BORUVKA, L.; PENIZEK, V. Chapter 30 A Test of an Artificial Neural Network Allocation Procedure using the Czech Soil Survey of Agricultural Land Data. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 415–424, 2006.

BRUNGARD, C. W.; BOETTINGER, J. L. Conditioned Latin Hypercube Sampling: Optimal Sample Size for Digital Soil Mapping of Arid Rangelands in Utah, USA. **Digit. Soil Mapp.** Dordrecht: Springer Netherlands, 2010. v. 2. p. 67–75. Disponível em: <http://www.springerlink.com/index/10.1007/978-90-481-8863-5_6>.

BRUS, D. J. Sampling for digital soil mapping: A tutorial supported by R scripts. **Geoderma**, v. 338, n. May, p. 464–480, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.036>>.

BUI, E. A Review of Digital Soil Mapping in Australia. **Digital Soil Mapping - An Introductory Perspective**, v. 31, n. 2003, p. 25–37, 2006. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY-8/2/41dd9ad0e60da7db043c97fee2d8d322>>.

CAMERA, Corrado et al. A high resolution map of soil types and physical properties for Cyprus: A digital soil mapping optimization. **Geoderma**, v. 285, p. 35–49, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.09.019>>.

CARRÉ, F. et al. Digital soil assessments: Beyond DSM. **Geoderma**, v. 142, n. 1–2, p. 69–79, 2007.

CARVALHO JUNIOR, Waldir de et al. Evaluation of statistical and geostatistical models of digital soil properties mapping in tropical mountain regions. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 3, p. 706–717, 2014.

CHAGAS, César da Silva et al. Atributos topográficos e dados do Landsat7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 45, n. 5, p. 497–507, 2010.

_____. Data mining methods applied to map soil units on tropical hillslopes in Rio de Janeiro, Brazil. **Geoderma Regional**, v. 9, p. 47–55, 2017.

COELHO, André Luiz Nascentes et al. Mapeamento geomorfológico do estado do Espírito Santo (Nota Técnica 28). p. 21, 2012.

COELHO, Fabrício Fernandes. Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfológicas e sistemas de informações geográficas. **Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) Universidade Federal do Rio Grande do Sul**, p. 80, 2010.

COLE, N.J.; BOETTINGER, J. Pedogenic understanding raster classification methodology for mapping soil, Powder river basin, Wyoming, USA. **Digital Soil Mapping: an Introductory perspective.**, v. 31, n. 1941, p. 366–377, 2007.

CPRM, Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais. **Geologia e Recursos Minerais do Estado do Espírito Santo: texto explicativo do mapa geológico e de recursos minerais**. CPRM ed. Belo Horizonte: [s.n.], 2015.

CUNHA, Alexson de Mello et al. Update to the legend of the reconnaissance soil map of Espírito Santo state and the implementation of Geobases interface for data usage

in GIS. **Geografares**, v. 2, n. 22, p. 32–65, 2016.

DA SILVA, Cristiano Cassiano et al. Mapeamento pedológico digital da folha botucatu (SF-22-Z-B-VI-3): Treinamento de dados em mapa tradicional e validação de campo. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 37, n. 4, p. 846–857, 2013.

DE CARVALHO JÚNIOR, Waldir et al. Método do hipercubo latino condicionado para a amostragem de solos na presença de covariáveis ambientais visando o mapeamento digital de solos. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 38, n. 2, p. 386–396, 2014.

DOBOS, E.; MICHELI, E.; MONTANARELLA, L. Chapter 36 The Population of a 500-m Resolution Soil Organic Matter Spatial Information System for Hungary. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, 2006.

GRABS, T. et al. Modeling spatial patterns of saturated areas: A comparison of the topographic wetness index and a dynamic distributed model. **Journal of Hydrology**, v. 373, n. 1–2, p. 15–23, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.031>>.

HENGL, Tomislav; ROSSITER, David G.; STEIN, Alfred. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. **Australian Journal of Soil Research**, v. 41, n. 8, p. 1403–1422, 2003.

HEUNG, Brandon et al. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. **Geoderma**, v. 265, p. 62–77, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.11.014>>.

LANDIM, Paulo M Barbosa. Sobre Geoestatística e mapas. v. 2, n. 1, p. 19–33, [s.d.].

LOUIS, B. P. et al. Statistical sampling design impact on predictive quality of harmonization functions between soil monitoring networks. **Geoderma**, v. 213, p. 133–143, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.07.018>>.

MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L.; MINASNY, B. **On digital soil mapping**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 117.

MENDONÇA-SANTOS, M L; SANTOS, H G. The State of the Art of Brazilian Soil Mapping and Prospects for Digital Soil Mapping. **Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective**, v. 31, p. 39–54, 2007.

MENEZES, Michele Duarte de et al. Spatial prediction of soil properties in two contrasting physiographic regions in Brazil. **Scientia Agricola**, v. 73, n. 3, p. 274–285, 2016.

MESQUITA, Luiz Felipe. CARACTERIZAÇÃO DE SOLOS SOB DIFERENTES COBERTURAS VEGETAIS DA SUB-BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO ALEGRE – ES Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Produção Vegetal, do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal na área de concentração Solos e Nutrição de Plantas. Orientador: Prof. Dsc. Felipe Vaz ALEGRE ESPÍRITO SANTO - BRASIL JULHO / 2011 Ficha catalográfica. 2011.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B. Latin hypercube sampling as tool for digital soil mapping. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. 1997, p. 153–606, 2007. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166248106310124>>.

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computers and Geosciences**, v. 32, n. 9, p. 1378–1388, 2006.

_____. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. **Geoderma**, v. 264, p. 301–311, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.07.017>>.

MULDER, V. L. et al. The use of remote sensing in soil and terrain mapping - A review. **Geoderma**, v. 162, n. 1–2, p. 1–19, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.018>>.

MULDER, V. L.; DE BRUIN, S.; SCHAEPMAN, M. E. Representing major soil variability at regional scale by constrained Latin Hypercube Sampling of remote sensing data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, n. 1, p. 301–310, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.004>>.

No Title. n. Pedagog 3, [s.d.].

ODEH, Inakwu O.A.; CRAWFORD, Mark; MCBRATNEY, Alex B. Chapter 32 Digital Mapping of Soil Attributes for Regional and Catchment Modelling, using Ancillary Covariates, Statistical and Geostatistical Techniques. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 437–454, 2006.

PEDROSA-SOARES, Antonio Carlos et al. Orógeno Araçuaí : Síntese Do Conhecimento 30 Anos Após Almeida 1977. **Geonomos**, v. 15, n. 1, p. 1–16, 2007.

PINHEIRO, Helena Saraiva Koenow et al. Prediction of topsoil texture through regression trees and multiple linear regressions. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 42, p. 1–21, 2018.

PREZOTTI, Luiz Carlos. **Solo E Foliar**. Vitória-ES: Incaper, 2013. Disponível em: <www.incaper.es.gov.br>.

RIBEIRO, Vanessa Biondo. Aerogamaespectrometria e suas aplicações no mapeamento geológico. p. 29–51, 2013.

ROBBEZ-MASSON, J. M. Chapter 19 Producing Dynamic Cartographic Sketches of Soils by Contextual Image Processing in Order to Improve Efficiency of Pedological Survey. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 245–256, 2006.

ROUDIER, Pierre; HEWITT, Allan; BEAUDETTE, Dylan. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Digital Soil Assessments and Beyond**, p. 227–231, 2012a.

_____. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Digital Soil Assessments and Beyond**, n. March 2014, p. 227–231, 2012b.

SAUNDERS, A.M.; BOETTINGER, J.L. Digital Soil Mapping - An Introductory Perspective. **Developments in Soil Science**, v. 31, p. 389–620, 2006. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166248106310288>>.

STUMPF, Felix et al. Uncertainty-guided sampling to improve digital soil maps. **Catena**, v. 153, p. 30–38, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2017.01.033>>.

TAYLOR, J. A.; ODEH, I. O.A. Chapter 33 Comparing Discriminant Analysis with Binomial Logistic Regression, Regression Kriging and Multi-Indicator Kriging for Mapping Salinity Risk in Northwest New South Wales, Australia. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 455–465, 2006.

VASQUES, Gustavo Mattos et al. Mapping soil carbon, particle-size fractions, and water retention in tropical dry forest in Brazil. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 51, n. 9, p. 1371–1385, 2016.

WALTER, C; LAGACHERIE, P; FOLLAIN, S. Integrating pedological knowledge into soil digital mapping. **Digital Soil Mapping An Introductory Perspective**, v. 31, p. 281–300, 2007. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY-14/2/08d8fa6f5d016f650140f5c5859e87fc>>.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Primary topographic attributes. **Terrain Analysis: Principles and Applications**, n. January 2000, p. 51–85, 2000.

ZANON, Marcela Lopes et al. Os aspectos geológicos do Maciço Santa Angélica (ES): uma nova abordagem. **Brazilian Journal of Geology**, v. 45, n. 4, p. 609–633, 2015. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2317-48892015000500609&lng=pt&tlng=pt>.

ZERAATPISHEH, Mojtaba et al. Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. **Geomorphology**, v. 285, p. 186–204, 2017. Disponível em:

<<http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.02.015>>.

CAPÍTULO 2

AVALIAÇÃO DE PREDITORES E MODELAGEM DE PARÂMETROS FÍSICOS E QUÍMICOS DO SOLO NO COMPLEXO INTRUSIVO DE SANTA ANGÉLICA-ES.

RESUMO

A necessidade de se avaliar o potencial agrícola da terra se faz primordial para construção de um inventário de potencialidades para o desenvolvimento agrícola sustentável. Com este senso, de forma a elaborar estratégias mais precisas e de melhor relação custo/benefício, o mapeamento de atributos de solos é peça obrigatória. Contudo, é uma etapa considerada demorada e onerosa. A partir disso, surge o mapeamento digital de solos que passa a ser uma ferramenta promissora, pois utiliza produtos de sensoriamento remoto, dados p ré-disponibilizados e modelos que melhoram a predição dos atributos do solo, porém, existem diversos métodos interpolação disponíveis, podendo para alguns casos, ser problemática a decisão. Como metodologia, foram selecionados planos de informações de elevação, declividade, perfil e plano de curvatura, *wetness index*, geologia, e gamaespectrometria nos canais de urânio, tório e potássio, a partir das quais serão definidos pontos de coleta pelo método do hipercubo latino condicionado (LHS em inglês). Em posse dos resultados das análises químicas e físicas, discutiu-se a descritiva dessas, e foi separado 80% delas pela função k-means no pacote *prospectr* no R e 20% para validação externa dos preditores de atributos regressão-krigagem (RK), regressão linear múltipla (RLM), krigagem ordinária (KO) e cokrigagem. Como resultado das análises o solo em geral possui textura argilo arenosa, o pH, Ca²⁺, P, K⁺, Na⁺ e Al³⁺ estão dentro da média, e Mg²⁺ elevado, estas características foram apontadas para a geologia/geomorfologia local. Dentre os métodos de interpolação, a KO foi superior a todos os métodos, para a areia a RK se mostrou o segundo mais eficiente, seguido da RLM e cokrigagem, já quanto a argila, o segundo melhor preditor foi a RLM, seguida da RK e cokrigagem. Concluiu-se que a KO pode ser dispendiosa por conta amostragem necessárias, a RK teve um bom desempenho junto à RLM, sendo bons métodos por utilizar dados secundários.

Palavras-chave: Mapeamento digital de atributos; Interpoladores; Regressão-Krigagem; Hipercubo Latino.

