

UFRRJ
INSTITUTO DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
CIÊNCIA DO SOLO

TESE

**Métodos de Mapeamento Digital Aplicados na
Predição de Classes e Atributos dos Solos da Bacia
Hidrográfica do Rio Guapi Macacu, RJ**

Helena Saraiva Koenow Pinheiro

2015



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO INSTITUTO
DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
CIÊNCIA DO SOLO**

**MÉTODOS DE MAPEAMENTO DIGITAL APLICADOS NA PREDIÇÃO
DE CLASSES E ATRIBUTOS DOS SOLOS DA BACIA HIDROGRÁFICA
DO RIO GUAPI MACACU, RJ**

HELENA SARAIVA KOENOW PINHEIRO

Sob a Orientação da Professora
Lúcia Helena Cunha dos Anjos

e Co-orientação dos Pesquisadores
Waldir de Carvalho Júnior
César da Silva Chagas

Tese submetida como requisito
parcial para obtenção do grau de
Doutora, no Curso de Pós-
Graduação em Agronomia, Área de
Concentração em Ciência do Solo

Seropédica, RJ
Julho de 2015

631.4
P654m
T

Pinheiro, Helena Saraiva Koenow, 1985-

Métodos de mapeamento digital aplicados na predição de classes e atributos dos solos da Bacia Hidrográfica do Rio Guapi Macacu,RJ / Helena Saraiva Koenow Pinheiro – 2015.

178 f.: il.

Orientador: Lúcia Helena Cunha dos Anjos.

Tese (doutorado) – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Curso de Pós-Graduação em Agronomia – Ciência do Solo.

Bibliografia: f. 127-143.

1. Ciência do Solo – Teses. 2. Mapeamento do solo – Teses. 3. Levantamentos do solo – Teses. 4. Solos – Classificação – Teses. 5. Bacias hidrográficas – Rio de Janeiro (RJ) – Teses. I. Anjos, Lúcia Helena Cunha dos, 1957-. II. Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Curso de Pós-Graduação em Agronomia – Ciência do Solo. III. Título.

É permitida a cópia parcial ou total desta tese, desde que seja citada a fonte.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE AGRONOMIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SOLO**

HELENA SARAIVA KOENOW PINHEIRO

Dissertação/Tese submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Doutora**, no Curso de Pós-Graduação em Agronomia, área de Concentração em Ciência do Solo.

TESE APROVADA EM 30/07/2015

Assinatura Lúcia Helena Cunha dos Anjos. Ph.D. UFRRJ
(Orientador)

Assinatura Alexandre ten Caten. Dr. UFSC- Curitiba

Assinatura Silvio Barge Bhering. Dr. Embrapa Solos

Assinatura Marcos Gervasio Pereira. Dr. UFRRJ

Assinatura Márcio Rocha Francelino. Dr. UFV

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço ao comitê de orientação Lúcia Helena Cunha dos Anjos, Waldir de Carvalho Júnior e César da Silva Chagas, por todos os ensinamentos e conhecimentos que tornou possível o desenvolvimento deste trabalho, e que inspiram minha carreira profissional e formação pessoal. A vocês em especial, muito obrigada pela oportunidade, amizade, confiança e paciência.

Agradeço aos demais colegas que apoiaram desde o início este trabalho em Macacu, principalmente Nilson Rendeiro Pereira, Silvio Bhering, Alexandre Muselli, Ósorio da Fonseca, Wesley June. Agradeço também ao Phillip Ray Owens e os colegas do Lab Minerva Dorantes, Jenette Ashtekar, Mercy Ngunjiri; e aos amigos Marcelo Castillo, Amanda Silva, Livia Alvarenga, Leandro e Luciana Campos, por terem compartilhado ótimos momentos e possibilitado a fantástica experiência de estudar na Purdue University.

Agradeço a minha família e amigos pelo apoio indireto neste importante processo de amadurecimento pessoal e profissional; principalmente meus pais (José Henrique e Maria Gorete) minha irmã Isabela e tia Alice, pela compreensão e apoio incondicional nos momentos difíceis e desafios durante o doutorado. Aos amigos Helena Bandeira, Júlia Franca, Bruna Galvão, Júlia Franca, Gabriel de Melo, Jerusa Maia, Edson Gomes, Rafael Pachiega, Renata Fonte, Renata Dias, Jean Magalhães, Iago Cabral, Larissa Corvelo, Mateus Bueno, Rodrigo Bermejo, Edson Silva, Ademário Araújo, agradeço o carinho e apoio durante este período.

Agradeço também aos meus ‘novos colegas’ e ‘ex-chefes’, Alexis Nummer, Marcos Gervásio, Ricardo Berbara, Everaldo Zonta, Nelson Mazur, Alexandre Costa, Guilherme Siqueira e Ivan Telles, pela compreensão e apoio durante a realização do doutorado enquanto funcionária, viabilizando a concretização desse sonho e aperfeiçoamento das minhas habilidades, experiências e competências profissionais.

À Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ), em especial à equipe do Curso de Pós-Graduação em Agronomia- Ciência do Solo (CPGA-CS) e do Laboratório de Gênese e Classificação de Solos (LGCS). Aos órgãos financiadores da pesquisa: CAPES, FAPERJ, CPGA-CS/UFRRJ e Embrapa Solos, RJ.

RESUMO GERAL

PINHEIRO, H. S. K. **Métodos de mapeamento digital aplicados na predição de classes e atributos dos solos da bacia hidrográfica do rio guapi macacu, RJ.** Tese (Doutorado em Agronomia, Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2015.

Modelos solo-paisagem quantitativos representam uma nova tendência nos levantamentos de solos. Neste sentido, as diferentes técnicas de mapeamento digital são aplicadas para prever os padrões naturais de ocorrência de classes de solo. O objetivo deste trabalho foi a aplicação de geotecnologias no mapeamento de classes e atributos dos solos em uma bacia hidrográfica, que apresenta grande variação de condições de paisagem, no Estado do Rio de Janeiro, Brasil. A abordagem foi baseada em conhecimento pedológico tácito, culminando na escolha de atributos da paisagem que representem a variabilidade dos fatores de formação de solos na região. Na construção do modelo solo-paisagem foram gerados no programa de computação ArcGIS Desktop v. 10, atributos relacionados a pedogênese na área em estudo, como geologia altimetria, declividade, curvatura, índice topográfico composto e distância euclidiana de hidrografia. No programa ERDAS Imagine v.9 foram gerados três índices derivados de dados de sensoriamento remoto (Landsat 5 TM). São eles: *clay minerals*, *iron oxide* e índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI. Para representar as formas do relevo foi gerado mapa com as dez formas mais comuns do relevo (“geomorphons”), no programa GRASS-GIS. Adicionalmente, a predição de atributos do solo contou com co-variáveis derivadas do modelo digital de elevação (MDE) geradas no programa SAGA-GIS. O trabalho de tese foi dividido em etapas, apresentadas na forma de capítulos. O primeiro capítulo apresenta a revisão de literatura específica de contextualização do trabalho. O estudo das relações solo-paisagem e da variabilidade dos atributos do terreno, a caracterização das unidades de mapeamento com base no levantamento de campo, constituem o segundo capítulo. Os solos predominantes na área foram: Latossolos, Argissolos, Gleissolos, Cambissolos, Neossolos Flúvicos e Litólicos. O terceiro capítulo tratou do uso do mapa de formas da paisagem (“geomorphons”) como variável preditora para o mapeamento de classes de solos, por abordagem de redes neurais artificiais. O quarto capítulo teve como objetivo a aplicação de modelos baseados em árvores (árvores de decisão e *random forest*) para a predição de classes de solos. A avaliação dos produtos inferidos para classes de solos foi baseada em índices estatísticos (kappa, exatidão global), generalização das classes de solos e validação com amostras de controle. O melhor desempenho foi observado para o modelo *random forest* que apresentou valor superior para os índices estatísticos e melhor generalização das unidades de mapeamento. O quinto capítulo compreendeu a predição da composição da textura na camada superficial do solo através de regressões lineares múltiplas e árvores de regressão. As análises indicaram desempenho superior do algoritmo de árvores de regressão, para todos os atributos testados (areia, silte, argila), utilizando dados harmonizados ou originais. Todos os modelos preditivos foram aplicados no programa R. Análises adicionais são necessárias para ajudar a definir conjunto de co-variáveis preditoras adequado, assim como a coleta de mais amostras de solo, tanto para o processo de modelagem como para validação dos produtos. Trabalhos dessa natureza são importantes no contexto global de melhor aproveitamento das informações geradas em levantamento de solos, assim como para obtenção de mapas de caráter prático, como é o caso da distribuição espacial de atributos dos solos.

Palavras-chave: Pedometria. Levantamento pedológico. Mapeamento digital de solos.

GENERAL ABSTRACT

PINHEIRO, Helena Saraiva Koenow. **Digital mapping techniques applied to predict soil classes and attributes in the Guapi-Macacu watershed, RJ.** Doctoral Thesis. Agronomy Institute, Soil Science Department. Federal Rural University of Rio de Janeiro. Seropédica, RJ. 2015.

Quantitative soil-landscape models represent a new trend in soil surveys. In this regard, the various digital mapping techniques are applied to predict the natural patterns of occurrence of soil types. The objective of this study was to apply digital mapping techniques to predict soil classes and attributes in a watershed, with wide range of landscape conditions, in Rio de Janeiro State, in Brazil. The approach was based on tacit soil knowledge, regarding the choice of landscape attributes that represent the variability of soil-forming factors in the region. In regard to construct the predictive models, terrain variables were generated from the digital elevation model, geology map and remote sensing data. Ten terrain attributes were created on software ArcGIS Desktop v. 10, such as altimetry, slope, curvature, parental material map, topographic compound index and euclidean distance of hydrography. In the software ERDAS Imagine v.9 were generated three indices derived from remote sensing data (Landsat 5 TM). They are: clay minerals, iron oxide and vegetation index normalized difference - NDVI. To represent the landscape forms was generated map the "geomorphons" maps, the GRASS-GIS program. To provide enough data to predict soil properties, additional terrain variables were derived from a digital elevation model (DEM) generated in the software SAGA-GIS. The work development was organized into three steps, presented as chapters. The first chapter comprised bibliography review and presents the context of the study. The detailed analysis of soil-landscape relationships, considering the variability of environmental attributes and characteristics of pedo-environments are performed on the second chapter. The predominant soils in the area were Ferralsols, Acrisols, Gleysols, Cambisols, Fluvisols and Regosols. The third chapter presented the application of the landform maps ("geomorphons") as a covariate to predict soil classes by neural network approach. The fourth chapter targets the application of tree-based models (decision trees and random forest) to predict soil classes. The evaluation of the inferred products to represent the soil classes was performed based on statistical indices (kappa, overall), generalization of soil classes and validation with control samples. The best performance was observed for the random forest model that showed better values to statistical indices and better generalization of mapping units. The fifth chapter comprised the prediction of soil texture components on topsoil layer by using multiple linear regressions and regression trees. The analyses indicated better performance by using regression trees algorithm to all soil attributes (sand, silt, and clay), independent of the database (harmonized or original). All predictive models were implemented in R software. Additional research is needed to select an appropriated set of predictive covariates; as so, collect more soil samples to use as input to models and also validate of the final products. Soil survey research is important in the actual context once can enhance the information generated by the soil surveys, as well as to obtain useful information to the final users, as example of the maps that represent the spatial variability of soil texture components.

Key words: Pedometrics. Soil survey. Digital soil mapping.

LISTA DE ABREVIACÕES E SÍMBOLOS

APA	Área de Proteção Ambiental
AR	Afloramento Rochoso
AD	Árvores de Decisão
cLHS	Hipercubo latino condicionado (<i>Conditioned Latin Hipercube Sampling</i>)
CPRM	Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais - Serviço Geológico do Brasil
CTI	Índice topográfico composto (sigla em inglês para <i>Compound Topographic Index</i>)
CX	Cambissolo Háptico
DRM	Departamento de Recursos Minerais
EE	Estação Ecológica
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EQM	Erro quadrático médio
FAO	<i>Food and Agriculture Organization of the United Nations</i>
FPT	Funções de Pedotransferência
GJ	Gleissolo Tiomórfico
GM	Gleissolo Melânico
GPS	Sistema de Posicionamento Global (sigla em inglês para <i>Global Positioning System</i>)
GS	Gleissolo Sáfico
GX	Gleissolo Háptico
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IUSS	<i>International Union of Soil Science</i> (União Internacional de Ciência do Solo)
LA	Latossolo Amarelo
LTP	Padrões Ternários Locais (sigla em inglês para <i>Local Ternary Patterns</i>)
LBP	Padrões Binários Locais (sigla em inglês para <i>Local Binary Patterns</i>)
LVA	Latossolo Vermelho-Amarelo
LHS	Método do hipercubo latino (<i>Latin Hipercube Sampling</i>)
MDE	Modelo Digital de Elevação
MLR	<i>Multiple Linear Regression</i> (sigla em inglês para regressão linear múltipla)
MDS	Mapeamento Digital de Solos (DSM, sigla em inglês para <i>Digital Soil Mapping</i>)
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (sigla em inglês para <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)
PA	Argissolo Amarelo
PI	Plano de Informação
PVA	Argissolo Vermelho-Amarelo
RF	Random Forest (sigla em inglês para Floresta Aleatória)
RedeMDS	Rede Brasileira de Mapeamento Digital de Solos
RL	Neossolo Litólico
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio (sigla em inglês para <i>Root-Mean Square Error</i>)
RNA	Redes Neurais Artificiais (<i>Artificial neural Network</i> , ANNs sigla em inglês)
RT	<i>Regression Trees</i> (sigla em inglês para Árvores de Regressão)
RY	Neossolo Flúvico
SBCS	Sociedade Brasileira de Ciência do Solo
SIG	Sistema de Informações Geográficas (em inglês <i>Geographic Information System-GIS</i>)
SRTM	Sigla em inglês para <i>Shuttle Radar Topography Mission</i>

UC Unidades de Conservação
USGS Sigla em inglês para United States Geological Survey

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Fluxograma: Geotecnologias aplicadas ao mapeamento de solos	2
Figura 2. Numero de artigos publicados com os temas Pedometria e Mapeamento Digital de Solos, no período de 2000 a 2015 (Fonte: www.periodicos.capes.gov.br ; www.scopus.com).....	8
Figura 3. Exemplos de modelos aplicados ao mapeamento de solos	12
Figura 4. Planejamentos baseados em amostragem com 10 elementos e 2 dimensões na região X (hipotética): (a) Amostra aleatória; (b) Amostra de hipercubo latino (Bastos e Wilkinson, 2010)	20
Figura 5. Localização da bacia hidrográfica do rio Guapi Macacu (RJ).....	28
Figura 6. Mapa da rede de drenagem da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu	29
Figura 7. Mapa da precipitação média (mm/ano), adaptado de Ecologus-Agrar (2006)	31
Figura 8. Mapa dos tipos de uso do solo para a bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (adaptado de Embrapa, 2009).....	33
Figura 9. Mapa das unidades litológicas da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (Fonte: compilado a partir das cartas do DRM, em escala 1:50.000)	34
Figura 10. Mapa da geomorfologia da bacia hidrográfica. Fonte: adaptado de Dantas (2000), em escala original 1:250.000	37
Figura 11. Mapa de solos da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, RJ (Fonte: adaptado de Carvalho Filho et al., 2003 - escala 1:250.000).....	38
Figura 12. Representação da altimetria da bacia hidrográfica em classes.	41
Figura 13. Modelo das classes de declividade para a bacia hidrográfica.	42
Figura 14. Esquema das superfícies de curvatura e classificação simplificada utilizada (adaptado de Dikau, 1990).....	43
Figura 15. Mapa da superfície de curvatura classificada (côncavo, planar e convexo)	44
Figura 16. Modelo gerado para índice topográfico composto (CTI), apresentado em classes.....	45
Figura 17. Esquema de cálculo e representação da distância euclidiana da hidrografia	46
Figura 18. Modelo gerado para distância euclidiana da hidrografia.	46
Figura 19. Índices derivados de dados de sensoriamento remoto	47
Figura 20. Distribuição dos pontos amostrais determinados a partir do cLHS	50
Figura 21. Procedimentos de análise das relações solo paisagem e reconhecimento dos padrões de ocorrência dos distintos solos da bacia hidrográfica	52
Figura 22. Pré-estratificação da área em função do mapa simplificado de material de origem e sistemas de relevo	54
Figura 23. Bloco-diagramas esquemáticos para representação das relações solo-paisagem (corte de perfil da bacia hidrográfica fora de escala)	56
Figura 24. Comportamento das variáveis para a classe dos Argissolos Amarelos (PA) e Argissolos Vermelho-Amarelos (PVA).....	60
Figura 25. Comportamento das variáveis para a classe dos Cambissolos Háplicos (CX)..	62
Figura 26. Comportamento das variáveis para a classe dos Gleissolos Háplicos (GX) e Gleissolos Tiomórficos + Gleissolos Sállicos (GJ)..	64
Figura 27. Comportamento das variáveis para a classe dos Latossolos Amarelos (LA) e Latossolos Vermelho-Amarelos (LVA).....	67
Figura 28. Comportamento das variáveis para a classe dos Neossolos Flúvico (RY) e Neossolos Litólico (RL)	69

Figura 29. Tendência central do comportamento dos atributos do terreno em relação as unidades de mapeamento de solos. eixo Y - Valores das variáveis normalizadas (entre 0 e 1); eixo X - Unidade de Mapeamento.	70
Figura 30. Efeito do raio de busca no calculo das formas da paisagem (Adaptado de Jasiewicz & Stepínski, 2013 e Stepínski & Jasiewicz, 2011).....	81
Figura 31. Dez formas de relevo mais comuns e as respectivas transições (Adaptado de Jasiewicz & Stepínski, 2013 e grass.osgeo.org).....	81
Figura 32. Mapa de formas do relevo (<i>landforms</i>) gerado pelo algoritmo geomorphons com diferentes distâncias de raio de busca (número de <i>pixels</i>): a) 3; b) 30; c) 300.....	87
Figura 33. Mapa das formas do relevo (<i>landforms</i>) gerado pelo algoritmo “geomorphons” com raio de busca equivalente a 45 células (Conjunto 11).....	91
Figura 34. Co-variables derived from DEM and remote sensing data relating to each map unit, a) Elevation, b) Slope, c) Curvature, d) Euclidean distance, e) Compound topographic index, f) NDVI, g) Clay minerals, h) Iron oxides.	101
Figura 35. Soil maps generated by the predictive models (a. Random Forest, b. Decision Trees).	104
Figura 36. Location of sample sites (triangles) in the Guapi-Macacu watershed within Rio de Janeiro and Brazil	110
Figura 37. This figure is an example of clay, sand and silt content with depth within a soil profile with original data and harmonized data created with a spline function.....	118
Figura 38. Plotted results to clay content prediction for the three input datasets (original data, harmonized depth to 0-5 cm and 5-15 cm layers).	119
Figura 39. Predicted maps for sand (original data), clay (0-5 cm), and silt (5-15 cm) contents in the watershed with the graphs illustrating the terminal nodes related to frequency of area.....	122
Figura 40. a) Perfil e paisagem de ARGISSOLO AMARELO; b) Perfil e paisagem de ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO	148
Figura 41. Perfil e paisagem de CAMBISSOLO HÁPLICO;.....	151
Figura 42. a) Perfil e paisagem de ocorrência de GLEISSOLO HÁPLICO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de GLEISSOLO MELÂNICO.....	156
Figura 43. a) Perfil e paisagem de ocorrência de LATOSSOLO AMARELO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO.....	161
Figura 44. a) Perfil e paisagem de ocorrência de NEOSSOLO LITÓLICO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de NEOSSOLO FLÚVICO	166

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Métodos utilizados no mapeamento digital de solos: vantagens, desvantagens e justificativas para aplicação.....	17
Tabela 2. Parâmetros hidrológicos da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu*.....	28
Tabela 3. Unidades de conservação na bacia do rio Guapi-Macacu.....	32
Tabela 4. Correspondência entre os sistemas de classificação de solos Embrapa (1999) e Santos et al. (2013) para as unidades que ocorrem na área de estudo.....	39
Tabela 5. Fatores de formação dos solos e variáveis ambientais correspondentes.....	40
Tabela 6. Estratificação das geounidades e relação com as classes de solo.....	55
Tabela 7. Características morfológicas de perfis de Argissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	58
Tabela 8. Características químicas de perfis de Argissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	59
Tabela 9. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Argissolos Amarelos....	59
Tabela 10. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Argissolos Vermelho-Amarelos.....	59
Tabela 11. Características morfológicas de perfil de Cambissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu.....	61
Tabela 12. Características químicas de perfil de Cambissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	61
Tabela 13. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Cambissolos Háplicos.....	61
Tabela 14. Características morfológicas de perfis de Gleissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	63
Tabela 15. Características químicas de perfis de Gleissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	63
Tabela 16. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Gleissolos Háplicos...	64
Tabela 17. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Gleissolos Sálícos e Tiomórficos.....	64
Tabela 18. Características morfológicas de perfis Latossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	65
Tabela 19. Características químicas de perfis de Latossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	66
Tabela 20. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Latossolos Amarelos..	66
Tabela 21. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Latossolos Vermelho-Amarelo.....	66
Tabela 22. Características morfológicas e físicas de perfis de Neossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	68
Tabela 23. Características químicas de perfis de Neossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.....	68
Tabela 24. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Neossolos Flúvicos....	69
Tabela 25. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Neossolos Litólicos....	69
Tabela 26. Classes de solos identificadas na bacia do rio Guapi-Macacu.....	71
Tabela 27. Descrição dos conjuntos de variáveis usados no treinamento por redes neurais artificiais.....	85
Tabela 28. Matriz de significância do Conjunto 11.....	88
Tabela 29. Resumo da comparação entre a melhor rede neural de cada conjunto.....	89

Tabela 30. Matriz de significância entre a melhor rede neural de cada conjunto.....	90
Table 31. Mapping units and corresponding taxonomic classes, according with WRB and soil-landscape relations.....	99
Table 32. Soil forming factors, terrain covariates and pedogenetic importance.....	102
Table 33. Confusion matrix from random forest and decision tree models.....	102
Table 34. Terrain attributes: description, references and contribution for predictive models in the watershed	115
Table 35. Statistical description of soil attributes based on soil samples of topsoil layer (original data and harmonized to 0-5 and 5-15 cm depths).....	117
Table 36. Summary of results for all models tested in the watershed providing the soil particle size, model type, and depth with the statistical relationship	120

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL	1
2. CAPÍTULO I -MAPEAMENTO DE SOLOS: PANORAMA GERAL E NOVOS CONCEITOS	4
2.1. RESUMO.....	5
2.2. ABSTRACT.....	6
2.3. INTRODUÇÃO.....	7
2.3.1. Contexto Atual do Mapeamento de Solos no Brasil e no Mundo	7
2.3.2. Pedologia e Pedometria.....	10
2.3.3. Mapeamento Digital de Classes e Atributos dos Solos	11
2.3.4. Amostragem para Fins de Mapeamento Digital de Solos	18
2.4. CONSIDERAÇÕES	22
3. CAPÍTULO II -PEDOLOGIA E PEDOMETRIA DA ÁREA DE ESTUDO.....	24
3.1. RESUMO.....	25
3.2. ABSTRACT.....	26
3.3. INTRODUÇÃO.....	27
3.4. MATERIAL E MÉTODOS	28
3.4.1. A Bacia Hidrográfica do Rio Guapi-Macacu	28
3.4.2. Características Gerais de Formação dos Solos na Área de Estudo	30
3.4.3. Ambiente de Análise Espacial dos Dados	39
3.4.4. Atributos do Terreno Usados na Caracterização Pedológica e Pedométrica.....	39
3.4.5. Levantamento Pedológico <i>in situ</i>	48
3.5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	54
3.5.1. Caracterização Geral dos Pedoambientes	54
3.5.1.1. Descrição das classes de solo e perfis representativos.....	58
3.5.1.2. Seleção das variáveis do terreno e caracterização das unidades de mapeamento.....	70
3.6. CONCLUSÕES	76
4. CAPÍTULO III -USO DO GEOMORPHON COMO CO-VARIÁVEL PREDITORA NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS POR REDES NEURAI ARTIFICIAIS ..	77
4.1. RESUMO.....	78
4.2. ABSTRACT.....	79
4.3. INTRODUÇÃO.....	80
4.4. MATERIAL E MÉTODOS	83
4.4.1. Programas Utilizados na Computação dos Dados.....	83
4.4.2. Co-variáveis Ambientais e Unidades de Mapeamento.....	83
4.4.3. Predição de Classes de Solo por Redes Neurais Artificiais	84
4.5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	87
4.5.1. Seleção do Mapa de Formas da Paisagem para Uso no Mapeamento Digital de Solos	87
4.6. CONCLUSÕES	92
5. CAPÍTULO IV -MDS: CLASSES DE SOLOS	93
5.1. RESUMO.....	94
5.2. ABSTRACT.....	95
5.3. INTRODUCTION (INTRODUÇÃO).....	96

5.4. MATERIAL AND METHODS (MATERIAL E MÉTODOS).....	97
5.5. RESULTS AND DISCUSSION (RESULTADOS E DISCUSSÃO).....	100
5.5.1. Analysis of Terrain Covariates	100
5.5.2. Evaluation of Tree-based Methods.....	102
5.6. CONCLUSIONS (CONCLUSÕES)	105
6. CAPÍTULO V -MDS: ATRIBUTOS DOS SOLOS	106
6.1. RESUMO.....	107
6.2. ABSTRACT.....	108
6.3. INTRODUCTION (INTRODUÇÃO).....	109
6.4. MATERIAL AND METHODS (MATERIAL E MÉTODOS).....	110
6.4.1. Study area and soil sampling.....	110
6.4.2. Input covariates	111
6.4.3. Modelling Procedures	112
6.5. RESULTS AND DISCUSSION (RESULTADOS E DISCUSSÃO).....	114
6.5.1. Landscape Covariates and Importance to Predict Soil Texture.....	114
6.5.2. Variability of soil texture in the area	117
6.5.3. Digital mapping of mineral soil particle size fraction.....	118
6.5.4. Evaluation and selection of the models to represent soil attributes	120
6.6. CONCLUSIONS (CONCLUSÕES)	124
7. CONCLUSÕES GERAIS	125
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	127
9. ANEXOS.....	144

1. INTRODUÇÃO GERAL

O levantamento pedológico compreende um conjunto de técnicas e etapas que objetivam a descrição de propriedades morfológicas, físicas e químicas dos solos, e a distribuição espacial de unidades de mapeamento em determinada área (IBGE, 2007). Os levantamentos utilitários são assim classificados por representarem o comportamento do solo frente a determinado uso ou objetivo específico. Os levantamentos gerais científicos buscam compreender o solo como corpo natural da paisagem fornecendo uma gama de informações bem mais ampla que os utilitários e atendendo, conseqüentemente, a diversos fins e tipos de usuários, porém tem como desvantagem o elevado custo e a falta de equipe adequadamente capacitada para a execução (Rossiter, 2000; Chagas, 2006).