CHAPTER 2

**EVALUATION OF PREDICTORS AND MODELING OF PHYSICAL, CHEMICAL
AND PHYSICAL-CHEMICAL PARAMETERS OF THE SOIL IN THE INTRUSIVE
COMPLEX OF SANTA ANGÉLICA-ES.**

ABSTRACT

The need to discover and evaluate the agricultural potential of the land is essential for the construction of an inventory of potentialities for sustainable agricultural development. With this sense, in order to elaborate more accurate and cost-effective strategies, the mapping of soil attributes is a mandatory part. However, it is a time consuming and expensive step. Digital soil mapping emerges as a promising tool because it uses remote sensing products, p-data and models that improve the prediction of soil attributes. However, there are several interpolation methods available, for some cases, the decision is problematic. As a methodology, information plans of elevation, slope, profile and curvature plane, wetness index, geology, and gamma - spectrometry were selected in the uranium, thorium and potassium channels, from which collection points will be defined by the Latin conditioned hypercube method (LHS). The results of the chemical and physical analyzes were discussed, and 80% were separated by the k-means function in the prospect package in the R and 20% for the external validation of the regressors-kriging (RK) predictors, multiple linear regression (RLM), ordinary kriging (KO) and cokriging. As a result of the analyzes the soil in general has sandy clay texture, pH, Ca²⁺, P, K⁺, Na⁺ and Al³⁺ are within the mean, and Mg²⁺ high, these characteristics were pointed to the local geology / geomorphology. Among the interpolation methods, KO was superior to all methods; for sand the RK was the second most efficient, followed by RLM and cokriging, while for clay, the second best predictor was RLM, followed by RK and cokriging. It was concluded that the KO can be expensive for the sampling account required, the RK performed well with the RLM, being good methods for using secondary data.

Keywords: Digital attribute mapping; Interpolators; Regression-Kriging; Hypercube Latin.

1. INTRODUÇÃO

A distribuição das propriedades do solo é algo de extrema relevância no desenvolvimento da agricultura pois envolvem aspectos econômicos e ambientais (CARVALHO JUNIOR et al., 2014). Tendo diretas implicações nas escolhas de culturas e técnicas de manejo, portanto, na sustentabilidade da agricultura.

E, a partir da percepção que essas propriedades variam de acordo com características do terreno (geologia, geomorfologia, clima, ocupação do solo), há uma íntima ligação da distribuição espacial na variabilidade dos atributos (BARUCK et al., 2016; ROBBEZ-MASSON, 2006; SAUNDERS; BOETTINGER, 2006), sendo necessária a busca por métodos que explorem essa relação, especialmente em locais com amostragens incipientes (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2016)

Com isso, o mapeamento digital de solos (DSM em inglês) tem se enrobustecido com a busca de formas em se predizer como essas variáveis se comportam no espaço. Dentre elas as geoestatísticas, tais como regressão-krigagem (CARVALHO JUNIOR et al., 2014; HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003; VASQUES et al., 2016), krigagem ordinária (GRUNWALD et al., 2008), cokrigagem (RIVERO et al., 2007) e as regressões lineares múltiplas (ODEH; CRAWFORD; MCBRATNEY, 2006) que vem produzindo resultados satisfatórios.

As técnicas geoestatísticas se consistem na predição de valores de uma dada variável amostrada ao longo de toda área de estudo, desde que possuam uma dependência espacial (BERNOUX et al., 2006). Nessa linha, o mapeamento geoestatístico se distingue do tradicional pela aplicação de técnicas estatísticas e quantitativas atreladas à hipótese das variáveis regionalizadas (LANDIM, [s.d.]).

Entretanto, deve-se evitar atrelar ao mapeamento digital como algo rígido vinculado apenas à implementação em softwares e algoritmos, uma vez que o operador tem o poder de decidir se adotará modelos lineares ou não-lineares, posição espacial, tipos de dados ou, por exemplo, desconsiderar os efeitos da colinearidade (HENGL; ROSSITER; STEIN, 2003).

Além do mais, como mencionado por Vasques et al. (2016), existem diversos estudos que têm buscado avaliar qual seria o melhor preditor geoestatístico de alguns parâmetros do solo. Sendo que para alguns a krigagem ordinária, apesar de simples, tem se mostrado superior, para outros a regressão-krigagem, e em alguns casos a cokrigagem (MULDER et al., 2011). Com isso, há que se pesar qual desses seria mais interessante aos olhos do pesquisador, tendo por um lado, quando

atendidas as hipóteses intrínsecas da geoestatística, a simplicidade do modelo e garantia de ótimos resultados, do outro, a possibilidade de se predizer com eficiência, para regiões maiores com alguma base de dados, os atributos desejáveis (MENEZES et al., 2016).

A região sul do estado do Espírito Santo possui forte vocação para a agricultura (ESPÍRITO SANTO, 2008) sendo o município de Alegre-ES voltado, principalmente, à cultura do café (INCAPER, 2018). Porém, a exploração de poucas culturas pode ser um problema devido a pragas ou variações climáticas. Associado a isso, Mesquita (2011) concluiu que os solos da região são distróficos e de baixa capacidade de troca catiônica (CTC), contudo, existem terrenos com características naturais muito diferentes do diagnosticado, como é o caso dos complexo intrusivo de Santa Angélica (Cisa), situado neste município, cuja derivação é um magmatismo alcalino (PEDROSA-SOARES et al., 2007; ZANON et al., 2015), com elevada disponibilidade de nutrientes essenciais ao desenvolvimento de diversas culturas.

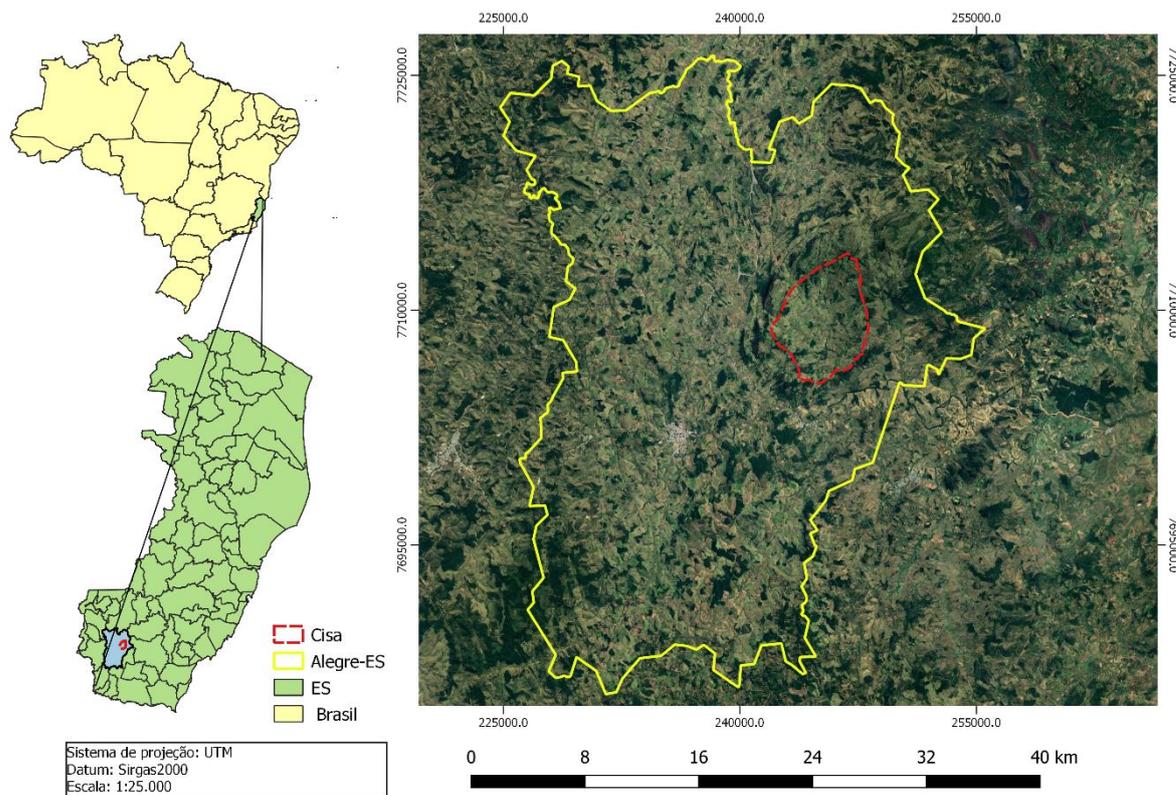
A partir disso, este trabalho tem como objetivo gerar, por meio de amostragens sistemáticas, mapas digitais de atributos do solo a partir de métodos multinomiais e geoestatísticos no Complexo Intrusivo de Santa Angélica.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área de estudo localiza-se ao sul do estado do Espírito Santo, no distrito de Santa Angélica, pertencente ao município de Alegre (ES), e faz divisa ao norte com o município de Castelo (ES), ao leste com Cachoeiro de Itapemirim (ES), e ao sul com Jerônimo Monteiro (ES) (Figura 1). O principal acesso se dá por meio à Rodovia ES 482, partindo de Alegre, segue até o distrito de Rive que é vizinho a Santa Angélica, virando a esquerda e passando pela única estrada de chão (não pavimentada) que liga os dois distritos, contabilizando uma distância média de 18 km de Rive a Santa Angélica.

Figura 18 - Localização da área de estudo.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

A região possui relevo escarpado, com desníveis de mais de 500m, exibe a arquitetura interna, contribuindo assim para o estudo da forma e posicionamento das intrusões G5 (Wiedemann et al., 2002). No município de Alegre o território é modelado em rochas cristalinas e, portanto, bastante acidentado e elevado. Entre as serras podem ser citadas as da Laranjeira, da Lesma, do Pombal, Grande, das Cangalhas ou Santa Catarina, da Abundância e Carneira. Todas fazendo parte do sistema da Mantiqueira. A altitude varia de 120 a 1.320 metros (INCAPER, 2018).

Quanto aos solos, há algumas formas de ocorrência. A principal é uma associação de solos bem drenados, rasos, ácidos, bastante porosos e de fertilidade natural baixa, associados a solos também rasos, moderadamente drenados, susceptíveis à erosão, de pouca capacidade de retenção de água. (INCAPER, 2018), favorecido pela grande variação sazonal.

Na porção meridional da zona tropical, o clima é tropical e sub-úmido. A pluviosidade anual fica em torno de 1.200mm, sendo que há uma concentração das chuvas de novembro a março, cerca de 60 a 70%. Já a estação menos chuvosa compreende os meses de maio a setembro. (INMET, 2019).

Já às principais características térmicas, a temperatura média anual gira em torno de 23 graus Celsius, com predominância de valores mais altos de dezembro a abril, quando as máximas diárias oscilam em torno de 29 graus, podendo alcançar valores de até 36 graus. As médias mensais do inverno, junho a agosto, situam-se em torno de 20 graus, sendo comuns mínimas diárias em torno de 15 graus, sob a ação de intensas massas de ar de origem polar. Nessas situações, já foram registrados valores perto de 5 graus Celsius. (INCAPER, 2018).

2.2. Método de amostragem e procedimentos analíticos

Para a obtenção de uma malha amostral estatisticamente representativa, entretanto, de forma a garantir um menor número possível, o método será o LHS. E, como ainda não existem critérios rígidos na literatura que estabelecem um número ideal, optou-se por selecionar tendo por base os histogramas de distribuição das covariáveis ambientais na microbacia, chegando-se a um número razoável de 132, a princípio, suficientes para captar toda a variabilidade. Destaca-se, porém, que Brungard & Boettinger (2010) definiram um número em torno de 0.05 a 1% do total de pixels da área, que neste caso, não se mostrou o melhor número pelas observações supracitadas.

Previamente, as amostras de solo foram secas ao ar e peneiradas em malha de 2mm de diâmetro. Posteriormente, submetidas às análises seguindo alguns procedimentos normalmente utilizados nos levantamentos de solos convencionais disponíveis em Embrapa (1997).

2.2.1. Atributos químicos

Para as análises químicas serão coletadas cinco amostras simples com distância mínima de 10 metros para a formação de uma amostra composta deformada para profundidade de 0-20, retirada com o auxílio de um enxadão e trado holandês. Serão realizadas as seguintes análises químicas do solo: pH em água (suspensão solo: líquido 1:2,5); Al^{3+} , Ca^{2+} e Mg^{2+} trocáveis, extraídos com KCl 1 mol L^{-1} , na proporção 1:10, sendo Al^{3+} determinado por titulação com NaOH 0,025 mol/L, Ca^{2+} e Mg^{2+} por espectrofotômetro de absorção atômica; Na, K e P disponíveis por extração com Mehlich-1 (HCl 0,05 mol L^{-1} + H_2SO_4 0,0125 mol L^{-1}), na proporção 1:10, dosados por fotometria de chama e calorimetria, respectivamente; , na

proporção 1:15, titulado com NaOH 0,0606 mol/L, conforme Embrapa (1997). Com base nessas determinações, serão calculadas: capacidade de troca de cátions (CTC), efetiva (t) e potencial (T); saturação por bases (V) e; saturação por alumínio (m). O P remanescente será determinado para estimar a capacidade de adsorção de P dos diferentes solos. Utilizar-se-á uma solução de CaCl_2 10 mmol L^{-1} , contendo 60 mg L^{-1} de P, numa relação solo:solução de 1:10. As suspensões serão submetidas à agitação por 5 minutos e deixadas em repouso por 16 h. Isso será determinado por colorimetria em alíquota da solução sobrenadante (Alvarez V. et al., 2000).

2.2.2. Atributos físicos do solo

A partir do procedimento de coleta descrito anteriormente, as amostras de solo serão dispersas com solução de NaOH a 0,1M, utilizando-se, na dispersão física, agitação lenta, em agitador rotatório tipo Wagner, a 50 rotações por minuto (rpm) durante 16 h. A separação da fração areia das frações silte e argila será realizada por peneiramento por malha de 0,053 mm. Em sequência, retirar-se-á alíquota da suspensão de silte + argila com auxílio de uma pipeta de 25mL e, após o tempo de sedimentação calculado através da Lei de Stokes, será retirada alíquota da fração argila. Os procedimentos e cálculos serão realizados segundo proposta de Ruiz (2005).

2.2.3. Covariáveis ambientais

Em convergência a alguns aspectos abordados no primeiro capítulo, vide quadro 1, relaciona-se às informações e/ou índices físicos obtidos com às respectivas metodologias de construção. Esses *layers* foram gerados em ambiente de geoprocessamento por meio do software SAGA-GIS

Quadro 12 - Modelo digital de elevação e seus respectivos índices físicos.

Índices de Representação da Paisagem	Método
<i>Digital Elevation Model (SRTM)</i>	Inpe, 2011
<i>Plan curvature</i>	Zevenbergen and Thorne, 1987
<i>Profile curvature</i>	Zevenbergen and Thorne, 1987
<i>Slope</i>	Zevenbergen and Thorne, 1987
<i>Wetness index</i>	Olaya and Conrad, 2008

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Já as imagens oriundas do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do *Landsat 8* (LS8), disponibilizadas pelo portal *Earthexplorer* da USGS para o local na data de 27 de julho de 2018, obtiveram as correções atmosféricas (remoção do efeito das barreiras atmosféricas), ortométricas, e posterior conversão para reflectância *Top of Atmosphere* (TOA) por meio da ferramenta *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP-Plugin), que utiliza as equações estabelecidas pelo *handbook* do produto (LS8) a partir dos parâmetros armazenados em arquivo .MTL. Com isso, o CMI (equação 1) o IOI (equação 2) puderam ser implementados com o auxílio da calculadora raster em ambiente de Qgis 2.18 (*Las Palmas*).

$$\text{CMI} = \left(\frac{B6}{B7}\right) \quad (1)$$

$$\text{IOI} = \left(\frac{B4}{B2}\right) \quad (2)$$

Em que:

CMI: *Clay Minerals Index*;

IOI: *Iron Oxide Index*;

B6 e B7: Banda 6 e 7 (SWIR 1 e 2);

B4 e B2: Banda 4 e 2 (vermelho e azul).

Também foram utilizados dados geofísicos (magnetometria e gamaespectrometria) na escala de 1:100.000 do projeto de levantamento aerogeofísico da Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM), serviço geológico do Brasil, referente ao ano de 2010 no estado do Espírito Santo, assim como os índices gerados (quadro 2).

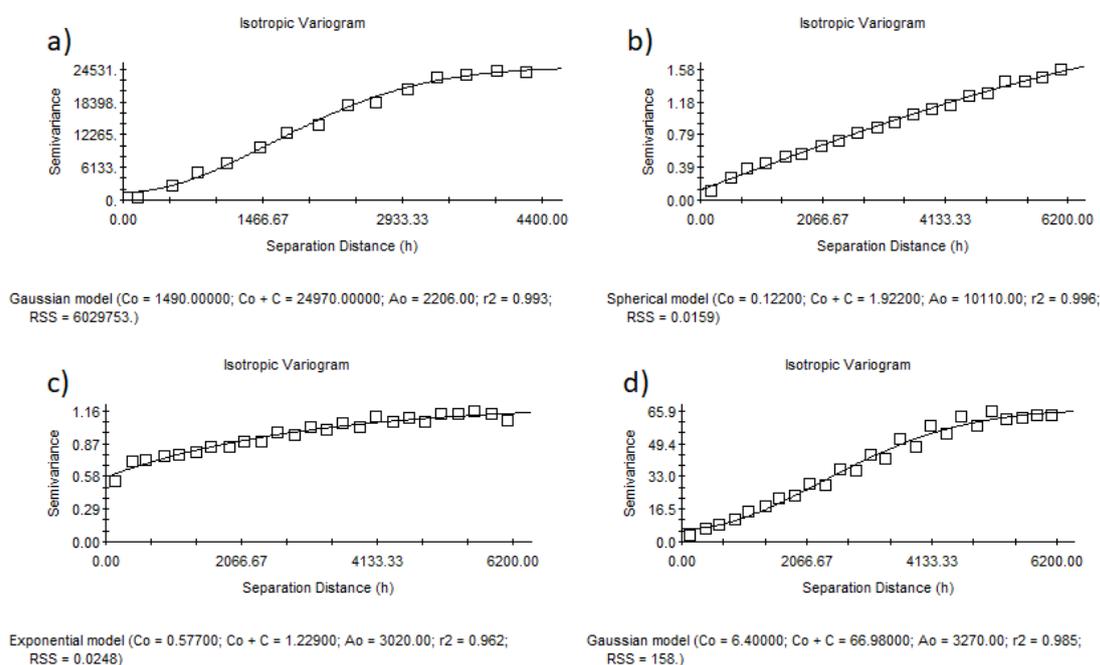
Quadro 13 - Dados geofísicos de magnetometria e gamaespectrometria e seus respectivos índices.

Dados Geofísicos	Procedimento
Mapa de Contorno do Campo Magnético Total	Remoção do International Geomagnetic Reference Field (IGRF), CPRM (2010).
Mapa de Contorno Radiométrico da Concentração de Potássio (em %)	Correção e filtragem da frequência correlacionada à radiação do potássio, CPRM (2010).
Mapa de Contorno Radiométrico da Concentração de Urânio (em ppm)	Correção e filtragem da frequência correlacionada à radiação do Urânio, CPRM (2010).
Mapa de Contorno Radiométrico da Concentração de Tório (em ppm)	Correção e filtragem da frequência correlacionada à radiação do Tório, CPRM (2010).
Razão Urânio/Potássio	Razão algébrica entre Urânio e Potássio
Razão Tório/Potássio	Razão algébrica entre Tório e Potássio
Razão Urânio/Tório	Razão algébrica entre Urânio e Tório

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Estes dados foram disponibilizados na forma de tabela (.xls), cujas informações estavam sob a forma de pontos e, por essa razão, tiveram que ser interpolados com o melhor estimador, para este caso, que foi a Krigagem Ordinária (KO) como pode ser observado pelos semivariogramas (figura 2) e descrição dos modelos (quadro 3).

Figura 2 - Semivariogramas das variáveis geofísicas: a) Magnetometria; b) Canal do Potássio (KPE); c) Urânio (eU) e Tório (eTh).



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Foram um total de 1030 pontos sobre a localidade, e percebe-se um excelente ajuste dos modelos, todavia, o potássio possui moderada dependência espacial ($IDE = 0.542$) e explicação como pode ser verificado pela validação cruzada ($R2vc$) de 0.366. Mesmo assim, optou-se por utilizar este método para interpolação.

Quadro 14 - Descrição dos atributos espaciais das covariáveis geofísicas.

Atributo	Modelo	C0	C	C0+C	a	IDE	R2	R2vc	Obs.
MAG	Gaussiano	1490.00	23480.00	24970.00	2206.00	0.941	0.993	0.99	-
KPE	Esférico	0.122	1.800	1.922	10110.00	0.936	0.996	0.935	-
eU	Exponencial	0.577	0.652	1.229	3020.00	0.542	0.962	0.366	-
eTh	Gaussiano	6.400	60.58	66.980	3270	0.899	0.985	0.893	-

C0- efeito pepita; C- variância estrutural; C0+C- patamar; a- alcance; IDE: índice de dependência espacial; R2- coeficiente de determinação do semivariograma; R2vc – coeficiente da validação cruzada.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Uma vez gerados todos os mapas, estabeleceu-se às razões das variáveis geofísicas através da calculadora raster e, posteriormente, os pontos criados pelo método LHS “absorveram” os valores de todos os *layers* de forma a gerar uma tabela de atributos pela ferramenta *extract by location*. Em sequência, exportou-se as informações na forma de tabela separada por vírgula (*comma separed values .csv*).

2.3. Estatística e Métodos de estimativa

Em termos absolutos, a partir dos resultados analíticos, avaliou-se o comportamento geral dos valores por meio da média, mediana, variância, desvio padrão, assimetria e curtose. Também foi verificada a normalidade da distribuição pelo teste de Kolmogorov-Smirnov a fim de orientar a explicação do comportamento estatístico de correlação e espacial.

Em suporte à tomada de decisão sobre quais são os melhores métodos de estimativa, assim como feito por Ciampalini *et al.* (2012) seguido por Carvalho Júnior *et al.* (2014), construiu-se um esquema que norteia as etapas subsequentes. Note-se que são priorizadas aquelas oriundas de informações indiretas, ou seja, aquelas obtidas por meio de banco de dados ou sensores remotos (quadro 4).

Quadro 15 - Regras de decisão utilizadas para selecionar o modelo mais adequado para a predição de atributos do solo.

		Há correlação entre as variáveis?		
		Não >0.05	Sim <=0.05	
Há dependência espacial da variável?	Sim	Valor médio	Regressão Linear	RK
	Não	Krigagem Ordinária	Cokrigagem	

Fonte: Adaptado de Ciampolini et al. (2012).

Outrossim, aquelas variáveis que atenderam à hipótese intrínseca de dependência espacial e estacionariedade em conjunto à correlação linear entre variáveis (correlação de Pearson; p -valor ≤ 0.5), foram estimadas por regressão-krigagem ou krigagem com deriva externa (TAYLOR; ODEH, 2006), que se trata de um método geoestatístico e multinomial, oriundo de uma soma ponderada de regressões múltiplas das covariáveis ambientais, cujos resíduos são avaliados quanto à dependência espacial e, caso positivo, estes são interpolados por krigagem ordinária e somados como resíduo aos atributos estimados pela RLM em que $Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_nx_n + \xi$, de forma que β_0 é o intercepto, x_1, \dots, x_n as covariáveis, β_1, \dots, β_n os coeficientes e ξ o resíduo. Em auxílio à regressão múltipla, fora executada pela função *lm* (regressão linear) e *stepwise* (ajuste da regressão) dos algoritmos implementados na base do R Development Core Team (2019). A vantagem deste método é que ele afasta a ausência de normalidade da regressão e atenua os efeitos da colinearidade, o que tornam otimizadas as regressões. E, nos casos do não atendimento à hipótese das variáveis regionalizadas para os resíduos, avaliou-se a própria efetividade das regressões.

Entretanto, como um dos objetivos do trabalho é verificar quais são os melhores preditores de alguns atributos do solo, seria necessária uma validação externa. Deste modo, optou-se por separar uma parte dos resultados sem, contudo, prejudicar sua variabilidade. Dessa maneira, implementou-se a função *k-means* do pacote estatístico *prospectr* (Stevens; Ramirez-Lopez, 2013) existente na biblioteca do R.