O mapeamento digital de solos (MDS) tem se desenvolvido neste contexto devido aos métodos mais rápidos associados à facilidade de obtenção de mapas auxiliares, com destaque para as imagens de sensor remoto e os atributos derivados dos modelos digitais de elevação. Algumas tendências na área de espectrometria podem mudar a abordagem na forma de coleta de dados em campo, porém o custo dos equipamentos ainda não é acessível à maioria dos pedólogos. Diante disso, a utilização de geotecnologias nos levantamentos pedológicos, nos dias atuais, torna-se ferramenta de grande importância devido à possibilidade de manipulação de grande volume de dados, conferindo maior qualidade e quantidade de informações, quando comparado às técnicas tradicionalmente empregadas em levantamentos pedológicos.

Através da análise das relações entre solo e paisagem é possível identificar padrões de ocorrência de solos em função das diferentes formas e atributos do terreno que exercem influência direta na formação dos solos. O uso de técnicas computacionais para manipulação e análise de dados espaciais tem contribuição fundamental para melhor custo-benefício dos levantamentos de solos, quando comparados aos métodos tradicionais, tornando-os mais quantitativos e possibilitando avaliar as incertezas associadas a esses estudos. Neste sentido, a execução do mapeamento torna-se mais rica em informações e volume de dados quantitativos e qualitativos de aspectos do meio físico, além de conferir maior facilidade às interpretações, e qualidade às apresentações das informações.

A hipótese principal deste estudo consiste na aplicação de técnicas de mapeamento digital de solos (MDS) para obtenção de informações quantitativas oriundas de levantamentos pedológicos que possam aperfeiçoar a representação espacial das classes e atributos dos solos em bacias hidrográficas. Outra hipótese é que, através da seleção de variáveis preditoras e da avaliação de métodos preditivos quantitativos, é possível realizar o mapeamento de classes de solos e a espacialização de atributos do solo, como suporte para planejamento de uso deste recurso natural.

O objetivo geral consiste na obtenção e análise dos produtos gerados incorporando geotecnologias nos procedimentos de mapeamento de solos. Através do uso de diferentes técnicas (árvores de decisão e de regressão, *random forest*, regressões lineares múltiplas) pretendeu-se obter mapas que representem de forma quantitativa a distribuição espacial de classes e atributos do solo (textura).

As geotecnologias aplicadas à análise da paisagem e modelagem ambiental são usadas como instrumento para desenvolvimento do trabalho, possibilitando a extração de informações sobre os atributos relevantes na identificação das diferentes classes e propriedades dos solos na bacia hidrográfica. Sendo assim, adota-se a premissa que tais métodos de análise podem conferir aos produtos do levantamento de solos caráter quantitativo, onde seja possível obter a estimativa do erro e conseqüentemente extrapolar a distribuição espacial dos solos (classes ou propriedades) através de modelos matemáticos. Em

síntese, o presente estudo fundamenta-se na junção de modelos clássicos de formação do solo e geotecnologias, para aplicação direcionada à predição espacial da distribuição de classes e atributos do solo, baseados na variabilidade das características da paisagem.

Os produtos gerados compreendem modelos digitais obtidos por métodos preditivos, que representam variabilidade espacial classes e atributos dos solos de acordo com as condições ambientais da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, inserida na região hidrográfica da Baía de Guanabara, no Estado do Rio de Janeiro. Para alcançar os objetivos propostos as atividades desenvolvidas contemplaram o estudo de técnicas de modelagem espacial preditiva, revisão de literatura e contextualização do estudo, compreensão dos fatores determinantes da gênese dos solos, e do modelo solo-paisagem subsidiado para definir as variáveis discriminantes (ou co-variáveis) e algoritmos preditivos adequados para aplicação na área de estudo. A Figura 1 apresenta o fluxograma simplificado dos procedimentos realizados neste trabalho.

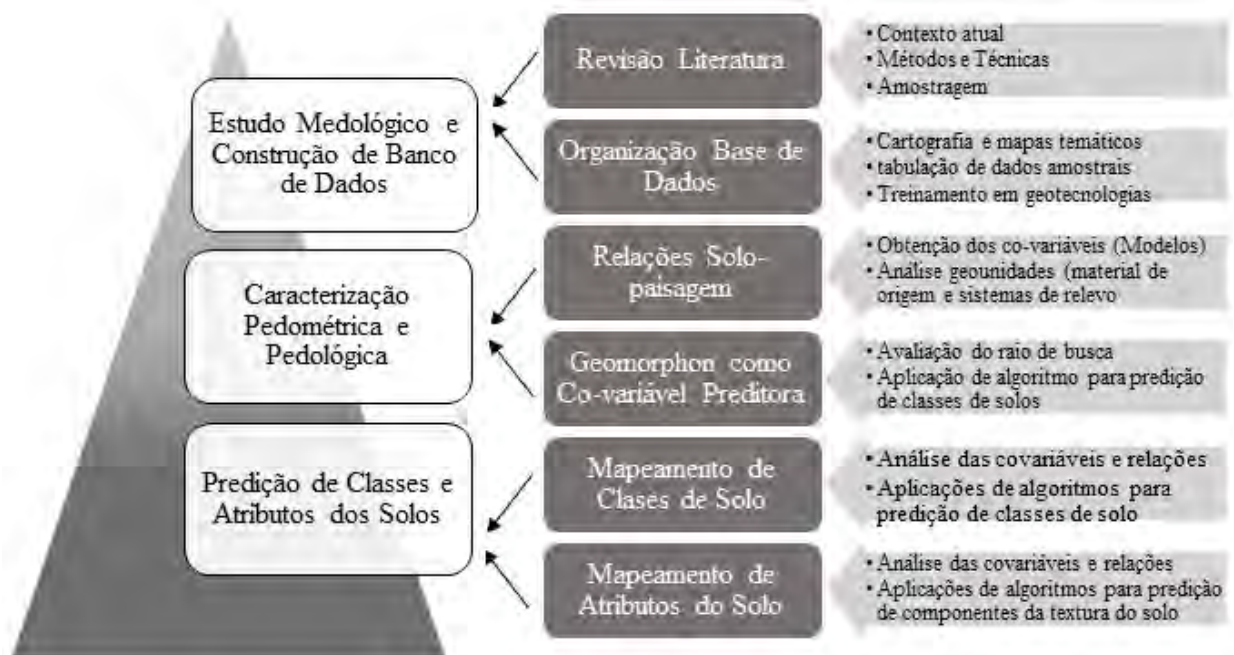


Figura 1. Fluxograma: Geotecnologias aplicadas ao mapeamento de solos

O estudo foi realizado em etapas e apresentado na forma de capítulos. O primeiro capítulo apresenta uma visão geral do MDS, e conceitos básicos para aplicação das técnicas de predição. Considerações sobre o contexto atual, desafios e tendências encontradas nos levantamentos de solos também são apresentadas neste capítulo introdutório.

O segundo capítulo tem como objetivos a análise detalhada da morfologia do terreno, avaliação das correlações entre as variáveis ambientais e atributos e classes de solos, definição das unidades de mapeamento e características de ocorrência das principais classes de solos. O mapeamento digital é baseado no reconhecimento de padrões geomorfométricos representados por um conjunto de modelos (co-variáveis), como por exemplo, o modelo digital de elevação e atributos derivados, dados de sensoriamento remoto e mapas categóricos. A coleta de amostras e descrição de perfis em campo, realizadas de forma estatisticamente representativa e casualizada, subsidia o estudo dos padrões de ocorrência das classes de solo em função das relações solo-paisagem identificadas na bacia hidrográfica. Este capítulo serve como base para a definição dos atributos discriminantes a serem utilizadas nos modelos para predição de classes de solo (*input variables*). Não obstante, em concordância com as observações de campo e estudo dos padrões de ocorrência das diferentes classes e

propriedades dos solos, são definidas as unidades de mapeamento a serem preditas (*output classes*).

O terceiro capítulo trata da obtenção e avaliação de mapas de formas da paisagem (“geomorphons”) para aplicação no mapeamento de classes de solos. A seleção do mapa de formas da paisagem adequado como co-variável preditora requer uma análise do raio de busca adequado a ser usado na classificação das dez formas comuns da paisagem. Foram gerados diferentes mapas para representar as formas da paisagem e análise consistiu na utilização deste mapa de formas da paisagem como co-variável preditora no mapeamento de classes de solos por redes neurais artificiais.

O MDS propriamente dito é objeto dos dois últimos capítulos, sendo o quarto capítulo dedicado à predição de classe de solo, e o quinto à predição de atributos do solo. O Capítulo IV trata da avaliação de diferentes métodos para o mapeamento de classes de solos da bacia hidrográfica, onde são usados modelos preditivos baseados em árvores, como Árvores de Decisão e *Random Forest*. O quinto, e último capítulo, trata da predição espacial da textura superficial do solo através de técnicas de Árvores de Regressão e Regressões Lineares Múltiplas, a partir de base de dados original e base de dados harmonizada de acordo com profundidades pré-definidas usando a função *Spline*.

Os anexos apresentam a descrição e registro fotográfico dos perfis de referência, assim como dados analíticos, que caracterizam as principais classes de solo e unidades de mapeamento da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, no Estado do Rio de Janeiro, Brasil.

2. CAPÍTULO I

MAPEAMENTO DE SOLOS: PANORAMA GERAL E NOVOS CONCEITOS

2.1. RESUMO

O levantamento de solos experimenta mudanças de procedimentos e inserção de novos conceitos que trazem uma perspectiva quantitativa e melhoria na qualidade dos produtos finais do mapeamento de solos. As geotecnologias aplicadas na descrição e análise dos fenômenos ambientais compreendem um importante conjunto de ferramentas que facilita o planejamento e execução dos estudos ambientais. Os novos métodos de mapeamento digital visam aperfeiçoar os produtos de levantamentos pedológicos através do uso de sistemas de informação geográfica (SIG) e conhecimento da gênese do solo, morfologia e classificação, melhorando a relação custo-benefício. O uso destas técnicas permite maximizar os procedimentos de análises de dados a partir de grandes bancos de dados com informações quantitativas e aspectos qualitativos do ambiente físico. Além disso, a flexibilidade de apresentação dos mapas de solos facilita o processo de interpretação das informações solo-paisagem e a sobreposição com outras informações geográficas estratégicas para tomadas de decisão no que tange ao uso e manejo do solo. De forma a contextualizar e embasar o trabalho de tese, o primeiro capítulo tem como objetivo apresentar conceitos básicos e novos no mapeamento de solos, bem como discutir a situação atual desta atividade no Brasil e no mundo. Para tanto, foi realizada uma revisão de literatura apresentando conceitos clássicos em pedologia e pedometria, tendências com base em trabalhos recentes na área de mapeamento de classes e atributos dos solos, e amostragem para fins de mapeamento digital. Experiências pessoais e expectativas futuras são complementarmente apresentadas ao longo deste capítulo. Adicionalmente, uma breve apresentação e discussão das iniciativas de grupos de pesquisa nessa área são apresentadas de forma a destacar a importância de estudos desta natureza e o papel do Brasil no cenário mundial, e nos rumos do ensino e pesquisa em ciência do solo.

Palavras-chave: Levantamento de solos. Pedometria. Pedologia.

2.2. ABSTRACT

The soil survey is facing changes regarding procedures and insertion of new concepts promoting a quantitative perspective and improving the quality of the final products of the soil survey. The use of geotechnologies for description and analysis of environmental phenomena consists of an important set of tools to planning and execution of environmental studies. The new digital mapping methods aim to improve the products of soil surveys through the use of geographic information systems (GIS) and knowledge of soil genesis, morphology and classification, showing more efficiency (cost x time). The use of these techniques allows maximizing the analysis of large databases with information qualitative and quantitative of the environment. In addition, the final product generated in GIS environment turns easier the process of interpretation of soil-landscape information and overlap with other important information for land usage decisions. In order to contextualize and to support the thesis, the first chapter aims to present the basic and the new concepts in soil mapping, as well as the current situation of this activity in Brazil and worldwide. A literature review was performed presenting classical concepts in soil science and pedometrics, recent work in digital soil, and soil sampling to digital mapping purposes. In addition, personal experiences and trends are presented along of this chapter. Additionally, a brief presentation and discussion about initiatives of research groups in this area is presented in order to highlight the importance of studies of this nature, the role of Brazil's on the world stage, and direction of teaching and research in soil science.

Keywords: Soil survey. Pedometrics. Pedology.

2.3. INTRODUÇÃO

O levantamento pedológico vive um momento singular de mudança de conceitos e revisão de métodos aplicados ao mapeamento. Como alicerce para desenvolvimento e contextualização da pesquisa é apresentado primeiramente uma breve revisão literária e exposição de conceitos e tendências no mapeamento de solos, no Brasil e no mundo. A interseção entre conceitos básicos e novos conceitos em mapeamento de solos, é também o objetivo deste capítulo introdutório.

2.3.1. Contexto Atual do Mapeamento de Solos no Brasil e no Mundo

As bases de dados de solos do Brasil possuem, de uma forma geral, caráter exploratório ou de reconhecimento (1: 1 000.000 a 1: 250.000), compatíveis com objetivos estratégicos de ordenamento regional, carecendo de informações em detalhe para planejamento local. Regiões com grande pressão de uso, seja este urbano ou rural, não possuem mapas com nível de detalhamento e informações adequadas para subsidiar o zoneamento ambiental e ocupação ordenada, ocasionando sérios problemas de degradação ambiental decorrente da falta de planejamento de uso. Levantamentos de solos em escala mais detalhada são necessários como adequado ao planejamento e gestão de projetos agrícolas e ambientais (Menezes et al., 2013). Ainda assim, os levantamentos de solo no Brasil não são amplamente executados como atividade ligada diretamente à produção agrícola e com razão custo-benefício ainda pouco valorizada (Chagas, 2006).

Entre os motivos principais que dificultam a execução do levantamento de solos no país, destacam-se a própria diversidade intrínseca dos ambientes, restrições orçamentárias, logísticas e escassez de profissionais capacitados. O desmantelamento e incorporação dos institutos responsáveis pelo levantamento de solos em outros institutos de pesquisa agrícola ou ambiental, de atribuições generalizadas, também dificultam a execução e atualização dos levantamentos de solos em escala adequada (Ibañez et al., 1993; Chagas, 2006). Estes fatos evidenciam que o levantamento de solos, estagnado por décadas no país, necessita de atualização de conceitos e técnicas, envolvendo a organização de banco de dados, buscando evoluir para atender as demandas e expectativas atuais por eficiência, qualidade de interpretação e de apresentação das informações.

Pesquisa realizada em bases de dados nacional e internacional (Periódicos CAPES e Scopus) utilizando as palavras-chave “Pedometria” e “Mapeamento Digital de Solos” revelou aumento no número de artigos indexados nos últimos 15 anos (2000 a 2015). A Figura 2 apresenta gráfico resultante da pesquisa bibliográfica com os temas Pedometria e Mapeamento Digital de Solos.

A pesquisa bibliográfica revelou que na base de dados nacional (Periódicos CAPES) constam apenas 13 artigos com a temática em Pedometria, entre o ano de 2000 e 2014. Em contrapartida, na plataforma internacional (Scopus) constam durante o período de 15 anos, 71 artigos, sendo 63 publicados até o final do ano passado. Isso revela que a literatura referente à temática é relativamente recente, e que tende a crescer de acordo com a tendência do gráfico (Figura 2). No Brasil, essa tendência é ainda mais recente, apresentando publicações indexadas a partir de 2010. Nesse tema os artigos mais citados em ambas as bases foram McBratney et al. (2003); Odeh et al. (2000); Grunwald et al. (2009). Após essas publicações foi possível observar incremento no número de artigos com o tema Pedometria, embora no Brasil esses reflexos tenham sido mais tardios.

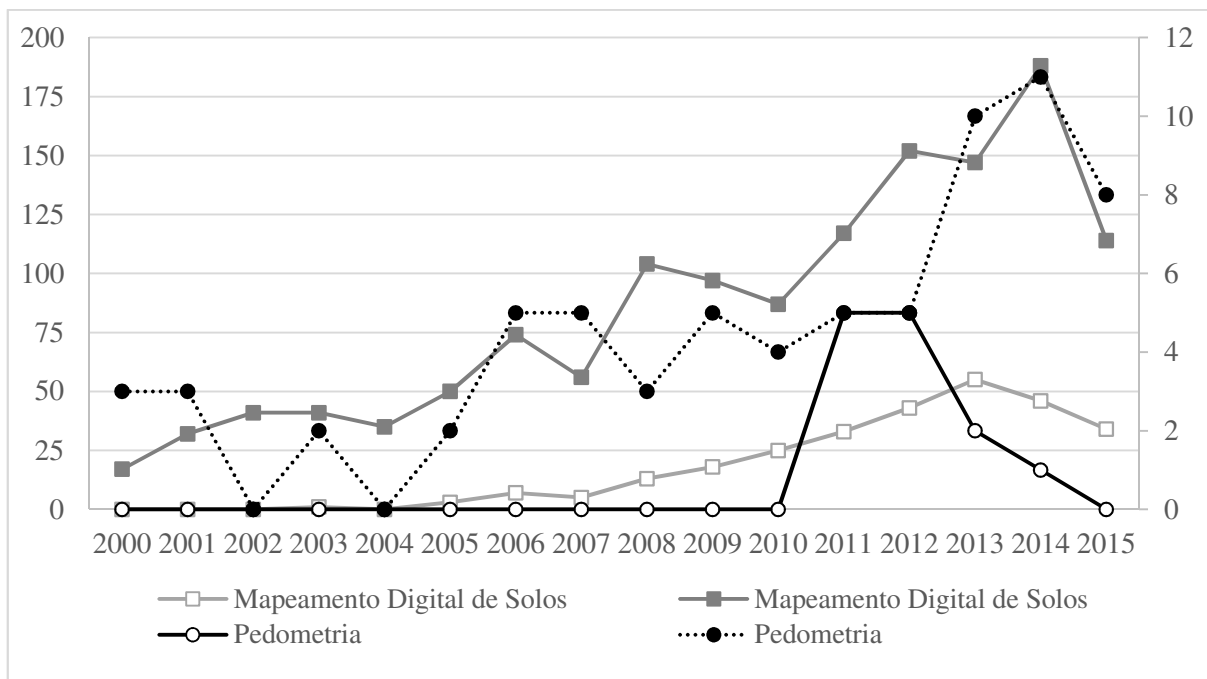


Figura 2. Número de artigos publicados com os temas Pedometria e Mapeamento Digital de Solos, no período de 2000 a 2015 (www.periodicos.capes.gov.br; www.scopus.com).

Nota: Os valores para a busca em Pedometria correspondem ao eixo secundário (direita do gráfico) *O portal Periódicos CAPES não apresentou dados para o ano de 2015.

Em relação à pesquisa para Mapeamento Digital de Solos, foi possível observar tendência crescente no número de publicações indexadas nas bases pesquisadas. Embora, comparativamente, a base internacional (Scopus) apresente cerca de três vezes mais artigos publicados no tema do que a base nacional (Periódicos CAPES). Pode ser observado em ambas as bases de dados que o número de publicações aumentou depois de 2004, o que pode ser relacionado com a publicação do artigo “On digital soil mapping” (McKBratney et al., 2003), que permanece como um dos artigos mais citados em ambas as bases de dados.

Para Hartemink & McBratney (2008), um dos motivos da valorização recente do conhecimento e da pesquisa em solos é a racionalização deste recurso diante do cenário crescente de aumento da população, necessidade de produção agrícola, pecuária e de energia a partir da agricultura; embora mundialmente, a informação sobre os solos não seja acurada, atualizada e disponível para consulta em meio digital. Diante das preocupações ambientais com uso racional dos recursos naturais, os mapeamentos de solos têm apresentado um foco em modelagem quantitativa com questões envolvendo acurácia e incertezas dos produtos (McBratney & Odeh, 2000; ten Caten, 2008). Nesse contexto, autores como Minasny et al. (2003), McBratney et al. (2003), Santos e Santos (2003), Hengl & Heuvelink (2004) e Santos et al. (2007), propõem que o rumo das mudanças no mapeamento de solos, aborde algumas questões como algoritmos preditivos, modelagem global e dinâmica da gênese de solos, integração de sistemas de informações geográficas e ferramentas geoestatísticas, inovações tecnológicas e uso de imagens de alta resolução, com expectativas que ampliem os rumos da pesquisa de solos com avanço da pedometria.

Na última década, algumas iniciativas nesse sentido puderam ser observadas através da criação de grupos de estudo em pedometria e MDS. Como exemplo destes grupos de pesquisa merece destaque: Grupo Internacional de Pesquisa em Mapeamento Digital de Solos (*International Working Group On Digital Soil Mapping*; <http://www.digitalsoilmapping.org/>); Comissão de Pedometria da União Internacional de Ciência do Solo (*International Union of Soil Science - IUSS*; <http://www.pedometrics.org/>); Grupo de Pesquisa em Morfometria

Digital de Solos (*Digital Soil Morphometrics- IUSS Working Group*; <http://digitalsoilmorphometrics.org/>), e por fim, o Consórcio Global de Mapeamento de Solos representado pelos grupos de pesquisa: *GlobalSoilMap* (<http://www.globalsoilmap.net/>) e *Global Soil Partnership - Land and Water Division* (<http://www.fao.org/nr/water/>), no qual o Brasil é líder do grupo de pesquisa de países latino-americanos e caribenhos. A discussão a respeito de técnicas, banco de dados mundial, padronização dos procedimentos e tendências atuais, entre outros assuntos, é fomentada através de encontros bi ou quadri anuais que reúnem a sociedade internacional de pedometria e mapeamento digital de solos.

Até os dias atuais, foram realizados alguns *workshops* e reuniões de grupos internacionais de pesquisa, com destaque para os encontros bi-anuais do grupo de pesquisa em Mapeamento Digital de Solos (*Digital Soil Mapping Working Group*), que acontece desde 2004. O tema do primeiro *workshop* foi "Mapeamento Digital de Solos: Uma Perspectiva introdutória" (*Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective*), que aconteceu em Montpellier (França). O segundo *workshop* no Rio de Janeiro (2006), abordou como temática principal o "Mapeamento Digital de Solos para Regiões e Países com Infraestruturas de Dados do Solo Esparsos" (*Digital Soil Mapping for Regions and Countries with Sparse Soil Data Infrastructures*). O tema do terceiro *workshop* que aconteceu em Logan, Estados Unidos (2008), tratou do "Mapeamento Digital de Solos: Interligando Pesquisa, Produção e Aplicação Ambiental" (*Digital Soil Mapping: Bridging Research, Production, and Environmental Application*). Já o quarto *workshop* em Roma (Itália em 2010), teve como título "Do Mapeamento Digital de Solos para Avaliação Digital de Terras: identificando as principais lacunas de dados locais a continentais" (*From Digital Soil Mapping to Digital Soil Assessment: identifying key gaps from fields to continents*). O quinto *workshop* em Sydney (2012), na Austrália, compreendeu o tema "Avaliação Digital de Solos e Além" (*Digital Soil Assessments and Beyond*). O último encontro do grupo de pesquisa ocorreu em 2014 na China (Nanjing) com o tema "Mapeamento Digital de Solos além de Paradigmas, Escalas e Fronteiras" (*Digital Soil Mapping Across Paradigms, Scales and Boundaries*), que contou com mais de setenta trabalhos abrangendo desde amostragem de dados, modelagem, inventário de dados, variação ambiental e espectroscopia.

No Brasil, desde o acontecimento do primeiro *Global Workshop* houve um impulso no número de pesquisadores e publicações na área, que culminou na criação da Rede Brasileira de Mapeamento Digital de Solos (RedeMDS) e na criação da comissão de pedometria da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo (SBCS). Atualmente, a rede brasileira conta com mais de 70 pesquisadores de mais de 20 instituições de todo o país (embora esse número não reflita uma representação uniforme de pesquisadores, assim como da densidade e disponibilidade de dados, para a totalidade do território nacional).

A criação da RedeMDS visando à elaboração de projetos para o mapeamento digital em alta resolução dos solos do Brasil teve inicialmente apoio governamental (durante os anos de 2011 a 2014), ainda que nos dias de hoje a continuidade de parcerias entre os pesquisadores seja dependente de recursos indiretos de outros projetos.

A Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura (FAO) através da Aliança Global para o Solo, declararam 2015 como "Ano Internacional do Solo". Felizmente, o gesto simbólico implícito nesse ato coloca a "entidade solo" a frente de diálogos estratégicos, como políticas públicas, e investimentos em segurança alimentar e preservação dos recursos naturais e funções ecossistêmicas.

A Pedometria e o MDS ganham espaço neste contexto de carência de informações sobre os solos e sua distribuição na paisagem, que sejam de caráter prático e eficiente, como suporte às decisões de uso da terra. As mudanças que se destacam na atividade de levantamento de solos englobam a aplicação de algoritmos preditivos, estudo da dinâmica da paisagem e gênese de solos, integração de banco de dados em sistemas de informações

geográficas, uso ferramentas geoestatísticas e modelagem espacial, disponibilidade de imagens de alta resolução e necessidade de capacitação de profissionais interdisciplinares (Hengl & Heuvelink, 2004; Ibañez et al., 1993).

2.3.2. Pedologia e Pedometria

A pedologia trata do estudo do solo como corpo natural, constituído de horizontes ou camadas, minerais ou orgânicos, resultante da formação e evolução do ambiente. Como ramo das ciências da terra, a pedologia é relativamente recente (pouco mais de um século) quando comparada a outras ciências a exemplo da ecologia e mineralogia. Teve origem na Rússia, a partir dos estudos de Dokuchaev (1846-1903) sobre as propriedades e fatores que resultavam na diferenciação dos solos e na capacidade de suporte para desenvolvimento vegetal, dando origem ao principal modelo conceitual dos fatores de formação do solo (clima, organismos, relevo, material de origem e tempo).

Os principais conceitos do modelo solo-paisagem, segundo Hudson (1992), envolvem: unidades naturais com forma dimensionável na superfície, resultante dos fatores de formação do solo, com relacionamento espacial previsível com outras unidades, em área onde normalmente poucas unidades ocorrem repetidas. No entanto, a representação de unidades de mapeamento (classes de solo ou de interpretação utilitária) limitada por meio de polígonos, onde apenas algumas unidades naturais são reconhecidas na escala final de apresentação do mapa, estão basicamente relacionadas com o “modelo mental” intrínseco ao pedólogo executor do levantamento, ou conhecimento tácito. Desta forma, a transmissão do conhecimento entre gerações é dificultada, ou impossibilitada, acarretando em perda do conhecimento e investimento ao longo do tempo (Zhu, 2001; Menezes et al., 2013).

A aplicação bem-sucedida do modelo teórico conceitual é diretamente relacionada com o conhecimento pedológico e disponibilidade de dados pedológicos e base cartográfica em escala compatível com os objetivos do levantamento. Tradicionalmente, os levantamentos de solos se baseavam em fotointerpretação e mapas temáticos para auxiliar no delineamento de unidades (manchas) de solos. Mesmo quando empregada digitalização e manipulação em ambiente de Sistema de Informações Geográficas (SIG), as barreiras em termos de qualidade da informação, tempo, custo e necessidade de profissionais capacitados dificultavam a aplicação de geotecnologias nos levantamentos pedológicos (Zhu, 2001).

Os avanços tecnológicos das últimas décadas e a necessidade de informatização dos dados são de grande importância para trabalhos em ciências ambientais, pois permite aperfeiçoar desde o planejamento até o processamento e interpretação dos resultados obtidos. Contudo, a possibilidade de se trabalhar com dados “digitais”, requer a avaliação da distribuição dos mesmos na área para qual será gerado o modelo, uma vez que a precisão deste é diretamente dependente da qualidade das informações de entrada (Zhu, 2001).

As geotecnologias impulsionaram estudos no âmbito da compreensão de aspectos ambientais, integrando métodos convencionais de análise às tecnologias, como os SIG.. Em relação ao mapeamento de solos, uma nova abordagem que possibilite trabalhar com grande volume de informações e dados, conhecendo a distribuição espacial através do posicionamento geográfico, adquire relevada importância, propiciando o desenvolvimento de produtos finais do levantamento de solos (relatório e mapas) ricos em informações e análises de relações solo-paisagem, que importantes para interpretações utilitárias e para refinamento dos levantamentos científicos.

Neste contexto, os conceitos clássicos baseados nos fatores de formação dos solos são combinando as técnicas estatísticas em prol da melhoria nas previsões e generalizações dos métodos tradicionalmente usados em estudos pedológicos. Esse conjunto de técnicas aplicadas à mensuração de classes e atributos dos solos foi designado como Pedometria. A

Pedometria é fundamentada nos preceitos de que a descrição das propriedades morfológicas e caracterização analítica, aliadas às geotecnologias podem ser utilizadas para um mapeamento quantitativo das propriedades dos solos (McBratney et al., 2000; Minasny et al., 2003).

A pedometria representa um ramo interdisciplinar entre a ciência do solo e a geoestatística e matemática, aplicada à geoinformação, reunindo diferentes campos das ciências, com diversos objetivos de aplicação. As ferramentas da geoestatística e da estatística clássica, bem como a combinação de ambas, são comumente utilizadas para análise da distribuição espacial das propriedades e classes de solos (McBratney et al., 2000). Conceitualmente, e definida por Heuvelink (2003), como a aplicação de métodos matemáticos e estatísticos na análise da gênese e distribuição dos solos. Através da aplicação de modelos matemáticos torna-se possível derivar a partir de uma base de dados, mapas para representação espacial de classes e atributos dos solos, compondo um vasto conjunto de informações para análise e interpretações em qualquer época, não sendo o mapa de classes de solos o único produto do levantamento pedológico (McBratney et al., 2003).

A pedometria traz novas possibilidades quanto à quantificação de atributos para análise das relações solo-paisagem, subsidiando a caracterização espacial das unidades de mapeamento e o estudo da variabilidade das propriedades do solo (especialmente e/ou tridimensionalmente); possibilitando ainda o conhecimento dos erros dos modelos preditivos e da acurácia dos produtos finais. A abordagem pedométrica teve início no século passado, década de setenta, embora o pleno desenvolvimento de técnicas de mensuração do solo tenha sido impulsionado depois dos anos oitenta, com o advento dos avanços tecnológicos na área de computação, sensoriamento remoto, sistemas de posicionamento global, modelagem ambiental e sistemas de bancos de dados em rede (ten Caten, 2011).

A atividade de levantamento de solos no país encara a necessidade de atualização, em prol da atualização e aperfeiçoamento dos procedimentos do mapeamento, melhoria a qualidade e escala dos produtos, redução da subjetividade em prol de uma abordagem mais quantitativa e reproduzível. O conjunto de ferramentas estatísticas, *softwares* e dados básicos disponíveis, aliado aos conhecimentos de gênese de solos e pedometria podem ajudar a suprir algumas limitações e lacunas do mapeamento tradicional, como por exemplo, a distribuição espacial de atributos do solo (textura, pH, densidade...). Nesse contexto, o potencial de aplicação de geotecnologias no mapeamento de solo se destaca como alternativa para melhoria da relação custo-benefício nos levantamentos pedológicos, no que tange à riqueza de informações geradas, como mapas de atributos do solo e interseção com outros mapas temáticos.

2.3.3. Mapeamento Digital de Classes e Atributos dos Solos

As técnicas de predição espacial utilizadas no MDS no Brasil, geralmente, atendem à escala de levantamento semidetalhado (1: 50.000). É plausível inferir que tal fato está diretamente relacionado à disponibilidade de Cartas Topográficas utilizadas para a obtenção de modelos digitais de elevação (MDE) e derivação de atributos do terreno, que subsidiam a construção e treinamento de modelos preditivos. Embora a aplicação de técnicas de MDS tenha surgido no contexto de possibilitar o mapeamento a partir de demandas específicas pelo conhecimento da distribuição do solo (Carré et al., 2007), as publicações nacionais relativas ao tema não retratam este preceito. Sendo assim, as informações obtidas e a escala utilizada no mapeamento têm sido definidas por outros critérios que não a demanda pela informação (ten Caten, 2011). Desta forma, pode-se pensar que as propriedades do solo que necessitam serem preditas ou mapeadas, não são mais apenas aquelas selecionadas pelo pedólogo, mas sim aquelas demandadas por outros cientistas que necessitam suprir seus modelos e usuários da iniciativa privada (Mermut & Eswaran, 2001).

O mapeamento digital de classes e atributos dos solos compreende a aplicação de técnicas de estatística espacial para predizer a distribuição espacial de propriedades do solo ou classes a partir de dados ambientais de uma determinada área. Em função das características da área, objetivo do levantamento e base de dados disponíveis é definido para cada situação um conjunto apropriado de variáveis discriminantes (ou predictoras) e esquema amostral para o mapeamento digital. Não obstante, a extrapalação de algoritmos e variáveis predictoras, para áreas ambientalmente distintas deve ser empregada com cautela e mediante as análises adicionais cabíveis.

A espacialização e dimensionamento das classes de solos, baseadas em técnicas pedométricas, envolvem conjuntamente a abordagem clássica e os métodos geoestatísticos. No que se refere à abordagem clássica, ou método de correlação ambiental (CLORPT), a inferência é fundamentada nos fatores de formação do solo (CL= clima, O= organismos, R= relevo, P= material parental e T= tempo), de acordo com Jenny (1941), sendo o tempo uma variável independente enquanto as demais, dependentes e correlacionadas. Santos et al. (2007) e McBratney et al. (2003) inserem no conjunto de variáveis predictoras o ‘espaço’ (georreferenciamento) simbolizado pela letra ‘n’ em uma função similar a de Jenny (1941), traduzida como modelo s.c.o.r.p.a.n., onde s=solo, c=clima, o=organismos, r=relevo, p=material de origem e a=idade. Esta abordagem resultou provavelmente do advento dos primeiros sistemas de informações geográficas e também possivelmente como uma resposta pedológica aos geoestatísticos (McBratney et al., 2003).

O mapeamento digital de solos (MDS) pode ser definido segundo Lagacherie e McBratney (2007), como a aplicação de sistema de informação pedológica espacial abrangendo métodos descritivos de campo e laboratório e sistemas de inferência pedológica espacial e não-espacial. O MDS engloba modelos lineares e aditivos generalizados, árvores de regressão e redes neurais artificiais, krigagem das suas diversas formas. Modelos determinísticos como as regressões lineares simples e regressão polinomial, são amplamente usados como algoritmos preditivos, mas muitas vezes não representam coerentemente as relações não-lineares existentes na natureza dos solos. Os modelos geoestatísticos embasados na teoria de variáveis regionalizadas consideram a variabilidade espacial dos solos como resultante de uma função aleatória, representada por um modelo estocástico (Chagas, 2006), que por sua vez pode não representar muitas correlações diretas facilmente detectáveis por conhecimento tácito de um pedólogo experiente ou modelos determinísticos. O uso de ferramentas e métodos geoestatísticos é cabível de uso em conjunto com os fatores determinísticos, caracterizando um método híbrido segundo McBratney et al. (2000). A Figura 3 apresenta de forma resumida exemplos de modelos determinísticos, estocásticos e híbridos.

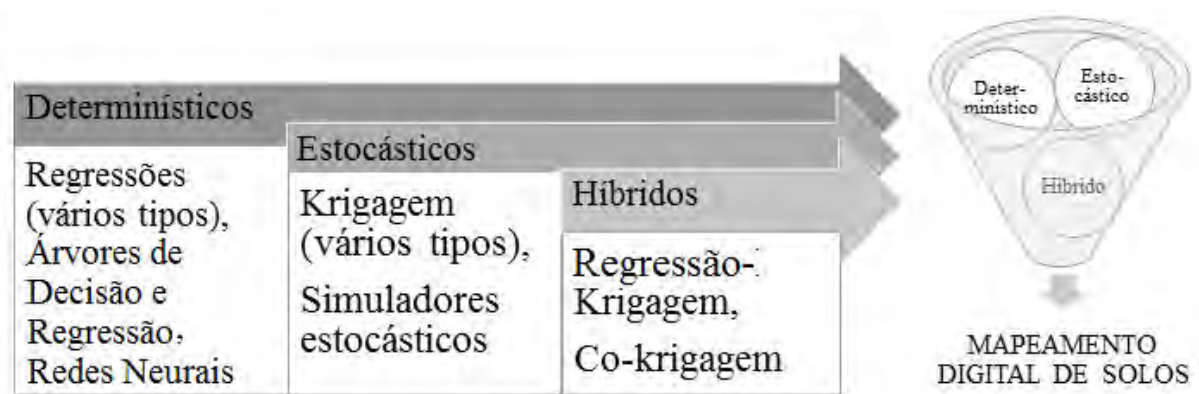


Figura 3. Exemplos de modelos aplicados ao mapeamento de solos

Alguns exemplos recentes de aplicação destas técnicas em levantamentos pedológicos são encontrados nos estudos de Carvalho Júnior (2005), Giasson et al. (2006), Chagas (2006), ten Caten (2008), Crivelenti et al. (2009), Chagas et al. (2011), Carvalho Júnior et al. (2011), ten Caten et al. (2011), e ten Caten (2011). Entre os métodos mais utilizados para extração de informações e reconhecimento de padrões, destacam-se os métodos baseados em árvores (árvores de decisão e *random forest*), os simuladores de redes neurais artificiais (RNA) e as regressões logísticas.

A Regressão Logística Múltipla Multinomial (RLMM) se destaca entre os métodos utilizados para inferências espaciais e as aplicações já foram demonstradas por Giasson et al. (2006), Figueiredo et al. (2008) e por ten Caten et al. (2011). A aplicação deste método para a predição de classes de solos baseia-se na relação linearizada entre classes e co-variáveis (modelo determinístico), onde cada ponto da área recebe um determinado valor de pertinência para cada classe em questão, e a classe de solo com maior valor é atribuída à posição em análise sendo representada no mapa de classe de solos. (Giasson et al., 2006). Para Hengl et al. (2007) o uso de RLMM é mais trabalhoso no ponto de vista operacional para a geração dos modelos. Outra grande limitação se deve ao fato de que a RLMM não considera a autocorrelação entre dados durante a estimativa dos parâmetros dos modelos.

A aplicação de Árvores de Decisão (AD) para predição espacial de classes de solo pode ser vista em Scull et al. (2005), que utilizaram variáveis categóricas (litologia, clima, vegetação), atributos derivados do MDE e dados de sensoriamento remoto. O estudo de Vasques et al. (2008) exemplifica o emprego de Árvores de Regressão para estimativa de atributos do solo como matéria orgânica, por exemplo.

A abordagem por Redes Neurais Artificiais (RNA), foi utilizada por Chagas et al. (2010), Pinheiro (2012) e Carvalho Júnior (2005), que obtiveram bons resultados para a predição de classes de solos. O uso de redes neurais possibilita uma grande acurácia na predição, contudo, os problemas aparecem quando a rede precisa ser aplicada como conhecimento formalizado devido à complexidade da rede e dos pesos empregados (Qi & Zhu, 2003, Kheir et al., 2010b). De acordo com Kheir et al. (2010b) o método não é difundido pois não é de fácil entendimento da natureza dos dados analisados e de difícil implementação.

As Regressões Lineares Múltiplas (RLM) são amplamente empregadas no mapeamento de atributos dos solos, como conteúdo orgânico e textura. Exemplos da aplicação desta técnica podem ser vistos em Moore et al. (1993), Odeh et al. (1994) e Carvalho Junior et al. (2014b). Pachepsky & Rawls (2004) enfatizaram o uso do termo Funções de Pedotransferência (FPT), para referir-se às equações que relacionam características de retenção de umidade ou condutividade hidráulica com outras características mais facilmente obtidas (Oliveira et al., 2002). As funções de pedotransferência aplicadas a estudos hidropedológicos no Brasil, podem ser exemplificadas pelos trabalhos desenvolvidos por Tomasella et al. (2003); Oliveira et al. (2002). Como exemplo de aplicação de pedotransferência Menezes (2011) e Alvarenga (2010) trabalharam na identificação de indicadores pedológicos e geomorfológicos para mapeamento do potencial de recarga subterrâneos.

No presente estudo de tese, alguns destes métodos foram testados e terão mais ênfase nessa revisão. São eles: redes neurais artificiais, modelos baseados em árvores (*random forest*, árvores de decisão e de regressão), e regressões lineares múltiplas.

a) Redes Neurais Artificiais (RNA)

Ao considerar que as RNA são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso biológico, Wasserman (1989) afirma que são capazes de aprender através de exemplos e de generalizar a informação aprendida, o que constitui um dos principais atrativos da solução de problemas por meio de RNA. Segundo Ballabio (2009) é atribuído ao método de predição por

RNA o título de “caixa-preta”. A generalização, que está associada à capacidade da rede aprender a partir de um conjunto reduzido de exemplos e, posteriormente, dar respostas coerentes para dados não conhecidos, é uma demonstração de que a capacidade das RNA vai muito além do que simplesmente mapear relações de entrada e saída. Inúmeras qualidades das RNA podem ser indicadas (Brondino, 1999):

a) habilidade de aprender com exemplos: os sistemas têm a capacidade de aprender com a experiência;

b) robustez: habilidade de lidar com ruídos, já que as RNA são tolerantes a falhas e podem continuar a fornecer respostas adequadas por um bom tempo, o que as diferencia dos sistemas convencionais, onde uma falha pode causar prejuízo do sistema como um todo;

c) velocidade do processamento: como as RNA consistem de um grande número de unidades de processamento operando em paralelo, elas podem trabalhar em velocidades consideráveis em relação aos métodos computacionais comuns.

As redes neurais podem ser de camada simples (Perceptron), constituídas por um grupo de neurônios arranjados em apenas uma camada, ou em multicamadas (Perceptron Multicamadas), formadas por várias camadas intermediárias ou pela combinação de várias redes de camadas simples (Venturieri e Santos, 1998). A topologia de uma RNA refere-se à maneira como os elementos de processamento são organizados. Isto afeta o desempenho da rede, uma vez que sua estrutura está intimamente relacionada com o algoritmo de aprendizado usado na fase de seu treinamento.

b) Modelos Baseados em Árvores

Os modelos baseados em árvores, também conhecidos como CART (*Classification and Regression Trees*), entre as metodologias de mineração de dados são amplamente utilizados para a predição de classes e atributos dos solos. A técnica de Árvores de Decisão (AD) tem aplicação crescente devido a sua robustez no tratamento de grandes volumes de dados (Witten & Frank, 2005). A abordagem por Árvore de Decisão (AD) tem sido empregada por apresentar a vantagem de possibilitar a expressão das relações solo-paisagem de maneira explícita, porém de forma mais similar ao raciocínio do pedólogo (Crivelenti et al., 2009; Giasson et al., 2011; ten Caten, 2011; Kheir et al., 2010a). Além de permitir o agrupamento e a busca por padrões, a AD possibilita o entendimento de como esses dados são inter-relacionados (Kheir et al., 2010b). Exemplos da aplicação de Árvores de Decisão para predição de classes de solos são encontrados em Scull et al. (2005), Giasson et al. (2011) e ten Caten (2011). Segundo ten Caten (2011), no país não se tem dado uma ênfase no potencial de explicitar e esclarecer as relações entre fatores de formação e classes de solos, sendo as árvores de decisão amplamente aplicadas como técnica preditiva devido à robustez com ênfase ao mapa final gerado.

Árvores de Regressão (AR) para estimativa de atributos do solo se baseiam na divisão recorrente dos dados das variáveis preditoras em um número de grupo determinado, que são resultantes dos grupos homogêneos anteriores. Analogamente às AD a predição de atributos através de AR também é constituída um conjunto de nós de decisão, porém os resultados estimados não correspondem a uma categoria, e sim a uma seqüência escalar contínua.

Metodologias que busquem relacionar fatores de formação e classes de solos de forma mais similar ao raciocínio do pedólogo têm sido aplicadas pelos estudos que empregam a técnica de mineração de dados por Árvore de Decisão (AD), também chamadas Árvores de Classificação (Crivelenti et al., 2009; Giasson et al., 2011).

As AD funcionam como um conjunto de regras hierárquicas com a finalidade de subdividir os dados, com capacidade para converter processos complexos de decisão em série de decisões simples (Breiman et al. 1984). O processo se inicia com um conjunto de treinamento que é particionado de acordo com um teste sobre as variáveis independentes (co-

variáveis), dividindo os dados em subconjuntos mais homogêneos em relação as variáveis testadas. O algoritmo básico de indução de árvores de decisão constrói a árvore de forma recursiva, de cima para baixo (Han & Kamber, 2001).

Os algoritmos das árvores de decisão e de regressão são formados por enésimos ‘galhos’ ou ramificações correspondentes às regras de classificação com base no banco de dados e das variáveis, onde se observa um valor individual por variável e divide em termos binários (sim e não) o conjunto em regiões menores. Este passo é repetido diversas vezes incluindo outra variável em cada sub-região que subdividirá o conjunto de dados subsequentemente até que reste apenas uma classe (nó terminal).

O algoritmo básico de indução constrói a árvore de forma recursiva, de cima para baixo (Han & Kamber, 2001). O processo se inicia com um conjunto de treinamento, que é dividido de acordo com um teste sobre uma das variáveis independentes, sendo formados subconjuntos mais homogêneos em relação à variável dependente. Esse procedimento é repetido até que sejam obtidos conjuntos de exemplos bem homogêneos, para os quais seja possível atribuir um único valor para a variável dependente.

As árvores de decisão/classificação podem ser pensadas como um tipo de chave taxonômica múltipla automatizada com estrutura hierárquica de regras. O algoritmo básico de indução de árvores de decisão define a arquitetura da árvore de forma recursiva (de cima para baixo). A indução se inicia com um conjunto de amostras de treinamento, subdividido através de teste sobre uma das variáveis independentes (preditoras) e sequencialmente subdividido em subconjuntos menores e mais homogêneos em relação à variável dependente (classes de solo). São realizadas tantas iterações deste procedimento quanto necessárias para alcançar um único valor para a variável dependente (ten Caten, 2011).