Deste modo, separou-se 80% das amostras para treinamento (execução dos métodos de interpolação) e 20% para validação destes. Segundo Brus (2019), esta função cria n centróides cujas variáveis (atributos) assumem valores de 0 a 1, além disso, esses valores podem pertencer a mais de um centróide, desde que a soma de todos aqueles que os cercam seja sempre 1. Adiante, é calculada a distância euclidiana tendo como base o valor da covariância da amostra, logo, assume-se

como pertencente ao centróide (ponderado pela média) aqueles pontos que apresentam menor afastamento.

Por ora, seguindo o esquema de decisão, a cokrigagem também foi outro método avaliado, ela basicamente atribui sua estimativa a partir da covariância espacial entre os atributos elencados, diferente da RK, a cokrigagem é pareada, ou seja, executada par a par entre variável explicativa e independente. Para a sua execução, verificou-se a correlação dos atributos seguido da análise do semivariograma cruzado. Neste trabalho, com o auxílio do software GS+, determinou-se os semivariogramas experimentais e, para interpolação, utilizou-se o algoritmo de krigagem ordinária no SAGA-GIS por meio da função *Spatial and Geoestistics*. Para a cokrigagem o modelo teórico é concebido a partir de semivariograma cruzado descrito como:

$$\gamma_{12} * (h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z1(xi) - z1(xi + h)] * [z2(xi) - z2(xi + h)]$$
 do qual $\gamma_{12} * (h)$ é a semivariância estimada a um *lag* (afastamento de pares) h ; $N(h)$ o número de pares formados a partir deste *lag* separados pelo vetor h ; $z1$ e $z2(xi)$ e $z1$ e $z2(xi + h)$ para as variáveis $z1$ e $z2$ são as grandezas/valores das variáveis nas respectivas posições xi e $xi + h$.

Já para as variáveis que não obtiveram correlação, porém apresentaram dependência espacial, até poderiam ter sido interpoladas por uma krigagem simples, entretanto, a área de estudo apresenta heterogeneidade na distribuição topográfica, o que poderia causar problemas (MULDER et al., 2011). Dessa maneira, conforme abordado por Goovaerts (1999), a krigagem ordinária se mostra uma alternativa bastante útil, pois ela restringe a busca na vizinhança, adaptando a média conforme a flutuação local, o que vem a limitar os efeitos da estacionariedade localmente. Sua determinação é a partir de um semivariograma teórico $\gamma * (h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(xi) - z(xi + h)]^2$, do qual $\gamma * (h)$ é o valor determinado em um *lag* (afastamento) h ; $N(h)$ o número de pares formados a partir deste *lag* separados pelo vetor h ; $z(xi)$ e $z(xi + h)$ são as grandezas/valores das variáveis nas respectivas posições xi e $xi + h$.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Estatística descritiva

A especificidade geológica/geomorfológica do terreno aborda no primeiro capítulo e, brevemente na caracterização da área de estudo, uma dimensão da complexidade que o envolve. Neste senso, a estatística convencional pode dar uma noção geral indicada na tabela 1. E, como referência para a avaliação, adotou-se o guia de interpretação de análise de solo e foliar para o estado do Espírito Santo (PREZOTTI, 2013).

Tabela 1 - Estatística descritiva dos atributos avaliados no estudo. Areia, silte e argila (g/kg); K (mg/dm³); e Ca, Mg e Al (cmolc/dm³).

Atributos	Areia	Silte	Argila	pH	K+	Na+	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Al ³⁺
\bar{x}	383.36	176.55	440.09	5.32	104.73	6.95	2.53	1.38	0.39
Md	384.41	174.70	433.60	5.32	48.00	4.00	2.38	1.21	0.25
S	118.20	46.36	123.85	0.46	126.93	13.46	1.49	1.00	0.47
Mín.	127.00	67.50	189.56	4.25	3.00	0.00	0.11	0.01	0.00
Máx.	642.12	319.34	735.95	6.89	853.00	127.00	9.55	7.07	2.35
CV%	31	26	28	9	121	192	59	73	122
Cs	0.11	0.23	0.23	0.27	2.76	6.60	0.90	1.79	1.56
Ck	-0.50	0.55	-0.35	0.83	10.32	52.87	2.67	6.95	2.37
p-valor	0.89*	0.76*	0.8487*	0.57*	1.22E-06ns	7.201e-11ns	0.87*	0.04*	3.075e-05ns

\bar{x} : média; Md: mediana; s: desvio padrão; CV: coeficiente de variação; Cs: coeficiente de assimetria; Ck: coeficiente de curtose; (ns): distribuição normal pelo teste de Kolmogorov-Smirnov a 5% de probabilidade; e *: distribuição não normal.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

O pH é o um parâmetro físico-químico que controla a mobilidade/disponibilidade de espécies iônicas, assim como auxilia na interpretação do grau de conservação do solo. Foi enquadrado com média de 5.32 no intervalo entre 5 a 5.9, e a distribuição não-normal pelo teste K-S, que pode indicar alguma influência na sua distribuição no terreno. Ainda, associado ao pH, o Al³⁺ (0.39 cmolc/dm³) enquadra-se em faixa intermediária (0.3 a 1.0 cmolc/dm³). Solos empobrecidos costumam apresentar elevada acidez e teores de alumínio, o que não é o caso específico.

Entre os cátions que são considerados interessantes do ponto de vista nutricional, o K (104.73 mg/dm³) se encontra em torno de 60-150 mg/dm³ e o Ca

(2.53 mg/dm³) entre 1.5-4.0 mg/dm³, ambas faixas definidas como médias, já o Mg (1.38 mg/dm³) considerada alta >1.0 mg/dm³, está diretamente relacionada às rochas ferromagnesianas presentes na microbacia (PEDROSA-SOARES et al., 2007; ZANON et al., 2015).

Quanto aos parâmetros físicos, foi considerado apenas a granulometria, em que os teores de areia, silte e argila, conjuntamente, de acordo com o triângulo textural, caracterizam um solo de textura argila-arenosa. Essa classificação incorre na junção de diferentes pedoambientes presentes na microbacia, que detém grande amplitude altimétrica partindo de 240m a mais de 1000m, e respectivas variações topográficas, como por exemplo, declividade, Embrapa (1979), de suavemente ondulado a fortemente montanhoso.

A fim de se compreender como os atributos se inter-relacionam neste ambiente, construiu-se à matriz de correlações (tabela 2). Nela, é possível ver uma fortíssima interação entre a areia (AR) e argila (ARG), sendo inversamente proporcionais coeficiente superior a -0.9. Isso é explicado pelo processo de intemperismo e diferenciação dos solos, que genericamente, àqueles menos desenvolvidos tendem a apresentar maiores teores de areia e o contrário à argila.

Tabela 2 - Matriz de correlação de Pearson a um p-valor pelo teste K-S < 0.05 para os atributos do solo.

9	AR	SILTE	ARG	pH	P	K+	Na+	Ca2+	Mg2+	Al3+
AR	1	-0.044ns	-0.925**	-0.113ns	0.281**	0.037ns	-0.078ns	-0.107ns	-0.161ns	0.196*
SILTE	-0.044ns	1	-0.338**	0.214*	0.119ns	0.139ns	0.437**	0.351**	0.207*	-0.198*
ARG	-0.925**	-0.338**	1	0.025ns	-0.31**	-0.088ns	-0.092ns	-0.033ns	0.073ns	-0.11ns
pH	-0.113ns	0.214*	0.025ns	1	0.079ns	0.249**	0.035ns	0.529**	0.349**	-0.686**
P	0.281**	0.119ns	-0.31**	0.079ns	1	0.026ns	0.178ns	0.128ns	0.041ns	-0.101
K+	0.037ns	0.139ns	-0.088ns	0.249**	0.026ns	1	-0.086ns	0.278**	0.437**	-0.249**
Na+	-0.078ns	0.437**	-0.092ns	0.035ns	0.178ns	-0.086ns	1	0.273*	0.08ns	-0.081ns
Ca2+	-0.107ns	0.351**	-0.033ns	0.529**	0.128ns	0.278**	0.273*	1	0.522**	-0.582**
Mg2+	-0.161ns	0.207*	0.073ns	0.349**	0.041ns	0.437**	0.08ns	0.522**	1	-0.446**
Al3+	0.196*	-0.198*	-0.11ns	-0.686**	-0.101ns	-0.249**	-0.081ns	-0.582**	-0.446**	1

Correlação entre os atributos do solo; AR: areia; ARG: argila; (**) significativa a 0.01; (*) significativa a 0.05; (ns).

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Ainda se percebe que a ARG tem modesta correlação com o silte, que passa a ser reserva mineral de solos mais argilosos. Este último, por sua vez, tem média correlação com o sódio (Na⁺) e Cálcio (Ca²⁺), provavelmente, derivados de minerais feldspáticos (albita e anortita), ou seja, apresentam uma moderada resistência ao

intemperismo, e por isso persiste nos solos. Já o fósforo (P), por estar contido em alguns minerais primários como a apatita e monazita, tende a ter alguma correlação com a fração areia.

Os cátions K^+ , Mg^{2+} e Ca^{2+} estão correlacionados entre si, destacando-se duas, a K-Mg e Mg-Ca, a forte relação entre o K-Mg pode ser atribuída à presença destes dois elementos em argilas do tipo 2:1 e minerais silicatados como a biotita, derivados das rochas máficas presentes na área de estudo. E a relação Mg-Ca pode ter forte contribuição de outras espécies minerais, não necessariamente os argilominerais, como o grupo dos anfibólios e piroxênios que também tem derivação alcalina.

Outra associação bem evidente é o pH com o Al^{3+} , Ca^{2+} e Mg^{2+} , em que se dá inversamente em média magnitude com a primeira (-0.686) e direta com as duas seguintes (0.529 e 0.349). No caso do Al, é importante considerar sua especiação iônica conforme o pH, de maneira que quando maior é o seu valor, mais formas insolúveis se apresentam, o que reduz suas concentrações em solução. Para o Ca^{2+} e Mg^{2+} apresentam comportamento alcalino, com isso pendem a elevar o pH do solo. Foram feitas correlações dos atributos do solo com as covariáveis ambientais descritas na tabela 3.

Tabela 3 - Matriz de correlação entre os atributos do solo e às covariáveis ambientais a um p-valor pelo teste K-S < 0.05.

	ELEV	DECL	PCURV	PLAN	WET	MAG	IO	CM	KPE	eU	eTh	RUK	RTHK	RUTH
AR	0.42**	0.17	0.14	0.07	-0.13	0.35**	-0.02	-0.17	0.41**	0.29**	0.38**	0.14	0.14	0.06
SILT	0.07	-0.09	-0.03	-0.14	0.16	0.06	-0.15	-0.02	-0.13	-0.20*	-0.17	0.05	-0.08	-0.08
ARG	-0.42**	-0.12	-0.13	-0.01	0.06	-0.36**	0.08	0.17	-0.34**	-0.20*	-0.29**	-0.15	-0.10	-0.03
PH	-0.26**	-0.21*	0.03	-0.03	0.24*	-0.15	0.04	-0.03	-0.17	-0.14	-0.27**	-0.04	-0.01	-0.01
P	-0.10	-0.23*	0.02	-0.02	0.13	0.07	-0.13	-0.28*	-0.15	-0.18	-0.16	-0.05	-0.03	0.02
K	0.08	-0.07	0.14	0.04	-0.03	0.04	0.05	-0.07	-0.06	0.09	0.03	-0.38**	-0.25**	-0.13
Na	-0.04	-0.01	0.06	-0.18*	0.03	0.00	-0.06	-0.07	-0.15	-0.13	-0.19*	0.01	0.06	0.05
Ca	-0.27*	-0.19*	0.07	-0.16	0.20*	-0.14	-0.04	-0.03	-0.21*	-0.13	-0.28**	0.03	0.14	-0.12
Mg	-0.20*	-0.04	0.02	-0.02	0.03	-0.06	-0.06	-0.09	-0.13	-0.15	-0.17	-0.14	0.01	-0.22*
Al	0.33**	0.35**	-0.01	0.09	-0.27**	0.28**	-0.01	-0.07	0.29**	0.23*	0.34**	0.05	-0.04	0.11