O algoritmo de indução do método *Random Forest* (RF) pode ser considerado como uma combinação de predições por diversas árvores, ou uma série de árvores de decisão. Após a obtenção de grande número de árvores são definidas as classes de maior número de votos (Breiman, 2001). A implementação do modelo *Random Forest* requer a definição de parâmetros, como o número de árvores, número mínimo de dados por nó terminal e número de variáveis usadas por árvore (Liaw & Wiener, 2002).

O método do *Random Forest* é um método de mineração de dados que pode apresentar vantagens quando comparados a outros métodos estatísticos (Breiman, 2001). Como exemplo, destacam-se: capacidade de modelar relações dimensionais não-lineares; uso de variáveis categóricas e contínuas; resistência a "overfitting"; robustez em relação à presença de ruído nos dados; estabelecimento de uma medida imparcial da taxa de erro; capacidade de determinar a relevância das variáveis utilizadas; e exigência de poucos parâmetros para implementação. Por outro lado, Grimm et al. (2008) destaca como principal desvantagem a interpretação restrita dos resultados já que a relação entre preditores e respostas não pode ser analisada pormenorizadamente para cada árvore que compõe a “floresta”.

c) Regressão Linear Múltipla

Os métodos de Regressão partem do princípio que existe uma relação funcional entre a variável dependente (predita) e a (s) variável (eis) independentes, com objetivo de explicar o grau de dependência entre estas variáveis.

Em síntese, as regressões simulam os relacionamentos entre as variáveis, que pode ser do tipo linear (equação da reta ou do plano) ou não linear (equação exponencial, geométrica, etc.). A definição da equação de melhor ajuste é facilmente visualizada a partir do diagrama de dispersão, que evidencia o comportamento entre as variáveis dependente e independente.

A regressão linear não requer parâmetros de entrada, pois as predições são únicas para um mesmo conjunto de dados, no entanto relações entre co-variáveis auxiliares são desconhecidas e podem gerar diferentes resultados.

O modelo de regressão é considerado simples quando envolve relação causal entre duas variáveis, podendo ser representada pela equação:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i; \text{ Onde,}$$

Y_i = valor observado para variável dependente Y no i-ésimo nível da variável independente X.

β_0 = constante de regressão. Representa o intercepto da reta com o eixo dos Y.

β_1 = coeficiente de regressão. Representa a variação de Y em função da variação de uma unidade da variável X.

X_i = i-ésimo nível da variável independente X ($i = 1, 2, \dots, n$).

e_i = é o erro que está associado à distância entre o valor observado Y e o correspondente ponto na curva, do modelo proposto, para o mesmo nível i de X.

O modelo de regressão multivariado é uma variação do modelo simples, e representa uma relação causal com mais de duas variáveis, ou seja, o comportamento da variável dependente é explicado por duas ou mais variáveis independentes (regressoras). A introdução de variáveis independentes tem como objetivo melhorar a acurácia do modelo de predição, em detrimento do modelo simplificado. Neste caso a equação genérica do modelo de regressão linear múltipla com k variáveis regressoras é representada por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon; \text{ Onde,}$$

Y = valor observado para variável dependente Y no i-ésimo nível da variável independente X.

β_0 = constante de regressão.

β_i ($i = 1$ a k) = coeficientes de regressão parciais.

x_i = i-ésimo nível da variável independente X ($i = 1, 2, \dots, k$).

A hipótese geral da tese fundamenta-se na união de conceitos modelos clássicos de formação do solo aos conceitos de pedometria e aplicações de geotecnologias para predição de classes e atributos dos solos a partir de informações da paisagem e dados de campo. Para tanto é necessário destacar que os conhecimentos de gênese, morfologia e classificação de solos, no que tange à escolha de atributos do terreno que representem com maior aproximação a realidade (verdade em campo) conferindo aos produtos gerados pelos levantamentos de solos qualidade, precisão e eficiência. No que se refere à aplicação dos conceitos de pedometria e geotecnologias ao mapeamento de solos, a Tabela 1 a seguir, apresenta um resumo descritivo dos modelos testados, vantagens, desvantagens e justificativa da aplicação dos métodos apresentados.

Tabela 1. Métodos utilizados no mapeamento digital de solos: vantagens, desvantagens e justificativas para aplicação

Modelos	Vantagens	Desvantagens	Justificativas	Referências
RLM	Não exige parâmetros de entrada; as predições são únicas para o mesmo conjunto de dados	São desconhecidas as relações funcionais entre os dados auxiliares e as variáveis do solo	Facilidade de implementação, interpretação e análise	Scull et al. (2005), Vasques et al. (2010)
RF	Habilidade para modelar relações não lineares; utilização de variáveis categóricas e contínuas; resistência ao “ <i>overfitting</i> ”; relativa robustez ante a presença de ruídos nos dados; medida imparcial da taxa de erro; permite a determinação da importância das variáveis utilizadas; exige poucos parâmetros para ser implementado	Limitada interpretação dos resultados, uma vez que as relações entre os preditores e as respostas não podem ser examinadas individualmente para cada árvore na floresta,	Facilidade de implementação e na análise das relações entre variável independente e as variáveis dependentes, muitas vezes não possibilitada por técnicas lineares, como as regressões, por exemplo	Breiman (2001) e Liaw & Wiener (2002), Grimm et al. (2008)
AD, AR	Técnicas robustas para a extração de padrões em grandes conjuntos de dados; expressa melhor as relações solo-paisagem e facilita o entendimento de como os dados são inter-relacionados	Trabalha melhor com valores discretos, senão a árvore pode-se tornar extensa e de difícil compreensão; necessita de grande conjunto de dados para estruturas complexas, tornando o processo demorado devido à quantidade de cálculos probabilidade além de armazenamento temporário de valores; permite identificar os fatores mais influentes; permite a classificação de amostra desconhecida sem necessitar de todos atributos	Robustez; Extração de padrões em conjunto de dados; Relaciona os fatores de formação e classes de solo de forma similar ao pedólogo; Converte processos complexos em decisões em mais simples	Ten Caten, 2011 Crivelenti et al. (2009) Giasson et al. (2011) Witten & Frank (2005) Kheir et al. (2010) Coelho & Giasson (2010)
RNA	Método robusto para lidar com ruídos e falhas; sistema capaz de aprendizado com experiência	Não são modelos de fácil obtenção; a natureza da análise não permite um entendimento completo da natureza dos dados e cálculos executados, devido à complexidade da rede e dos pesos empregados	Aprendizado com a experiência; Robustez; Acurácia na predição; Velocidade de processamento	Pinheiro (2012), Chagas et al. (2010), Carvalho Júnior (2005), Vieira (2011)

RF- *Random Forest*; RLM- Regressão Linear Múltipla, AD- Árvores de Decisão, AR- Árvores de Regressão, RNA- Redes Neurais Artificiais

2.3.4. Amostragem para Fins de Mapeamento Digital de Solos

Os esforços empregados nas atividades de campo, principalmente a amostragem para fins de caracterização dos solos e reconhecimento das relações solo-paisagem, são de extrema importância para o levantamento pedológico. A seleção dos locais adequados para abertura de trincheiras e coleta de amostras é realizada por métodos de prospecção que tradicionalmente emprega o conhecimento do técnico aliado à base cartográfica e informações disponíveis, para o delineamento de transectos e trajetos estratégicos que possibilite a visitação de todos os padrões de paisagem previamente identificados, sendo esta etapa geralmente a mais dispendiosa do levantamento, pois envolve grande parte dos recursos humanos e financeiros, quando comparada com as demais etapas intrínsecas ao mapeamento de solos (Embrapa, 1995).

A interpretação do material cartográfico básico, aliada às ferramentas de fotointerpretação serve de subsídio para os levantamentos pedológicos, seja este realizado empregando técnicas tradicionais ou técnicas modernas de MDS. Após estudo preliminar das características ambientais da área de interesse, distintos métodos podem ser empregados em função do nível de detalhamento e objetivos utilitário do levantamento, como por exemplo, classificação de terras para irrigação, ou outra avaliação específica. Esta etapa é considerada básica e extrema importância, independentemente do método de prospecção e análise de dados para obtenção do mapa final de solos.

Os levantamentos pedológicos dependem em primeira instância da qualidade da equipe realizadora, no âmbito de classificação de solos e principalmente na compreensão das relações solo-paisagem. Os locais de observação são selecionados empiricamente pelos pedólogos responsáveis em função da experiência e conhecimento da área em estudo. Sendo assim, se baseiam primordialmente no modelo mental teórico que explica a ocorrência de tipos de solo em função de padrões de variação conjunta de determinados atributos do ambiente (Brungard & Boettinger, 2010). Não obstante, adotam conceitos clássicos como densidade de observações (intensidade amostral), escala e objetivos utilitários do levantamento para designar a composição das unidades de mapeamento, adotando em geral a prospecção por caminhamento livre.

A amostragem realizada nos levantamentos convencionais é muitas vezes tendenciosa, não representando de forma casual e estatisticamente representativa as condições ambientais reinantes na área de mapeamento (Hengl & Heuvelink, 2004). Não obstante, o consenso quanto à densidade amostral ideal e fatores não considerados apenas pelo nível de detalhamento podem influenciar no número de observações e alocação das mesmas, e por vezes não reflete a complexidade da distribuição dos solos, uma vez que considera parâmetros rígidos de acordo com o nível do levantamento (Embrapa, 1995).

Cabe destacar que, geralmente, interpretações criteriosas de produtos oriundos de sensoriamento remoto permitem reduzir o número de observações necessárias, assim como a análise e correlação com as informações do meio físico. O emprego de geotecnologias neste processo pode ampliar as alternativas de estratégias para o mapeamento em campo, com direcionamento das observações em campo com base nas características e transições na paisagem. No entanto, vale destacar que é importante que o pedólogo responsável pela execução do levantamento, ao término das atividades de campo, tenha convicção que o número de observações realizadas foi suficiente para definir satisfatoriamente o delineamento da distribuição dos solos de acordo com o nível de detalhe do levantamento (IBGE, 2007).

As técnicas comumente utilizadas para prospecção em campo podem ser representadas pelo caminhamento livre, sistemático, topossequências, entre outros métodos, que embasam a amostragem e constituem os métodos clássicos utilizados no levantamento de solos

tradicional e respeitam os preceitos descritos em IBGE (2007) e Embrapa (1995). De forma complementar aos conceitos e procedimentos tradicionalmente empregados, o mapeamento digital de solos propõe que a análise preliminar além da base e conceitos reconhecidos tradicionalmente, utilize para a otimização da seleção do conjunto amostral diferentes métodos como: amostragem aleatória (Gessler et al., 1995; Howell et al., 2007); amostragem aleatória estratificada (McKenzie & Ryan, 1999); análise multivariada (Lesch et al., 1995; Hengl et al., 2003); lógica *fuzzy* (Brus et al., 2007; Menezes et al., 2013); e geoestatística (Brus & Heuvelink, 2007).

A qualidade dos produtos dos levantamentos de solos depende diretamente da habilidade dos profissionais e experiência de campo, além da disponibilidade de tempo e recursos. As técnicas empregadas no mapeamento digital permitem otimizar os processos envolvidos desde a análise do material básico e interpretação dos mapas e informações, de forma a facilitar o reconhecimento de padrões e visualização espacial dos atributos da paisagem, com destaque para o manuseio de grande volume de dados georreferenciados permitindo análise mais complexa das correlações existentes e da ocorrência dos distintos tipos de solos.

O emprego de geotecnologias no mapeamento de solos tem importância em várias etapas do processo. Por exemplo, a definição do delineamento amostral, como a técnica de amostragem estratificada pelo método do hipercubo latino condicionado, que será tratado com maior enfoque no desenvolvimento deste estudo. O Hipercubo Latino (LHS, em inglês) pode ser empregado para a seleção de pontos amostras casualizados, porém representativos das condições ambientais, permitindo o reconhecimento de padrões representados por um conjunto de variáveis do terreno e uma distribuição da malha amostral proporcional à probabilidade de ocorrência de cada padrão da paisagem (Minasny & McBratney 2002). A amostragem de solos baseada na estratificação das formas do relevo é amplamente adotada em levantamentos de solos sendo muito útil na estratificação da paisagem (Embrapa, 1995). Nesse contexto, a utilização do LHS para definição de pontos amostrais é útil pois detecta as diferentes formas do relevo através da combinação de variáveis morfométricas como altimetria, declividade, curvatura, entre outras (Barbosa et al., 2011).

O método designado como Hipercubo Latino ou *Latin Hypercube Sampling* (LHS) representa técnica de amostragem aleatória simples onde se preza a redução da variância do conjunto amostral que represente eficientemente os padrões identificados através de uma combinação de múltiplas variáveis a partir de sua distribuição na área em estudo. Tornou-se popular em experimentos computacionais por duas razões: praticidade e simplicidade de obtenção de resultados e principalmente pela uniformidade das observações em relação aos *inputs* considerados. Portanto, o LHS também pode ser utilizado para obtenção de um delineamento amostral representativo, onde a seleção de pontos em função dos valores dos *inputs* é altamente controlada (Saliby, 1997). De maneira geral, a amostragem aleatória estratificada pelo LHS é adequada para as situações onde há grande volume de informações e base de dados, podendo conferir maior eficiência a esta etapa do levantamento. Por outro lado a prospecção em transectos possibilita a avaliação da pureza de unidades de mapeamento quando não existe base de dados detalhada, sendo adequado para análise de associações de solos em topossequência em reconhecimento de padrões de ocorrência (Silva et al, 2013).

Segundo McKay et al. (1979) na seleção do conjunto amostral pelo LHS é possível escolher *inputs* e parâmetros para o simulador, de forma a garantir uma boa representatividade de cada tema (*input*) usado no planejamento. A Figura 4 compara a distribuição de pontos por amostragem aleatória simples e pelo método do Hipercubo Latino, onde é possível observar que para uma mesma região o conjunto amostral do LHS faz uma melhor distribuição dos pontos pela área, sem apresentar concentrações de pontos ou grande distância entre eles.

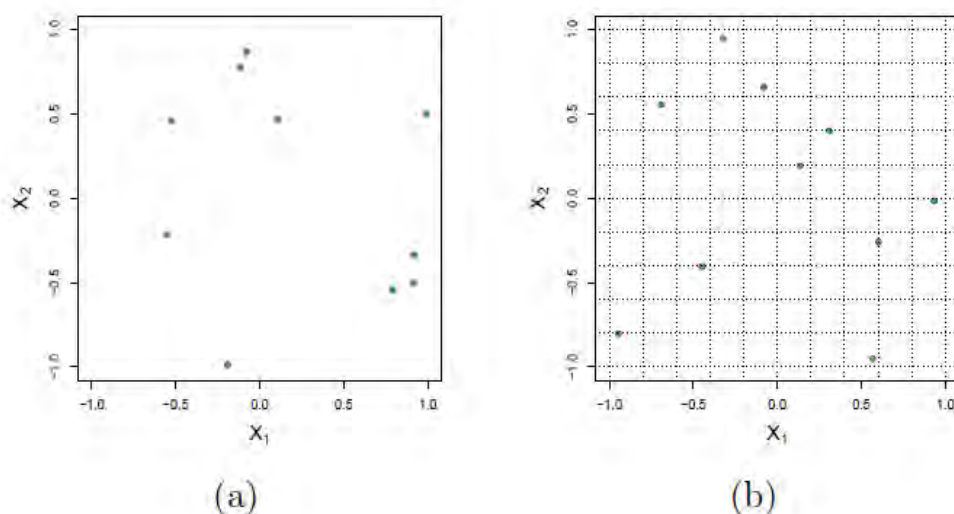


Figura 4. Planejamentos baseados em amostragem com 10 elementos e 2 dimensões na região X (hipotética): (a) Amostra aleatória; (b) Amostra de hipercubo latino (Bastos e Wilkinson, 2010)

A técnica do Hipercubo Latino Condicionado ou *Conditioned Latin Hypercube Sampling* (cLHS) é um método de amostragem aleatória estratificada que preza na seleção do conjunto amostral as distribuições multivariadas com capacidade de abranger todo espectro de variação dos valores dos distintos atributos morfométricos considerados como co-variáveis (Minasny & McBratney, 2006). Portanto pode ser considerado um método robusto para seleção de conjunto amostras representativas, através do uso das co-variáveis que podem ser de natureza contínua ou categórica, sendo este método baseado na técnica de amostragem aleatória estratificada do hipercubo latino proposto por McKay et al. (1979).

Segundo Morgan & Henrion (1990), o espaço amostral de um parâmetro de entrada é dividido em intervalos ponderados de acordo com a distribuição associada ao parâmetro. Os valores da variável de entrada, em cada um dos cenários gerados, são retirados de intervalos distintos, sem que haja reposição de intervalos cada vez que um é selecionado. Tal método garante que a amostragem irá refletir para cada estrato todas as variáveis auxiliares, permitindo por vezes a utilização de um número menor de amostras da área estudada devido à distribuição representativa do ambiente em questão. A casualização (sorteio) considera proporcionalmente a probabilidade de cada faixa, sendo também empregada em estudos de predição de solos e atributos (Minasny & McBratney, 2002).

A seleção de co-variáveis é muito importante para garantia do sucesso de qualquer modelo preditivo assim como para otimização da amostragem. Para aplicação da técnica dos LHS é necessária em primeira instância, a elaboração de banco de dados e sistematização das informações. Demattê et al. (2002) e Ramirez-Lopez et al. (2009) utilizaram na construção de banco de dados espectrais para predição de atributos do solo a análise de componentes principais - PCA, onde foram identificados dados discrepantes (*outliers*) entre o conjunto de dados espectrais e analíticos das amostras coletadas. Este pré-processamento dos dados teve como finalidade a seleção de um conjunto de variáveis potencialmente importantes para caracterização dos estratos antes da aplicação da amostragem aleatória estratificada através do método do hipercubo latino condicionado - cLHS (Minasny and McBratney, 2006). A utilização de componentes principais para redução do conjunto de variáveis usadas na predição de solos também foi exemplificada por Vasques et al. (2010).

Crivellini et al. (2009) utilizaram para composição do banco de dados utilizado para inferência da variação espacial dos solos alguns atributos morfométricos como curvatura, área de contribuição da bacia, declividade, distância diagonal da drenagem. Neste estudo foram

utilizadas as variáveis derivadas primárias do modelo digital de elevação (incluindo o próprio) para representar as principais feições em função da curvatura e declividade e ainda, mapa de uso e cobertura do solo, no intuito principal de retirar as áreas urbanas da seleção de locais propícios para coleta de amostras e descrição de perfis.

A utilização do método do cLHS busca tornar as atividades do levantamento de solos em campo mais eficientes do ponto de vista operacional (Roudier et al., 2012), tendo em vista a seleção de pontos com distância pré-definidas dos acessos existentes e o descarte das áreas urbanas da área de mapeamento, possibilitando análise em base de dados extensa tornando os trabalhos de campo mais eficientes (Silva e al., 2013). Transectos de pontos amostrais podem ser utilizados para a validação de mapas, uma vez que podem ser sistematizados e associados ao nível de detalhe (escala) do mapeamento (Silva, 2000). Com base no conjunto de técnicas supracitadas, a amostragem de campo realizada sob a ótica do geoprocessamento pode ser otimizada através do direcionamento dos locais de coleta de amostras e descrição de perfis. Atualmente, não existe um protocolo normativo ou metodologia para o estabelecimento do tamanho ideal do conjunto amostral através do cLHS, contudo Brungard & Boettinger (2010) em seu estudo indica um conjunto amostral que englobe cerca de 0,05% a 0,1% do total de células, como ideal para representação do espectro de condições da área em questão.

Os levantamentos pedológicos compreendem exame, descrição, classificação e mapeamento dos solos, bem como a interpretação e avaliação das características e potencial dos solos de determinada área (Cipra, 2007). Os procedimentos adotados visam à obtenção de informações suficientes para subsidiar a determinação de características importantes dos solos, classificação e delineamento dos tipos de solos em unidades espacialmente definidas e representáveis; correlacionar e prever a aptidão dos solos para diversas atividades econômicas (Esu, 2002).

A amostragem de solos, independente das técnicas (convencionais ou digitais) condiciona todo o resultado do mapeamento e por isso é uma etapa delicada e importante onde o conhecimento do pedólogo e os modelos matemáticos utilizados influenciam diretamente os produtos finais gerados.

2.4. CONSIDERAÇÕES

O avanço tecnológico das últimas décadas e a necessidade de informatização dos dados vem mudando a abordagem adotada nos levantamentos dos recursos naturais e estudos relacionados ao meio ambiente. Especificamente, quando se trata das ciências da terra, percebe-se que a maioria dos usuários dos produtos dos levantamentos de solos busca informações de caráter prático e de fácil interpretação que mostre a variabilidade de classes e atributos dos solos de forma a subsidiar a tomada de decisões ligadas ao planejamento do uso das terras.

A disponibilidade de geotecnologias impulsionou estudos no âmbito da compreensão de aspectos ambientais, integrando métodos convencionais de análise às tecnologias de sistemas de informações geográficas. O momento atual do levantamento de solos é propício para revisão de conceitos clássicos e incorporação de técnicas modernas de mapeamento digital.

No âmbito do mapeamento de solos, uma nova abordagem que possibilite trabalhar com grande volume de informações e dados, conhecendo a distribuição espacial através do posicionamento geográfico, adquire relevada importância, propiciando o desenvolvimento de um mapa mais preciso e rico em informações, que os mapas gerados a partir de métodos convencionais de levantamento de solos. Entre as principais diferenças entre as técnicas de mapeamento digital e convencional destacam-se: a representação das unidades de mapeamento e tipos de mapas (categórico-polígonos-vetorial versus contínuo-pixels-matricial), modelos solo-paisagem (mental-determinístico versus mental-matemáticos+matemáticos: determinísticos+ estocásticos), apresentação dos produtos (analógico- estética versus digital-funcionalidade) e procedimentos de seleção de conjunto amostral (caminhamento- definição subjetiva versus aplicação de modelo estatístico-reproduzível).

O mapeamento de solos enfrenta desafios para atender a carência de informações sobre os solos em nível de detalhe adequado para o planejamento de uso da terra e dos recursos naturais. A melhoria da capacidade de processamento dos computadores e a existência de ferramentas de geoprocessamento impulsionaram estudos no âmbito das ciências ambientais, que integram os métodos convencionais de análise às tecnologias de sistemas de informações espaciais, aliados às técnicas de modelagem espacial (árvores de regressão e decisão, redes neurais, entre outros). No que tange aos levantamentos pedológicos, a representação espacial da variabilidade dos atributos e propriedades, traça um novo rumo, incorporando conceitos pedométricos e de mapeamento digital.

A ciência do solo vive um momento oportuno para a discussão dos procedimentos intrínsecos ao levantamento de solos, relevantes para a formação de novos pedólogos e, conseqüentemente, para a continuidade e prosperidade desta nobre profissão. A pedometria surge para valorizar o trabalho do pedólogo no âmbito da padronização dos conceitos e informações pedológicas otimizando os procedimentos usados nos levantamentos de solos. O emprego do conhecimento do pedólogo se torna primordial para a seleção de variáveis do terreno importantes e adequadas para o entendimento das relações solos paisagem e variabilidade espacial e tridimensional das propriedades dos solos.

Dito isso, torna-se necessário o incentivo para subsidiar iniciativas de transmissão de conhecimentos com esta temática considerada recente no país, no que se refere ao ensino e capacitação de novos pedólogos, no uso de ferramentas modernas de análise espacial de dados e mapeamento digital. O domínio de técnicas inovadoras e ferramentas modernas para análise de dados é um desafio que cabe aos estudantes, professores, técnicos, pesquisadores e instituições ligadas ao ensino de ciências da terra, bem como a capacitação de recursos

humanos para a difusão do conhecimento, possibilidades e limitações do uso de ferramentas de mapeamento digital, aplicadas a levantamentos pedológicos e ambientais, de uma forma geral.