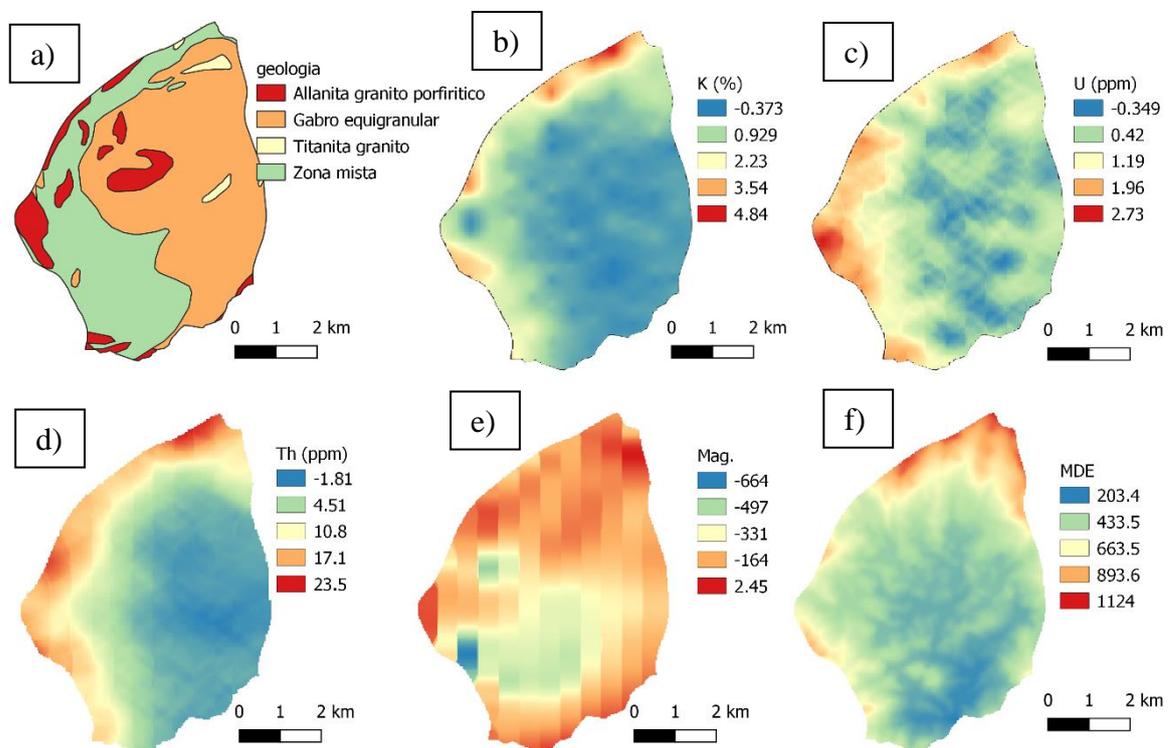
AR: areia; ARG: argila; DECL: declividade; PCURV: perfil de curvatura; PLAN: plano de curvatura; WET: wetness index; IO: iron oxide; CM: clay minerals; KPE: canal do potássio; eU: canal do urânio; eTh: canal do tório; RUK: razão urânio/potássio; RTHK: razão tório/potássio; RUTH: razão urânio/tório; (**) significativa a 0.01; (*) significativa a 0.05; não significativa (ns).

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Assim, verifica-se que a areia possui moderadas correlações positivas com a elevação (ELEV), magnetometria (MAG), canal do potássio (KPE) e tório (eTh). De acordo com Rudnick & Gao (2004) em levantamento de rochas em diversas profundidades da Terra, tanto o tório quanto o urânio, normalmente, estão presentes

em minerais acessórios, de variadas rochas ígneas e metamórficas quartzofeldspáticas (granitóides) (Boyle 1982). Logo, ao se observar o mapa geológico (figura 2a), percebe-se a concentração de rochas graníticas como o allanita granito porfirítico e a zona mista mais próximas às bordas do plúton, que dispõem de maiores cotas pelo fato de serem materiais mais resistentes ao intemperismo do que o seu núcleo gabróico (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2007). Ainda, de acordo com Silva (2006), o urânio pode formar minerais solúveis e migrar, contudo, possui espécies insolúveis, assim como todos os minerais associados ao tório (DICKSON & SCOTT, 1997), podendo serem incorporados à complexos argilominerálicos em porções mais residuais (RIBEIRO, 2013). Dessa maneira, percebe-se que as cotas mais elevadas (figura 3) são aquelas que apresentam maiores teores de potássio, U, Th e K, além de resposta positiva à magnetometria.

Figura 3 - Comparação dos atributos geofísicos com geologia e topografia. a) Geologia; b) Canal do potássio; c) Canal do urânio; d) canal do tório; e) magnetometria e f) Elevação.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Como dado geofísico no canal do potássio pode estar associado à fração areia (feldspatos potássicos) (figura 3b), ele vai se apresentar em materiais mais arenosos, ou seja, solos mais rasos e jovens (topografias mais acidentadas) e menos em regiões de acumulação de sedimentos ou de relevo suave. Desta

maneira, ao analisarmos novamente a tabela 3, esta apresenta a maior correlação com a areia. Vale destacar que não é possível estabelecer relação entre o K quantificado quimicamente com determinado geofisicamente, obviamente, na geofísica é mensurada a radiação gama do decaimento de espécies minerais primárias, abundantes em rochas e solos menos desenvolvidos apresentando correlação (-0.06). Adicionalmente, a relação do alumínio com a paisagem se dá em áreas mais elevadas e bem drenadas, com presença de rochas aluminossilicáticas, dessa maneira, forma-se a caolinita e hidróxidos de alumínio.

De forma análoga, na tabela 3, a argila apresenta o comportamento inverso à areia justamente pela oposição em pedoambientes corroborada, também, pela análise entre atributos na tabela 2.

3.2. Estimadores geoestatísticos e multinomiais

3.2.1. Regressão-Krigagem

A busca por inovação na predição de atributos do solo em locais com ausência ou insuficiência de pontos não é uma novidade (MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, 2016), a partir dessa constatação, a regressão krigagem tem se mostrado uma boa proposta para problemas locais a partir da estrutura espacial dos resíduos de regressões múltiplas (Hengl *et al.*, 2007).

Neste conceito, as regressões múltiplas (quadro 5) executadas a partir dos 80% das amostras selecionadas pelo *fuzzy k-means*, demonstram baixos valores de R^2 , entretanto esta é uma normalidade constatada para este tipo de estudo, dada a grande variabilidade das diversas covariáveis no terreno Kravchenko and Robertson (2007). Em revisão, Menezes et al. (2016) aponta diversos trabalhos cujos valores de base para adoção da regressão múltipla linear (RLM) ficam em torno de 0.2 a 0.6. Portanto, adotou-se o mesmo critério para as equações abaixo, sendo os atributos selecionados para a RK o teor de areia ($R^2=0.2438$), argila ($R^2=0.2388$) e concentração de Al^{3+} ($R^2=0.2048$).

Quadro 16 - Regressões múltiplas obtidas pelo método stepwise a 0.05 de significância.

Atributo	Equação	R2
Areia	$50.07175 * KPE + 0.28637 * MAG + 425.72650$	0.2438
Silte	$0.13327 * ELEV + 5.45215 * WET + (-3.06248 * THPPM) + 75.93660$	0.1466
Argila	$-0.31120 * ELEV + (-9.84055 * WET) + (-0.21736 * MAG) + 631.15344$	0.2388
pH	$0.03764 * WET + 0.18068 * KPE + (-0.03716 * TH) + 5.08479$	0.1288
P	$-0.47100 * DECL + (-92.37145 * CM) + 95.31733$	0.1158
K+	$-4.11457 * UK + (-0.21775 * THK) + 96.56315$	0.1660
Na+	$-11.88535 * PLAN + (-0.16326 * TH) + 5.81611$	0.0697
Ca2+	$-2.99006 * PLAN + (-0.07283 * TH) + 2.85648$	0.1065
Mg2+	$-0.00120 * ELEV + (-0.03463 * UTH) + 1.93798$	0.0893
Al3+	$0.01126 * DECL + 0.00073220 * MAG + 0.01862 * TH + 0.28551$	0.2048

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Todavia, vale à pena se discutir, pelo menos para algumas variáveis o significado de suas equações do ponto de vista de “contribuição” para algumas variáveis, que, de forma errônea, podem ser diretamente analisadas pelos coeficientes das RLM (quadro 5). É importante salientar que cada covariável possui grandeza e magnitude distintas, sendo assim, conforme (quadro 6) as variáveis foram padronizadas e obtidas as regressões.

Quadro 17 - Regressão múltipla das variáveis escolhidas padronizadas na escala de 0-1 a 0.05 de significância.

Atributo	Equação	R2
Areia	$0.36684 * KPE + 0.34500 * MAG + 0.17653$	0.2438
Argila	$-0.46237 * ELEV + (-0.23985 * WET) + (-0.24688 * MAG) + 0.81674$	0.2388
Al	$0.21434 * DECL + 0.19336 * MAG + 0.18287 * TH - 0.09146$	0.2048

Fonte: Elaborado pelo Autor.

No sentido do que foi discutido pela descritiva em tópico anterior, o atributo areia para fins de regressão apresenta boa afinidade com os dados geofísicos de K+ e magnetométrico por conta do teor de areia associado a materiais primários bem preservados, típicos de solos pouco desenvolvidos e de rochas expostas. Essas rochas, geralmente, são materiais mais resistentes ao intemperismo e tendem a representar saliências na paisagem (RIBEIRO, 2013), que no caso deste trabalho, localiza-se nas bordas do plúton. As variáveis KPE e MAG tiveram em proporção a mesma contribuição na determinação.

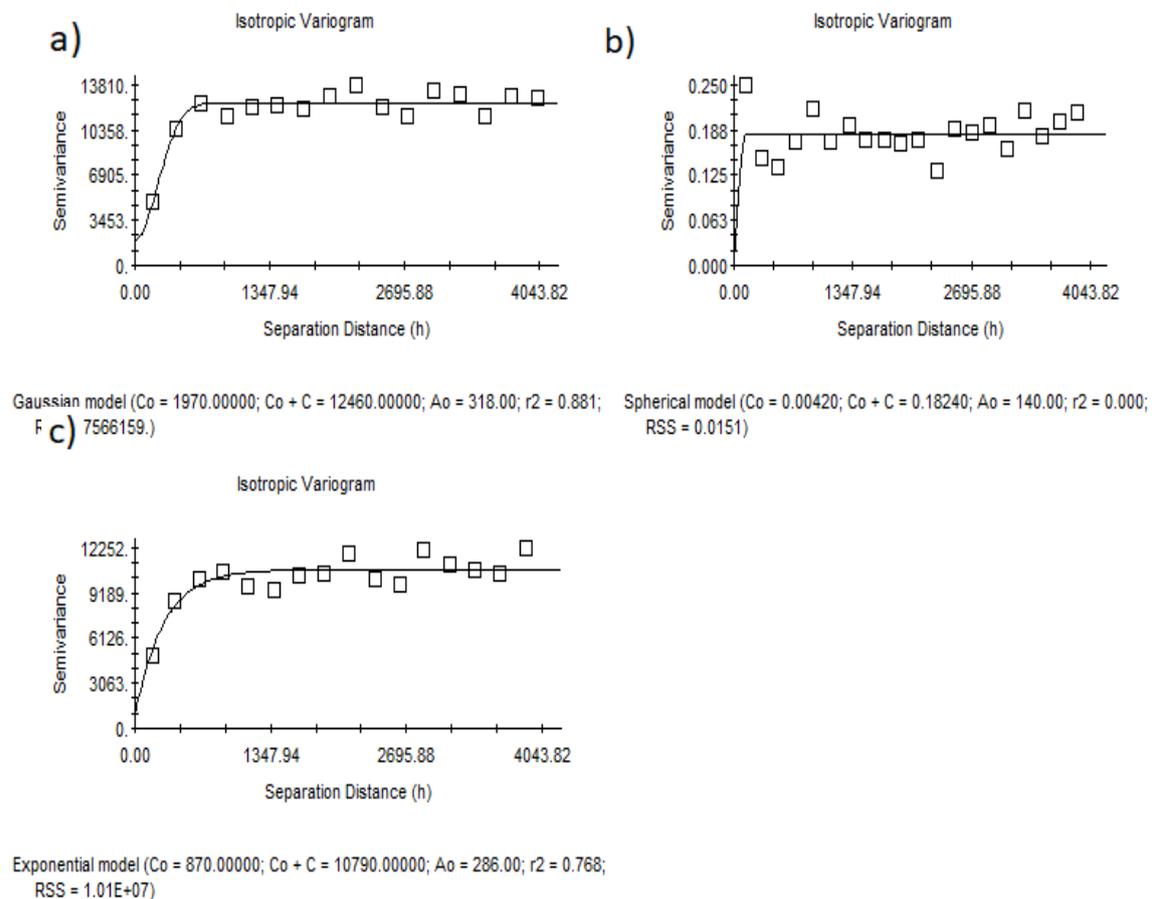
Já a argila tem comportamento inverso quando posto em linearização com as demais variáveis, associou-se bem com a elevação, apresentando o coeficiente mais

proeminente (-0.46). Esperava-se o coeficiente do WET fosse positivo, pois este trata de zonas de acumulação, contudo, essas áreas são regiões de depósitos sedimentares e, pelo fato de boa parte do terreno ser íngreme, acredita-se que estes acúmulos tenham maior importância de frações arenosas/siltosas.

Quanto ao alumínio, como mencionado anteriormente, muito presente em rochas mais félsicas, destaca-se pela simetria nos coeficientes dos atributos que neste caso, quanto maior à declividade, resposta positiva da MAG (saliência no relevo) e tório (minerais preservados), se obtém maiores teores deste elemento.

Adiante, obteve-se os resíduos das RLM para verificação de estruturação espacial por meio da análise dos semivariogramas (figura 4). É perceptível que a apenas a areia e argila tem este requisito preenchido, além disso, o curto alcance permite compreender que estas tendências são locais, possivelmente anomalias de natureza desconhecida ou insuficiência amostral (Hengl, 2007). Isto posto, foi gerado um o *layer* dos resíduos pela krigagem ordinária.

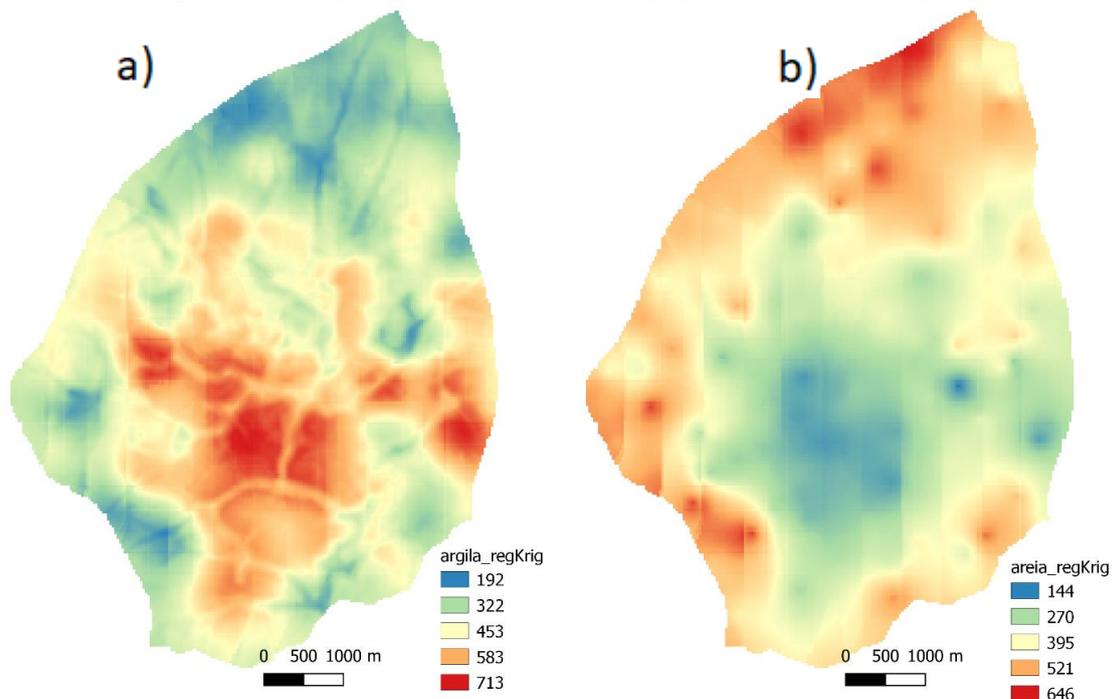
Figura 4 - Semivariogramas dos resíduos da RLM: a) Argila; b) Alumínio; c) Areia.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Atendidas estas fundamentais exigências da RK, implementou-se a RLM pela álgebra de mapas através da calculadora raster (Qgis 2.18), a soma linear ponderada das covariáveis elencadas pelo método *stepwise* (RLM) mais o mapa de resíduos. Percebe-se desta forma, de acordo com a figura 5, a distribuição dos teores na paisagem. Onde as maiores concentrações de argila se alocam em áreas mais baixas, e de menor declividade, enquanto a fração areia predomina em posições mais elevadas e íngremes, tendo colaboração das áreas de acumulação (*wetness index*).

Figura 19 - Regressão krigagem: a) de teor de argila (g/kg); b) teor de areia (g/kg).

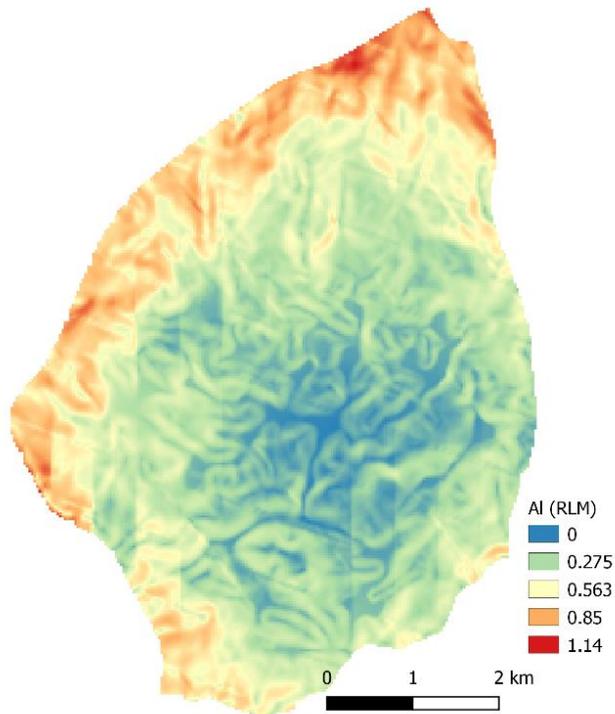


Fonte: Elaborado pelo Autor.

Todas análises conduzidas até aqui demonstram o antagonismo dos compartimentos ambientais observados entre a areia e argila (figura 4 e 5). Porém, é importante se verificar a acurácia do modelo gerado antes de qualquer interpretação.

De forma similar à krigagem com deriva externa, mesmo que seus resíduos não tenham sido estruturados espacialmente, modelou-se o teor de Al^{3+} por meio da RLM (figura 6) com o intuito de se constatar na etapa de validação externa, se existe consistência nas informações no método. Além de, claramente, auxiliar em informações pedológicas.

Figura 20 - Regressão linear múltipla do teor de alumínio (Al³⁺) em cmolc/dm³.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

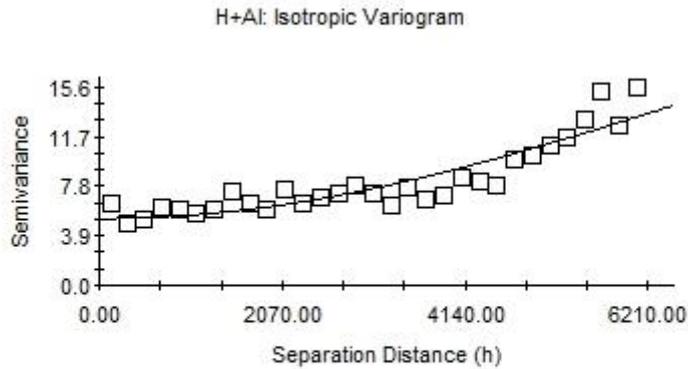
Como discutido na RLM do alumínio (quadro 6), os coeficientes demonstram influência de maiores declividades, respostas magnetométricas positivas e teor de tório. É possível estabelecer relação entre as equações com a figura 2a; 2b e 2c.

3.2.2. Cokrigagem Ordinária

Em trabalho, Carvalho Junior *et al.* (2014) apresenta melhores resultados para a fração areia em solo a uma profundidade de 60-100cm, entretanto, como a questão da variabilidade espacial não tem uma regra absoluta para todas as regiões, é necessário constatar o desempenho deste método.

A princípio, optou-se pela classificação de Cohen (1988) para a intensidade das correlações de Pearson entre os atributos e covariáveis apresentados na tabela 3, deste modo, para todas aquelas que apresentaram correlação maiores que 0.30, construiu-se os semivariogramas cruzados experimentais (quadro 7) para investigação dos melhores preditores para o Complexo Intrusivo de Santa Angélica.

É importante mencionar que o Al³⁺ com os 108 pontos destacados para a geração dos modelos, não exibiu dependência espacial conforme figura 7, o que pode ser interpretado por insuficiência amostral. De forma análoga a relação Urânio/Potássio (RUK) mesmo possuindo média correlação (-0.38).

Figura 21 - Semivariograma experimental do Al³⁺.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Pôde-se verificar no quadro 7 que todas covariáveis, tanto para a areia quanto à argila, obtiveram elevada dependência espacial, R^2 superiores ou próximos a 0.9 e validações cruzada idênticas. Estes valores mais baixos de R^2_{vc} , em torno de 0.2, são comuns na geoestatística em mapeamentos de escalas mais abrangentes, em virtude do efeito da aleatoriedade acumulado entre variáveis em longas distâncias (DOBOS; MICHELI; MONTANARELLA, 2006).

Quadro 18 - Parâmetros dos semivariogramas cruzados experimentais para os atributos melhor correlacionados.