A formação de novos pedólogos atravessa uma fase emblemática, que pode ser considerado um hiato no contexto do levantamento de solos no país, onde se denota carência na transferência de conhecimentos e experiências práticas, agravada pela ausência de grandes projetos e incentivos governamentais para treinamento e capacitação deste tipo de profissional, diga-se de passagem, escasso no país. Nesse contexto, o ensino e pesquisa em ciências do solo refletem a necessidade de atualização e discussão de conceitos e métodos clássicos, considerando a inserção de ferramentas modernas de análise espacial, buscando aperfeiçoar os procedimentos inerentes à atividade de levantamento, desde o planejamento amostral até a análise e apresentação dos dados obtidos.

Em síntese, a difusão de técnicas e capacitação de profissionais no uso das ferramentas e análise de dados em ambiente SIG, tem cunho estratégico e promissor, contribuindo para o desenvolvimento científico e para a inovação tecnológica do país. Não obstante, as informações que podem ser extraídas, vão além da representação espacial de dados de solos, servindo como base de estudos relacionados à prospecção mineral, dinâmica da água, potencial agrícola, aspectos geotécnicos, entre outras interpretações. Sob a ótica da taxonomia e classificação de solos, é possível que a aplicação extensiva destas técnicas possa facilitar a identificação de fatores locais típicos para definição de classes a nível categórico de famílias e séries, possibilitando o estudo da variabilidade das propriedades, das distintas classes de solos e níveis categóricos.

Os novos conceitos e metodologias aplicadas aos levantamentos pedológicos tendem a se difundir através da criação de linha de pesquisa, com enfoque em pedometria e mapeamento, com inserção de disciplinas regulares que abordem esta temática na formação de novos pedólogos. Sob um ponto de vista mais abrangente, ações desta natureza contribuem para o melhor entendimento das relações solo-paisagem e aspectos do ambiente. Com o emprego extensivo de ferramentas e programas de geoprocessamento em estudos ambientais, é plausível considerar que pesquisas estruturadas sob a perspectiva do MDS produzam ricos bancos de dados georreferenciados e sistematizados, que são muito úteis para a elaboração de modelos preditivos complexos e importantes para o planejamento de ocupação das terras; e tomada de decisões relacionadas ao uso de recursos naturais.

A importância de trabalhos desta natureza merece destaque no contexto global dos rumos e tendências do mapeamento de solos, pois utiliza tecnologias inovadoras em prol do uso racional e conservação do ambiente. Os produtos gerados no mapeamento digital possuem caráter quantitativo e possibilitam um amplo espectro de interpretações derivadas do conhecimento de propriedades e características das terras, como por exemplo, potencial agrícola, susceptibilidade à erosão, entre outras informações que são extraídas predominantemente dos levantamentos de solos. O treinamento em programas de computação de dados espaciais e em técnicas de mapeamento digital de solos pode contribuir para inovação em ciência e desenvolvimento tecnológico, quanto ao aperfeiçoamento dos procedimentos utilizados nos levantamentos de solos, assim como na apresentação e interpretação dos produtos gerados.

3. CAPÍTULO II

PEDOLOGIA E PEDOMETRIA DA ÁREA DE ESTUDO

3.1. RESUMO

A geomorfologia tem notável importância para o exame dos processos de origem, distribuição e evolução dos solos e paisagens, através da representação das formas da superfície. A partir da decomposição dos componentes da paisagem, na forma de atributos morfométricos, torna-se possível interpretar a dimensão e intensidade dos processos pedogenéticos. A caracterização pedológica e pedométrica da área, objetivo principal deste capítulo envolveu a análise minuciosa de variáveis ambientais da área, a descrição das principais classes de solos, e as relações entre eles. O estudo foi realizado nas seguintes etapas: caracterização geral da área com ênfase nos fatores de formação do solo, descrição dos atributos do terreno, seleção dos locais para coleta de amostras de solos e descrição de perfis, identificação das características de ocorrência das classes de solos. A caracterização das unidades de mapeamento envolveu a pré-estratificação da paisagem em função das características de material de origem e sistemas de relevo. Os atributos do terreno utilizados na caracterização pedológica e pedométrica das classes de solos foram: mapa de material de origem, mapa de sistemas de relevo, a altimetria, a declividade, a curvatura, o índice topográfico composto (CTI), a distância euclidiana das drenagens, e três índices derivados de dados de sensoriamento remoto (satélite Landsat 5 TM). Foram definidas nove unidades de mapeamento considerando a variabilidade dos solos identificados e as características da paisagem representadas pelos atributos do terreno. As unidades dos LATOSSOLOS AMARELOS (LA) e dos LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS (LVA) possuem ampla extensão na área de estudo com condições de declive de ondulado a montanhoso, porém os LA ocorrem preferencialmente em domínios de colinas e morros, enquanto os LVA predominantemente associados às áreas de maciços rochosos. Os LVA podem ocorrer nestas áreas também em associação com CAMBISSOLOS HÁPLICOS (CX). Em condições de declive mais acentuado os CX ocorrem associados com os NEOSSOLOS LITÓLICOS. Os ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS ocorrem em condições similares dos LVA e CX, porém esta unidade está intimamente associada com material de origem alcalino. A unidade dos ARGISSOLOS AMARELOS também tem ocorrência ampla na área, predominantemente em áreas de sopé de elevação na transição para áreas de baixada com solos hidromórficos. Na área foi constatada a ocorrência de três unidades de mapeamento predominantes de solos hidromórficos. Os NEOSSOLOS FLÚVICOS foram encontrados em nas proximidades dos grandes drenos, em condições de declive suave. A unidade do GLEISSOLOS HÁPLICOS predomina nas áreas de baixada em condições de relevo plano e drenagem imperfeita assim como os GLEISSOLOS SÁLICOS e TIOMÓRFICOS, porém estes últimos sujeitos a influência marinha, ocorrem em áreas de brejos e mangues próximos a foz da bacia hidrográfica. As análises realizadas nesse capítulo precedem a aplicação de algoritmos para predição de classes e atributos do solo, representando um importante processo no mapeamento digital de solos, diante da identificação de atributos do terreno relevantes para a diferenciação dos solos e a caracterização das unidades a serem mapeadas.

Palavras-chave: Atributos do terreno. Gênese e classificação dos solos. Levantamento de solos. Bacia hidrográfica.

3.2. ABSTRACT

The geomorphology has importance to understand the process of genesis, distribution and evolution of soils and landscapes through the representation of earth's surface. From the decomposition of the landscape components, as morphometric attributes, it becomes possible to interpret the size and intensity of pedogenic processes. The pedological and pedometrical characterization, goal of this chapter, comprised a detailed analysis of terrain variables, the description of soils classes, and the relation between them. The study was performed as the following steps: characterization of the area with emphasis on soil forming factors, description of terrain attributes, soil sampling sites and profiles description, identification of environmental patterns of soil occurrence. The characterization of soil map units involved a pre-stratification of landscape units, based on the characteristics of parental material and relief systems. The terrain attributes used in pedological and pedometrical characterization were: the Parental Material map, the Relief Systems map, the Elevation, the Slope, the Curvature, the Compound Topographic Index (CTI), the Euclidean distance of streams, and three derived indices remote sensing data (Landsat 5 TM). In the area were identified nine soil map units based on the variability of soils in the study area and the landscape characteristics represented by terrain attributes. The units of Haplic Ferralsols (Xanthic) and Haplic Ferralsols (Dystric) have a wide occurrence at the area with undulating to steep slopes; however, the Ferralsols (Xanthic) occurs preferentially on low rolling hills and the Ferralsols (Dystric) associated with massifs. The Ferralsols (Dystric) also occurs in the steep areas associated with Haplic Cambisols. In conditions of very steep slopes the Haplic Cambisols also occurs associated with Regossols. The Haplic Acrisols (Chromic) occurs in similar landscape conditions then Ferralsols (Dystric) and Haplic Cambisols, but they are associated with alkaline massifs. The units of Haplic Acrisols (Clayic) also have wide occurrence at the area, mainly at the footslopes in transition to floodplains where the hydromorphic soils predominate. In the area were observed three hydromorphic soil map units. The Fluvisols were observed closer to the main streams, in flat areas. The Haplic Gleysols prevails in the floodplains with poorly drained flat areas. The Endosalic Gleysols also occurs in those landscape conditions; however, they are affected by estuarine system, close to the mouth of watershed. The analysis performed on this chapter precedes the application of algorithms to predict soil attributes and classes, represents an important process on digital soil mapping, due the identification of terrain attributes relevant to the differentiation of soils, and the characterization of the soil map units which intends to map.

Keywords: Terrain attributes. Soil genesis and classification. Soil survey. Watershed.

3.3. INTRODUÇÃO

O estudo do solo como constituinte da paisagem, é baseado em modelos geomorfológicos de caráter teórico-conceituais e empíricos, baseados em conhecimento e experiência do pedólogo. Os modelos devem ser sensíveis às variações da paisagem, distinguindo os principais componentes que definem a organização implícita na aparente desordem da natureza. De acordo com Hole & Campbell (1985), um pesquisador instruído é capaz de setorizar a paisagem em regiões distintas, a partir da análise de características observadas ou medidas, tais como: tamanho, forma, inclinação, entre outros.

A caracterização de ambientes e a análise das relações solo-paisagem através de modelos digitais é ciência em desenvolvimento e se baseia nos preceitos inicialmente derivados dos estudos de Dokuchaev, posteriormente estabelecidos por Jenny (1941). Estes conceitos são usados para a estratificação de uma área em unidades menores e mais homogêneas, segundo modelo baseado nos fatores de formação do solo. Embora de caráter teórico e generalizado, viabiliza o mapeamento dos segmentos de solos, com poucas amostras em relação à grande variabilidade de características destes corpos naturais na paisagem.

Os atributos derivados de MDE, representados por modelos numéricos contínuos em formato matricial, que são classificados como primários, como a declividade, aspecto e curvatura, ou secundários, como o índice topográfico composto ou índice de umidade, e a radiação solar (Moore et al., 1993; Smith et al., 2006; Chagas, 2006). Algumas variáveis morfométricas como o índice topográfico composto (CTI, sigla em inglês para *Compound Topographic Index*), usado na caracterização de zonas de saturação e teor de água no solo, são úteis para o estudo de solos hidromórficos (Moore et al., 1991).

Vários estudos (Moore et al., 1993; Odeh et al., 1994; McKenzie e Ryan, 1999; Lagacherie e Voltz, 2000; Chagas, 2006; Smith et al., 2006; Chagas et al., 2010 a, b) mostram que o uso de atributos do terreno derivados de um MDE é eficiente na predição de propriedades e classes do solo. Atributos do terreno (plano de curvatura e CTI) foram usados com sucesso na predição de características como profundidade do horizonte A e espessura do *solum* (Gessler et al., 1995). Moore et al. (1993) mostraram correlações significativas entre a declividade e o índice CTI para predição da espessura do horizonte A, pH, fósforo extraível, conteúdo de areia, silte e matéria orgânica do solo, onde os modelos explicaram em até 50% a variabilidade do comportamento destes atributos do solo.

A seleção das co-variáveis ambientais, também denominadas preditoras ou discriminantes, se baseia na análise minuciosa das relações entre componentes da paisagem e as propriedades do solo. Tal avaliação é realizada a partir da análise exploratória dos dados analíticos e correlações com modelos matriciais gerados para os atributos do terreno, fundamentada nos conhecimentos em pedogênese, experiência em mapeamento de solos e, principalmente, nas observações de campo.

Os objetivos deste capítulo compreendem a caracterização dos aspectos ambientais da bacia hidrográfica e região, obtenção de atributos morfométricos do terreno, estudos dos padrões de ocorrência das classes de solo, e definição da legenda das unidades de mapeamento e respectivas características pedológicas e fisiográficas. As análises realizadas servem como subsídio para a aplicação dos modelos de predição de classes de solos e atributos, descritos com detalhes nos capítulos subsequentes.

3.4. MATERIAL E MÉTODOS

3.4.1. A Bacia Hidrográfica do Rio Guapi-Macacu

A bacia hidrográfica representa uma importante unidade natural, pois consiste em um sistema apropriado para a análise hidrológica e ambiental, e de uma forma geral, adequado para o planejamento de intervenções antrópicas sobre o uso da terra. No Brasil, a Política Nacional de Recursos Hídricos (Brasil, Lei N ° 9433/97) determina a bacia hidrográfica como unidade territorial para a gestão dos recursos hídricos. A Tabela 2 apresenta alguns parâmetros hidrológicos que caracterizam a bacia hidrográfica em estudo.

Tabela 2. Parâmetros hidrológicos da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu*

Parâmetros (unidades)	Valor
Área (km ²)	1250,78
Perímetro (km)	199,19
Extensão (km)	72,68
Índice de compacidade	1,577
Índice de forma	0,237
Declividade média (m/km)	14,859
Tempo de Concentração (min)	547
Coeficiente médio de escoamento	0,34

*Fonte: Projeto Macacu (2010)

A localização da área de estudo, com destaque para a rugosidade do relevo é apresentada na Figura 5.

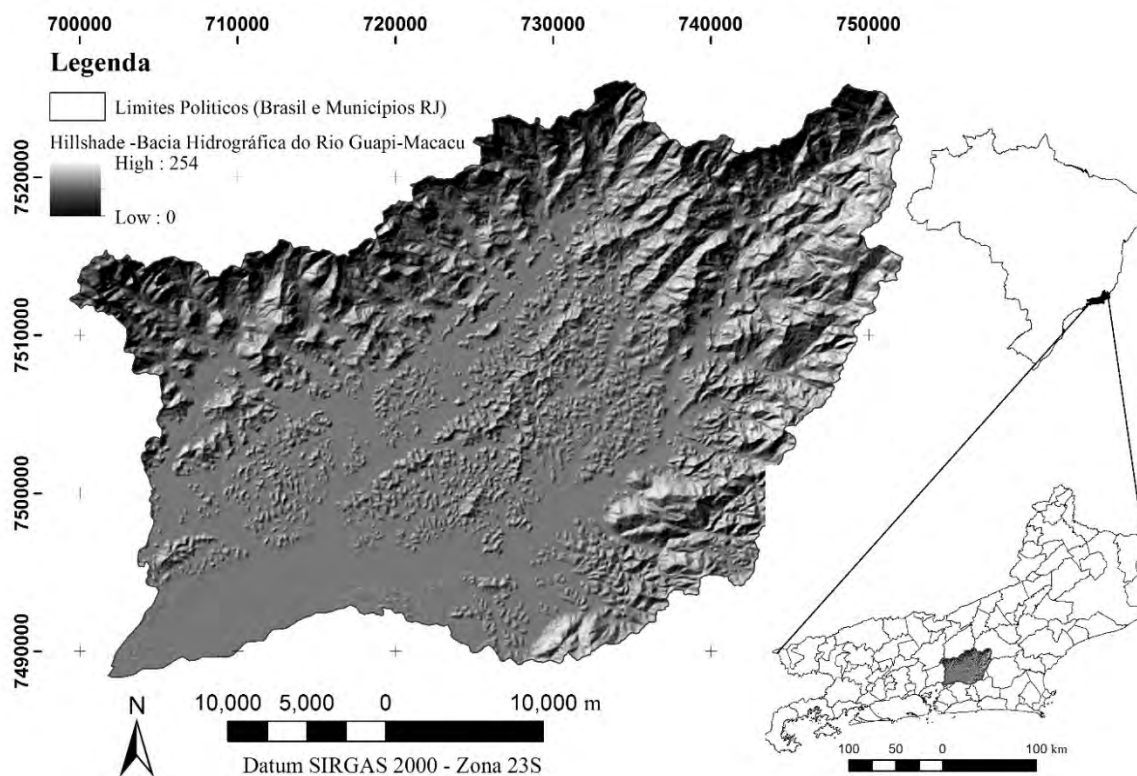


Figura 5. Localização da bacia hidrográfica do rio Guapi Macacu (RJ)

A Baía de Guanabara, no estado do Rio de Janeiro, é dividida em 39 regiões hidrográficas, divisão que é composta por 12 bacias de grande relevância com contribuição direta para a baía (Côrtes et al., 2010). A bacia hidrográfica do Guapi-Macacu corresponde a aproximadamente 31% do total da área continental de contribuição e junto à bacia hidrográfica do rio Caceribu-Macacu representam cerca de 50% do total da área drenante à Baía de Guanabara, podendo ser consideradas como as mais relevantes (Ecologus-Agrar, 2003; Projeto Macacu, 2010). A bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, localizada entre as coordenadas UTM 7.488.481 e 7.526.005 m de latitude sul e 699.292 e 752.193 m de longitude oeste, possui área de contribuição de 1.250,78 km², abrangendo o Município de Cachoeiras de Macacu e partes de Itaboraí e de Guapimirim.

Os rios que compõe a bacia hidrográfica foram muito modificados ao longo dos anos, por processos de drenagem e retificação das calhas, como também pela própria ocupação urbana, acentuada nas últimas décadas (Dantas et al., 2008). Tais intervenções foram diretamente responsáveis pelo desaparecimento de brejos, pântanos e grande parte dos manguezais. A transformação destas paisagens naturais pode acarretar diversas consequências prejudiciais ao ecossistema que envolve dinâmica das águas estuárias, salinidade, sedimentação, entre outras. A interferência antrópica na drenagem dos terrenos marginais, através do desmatamento e conseqüentemente da erosão, tende a prejudicar a recarga do sistema de aquíferos naturais, diminuindo a vazão dos rios principalmente em períodos de estiagem (Villela e Mattos, 1975).

A Figura 6 apresenta a malha hidrográfica da área de estudo, baseada nos dados do IBGE (escala 1: 50.000).

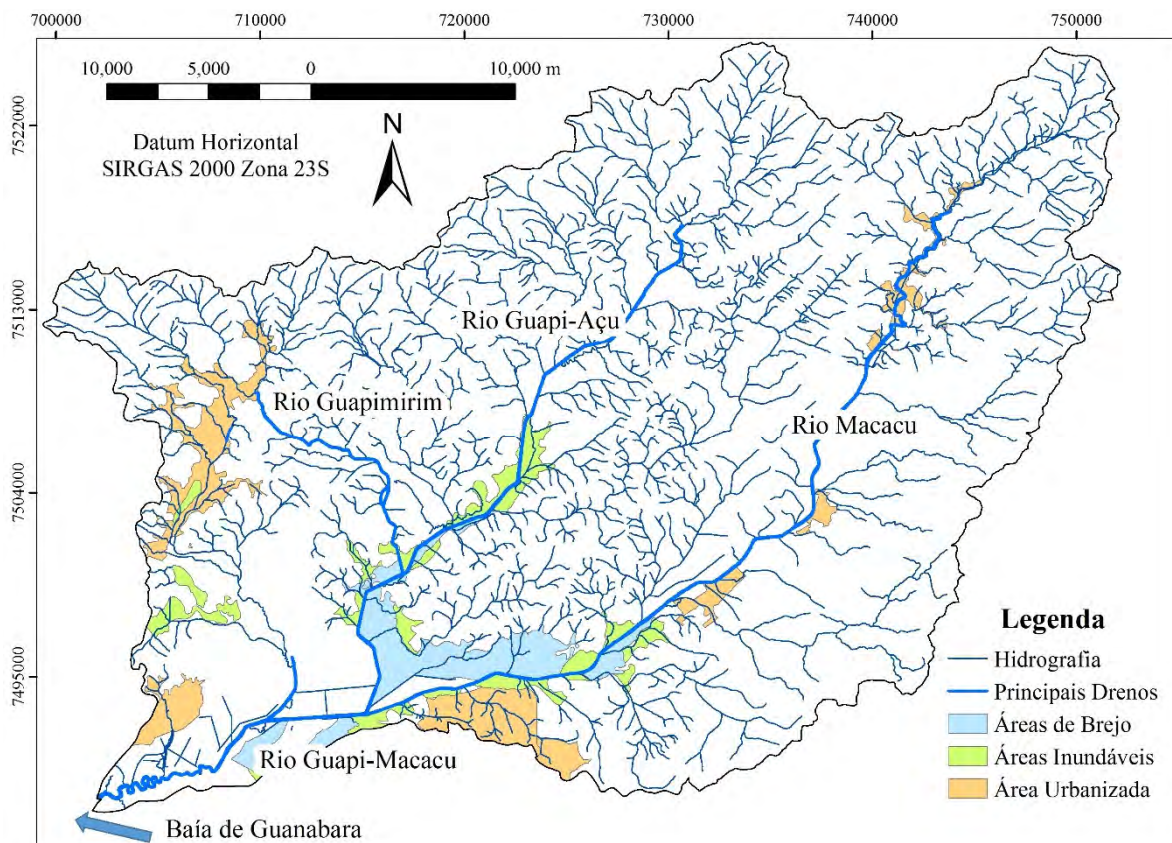


Figura 6. Mapa da rede de drenagem da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu

O rio Guapi-Macacu é o de maior vazão da região hidrográfica da Baía de Guanabara, sendo responsável pelo fornecimento de água potável para todos os municípios da região leste, exceto Rio Bonito (Instituto Baía de Guanabara, 2000). As intervenções de engenharia, através da retificação e drenagem de áreas do médio e baixo curso do rio, marcam de forma notável a morfologia atual da drenagem. Ao longo do terreno colinoso a drenagem é baixa com um padrão irregular dendrítico e vales entulhados de sedimentos de origem fluvial ou coluviais. De forma geral, o padrão de drenagem destes rios varia entre dendrítica a paralela, ou treliça a retangular e nos perfis transversais destes rios é evidenciada a ruptura contrastante entre os terrenos escarpados, relativos a Serra do Mar e a extensa área de relevo suavizado das colinas e planícies, aluvionares e flúvio-marinhas (Ecologus-Agrar, 2003, Projeto Macacu, 2010).

No que tange à qualidade da água, a bacia do rio Guapi-Macacu apresenta uma água de melhor qualidade em relação às demais bacias da região Oeste da Baía de Guanabara (PDBG, 1997). Tal fato pode ser explicado pela menor densidade demográfica desta área em relação às demais bacias da região hidrográfica da Baía de Guanabara aliada à existência de remanescentes florestais da mata atlântica preservada, sendo a maioria em Unidades de Conservação (Fundação SOS Mata Atlântica, 2002).

Em contrapartida, a falta de planejamento diante da expansão urbana e das atividades industriais propicia a deterioração da qualidade da água e redução da capacidade de armazenamento de água da bacia hidrográfica (Pedreira et al., 2009). Não obstante, a conversão da cobertura vegetal original em uso alternativo com manejo inadequado e intensivo das terras por longos períodos, de acordo com o histórico de produção agrícola da região, agrava os processos erosivos e o assoreamento dos rios (PDBG, 1997).

O conteúdo dos itens subsequentes descreve os aspectos ambientais da região hidrográfica da Baía de Guanabara, no Estado do Rio de Janeiro, onde se insere a área de estudo.

3.4.2. Características Gerais de Formação dos Solos na Área de Estudo

a) Clima

O clima da região é classificado como tropical chuvoso com inverno seco (Aw) segundo Köppen (1948), apresentando casualmente baixas temperaturas no inverno. A temperatura e a umidade constituem importantes componentes que caracterizam o clima. A umidade como resultante da combinação da temperatura e precipitação em determinado relevo, condicionam os processos físicos, químicos e biológicos, determinando a taxa em que os mesmos ocorrem.

A temperatura média da região é de 23Celsius, a precipitação média anual supera 1.200 mm podendo atingir 2.600 mm em alguns pontos da bacia (Ecologus-Agrar, 2003; Dantas et al., 2008). Os meses do verão (dezembro, janeiro e fevereiro) são em geral úmidos com pluviosidade alcançando até 350 mm/mês; por outro lado, no período seco (inverno) o padrão é inverso com valores mensais próximos a 90 mm.

O mapa de precipitação, com 30 metros de resolução espacial, foi obtido a partir da vetorização das Isolinhas de precipitação a partir da base de dados do Plano Diretor dos Recursos Hídricos da Região Hidrográfica da Baía de Guanabara (Ecologus-Agrar, 2003), e posterior interpolação através do interpolador “TopotoRaster”, disponível no módulo “Interpolation”, da ferramenta “Spatial Analyst Tools” do ArcGIS Desktop v.10.

As médias anuais dos postos pluviométricos (normais climáticas para o período entre 1967 e 2005) apresentam valores que variam de 1.670 mm/ano (Posto Quizanga) nas cotas mais baixas, chegando a apresentar valores de 2.195 mm/ano (Fazenda São Joaquim) nos divisores de água da bacia hidrográfica (Projeto Macacu, 2010). Conforme observado na Figura 7, as áreas o maior aporte pluviométrico (acima de 2.000 mm) correspondem às regiões onde dos contrafortes serranos, com altitudes superiores a 1000 m do nível do mar.

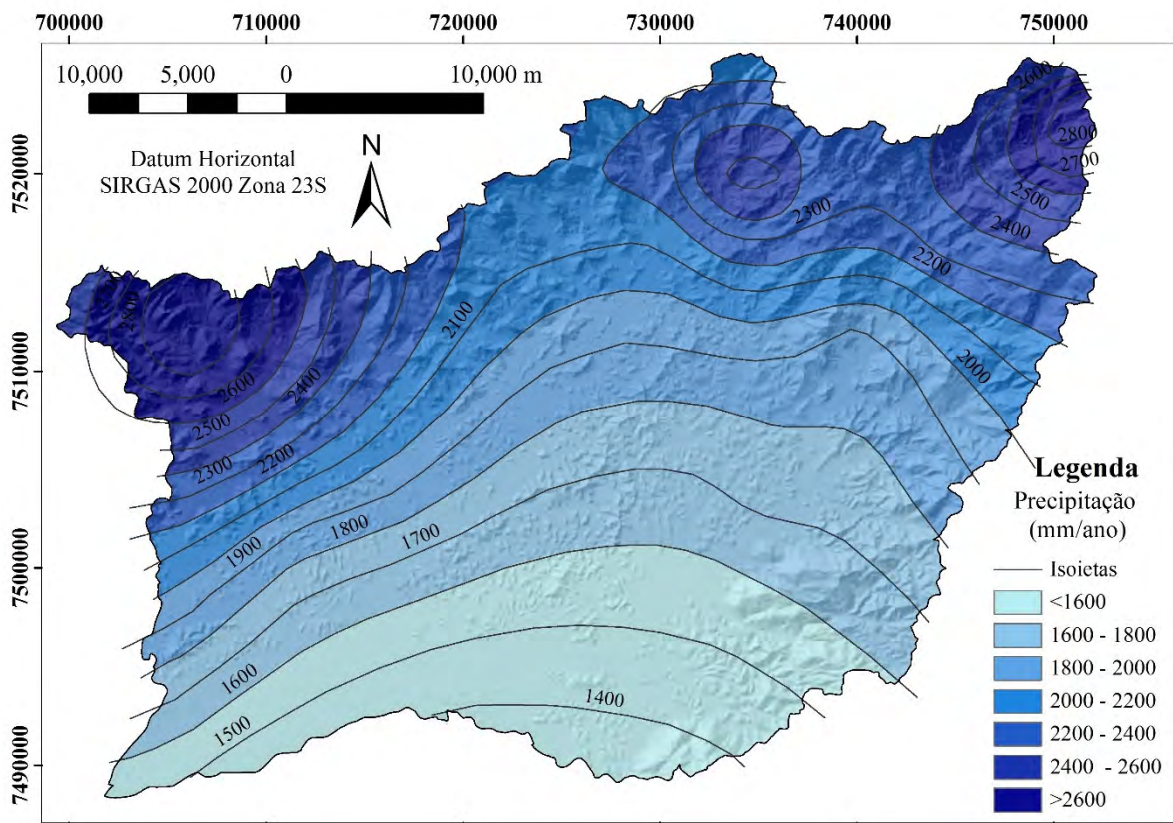


Figura 7. Mapa da precipitação média (mm/ano), adaptado de Ecologus-Agrar (2006)

b) Organismos

A área de estudo pertencente ao bioma da Mata Atlântica, possui formações vegetais de campos de altitude, manguezais, brejos, rios e estuários. Nas últimas décadas, as intervenções para drenagem e retificação dos rios, causaram grande impacto nas formações hidrófilas (brejos, pântanos e mangues), diminuindo a recarga dos aquíferos e na vazão dos rios em períodos de estiagem mais severa, embora a pluviosidade seja considerada elevada para a região (Fundação SOS Mata Atlântica, 2002). A bacia hidrográfica abrange algumas áreas de preservação de relevância para o Estado do Rio de Janeiro, como a Área de Proteção Ambiental (APA) de Guapimirim, APA de Macacu e parte do Parque Estadual dos Três Picos.

Os Sedimentos Flúvio-Marinheiros formam as planícies de maré e progradação de litoral, em regime estuarino, servindo como substrato para o desenvolvimento do ecossistema de manguezais. A formação vegetal de mangue localiza-se na foz do rio Macacu, na confluência da bacia do rio Macacu com a Baía da Guanabara, inclusas em Área de Preservação Permanente (APP), e nas unidades de conservação (UC): Área de Proteção Ambiental de Guapimirim (APA Guapimirim), Área de Proteção Ambiental da Bacia do Rio Guapi-Macacu (APA de Macacu), e na Estação Ecológica (EE) da Guanabara (Pedreira et al., 2009). De uma forma geral, a cobertura vegetal da EE da Guanabara está representada em sua totalidade por florestas de manguezal, que abrangem em sua maioria, porções de vegetação primária ou secundária em estágio final de regeneração.

Em sua maioria, os manguezais protegidos pela APA Guapimirim e pela EE da Guanabara representam um dos poucos remanescentes desse ecossistema que mantém certa integridade estrutural e funcional dentro da região da Baía da Guanabara. A macrofauna que interage com o solo na costa atlântica e manguezais pode ser representada por aves forrageiras, pequenos mamíferos, caranguejos, siris, diversos répteis, anfíbios e invertebrados.

A diversidade de flora e fauna da região é apresentada em detalhes nos planos de manejo e gestão da EE da Guanabara (Pedreira et al., 2009), Parque Nacional da Serra dos Órgãos (ICMBio, 2008), Parque Estadual dos Três Picos (INEA, 2013), APA de Macacu (IBIO, 2009). No tangente a biologia do solo, informações sobre a diversidade de fungos e bactérias na área de estudo não é facilmente encontrada na bibliografia, no entanto sabe-se que são os principais representantes na microfauna do solo e que possuem função elementar para diversos processos eco-fisiológicos e de ciclagem de nutrientes. Líquens são facilmente encontrados colonizando cascas de árvores e rochas nos sub-bosques das matas.

A bacia hidrográfica abrange algumas áreas de preservação de relevância para o Estado do Rio de Janeiro, como a APA de Guapimirim, APA de Macacu e parte do Parque Estadual dos Três Picos. As formações de campos de altitude são típicas de ambiente montanhoso e altimontanos, onde também ocorre associada a formações florestais de florestas ombrófilas densas e de maior porte (IBGE, 1991). A Tabela 3 apresenta algumas informações relevantes sobre as principais formações vegetais encontradas nas unidades de conservação (UC).

Tabela 3. Unidades de conservação na bacia do rio Guapi-Macacu

Unidade de Conservação	Área		Classificação da Vegetação Original**	Principais rios nas unidades de conservação
	(ha)	(%)*		
APA de Guapimirim	13.825	100	Vegetação sob influência fluvio-marinha (manguezal)	Foz dos rios Suruí, Suruí-Mirim, Iriri, Guapi, Guaraf, Caceribu, Guaxindiba/ Alcântara
APA de Macacu	24.500	100	Floresta Ombrófila Densa Aluvial (mata ciliar)	Rios Macacu e Guapi-Açu
Parque Estadual dos Três Picos	46.350	53	Floresta Ombrófila Densa Submontana, Montana e Alto-Montana	Rio Macacu e tributários do rio Guapi-Açu

*Porcentagem da área da unidade inclusa na bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu

**A classificação da vegetação original está de acordo com IBGE (1991)

O mapa de uso e cobertura do solo da bacia hidrográfica (Figura 8) foi adaptado de Embrapa (2009) e divide as áreas segundo o uso atual e a cobertura vegetal, nas seguintes classes: afloramento rochoso, área agrícola, campo de altitude e inundável, mangue, pastagem, solo exposto, vegetação em estágio de regeneração inicial, médio e avançado e área urbana. Grande parte da área é utilizada para atividade pecuária. Embora o uso do solo para pastagem seja extensivo, os remanescentes florestais existentes e matas secundárias em diferentes estágios de regeneração representam 48,84% da área total da bacia. As áreas de produção agrícola estão concentradas ao longo de rodovias e das principais drenagens da bacia, em locais de mais fácil acesso, e as baixadas são comumente cultivadas com olerícolas e tubérculos (Pedreira et al., 2009). Neste estudo os autores também constataram o uso de terras para fruticultura e plantio de côco.

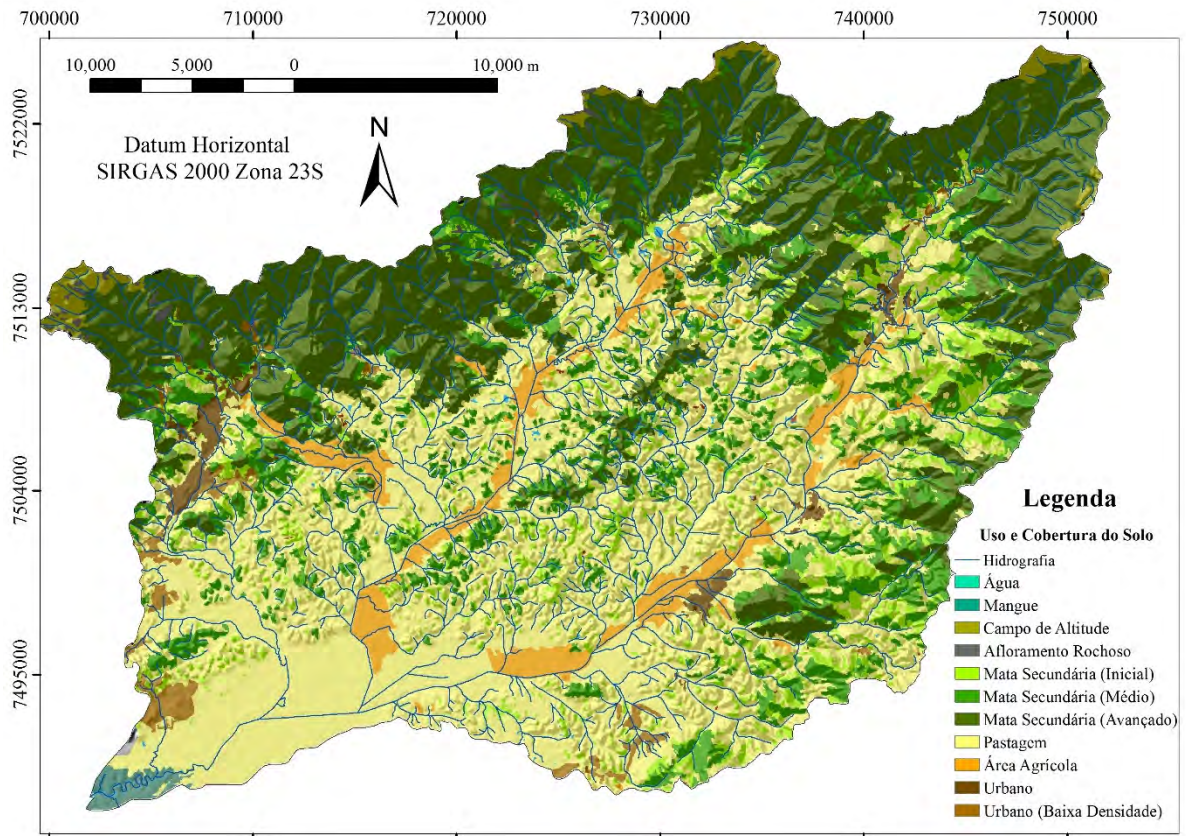


Figura 8. Mapa dos tipos de uso do solo para a bacia hidrográfica do rio Guapi-Macau (adaptado de Embrapa, 2009)

c) Material de origem e tempo

A região estudada ocupa a parte central do Gráben Guanabara e foi formada por diversas seqüências deposicionais a partir dos eventos tectônicos no início do Terciário, que desencadearam a implantação do Gráben Guanabara. Sendo assim a bacia de Macacu é composta pela Formação Macacu, capeada por depósitos marinhos, flúvio-marinhos e colúvio-aluvionares, representados pelos Sedimentos Quaternários oriundos das unidades litológicas adjacentes, retrabalhados por processos deposicionais relativamente recentes (Projeto Macacu, 2010).

Os estudos de Ferrari (2001) sobre a evolução e conseqüências dos eventos geológicos que deram origem ao Gráben Guanabara, a partir de evidências sedimentares das formações Macacu e São José do Itaboraí, descrevem as características dos eventos deposicionais na paisagem, variando de leques aluvionares a depósitos fluviais e lacustres, com presença de conglomerados, junto às fácies sedimentares da Formação Macacu. Alguns autores estimam a espessura do pacote sedimentar da ordem de 100 metros até atingir o embasamento cristalino, este composto por paragneisses e rochas alcalinas (Projeto Macacu, 2010; CPRM, 2001; Dantas, 2000). As feições estruturais dos sedimentos se devem a um curto transporte, seguido por retrabalhamento (Projeto RADAMBRASIL, 1983). O Serviço Geológico do Brasil (CPRM, 2001), subdivide a região da bacia hidrográfica em dois dos três domínios que envolvem Estado do Rio de Janeiro: o Domínio Juiz de Fora/Paraíba do Sul e o Domínio Serra do Mar.

O Domínio Juiz de Fora/Paraíba do Sul ocupa faixa com orientação nordeste na porção central da área de estudo, sendo constituído por rochas do Complexo Paraíba do Sul, de idade mesoproterozóica. O Domínio Serra do Mar ocupa a região centro-oriental do estado

correspondendo geograficamente à microplaca da Serra do Mar, composta por sucessão de arcos magmáticos referentes a diversos corpos granitóides de composição variando de granítica, granodiorítica a tonalítica, representadas pelo Complexo Rio Negro, Suíte Serra dos Órgãos, entre outras.

A bibliografia consultada indicou a predominância das seguintes unidades litológicas na região em estudo: Unidade Santo Eduardo, Unidade Rio Negro, Granito Nova Friburgo, Rochas Alcalinas, Formação Macacu, Sedimentos Paludais, Sedimentos Marinheiros, Sedimentos Litorâneos e Sedimentos Fluviais (DRM 1979, 1980a, 1980b, 1980c, 1981a, 1981b, 1984). A Figura 9 apresenta o mapa das unidades litológicas da área em estudo.

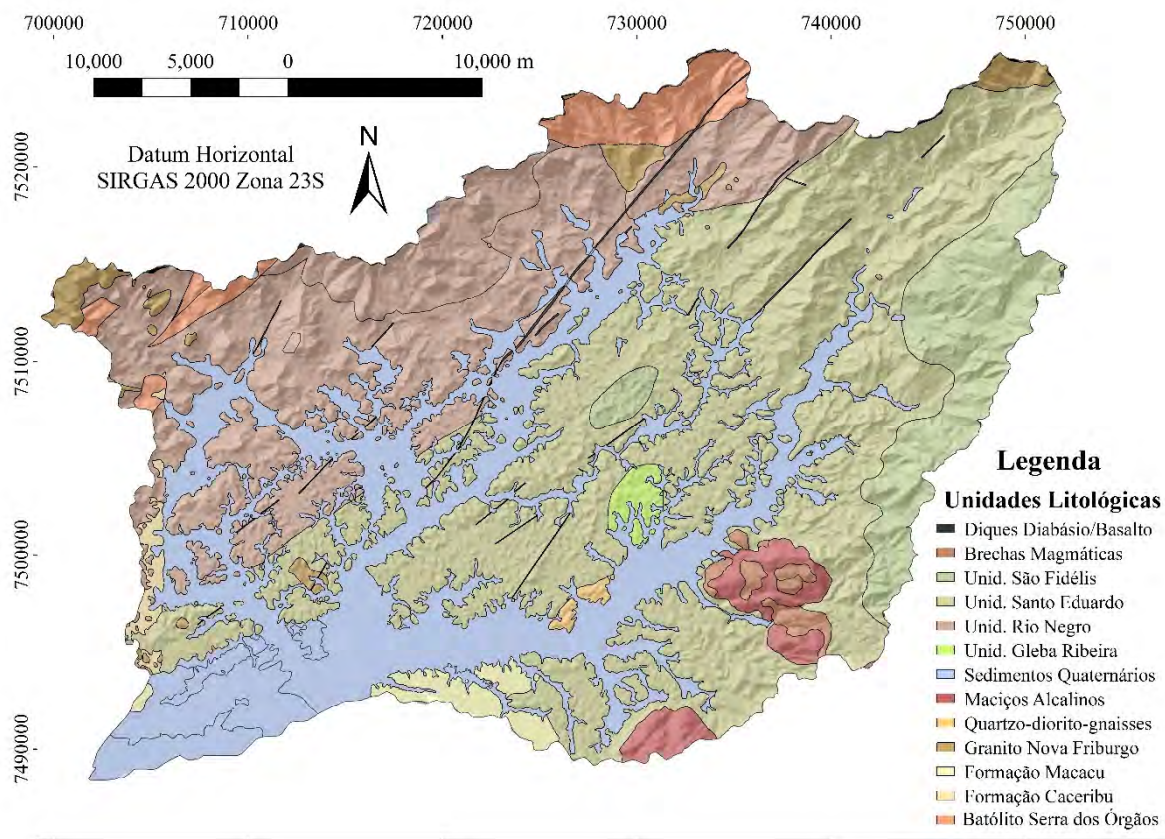


Figura 9. Mapa das unidades litológicas da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (Fonte: compilado a partir das cartas do DRM, em escala 1: 50.000)

O Complexo Rio Negro engloba as Unidades Santo Aleixo e Binger (Penha et al., 1979), que para os fins deste estudo, serão tratadas como Unidade Rio Negro. A referida Unidade Geológica apresenta grande expressividade de área na bacia estudada e ocorre na porção norte e parte central, com direção NE-SW, relacionada com as unidades geomorfológicas Escarpas Serranas, Maciços Costeiros e Interioranos. Esta unidade é constituída por migmatitos variegados, com paleosoma de biotita-gnaiss, anfíblio-gnaiss e neosoma de rocha granitóide com granulometria fina a média contendo muscovita.

Associada a Unidade Rio Negro na porção norte da bacia está a unidade caracterizada como Batólito Serra dos Órgãos formada por Leucogranito e Granito/Granodiorito e em alguns pontos por migmatitos básicos. Formada por rochas granitóides de estrutura homófona e fluidal de composição quartzodiorítica a granítica a Unidade Granito Nova Friburgo está presente principalmente nas Escarpas Serranas na parte norte da bacia, constituindo maciços.

A Unidade Santo Eduardo está localizada principalmente na porção Leste e Sul da área, formando uma faixa de direção NE-SO, constituída por gnaisses, predominantemente do tipo biotita-gnaisse, com textura variada e estrutura bandeada, com inclusões de granada. É possível a ocorrência de faixas de anfibólio-gnaisse e anfibolitos, e pequenos corpos (*boudins*) de anfibolitos e de rochas calcossilicáticas, podendo favorecer o aparecimento de inclusões de tipos de solos distintos da classe predominante em unidades de mapeamento localizadas sobre tais tipos litológicos. Esta unidade possui contato na parte leste com a Unidade São Fidélis, e na parte central com a Unidade Gleba Ribeira, de mineralogia de caráter máfico, além de apresentar inclusão de quartzo-diorito-gnaisses (Penha et al., 1979).

Todas estas seqüências de rochas pré-cambrianas e cambrianas foram injetadas por diques de rochas básicas, como Microbrechas magmáticas de matriz fonolítica, Microgabro e Diques de diabásio/basalto. Estas rochas são referentes ao magmatismo básico do Mesozóico, correlacionado ao episódio de abertura do Atlântico Sul. Importantes corpos intrusivos de Rochas Alcalinas ocorrem na porção centro-leste da área e estão relacionados com o magmatismo Meso-Cenozóico correspondente final do episódio supracitado. As rochas são constituídas predominantemente por sienitos e nefelina-sienitos, com destaque para o Complexo Alcalino de Rio Bonito que engloba três corpos (Rio Bonito, Soarinho e Tanguá). Brechas magmáticas com matriz de traquito e/ou fonolito também são encontradas associadas com estes corpos de Rochas Alcalinas.

Na porção oeste limítrofe com a Baía de Guanabara ocorre uma série de ambientes de sedimentação quaternária, associados aos sistemas deposicionais de origem continental e transicional/marinho. Este conjunto faz contato com rochas do embasamento, principalmente, das Unidades Rio Negro, Santo Eduardo e com a Formação Macacu.

As coberturas cenozóicas relacionadas com a Formação Macacu são expressivas na porção central e leste. A Formação Macacu é formada por uma sucessão de lentes de cascalhos finos e angulosos, em camadas pouco espessas de sedimentos predominantemente arenosos, arredondados e pouco consolidados, de idade plio-pleistocênica. Esses sedimentos são intercalados com materiais arenosos ou areno-argilosos compondo camadas ricas em fragmentos de feldspatos, podendo apresentar predominância sobre o quartzo quando associado com transporte de regolitos pouco intemperizados, durante evento tectônico com movimentação de blocos no terciário (Projeto RADAMBRASIL, 1983). Estes depósitos aparecem de forma descontínua, relacionados às formações aluviais do baixo e médio curso dos rios da bacia e das Planícies Flúvio-Marinhas, possuem textura areno-silto-argilosa e níveis de cascalheiras associados aos depósitos de talús, sedimentos lacustres e manguezais (Ecologus-Agrar, 2003). As camadas de materiais argilo-arenosos marcadas por linhas de quartzo anguloso, sugerem que a deposição foi ligada a fluido de alta densidade, enquanto que a deposição de materiais argilo-sílticos demonstra ambientes de baixa energia e transporte em suspensão (Projeto Macacu, 2010).

Os Sedimentos Quaternários englobam diferentes tipos de materiais, sendo reflexos da posição dentro da bacia. Estes são divididos em Sedimentos Paludais, Sedimentos Litorâneos e Sedimentos Fluviais. Os Sedimentos Paludais são depósitos de turfa de coloração acastanhada a negra, localizados nas bordas da Baía de Guanabara e com forte influência marinha (manguezais). Os Sedimentos Marinhos compreendem argilas e argilas arenosas de caráter marinho de fundo de baía. Os Sedimentos Litorâneos são formados por areias quartzosas de coloração esbranquiçada, podendo conter traços de feldspatos (CPRM, 2001).

Mais expressivos nas bacias estudadas são os Sedimentos Fluviais caracterizados por formação de areias quartzosas e feldspáticas com estratificações cruzadas de origem nos canais fluviais, exibem cores esbranquiçadas, amareladas, acastanhadas, acinzentadas e azuladas, geralmente com matriz argilosa a siltosa que podem conter mica e traços de máficos, com granulometria fina a conglomerática. A matriz de argilas e siltes micáceos, em

geral mal selecionados com grãos angulares a subangulares de origem aluvial, podendo apresentar coloração cinzenta, amarelada ou azulada de planície de inundação. Outras unidades (Cassorotiba, Tinguí, São Fidélis, Gleba Ribeira), têm pouca expressão na área.

No que tange à água subterrânea, as bacias em questão estão inclusas em dois tipos de províncias hidrogeológicas (Bacias Costeiras, e áreas de Recarga de Rochas Duras), com vazões específicas consideradas como média a baixa, com valores entre 0,1 a 0,5 m³/h/m e 0,5 e 3,0 m³/h/m de rebaixamento, respectivamente (Capucci, 1988).

A hidrogeologia do Estado do Rio de Janeiro reconhece a existência de dois grandes sistemas aquíferos, o fissural e o poroso, sendo que o primeiro abrange 80% do estado. O segundo tipo corresponde aos aquíferos porosos, que ocorrem na região em estudo. Este sistema aquífero, poroso semiconfinado a livre, corresponde aos sedimentos permeáveis e depósitos aluviais e marinhos, que se distribuem nas bacias principais (Campos, Macacu e Resende e planícies aluviais e litorâneas).