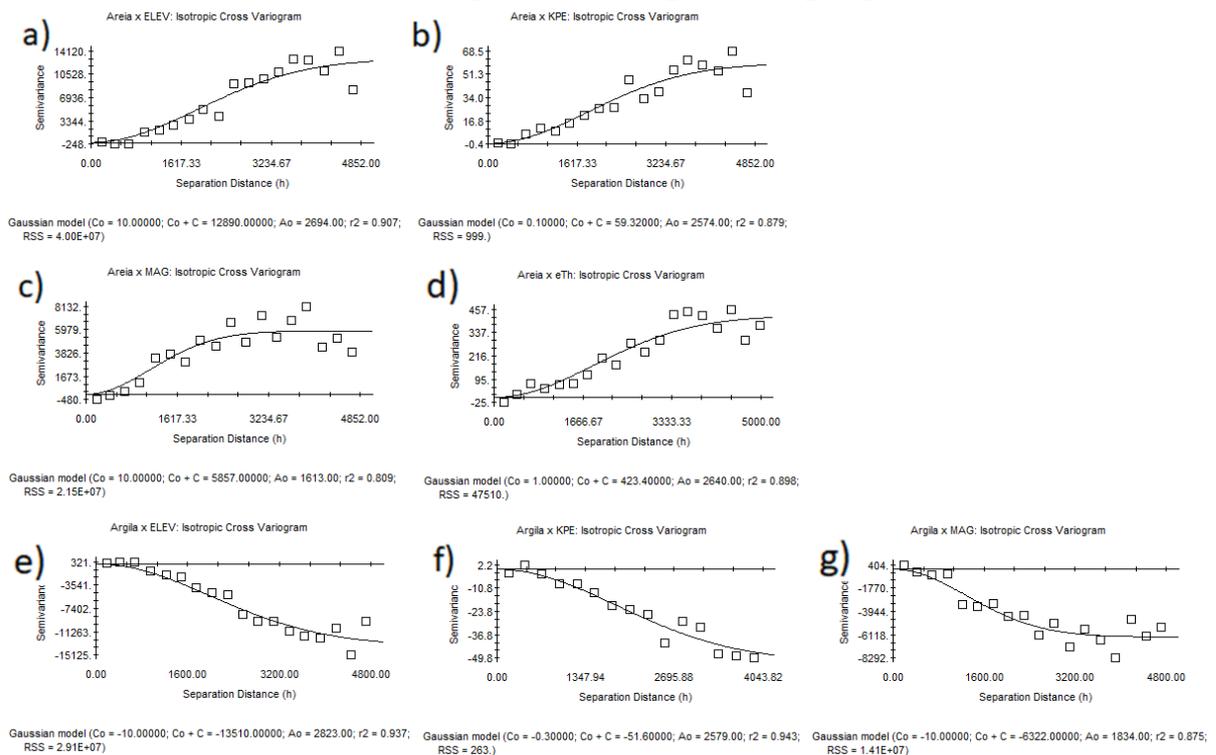
Atributo	Modelo	C0	C	C0+C	a	IDE	R2	R2vc	Obs.
Areia/ELEV	Gaussiano	10	12880.00	12890.00	4666.14	0.999	0.907	0.238	-
Areia/KPE	Gaussiano	0.1	59.31	59.32	4458.32	0.998	0.879	0.238	-
Areia/MAG	Gaussiano	10	7117	7127	3474.54	0.999	0.903	0.238	-
Areia/eTh	Gaussiano	1	423.40	423.40	4572.61	0.998	0.898	0.238	-
Argila/ELEV	Gaussiano	-10	-13500.0	-13510.00	4889.65	0.999	0.937	0.202	-
Argila/KPE	Gaussiano	0.1	58.57	58.58	4440.97	0.998	0.879	0.202	-
Argila/MAG	Gaussiano	-10		-63.22	1834.00	0.998	0.875	0.202	-

C0- efeito pepita; C- variância estrutural; C0+C- patamar; a- alcance; IDE: índice de dependência espacial; R2- coeficiente de determinação do semivariograma.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Por meio dos semivariogramas cruzados (figura 8) é possível ter melhor compreensão do comportamento entre as entidades mapeáveis.

Figura 22 - Semivariogramas cruzados das variáveis correlacionáveis. a) Areia x ELEV; b) Areia x KPE; c) Areia x MAG; d) Areia x Th; e) Argila x ELEV; f) Argila x KPE; g) Argila x MAG.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

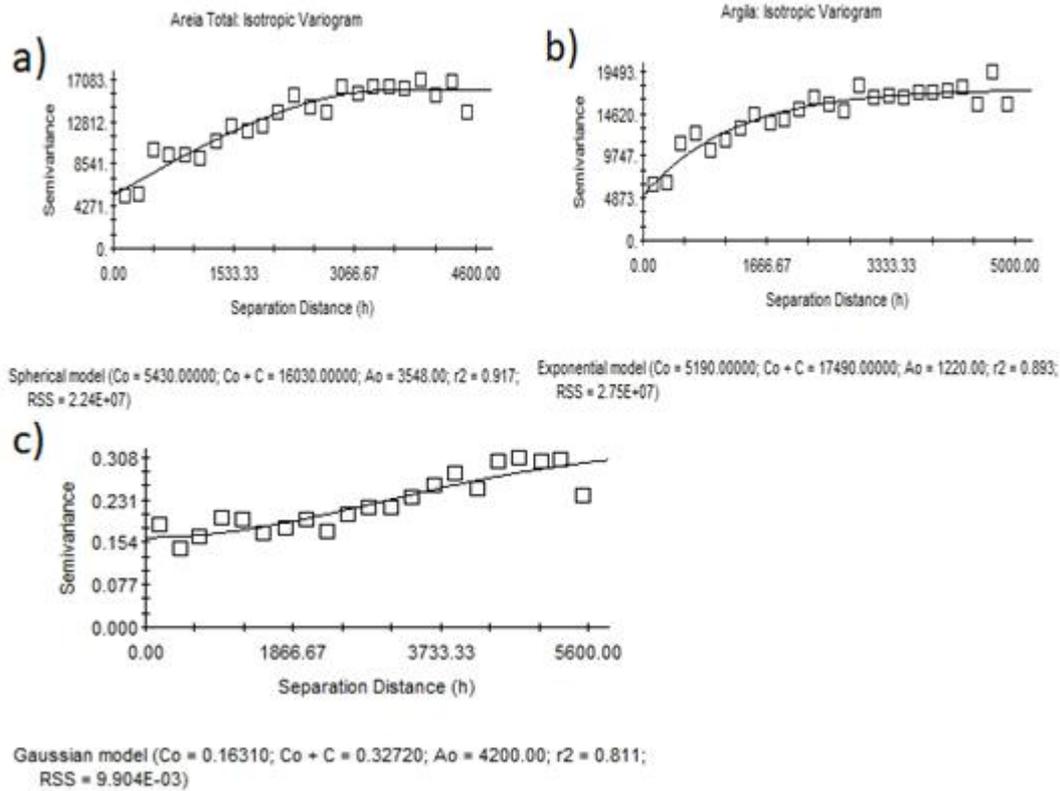
Essa oposição explorada na análise dos mapas e dados são corroboradas pelos índices espaciais estimados, que demonstram (figura 8) grande covariância espacial com pouca contribuição da variável aleatória a longos alcances.

3.2.3. Krigagem Ordinária

Tendo como um último método preditor de atributos, a krigagem ordinária é vista como um uma forma relativamente simples e eficiente. Em contraponto, para resultados satisfatórios, necessita-se de uma densidade amostral congruente com a escala de trabalho, o que pode ser oneroso e inviável em muitos casos.

Neste âmbito, para fins comparativos, tão somente foram calibradas as estruturas espaciais dos atributos areia, argila e Al³⁺ (figura 9), que mostraram moderados índices de dependência espacial de 0.66, 0.70 e 0.50 respectivamente (ZIMBACK, 2001). Seus bons ajustes (R² = 0.917; 0.893 e 0.811) permitiram a realização da interpolação por krigagem ordinária, gerando os *layers* que foram utilizados para validação externa a partir dos 20% dos pontos discriminados.

Figura 23 - Semivariograma experimental dos atributos a) areia, b) argila e c) Al³⁺.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

O Al³⁺ não demonstra uma conformação adequada para trabalhos geoestatísticos, expondo algum grau de tendência, porém, prosseguiu a interpolação para avaliar sua eficiência frente ao RLM.

3.2.4. Validação dos modelos

Para fins de quantificação do desempenho dos preditores, as amostras para validação externa foram convertidas para dados vetoriais no formato .shp utilizando a ferramenta *select by location* do Qgis, sendo extraídos todos os valores para todas as interpolações geradas. Em seguida, estes dados foram exportados no formato .csv, que por sua vez trazido à plataforma R, onde foi determinado a *Root Mean Square Error* (RMSE) por meio do pacote Fgmutils (2018).

Os quadros 8 e 9 apresentam quais foram os melhores estimadores. Sendo que no quadro 9, dentro da cokrigagem, ainda se avaliou a melhor covariável geoestatística.

Quadro 19 - Determinação do RMSE para os interpoladores.

	RLM			RK			KO		
	R2	RMSE	RMSE(%)	R2	RMSE	RMSE(%)	R2	RMSE	RMSE(%)
Areia	0.37	98.16	26.60	0.41	92.78	25.14	0.77	63.43	17.19
Argila	0.5	88.14	19.40	0.35	101.64	22.36	0.80	55.78	12.27
Al	0.25	0.33	101.41	-	-	-	0.70	0.236	71.47

RLM: Regressão Linear Múltipla; RK: Regressão-Krigagem; KO: Krigagem Ordinária; RMSE: Quadrado médio do erro.

Fonte: Elaborado pelo Autor.

Nota-se para a areia que a krigagem ordinária tem melhor modelo ajustado ($R^2=0.77$) seguido da RK ($R^2=0.41$), Cokrigagem (Areia/ELEV; $R^2=0.38$) e RLM ($R^2=0.37$). Todavia, ao se avaliar a RMSE, a KO se mantém em primeiro lugar ($RMSE\%=17.19$), porém a cokrigagem toma a segunda posição ($RMSE\%=24.96$), acompanhado da RK ($RMSE\%=25.14$) e RLM ($RMSE\%=26.60$).

Porém, tanto a KO quanto a cokrigagem dependem de um bom volume de amostras, em trabalhos exploratórios e até mesmo inventários de solos, gera um custo que em momentos não se justifica. Se o objetivo é um melhor detalhamento para o local, então a KO seria recomendada, mas se for um levantamento, a RK é mais indicada, pois para este tipo de terreno, obteve um desempenho muito próximo à cokrigagem, utilizando dados já existentes ou de sensores remotos.

Quadro 20 - Determinação do RMSE para a cokrigagem nas suas diversas covariáveis.

	Cokrigagem		
	R2	RMSE	RMSE(%)
Areia/MAG	0.3498	99.33007	26.92321
Areia/KPE	0.3486	99.48966	26.96647
Areia/eTh	0.3386	99.47926	26.95647
Areia/ELEV	0.3822	97.48966	24.96647
Argila/MAG	0.261	107.56561	23.47064
Argila/KPE	0.258	107.58561	23.67064
Argila/ELEV	0.261	107.58561	23.67064

Fonte: Elaborado pelo Autor.

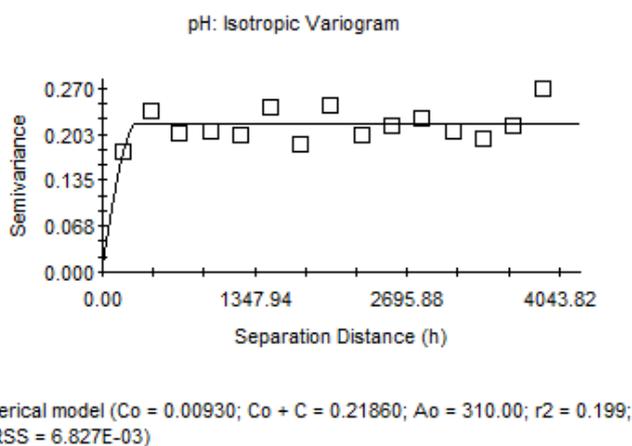
Quanto ao teor de argila, o ajuste ao modelo da KO manteve-se em destaque ($R^2=0.8072$), acompanhado da RLM ($R^2=0.50$), RK ($R^2=0.352$) e cokrigagem (argila/MAG e ELEV; $R^2=0.261$). A tendência dos RMSE's mantém esta ordem, a qual a KO contém $RMSE\%=12.27$, e por último a cokrigagem da argila/MAG de 23.47%.

Curiosamente, mesmo corrigindo a regressão múltipla com a krigagem dos resíduos, a RLM foi superior à RK. Não se tem uma exatidão quanto às circunstâncias que levaram a isso, o que pode ser discutido é que os pontos de

validação, não necessariamente, respeitam a distribuição das variáveis para as amostras de treinamento. Trazendo o efeito aleatório a favor da RLM em detrimento da RK, até por uma ocasião do alcance da krigagem dos resíduos serem relativamente curtas (figura 3).

Por fim, o Al³⁺ mesmo com suas insuficiências quanto aos requisitos geoestatísticos, superou a RLM tanto no ajuste quanto à RMSE (quadro 8). Também se destaca a ausência de correlação espacial com outras covariáveis com o intuito de se realizar a cokrigagem. Algumas ponderações precisam ser feitas nesse sentido, porque é muito complexo demonstrar a variabilidade ou ajuste do Al³⁺ aos modelos, uma vez que este depende, além da geologia e demais fatores físicos, de condições físico-químicas como o pH. Verificou-se que esta variável tem um comportamento muito local, sem qualquer expressão de dependência espacial. Ao se verificar seu semivariograma, figura 10, é possível verificar um “quase efeito pepita”, com o alcance muito curto, isso implica em uma sequência de variações locais, o que afeta a disponibilidade de Al³⁺.

Figura 24 - Semivariograma experimental do pH.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

4. CONCLUSÃO

Em suma, o Complexo Intrusivo de Santa Angélica possui condicionantes propícias sob o ponto de vista nutricional para plantas. Havendo uma forte interação entre geologia/relevo na distribuição de alguns elementos químicos, com boa associação aos dados geofísicos.

A Krigagem ordinária apresentou o melhor desempenho na validação externa em face à regressão-krigagem, regressão linear múltipla e cokrigagem, que não se distanciaram muito para os parâmetros areia e argila. Destacando-se a RK e RLM por utilizar informações indiretas sem grande custo.

Dentre os parâmetros avaliados, o pH e Al³⁺ não apresentaram dependência espacial e fraco ajuste aos modelo de regressão, o que pode indicar uma grande variabilidade não captada pela escala de trabalho.

5. REFERÊNCIAS

ANTOINE, Stevens AND LEORNARDO, Ramirez-Lopez (2013). An introduction to the prospectr package. R package Vignette R package version 0.1.3.

BAGHERI BODAGHABADI, Mohsen et al. Digital Soil Mapping Using Artificial Neural Networks and Terrain-Related Attributes. **Pedosphere**, v. 25, n. 4, p. 580–591, 2015.

BARUCK, Jasmin et al. Soil classification and mapping in the Alps: The current state and future challenges. **Geoderma**, v. 264, p. 312–331, 2016.

BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. Methods Comparison of Three Variables in the of Values Input a From Computer Code Output Selecting of Analysis for.

Technometrics, v. 42, n. 1, p. 55–61, 2010. Disponível em:

<<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.2000.10485979%5Cnhttp://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.2000.10485979#.VD-nxOkcSmQ>>.

BEHRENS, Thorsten et al. Digital soil mapping using artificial neural networks.

Journal of Plant Nutrition and Soil Science, v. 168, n. 1, p. 21–33, 2005.

BERNOUX, M. et al. Chapter 37 Regional Organic Carbon Storage Maps of the Western Brazilian Amazon Based on Prior Soil Maps and Geostatistical Interpolation.

Developments in Soil Science, v. 31, n. C, p. 497–507, 2006.

BISWAS, Asim; ZHANG, Yakun. Sampling Designs for Validating Digital Soil Maps: A Review. **Pedosphere**, v. 28, n. 1, p. 1–15, 2018. Disponível em:

<[http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160\(18\)60001-3](http://dx.doi.org/10.1016/S1002-0160(18)60001-3)>.

BORUVKA, L.; PENIZEK, V. Chapter 30 A Test of an Artificial Neural Network Allocation Procedure using the Czech Soil Survey of Agricultural Land Data.

Developments in Soil Science, v. 31, n. C, p. 415–424, 2006.

BRUNGARD, C. W.; BOETTINGER, J. L. Conditioned Latin Hypercube Sampling: Optimal Sample Size for Digital Soil Mapping of Arid Rangelands in Utah, USA. **Digit. Soil Mapp.** Dordrecht: Springer Netherlands, 2010. v. 2. p. 67–75. Disponível em:

<http://www.springerlink.com/index/10.1007/978-90-481-8863-5_6>.

BRUS, D. J. Sampling for digital soil mapping: A tutorial supported by R scripts.

Geoderma, v. 338, n. May, p. 464–480, 2019. Disponível em:

<<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2018.07.036>>.

BUI, E. A Review of Digital Soil Mapping in Australia. **Digital Soil Mapping - An Introductory Perspective**, v. 31, n. 2003, p. 25–37, 2006. Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY->

8/2/41dd9ad0e60da7db043c97fee2d8d322>.

CAMERA, Corrado et al. A high resolution map of soil types and physical properties for Cyprus: A digital soil mapping optimization. **Geoderma**, v. 285, p. 35–49, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.09.019>>.

CARRÉ, F. et al. Digital soil assessments: Beyond DSM. **Geoderma**, v. 142, n. 1–2, p. 69–79, 2007.

CARVALHO JUNIOR, Waldir de et al. Evaluation of statistical and geostatistical models of digital soil properties mapping in tropical mountain regions. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 3, p. 706–717, 2014.

CHAGAS, César da Silva et al. Atributos topográficos e dados do Landsat7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 45, n. 5, p. 497–507, 2010.

_____. Data mining methods applied to map soil units on tropical hillslopes in Rio de Janeiro, Brazil. **Geoderma Regional**, v. 9, p. 47–55, 2017.

COELHO, André Luiz Nascentes et al. Mapeamento geomorfológico do estado do Espírito Santo (Nota Técnica 28). p. 21, 2012.

COELHO, Fabrício Fernandes. Comparação de métodos de mapeamento digital de solos através de variáveis geomorfológicas e sistemas de informações geográficas. **Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) Universidade Federal do Rio Grande do Sul**, p. 80, 2010.

COLE, N.J.; BOETTINGER, J. Pedogenic understanding raster classification methodology for mapping soil, Powder river basin, Wyoming, USA. **Digital Soil Mapping: an Introductory perspective.**, v. 31, n. 1941, p. 366–377, 2007.

CPRM, Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais. **Geologia e Recursos Minerais do Estado do Espírito Santo: texto explicativo do mapa geológico e de recursos minerais**. CPRM ed. Belo Horizonte: [s.n.], 2015.

CUNHA, Alexson de Mello et al. Update to the legend of the reconnaissance soil map of Espírito Santo state and the implementation of Geobases interface for data usage in GIS. **Geografares**, v. 2, n. 22, p. 32–65, 2016.

DA SILVA, Cristiano Cassiano et al. Mapeamento pedológico digital da folha botucatu (SF-22-Z-B-VI-3): Treinamento de dados em mapa tradicional e validação de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, n. 4, p. 846–857, 2013.

DE CARVALHO JÚNIOR, Waldir et al. Método do hipercubo latino condicionado para a amostragem de solos na presença de covariáveis ambientais visando o mapeamento digital de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 2, p. 386–396, 2014.

DOBOS, E.; MICHELI, E.; MONTANARELLA, L. Chapter 36 The Population of a 500-m Resolution Soil Organic Matter Spatial Information System for Hungary. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, 2006.

GRABS, T. et al. Modeling spatial patterns of saturated areas: A comparison of the topographic wetness index and a dynamic distributed model. **Journal of Hydrology**, v. 373, n. 1–2, p. 15–23, 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.031>>.

- HENGL, Tomislav; ROSSITER, David G.; STEIN, Alfred. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. **Australian Journal of Soil Research**, v. 41, n. 8, p. 1403–1422, 2003.
- HEUNG, Brandon et al. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. **Geoderma**, v. 265, p. 62–77, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.11.014>>.
- LANDIM, Paulo M Barbosa. Sobre Geoestatística e mapas. v. 2, n. 1, p. 19–33, [s.d.].
- LOUIS, B. P. et al. Statistical sampling design impact on predictive quality of harmonization functions between soil monitoring networks. **Geoderma**, v. 213, p. 133–143, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.07.018>>.
- MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L.; MINASNY, B. **On digital soil mapping**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 117.
- MENDONÇA-SANTOS, M L; SANTOS, H G. The State of the Art of Brazilian Soil Mapping and Prospects for Digital Soil Mapping. **Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective**, v. 31, p. 39–54, 2007.
- MENEZES, Michele Duarte de et al. Spatial prediction of soil properties in two contrasting physiographic regions in Brazil. **Scientia Agricola**, v. 73, n. 3, p. 274–285, 2016.
- MESQUITA, Luiz Felipe. CARACTERIZAÇÃO DE SOLOS SOB DIFERENTES COBERTURAS VEGETAIS DA SUB-BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO ALEGRE – ES Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Produção Vegetal , do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Espírito Santo , como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Produção Vegetal na área de concentração Solos e Nutrição de Plantas . Orientador : Prof . Dsc . Felipe Vaz ALEGRE ESPÍRITO SANTO - BRASIL JULHO / 2011 Ficha catalográfica. 2011.
- MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B. Latin hypercube sampling as tool for digital soil mapping. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. 1997, p. 153–606, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166248106310124>>.
- MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computers and Geosciences**, v. 32, n. 9, p. 1378–1388, 2006.
- _____. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. **Geoderma**, v. 264, p. 301–311, 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.07.017>>.
- MULDER, V. L. et al. The use of remote sensing in soil and terrain mapping - A review. **Geoderma**, v. 162, n. 1–2, p. 1–19, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.018>>.
- MULDER, V. L.; DE BRUIN, S.; SCHAEPMAN, M. E. Representing major soil variability at regional scale by constrained Latin Hypercube Sampling of remote sensing data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 21, n. 1, p. 301–310, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.004>>.
- No Title. n. Pedagog 3, [s.d.].

ODEH, Inakwu O.A.; CRAWFORD, Mark; MCBRATNEY, Alex B. Chapter 32 Digital Mapping of Soil Attributes for Regional and Catchment Modelling, using Ancillary Covariates, Statistical and Geostatistical Techniques. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 437–454, 2006.

PEDROSA-SOARES, Antonio Carlos et al. Orógeno Araçuaí : Síntese Do Conhecimento 30 Anos Após Almeida 1977. **Geonomos**, v. 15, n. 1, p. 1–16, 2007.

PINHEIRO, Helena Saraiva Koenow et al. Prediction of topsoil texture through regression trees and multiple linear regressions. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 42, p. 1–21, 2018.

PREZOTTI, Luiz Carlos. **Solo E Foliar**. Vitória-ES: Incaper, 2013. Disponível em: <www.incaper.es.gov.br>.

RIBEIRO, Vanessa Biondo. Aerogamaespectrometria e suas aplicações no mapeamento geológico. p. 29–51, 2013.

ROBBEZ-MASSON, J. M. Chapter 19 Producing Dynamic Cartographic Sketches of Soils by Contextual Image Processing in Order to Improve Efficiency of Pedological Survey. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 245–256, 2006.

ROUDIER, Pierre; HEWITT, Allan; BEAUDETTE, Dylan. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Digital Soil Assessments and Beyond**, p. 227–231, 2012a.

_____. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Digital Soil Assessments and Beyond**, n. March 2014, p. 227–231, 2012b.

SAUNDERS, A.M.; BOETTINGER, J.L. Digital Soil Mapping - An Introductory Perspective. **Developments in Soil Science**, v. 31, p. 389–620, 2006. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166248106310288>>.

STUMPF, Felix et al. Uncertainty-guided sampling to improve digital soil maps. **Catena**, v. 153, p. 30–38, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2017.01.033>>.

TAYLOR, J. A.; ODEH, I. O.A. Chapter 33 Comparing Discriminant Analysis with Binomial Logistic Regression, Regression Kriging and Multi-Indicator Kriging for Mapping Salinity Risk in Northwest New South Wales, Australia. **Developments in Soil Science**, v. 31, n. C, p. 455–465, 2006.

VASQUES, Gustavo Mattos et al. Mapping soil carbon, particle-size fractions, and water retention in tropical dry forest in Brazil. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 51, n. 9, p. 1371–1385, 2016.

WALTER, C; LAGACHERIE, P; FOLLAIN, S. Integrating pedological knowledge into soil digital mapping. **Digital Soil Mapping An Introductory Perspective**, v. 31, p. 281–300, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7W58-4PT86XY-14/2/08d8fa6f5d016f650140f5c5859e87fc>>.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Primary topographic attributes. **Terrain Analysis: Principles and Applications**, n. January 2000, p. 51–85, 2000.

ZANON, Marcela Lopes et al. Os aspectos geológicos do Maciço Santa Angélica (ES): uma nova abordagem. **Brazilian Journal of Geology**, v. 45, n. 4, p. 609–633,

2015. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2317-48892015000500609&lng=pt&tlng=pt>.

ZERAATPISHEH, Mojtaba et al. Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. **Geomorphology**, v. 285, p. 186–204, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.02.015>>.

ZIMBACK, C. R. L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. 2001. 114f. Tese (Livre-Docência em Levantamento do solo e Fotopedologia) - Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.