O fator tempo é representado nesse estudo de maneira indireta, uma vez que o dinamismo desta variável é difícil de representar em um formato estático. Embora seja possível associar as unidades litológicas aos respectivos eventos que deram origem, sendo assim uma medida indireta do início da formação dos solos autóctones. Uma outra forma de representar a evolução dos solos, ou seja, avaliar o tempo para expressão dos processos pedogenéticos consiste na interpretação dos mapas obtidos por sensoriamento remoto para representar o índice *Clay Minerals* e *Iron Oxides*. De uma forma geral, a presença de óxidos de ferro em maior teor pode indiretamente indicar o processo de intemperização dos minerais silicatados oriundos da rocha mãe.

d) Relevô

O Sistema de Relevô Agradacional é representado pelas Planícies Aluviais, terrenos com declives suaves, compostos por leques alúvio colúviais, terraços flúviais e/ou planícies de inundação na transição para os canais principais para Planícies Colúvio-Alúvio-Marinhas. Os terrenos muito mal drenados ocorrem na transição dessas planícies com Sistema Depositional Costeiro Marinho, condicionando canais meandantes influenciados pelas marés, na porção distal da bacia. Nas planícies de inundação, os sedimentos compreendem argilas e siltes micáceos com estratificação cruzada, de canais flúviais, com depósitos aluvionares.

O terço médio dos rios Macacu e Guapi-Mirim, formam extensa planície aluvionar onde predominam relevos suaves na maior extensão do percurso, com colinas ou tabuleiros delimitando a planície de inundação (Projeto Macacu, 2010). A porção mediana da bacia dos rios Macacu, Aldeia, Caceribu e Iguá, com pouca amplitude topográfica (menor que 50 metros) e baixa densidade de drenagem, apresenta declives suaves a ondulados e solos com sedimentação de colúvio e alúvio, provenientes dos Tabuleiros da Formação Macacu dissecados pelos rios (Projeto Macacu, 2010).

A montante dos tabuleiros tem-se o domínio Suave Colinoso, com densidade de drenagem de média a baixa, pouca amplitude topográfica (até 100 metros), declive suave e solos colúviais e aluviais. Entremendo a baixada no relevô de degradação, no domínio de Colinas Isoladas, ocorrem solos com sedimentação de colúvio e eventuais vales onde a drenagem é imperfeita (Ecologus-Agrar, 2003).

Na porção proximal destes rios, ocorre relevô montanhoso e extremamente acidentado relacionado aos Maciços Costeiros, com densidade alta de drenagem e amplitude topográfica superior a 300 metros, assim como o declive condicionando solos rasos com afloramento de rocha e depósitos de talús e colúvio. Colinas Dissecadas e Morros Baixos ocorrem associados ao alto curso dos rios dos Duques e Tanguá, com densidade de drenagem de média a alta e amplitudes topográficas de 100 e 200 metros, condicionando declives suaves a moderados e

solos sobre sedimentos coluviais e aluviais (Projeto Macacu, 2010). A Figura 10 apresenta o mapa dos compartimentos geomorfológicos da bacia hidrográfica (Dantas, 2000).

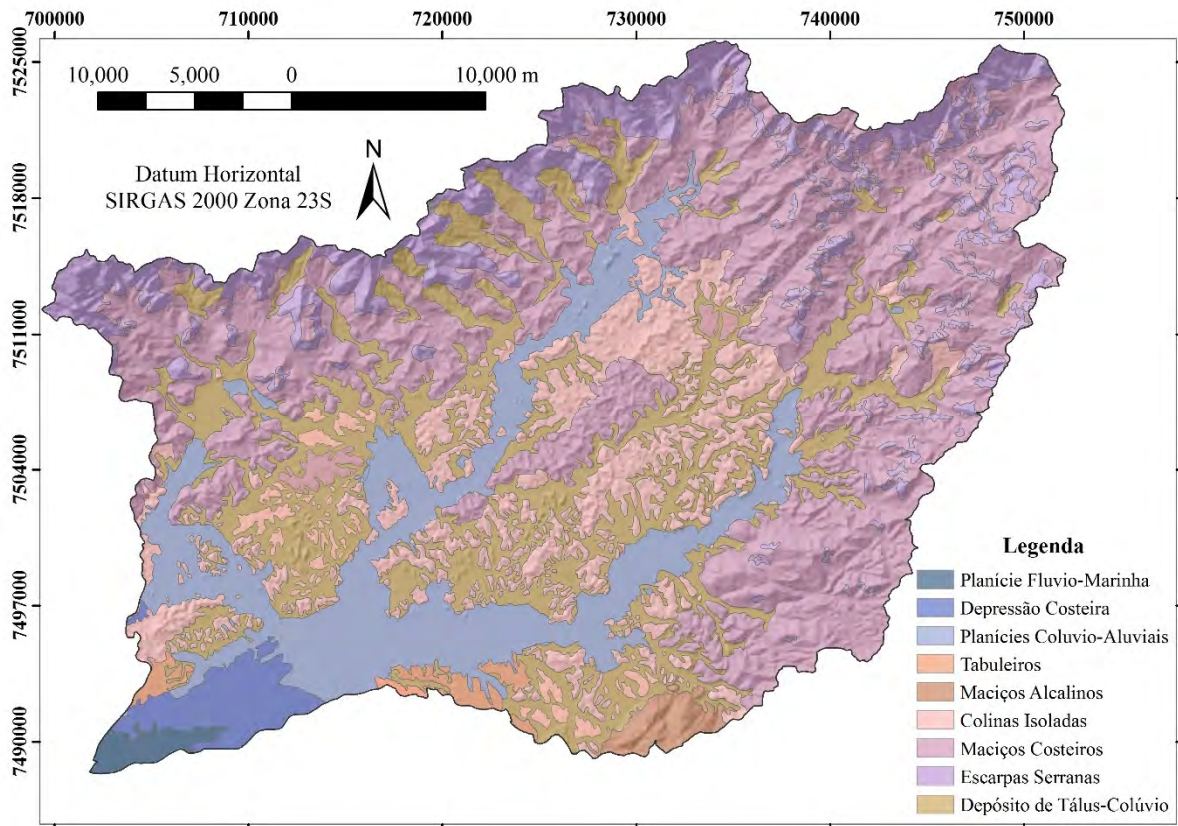


Figura 10. Mapa da geomorfologia da bacia hidrográfica. Fonte: adaptado de Dantas (2000), em escala original 1: 250.000

e) Mapa de Solos (Levantamento Estadual)

De acordo com o mapa de solos adaptado do Levantamento de Reconhecimento de Baixa Intensidade dos Solos do Estado do Rio de Janeiro (Carvalho Filho et al., 2003), observa-se dominância das classes dos LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS e CAMBISSOLOS HÁPLICOS. A primeira classe predomina na parte central da bacia, no domínio geomorfológico de colinas e morrotes, e a segunda nas áreas de escarpas serranas, juntamente com os NEOSSOLOS LITÓLICOS e afloramentos de rocha. Os ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS têm ocorrência restrita na parte sul-sudeste da bacia hidrográfica, ligada aos maciços alcalinos e brechas magmáticas. Os ARGISSOLOS AMARELOS possuem pouca expressão na área e encontram-se sob áreas urbanizadas, assim como parte dos PLANOSSOLOS HÁPLICOS.

Nas áreas rebaixadas da bacia hidrográfica, ocorrem os tipos pedogenéticos influenciados por processos hidromórficos, como os NEOSSOLOS FLÚVICOS e GLEISSOLOS. Os primeiros ocorrem predominantemente nos limiares dos principais drenos (rios Macacu e Guapi-Açu) em relevo plano, em sua maioria sendo intensamente utilizados para agricultura. A outra classe de solos hidromórficos contempla os GLEISSOLOS HÁPLICOS, MELÂNICOS e TIOMÓRFICOS. Os GLEISSOLOS HÁPLICOS e MELÂNICOS estão localizados na parte central-sul da bacia e são usados predominantemente para pastagem. Já os GLEISSOLOS TIOMÓRFICOS ocorrem próximos

à foz da bacia, no entorno da Baía de Guanabara, associado aos ORGANOSSOLOS e GLEISSOLOS SÁLICOS, ambos sob vegetação de mangue, tolerante às limitações ambientais destes locais. Tais solos, embora impróprios para desenvolvimento urbano, são colonizados por população de baixa renda devido à expansão das cidades do entorno da baía.

A caracterização dos solos da bacia teve como base para conhecimento prévio, o trabalho de Carvalho Filho et al. (2003) para o Estado do Rio de Janeiro (escala 1: 250.000). Foi realizada a vetorização do mapa original e identificação das unidades de mapeamento através das ferramentas de edição do ArcGIS Desktop v.10. A Figura 11 apresenta o mapa de solos da bacia hidrográfica adaptado do levantamento pedológico estadual para as dimensões da área de estudo.

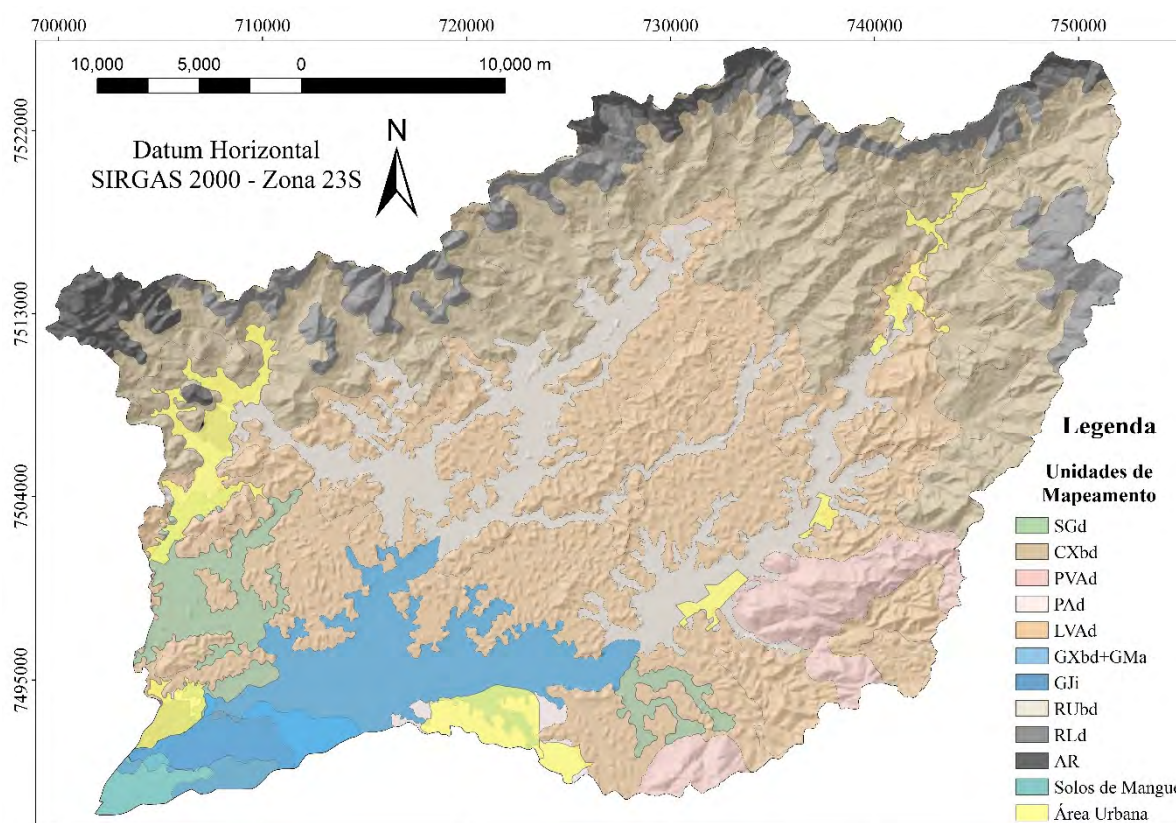


Figura 11. Mapa de solos da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, RJ (Fonte: adaptado de Carvalho Filho et al., 2003 - escala 1: 250.000)

A classificação dos solos respeitou a utilizada pelos autores (Embrapa, 1999), portanto a simbologia utilizada na legenda corresponde às classes de solo no respectivo sistema de classificação. No entanto, para fins comparativos e validação dos resultados finais deste estudo (Capítulo IV-MDS: Classes de Solo), a classificação taxonômica foi adaptada para o sistema atualmente utilizado (Santos et al. 2013), conforme apresentado na Tabela 4, a seguir:

Tabela 4. Correspondência entre os sistemas de classificação de solos Embrapa (1999) e Santos et al. (2013) para as unidades que ocorrem na área de estudo

SiBCS (1999)		SiBCS (2013)	
SGd	PLANOSSOLO HIDROMÓRFICO Distrófico	SXd	PLANOSSOLO HÁPLICO
RUbd	NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico	RYbd	NEOSSOLO FLÚVICO
PVAd	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico	idem	idem
PAd	ARGISSOLO AMARELO Distrófico	idem	idem

SiBCS (1999)		SiBCS (2013)	
LVAd	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico	idem	idem
RLd	NEOSSOLO LITÓLICO Distrófico	idem	idem
GXbd + GMa	GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico + GLEISSOLO MELÂNICO Aluminico	idem	idem
GJi	GLEISSOLO TIOMÓRFICO Hístico		GLEISSOLO TIOMÓRFICO Húmico
CXbd	CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico	idem	idem
SM	SOLOS INDISCRIMINADOS DE MANGUE	----	----
AR	AFLORAMENTO DE ROCHAS	----	----

3.4.3. Ambiente de Análise Espacial dos Dados

O suporte técnico na forma de material de informática (computadores, impressoras, *scanners*, entre outros) e programas de computação (*softwares* privados) contou com o apoio do Laboratório de Geo-Informação da Embrapa Solos, Laboratório de Gênese e Classificação do Solo do Instituto de Agronomia da UFRRJ e da *Purdue University* (Indiana, EUA). Os procedimentos de caracterização da área e predição de classes de solos foram realizados principalmente através dos seguintes programas e extensões, a saber:

O SIG utilizado foi o ArcGIS e ArcINFO Desktop v.10 com a extensão “Spatial Analyst Tools”. Adicionalmente, a conversão e compatibilização de dados, derivação de variáveis do terreno e análises de padrões da paisagem (*LayerStack*), contaram com auxílio do programa ERDAS Imagine v. 9.1 (ERDAS Systems).

A maioria dos *softwares* de geoprocessamento e análise de dados georreferenciados adotam como formato de entrada (*input*) de dados contínuos o formato de tabela (xls, dbf) ou texto separado por ponto ou tabulação (csv), ou ainda em formato texto (ascii) compatível com os programas utilizados neste estudo.

3.4.4. Atributos do Terreno Usados na Caracterização Pedológica e Pedométrica

Os processos e fenômenos que ocorrem dentro de uma bacia são controlados pelo formato de sua superfície, assim durante estudos ambientais é de suma importância a qualidade dos modelos de representação. Principalmente, os componentes da paisagem relacionados à gênese e formação dos solos, já que a distribuição dos solos em uma área reflete a influência das combinações microclimáticas, relevo e processos geológicos (Birkeland, 1984), sendo uma boa referência para o estudo da distribuição dos solos na paisagem. A caracterização morfométrica de uma bacia hidrográfica é um procedimento que pode ser utilizado para esclarecer questões e compreensão da dinâmica ambiental local e regional.

Almeja-se neste estudo estudar as relações solo-paisagem para a caracterização pedológica e pedométrica, utilizando como base modelos que representam variáveis do terreno importantes para o entendimento dos processos pedogenéticos, de acordo com Jenny (1941). As variáveis ambientais são apresentadas de acordo com os fatores de formação na Tabela 5.

Tabela 5. Fatores de formação dos solos e variáveis ambientais correspondentes.

Fatores de Formação	Variáveis Ambientais	Implicações na Pedogênese
Organismos	NDVI	Vegetação, comportamento hidrológico.
Clima	Radiação Solar, Parâmetros Climatológicos, Aspecto.	Intemperismo, umidade do solo, energia solar incidente
Relevo	Elevação, Declividade, Curvatura, Índice Topográfico Composto e Distância Euclidiana, Sistemas de Relevo, Formas da paisagem	Intemperismo, variações climáticas, umidade do solo, atividade biológica
Material de Origem e Tempo	Unidades Litológicas, Sistemas de Relevo, <i>Clay Minerals</i> , <i>Iron Oxides</i>	Produtos do intemperismo, natureza mineral, susceptibilidade à erosão.

*adaptado de McKenzie & Ryan (1999), Chagas (2006) e Pinheiro (2012)

O tempo como fator de formação dos solos está diretamente ligado com a velocidade em que o intemperismo ocorre. O tempo, como resultante da ação do clima sobre a litologia, foi representado neste estudo através dos mapas de geologia (unidades com diferentes tempos geológicos), geomorfologia (modelados resultantes da evolução do relevo no tempo), e dos índices *Clay Minerals* e *Iron Oxides*, que representam a presença de minerais de argila e óxidos, produtos do intemperismo, indicando o grau de desenvolvimento e evolução de determinado solo (autóctones, primordialmente).

- **Atributos derivados do MDE**

A seguir estão sumarizados os atributos do terreno obtidos a partir do modelo digital de elevação hidrologicamente consistente:

- a) Altimetria**

O mapa que representa a altimetria da área corresponde ao MDE, que é representado por uma grade regular (formato matricial) com tamanho de célula pré-definido, cujo valor corresponde à cota do local. A grade que representa a variação da altimetria da área foi definida em 30 m de resolução espacial, após avaliações quanto à qualidade dos produtos derivados do MDE e compatibilidade com outras fontes de informação, como por exemplo, imagens do satélite Landsat.

Para a elaboração do modelo digital de elevação da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, importante etapa para subsidiar a escolha dos locais para descrição e coleta dos perfis de solos, foi utilizada a base cartográfica digital no formato vetorial do IBGE (IBGE, 1971, 1974, 1979a, 1979b, 1983 e BRASIL, 1997), com curvas de nível com 20 metros de equidistância, pontos cotados, mapa de hidrografia e mapa de estradas e vias de acesso, todos em sistema de projeção Universal Transversa de Mercator (UTM), na escala de 1: 50.000 e datum horizontal Córrego Alegre, Zona 23S. Para melhorar a qualidade do modelo, nas áreas de cotas inferiores a 20 metros, foram incluídos pontos cotados provenientes do modelo de elevação digital fornecido pelo projeto SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), com resolução de 30 metros obtidos gratuitamente em: <http://edc.usgs.gov/products/elevation/srtm>. A interpolação foi restrita ao limite da bacia hidrográfica.

O modelo digital de elevação foi gerado no programa ArcGIS Desktop v.10 utilizando-se a ferramenta “TopoRaster”, que emprega um método de interpolação desenvolvido especialmente para a criação de modelos digitais de elevação hidrologicamente consistentes (ESRI, 2010). Primeiramente, os modelos foram analisados quanto à sua qualidade e

adequação da resolução espacial seguindo os procedimentos descritos por Hutchinson & Gallant (2000). A última etapa consistiu na correção de erros observados como lacunas de informação, que geram inconsistências nos modelos, desta forma, diminuindo a ocorrência de células com valores negativos e depressões espúrias, e consequentemente, melhorando a qualidade do modelo.

As depressões espúrias dos modelos foram eliminadas por um pós-processamento envolvendo: (a) a identificação das depressões; (b) a criação de dado no formato matricial com informação sobre a área de contribuição das depressões, utilizando a ferramenta “Watershed”; (c) a criação de dado no formato matricial com informação sobre o valor de elevação da borda da depressão (máxima elevação), utilizando o comando “Zonalfill”, e preenchimento das depressões com este valor de depressão. Este último procedimento é iterativo e foi realizado até a eliminação de todas as depressões espúrias, conforme descrito por Ribeiro (2003). Ao final deste procedimento obtém-se um MDE corrigido e hidrologicamente consistente sendo este o modelo utilizado para representação da altimetria e derivação dos atributos do terreno importantes para entendimento dos mecanismos e fatores atuantes na gênese dos solos da área de estudo. Os procedimentos adotados para a seleção do MDE são descritos detalhadamente em Pinheiro et al. (2012). A Figura 12 mostra o modelo digital de elevação que representa as classes de altimetria da bacia hidrográfica.

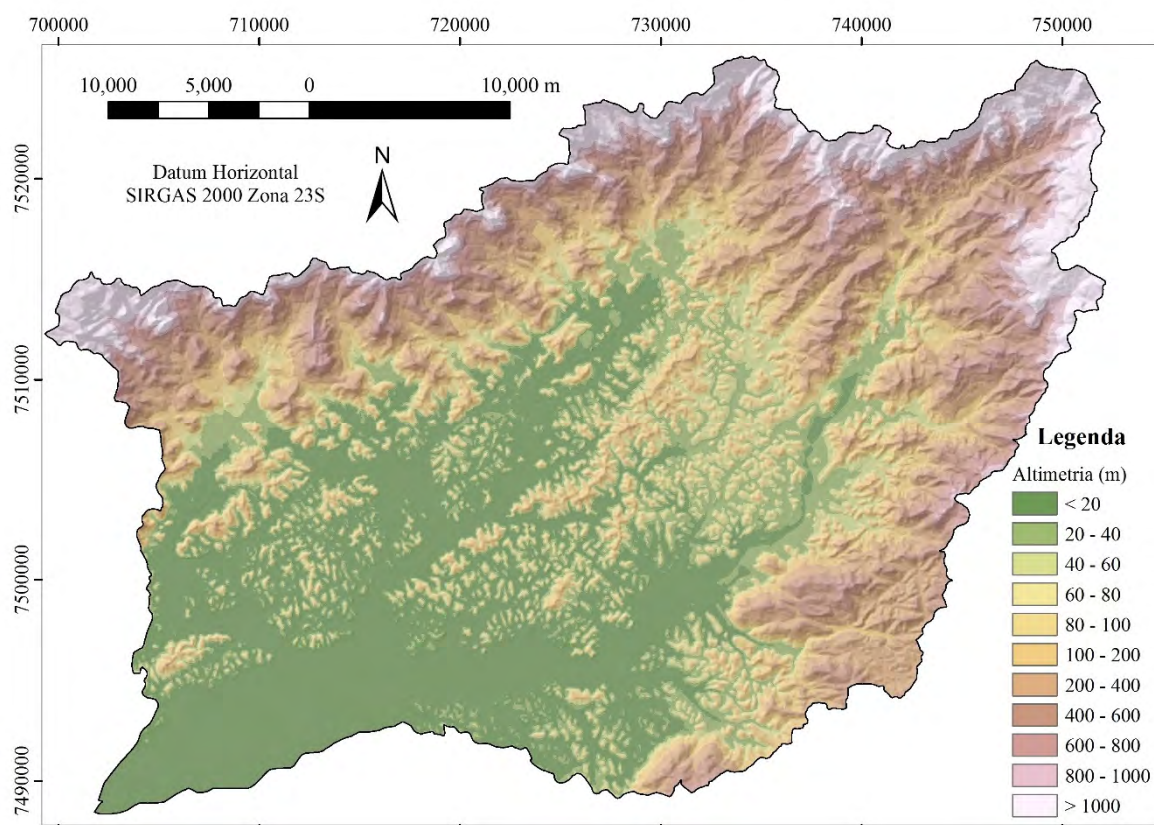


Figura 12. Representação da altimetria da bacia hidrográfica em classes.

b) Declividade

A declividade é a expressão do potencial de movimento de massa, velocidade do fluxo de água e outros agentes erosivos. Por essa razão, merece destaque entre os atributos topográficos utilizados no MDS, devido à influência direta na pedogênese, condicionando o

teor de água que um solo pode conter, o potencial de erosão ou deposição, entre outros processos fundamentais (Gallant e Wilson, 2000).

O declive representa a taxa máxima de mudança no valor de uma célula em relação às células vizinhas, calculado a partir da primeira derivada direcional em x e y, gerada pelo modelo de elevação. Usualmente é expressa em porcentagem, mas pode ser apresentada em graus. Uma das limitações em se calcular a distância de declive, a partir do MDE, consiste na baixa resolução na qual os modelos são gerados, onde pequenas feições com escoamento mais lento são perdidas. Nesse sentido, maiores resoluções (menores que 30 m) permitem melhor acurácia na modelagem destes atributos (Hickey et al., 1994).

Diante da importância da declividade, como agente modelador e também resultante dos processos de formação das paisagens, este atributo é primordialmente usado para análise do terreno, sendo importante para verificar a coerência do MDE (Carvalho Júnior, 2005).

O mapa de declividade (Figura 13) foi derivado do modelo digital de elevação, elaborado pelo método do ajustamento da superfície, utilizando o módulo “Spatial Analyst Tools: Surface: Slope” do programa ArcGIS Desktop v.10. Detalhes sobre o algoritmo específico para o cálculo da declividade podem ser obtidos em Burrough (1986).

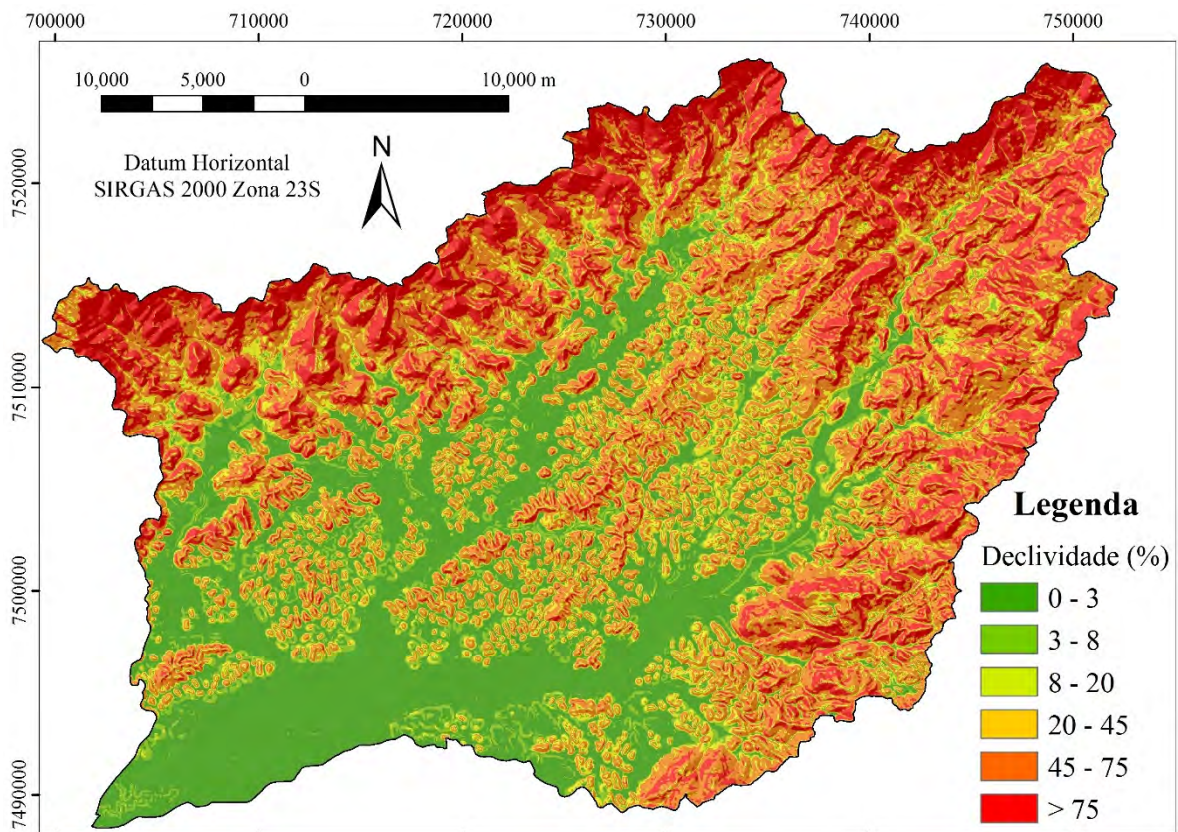


Figura 13. Modelo das classes de declividade para a bacia hidrográfica.

d) Curvatura (classificação da superfície em planar, côncava ou convexa)

A superfície de curvatura é gerada a partir de uma grade de altitude, o valor de uma célula (central) é calculado a partir de uma vizinhança de 3x3 células. Valores positivos representam superfície convexa, negativos uma superfície côncava e valores iguais ou próximos a zero indicam superfícies planares. Valores medianos para áreas de relevo moderado variam de -0,5 a 0,5, porém em áreas de relevo movimentado podem variar entre -4 e 4 (ESRI, 1994).

O processamento da curvatura, em função da grade de elevação gera duas grades, uma para perfil e outra para plano de curvatura, que auxiliam na interpretação das características morfológicas da paisagem como susceptibilidade à erosão, escoamento superficial e fluxo, entre outros (Hall e Olson, 1991). Tratando-se de geomorfologia de solos, a curvatura traduz o conceito de superfície geomórfica, que envolve um plano bidimensional (largura e comprimento), resultante de acontecimentos sucessivos no desenvolvimento paisagem no espaço e no tempo. Representa a forma resultante da evolução da paisagem, que pode ser construcional ou erosional; côncava ou convexa; plana, declivosa ou linear (Daniels e Hammer, 1992). Sua importância no estudo de solos deve-se à identificação de áreas propícias a remoção ou adição de sedimentos, através das combinações entre perfil e plano de curvatura (Hall e Olson, 1991; Carvalho Júnior, 2005).

A superfície de curvatura composta ou classificada diz respeito à combinação do perfil e do plano de curvatura, que podem ser côncavos, convexos ou planares. Esses parâmetros são muito importantes para os cálculos relativos ao fluxo da água e ambos os temas são gerados pela ferramenta de análises morfométricas. As superfícies de curvatura podem ser basicamente representadas por nove tipos de superfícies resultantes da combinação entre plano e perfil de curvatura, que para simplificação e melhor interpretação foram classificadas em três formas, conforme a Figura 14.

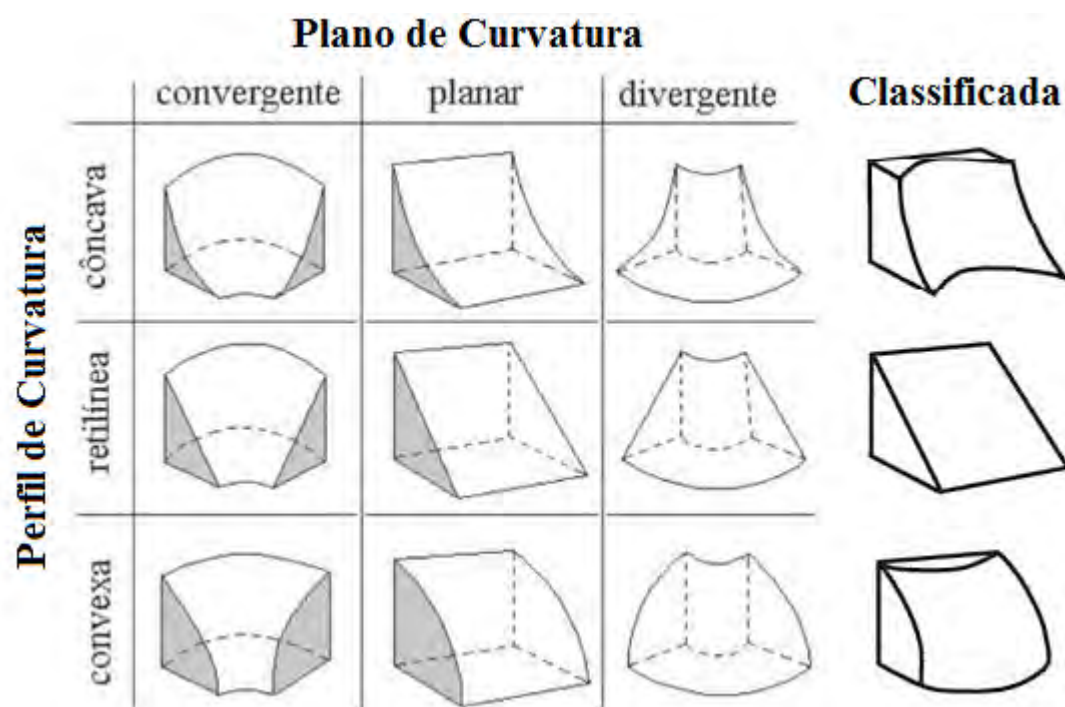


Figura 14. Esquema das superfícies de curvatura e classificação simplificada utilizada (adaptado de Dikau, 1990)

O modelo que representa as superfícies de curvatura foi gerado no módulo “Spatial Analyst Tools: Curvature”, do ArcGIS Desktop v.10.1, onde é possível obter opcionalmente as grades contínuas que representam o perfil e plano de curvatura, através das opções “Profile Curvature” e “Plan Curvature”, respectivamente. Para fins de simplificação do mapa contínuo e interpretação da influência das superfícies geomórficas que traduz a resultante da combinação entre os valores perfil e plano de curvatura, realizou-se a discretização do modelo em três classes: superfícies convexas (valores superiores a 0,05), superfícies planares (valores entre -0,05 e 0,05) e superfícies côncavas (valores inferiores a -0,05). Esta operação foi

realizada com a ferramenta “Reclassify” do módulo “Spatial Analyst Tools” do ArcGIS Desktop v.10.

Estudos anteriores, como Pinheiro (2012), Chagas (2006) e Carvalho Júnior (2005) utilizaram com sucesso a curvatura classificada na predição de classes de solos por abordagem de redes neurais artificiais. O mapa que representa a classificação da curvatura (três classes) é apresentado na Figura 15.

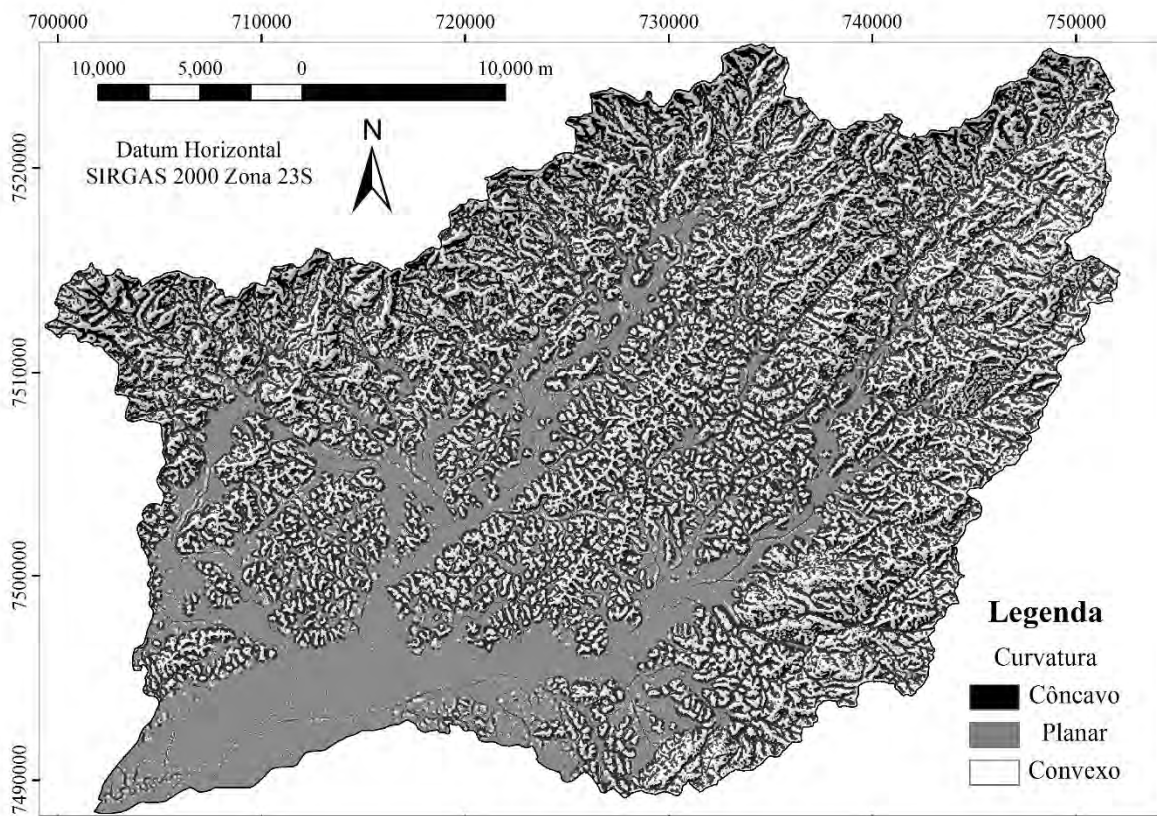


Figura 15. Mapa da superfície de curvatura classificada (côncavo, planar e convexo)

e) Índice topográfico composto (CTI)

O CTI é classificado como atributo topográfico secundário, definido em função da declividade e área de contribuição por unidade de largura ortogonal à direção do fluxo. A morfologia de um solo reflete diretamente as condições de umidade e da dinâmica do fluxo da água, presente ou pretérita. Sendo assim índices de umidade são de grande importância para compreensão dos processos pedogenéticos. O índice CTI é utilizado para caracterizar a distribuição espacial de zonas de saturação e teor de água no solo (Moore et al., 1991). Entretanto a aplicação deste índice em áreas planas pode não apresentar confiabilidade, uma vez que foi desenvolvido para ser utilizado em áreas declivosas, o que requer a necessidade de complementar o conjunto de co-variáveis utilizadas na predição de classes e atributos dos solos. O índice topográfico composto foi obtido a partir de sequência de comandos efetuados no módulo “grid” do Arc INFO v.10, de acordo com a equação (4):

$$CTI = \ln (As / \tan \beta) \quad (1)$$

Onde, As corresponde a área de contribuição específica, obtida através da razão entre a área de contribuição e a largura do fluxo, e β corresponde a declividade, expressa em radianos. O mapa gerado para representar o CTI é apresentado, em classes, na Figura 16.

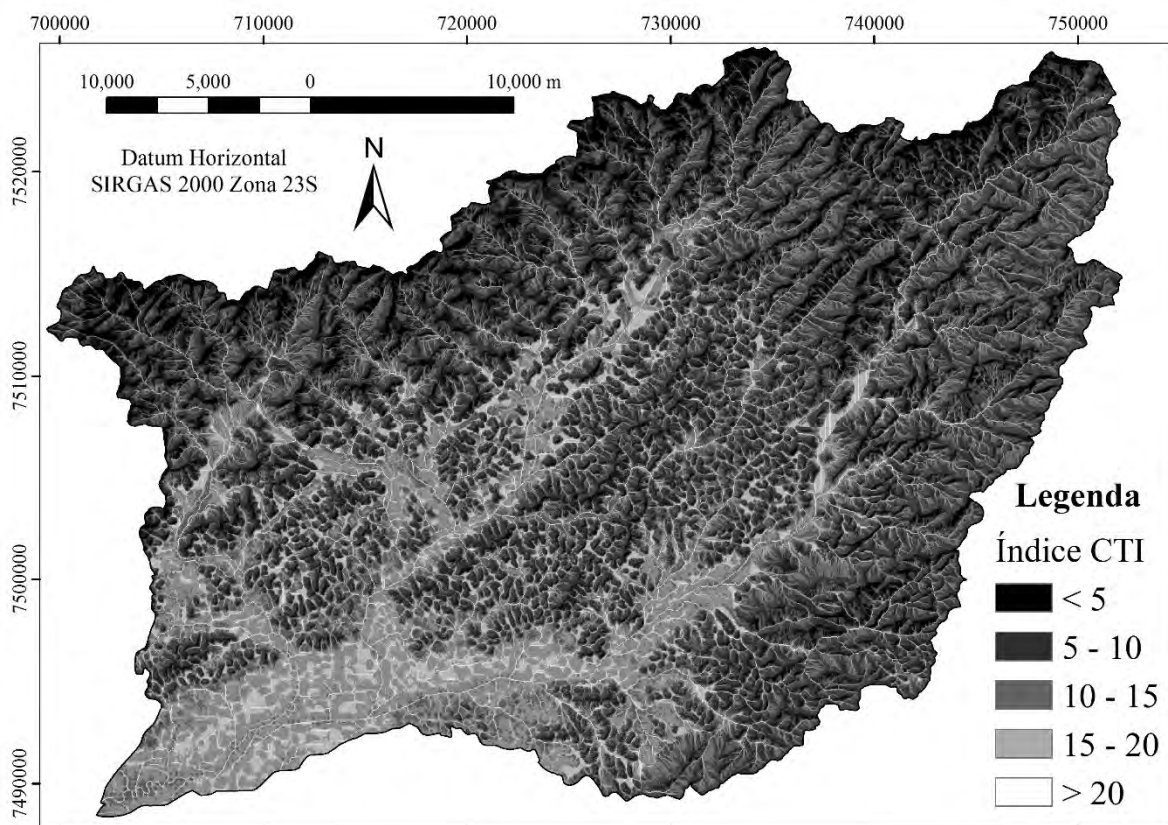


Figura 16. Modelo gerado para índice topográfico composto (CTI), apresentado em classes

f) Distância euclidiana da hidrografia

Descrita por uma função de linhas de distâncias diretas, que traduz a relação de cada célula com uma fonte ou conjunto de fontes. A grade, ou gride, que representa a distância euclidiana da hidrográfica mostra a distância de cada célula a célula mais próxima da rede de drenagem. A drenagem vetorial (fonte) é convertida em arquivo matricial contendo apenas as células de interesse, sendo as demais células atribuídas como *NoData*. O cálculo da distância euclidiana pode fornecer opcionalmente três grades, sendo a primeira e mais importante, utilizada neste estudo. Os dois temas opcionais identificam a fonte para a qual os valores foram calculados e o sentido da linha de distância (ESRI, 1994). O modelo matricial gerado contém a distância medida de cada célula a célula mais próxima da rede de drenagem. As unidades são referentes ao sistema de projeção utilizado, nesse caso, o cálculo é em metros e representa distância do centro da célula até o centro da célula fonte.

Quanto a importância deste tema para o estudo de solos, o cálculo da distância euclidiana possibilita caracterizar as áreas com maior influência da rede de drenagem, e/ou susceptíveis a inundações e alagamentos. Nesse sentido, torna-se possível identificar áreas que permanecem grande parte do ano saturadas por água. A Figura 17 exemplifica o esquema de cálculo do tema distância euclidiana da hidrografia.

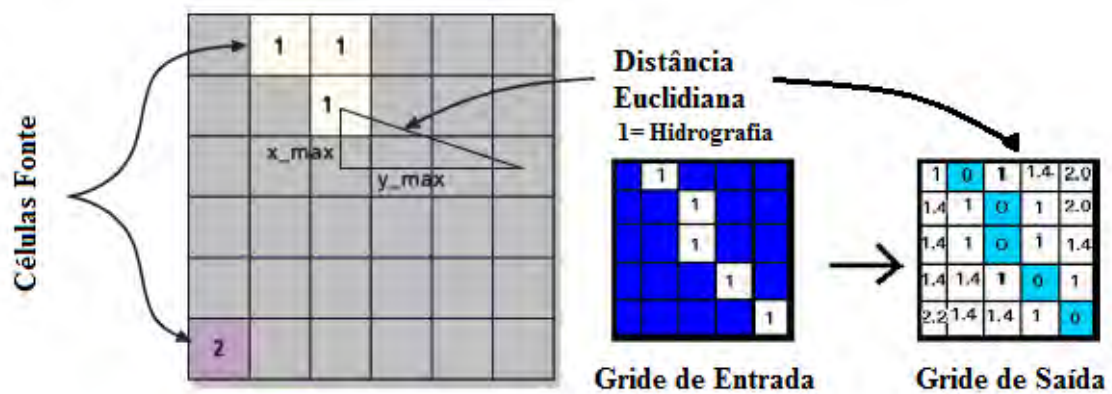


Figura 17. Esquema de cálculo e representação da distância euclidiana da hidrografia

A distância euclidiana da hidrografia foi calculada pela ferramenta “Distance” na opção “Euclidean distance” do ArcGIS Desktop v.10. O mapa resultante do cálculo da distância euclidiana da hidrografia é apresentado na Figura 18.

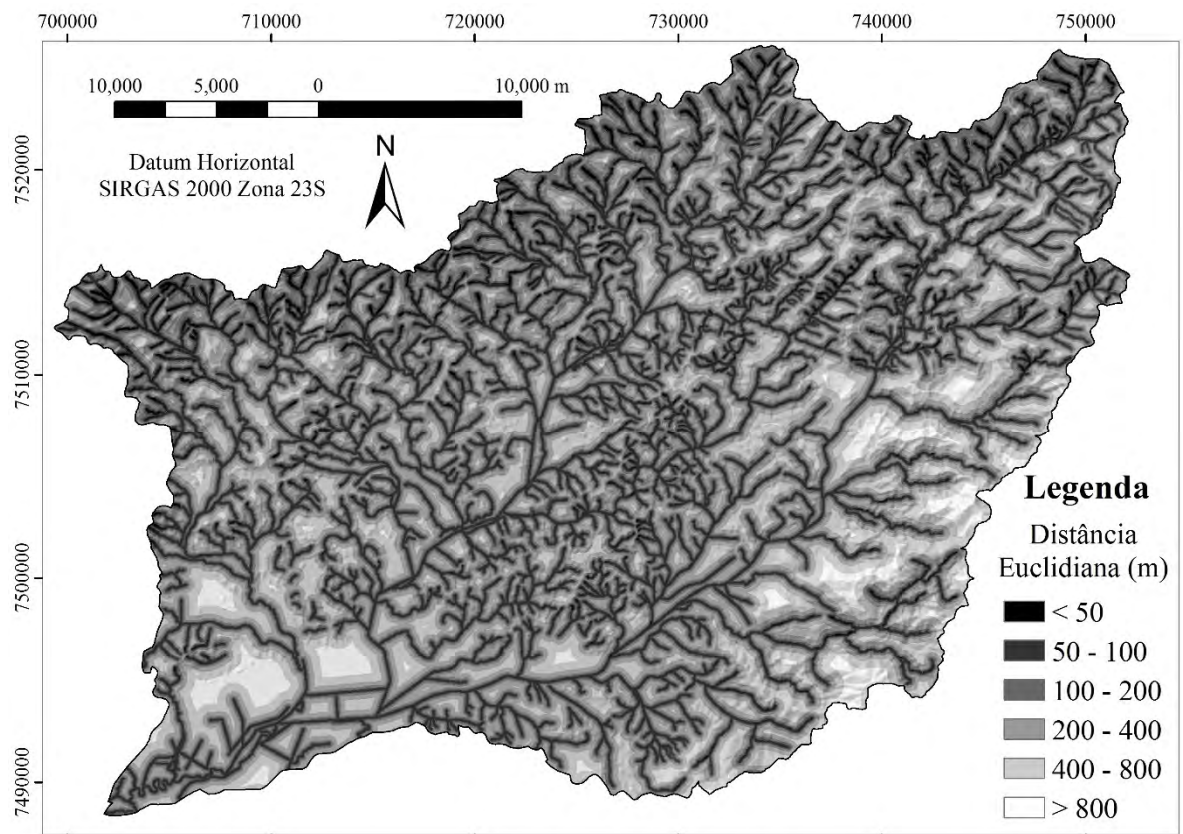


Figura 18. Modelo gerado para distância euclidiana da hidrografia.

- **Atributos derivados de imagens de sensoriamento remoto**

Os índices derivados das imagens foram utilizados para fornecer contribuições indiretas para as informações relativas à vegetação (fator organismos), composição mineral do solo (fator material de origem e tempo) e disponibilidade de água no solo (fator clima e relevo).

O cálculo dos índices espectrais foi efetuado no programa ERDAS Imagine v.9.1, a partir de bandas espectrais do satélite Landsat 5, sensor TM (imagens referentes a julho de 2011). De acordo com Rios et al. (2010), a combinação de bandas é eficiente para o mapeamento do uso e cobertura do solo.

Os procedimentos de pré-processamento envolveram o mosaico das cenas correspondentes a área, georreferenciamento e projeção no mesmo sistema e datum utilizados nos demais planos de informação (PI), e posterior reescalonamento.

As sintaxes abaixo apresentam as operações efetuadas no cálculo dos índices, onde a equação (2) representa o índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI, (3) representa o índice *clay minerals*, e (4) representa o índice *iron oxide*.

$$NDVI = (banda\ 4 - banda\ 3) / (banda\ 4 + banda\ 3) \quad (2)$$

$$Clay\ Minerals = banda\ 5 / banda\ 7 \quad (3)$$

$$Iron\ Oxide = banda\ 3 / banda\ 1 \quad (4)$$

A Figura 19 apresenta os mapas reescalados (entre 0 e 1) para os três índices gerados. De acordo com Sabins (1997), os índices derivados da combinação de bandas espectrais usados no sensoriamento remoto geológico para distinguir propriedades da superfície, possibilitando a distinção entre propriedades físicas e mineralógicas diferentes. Autores como Yang et al. (1997), em seus estudos, destacaram relações entre índices derivados de dados de sensor remoto e regimes de temperatura, pluviosidade e características físicas e morfológicas do solo.

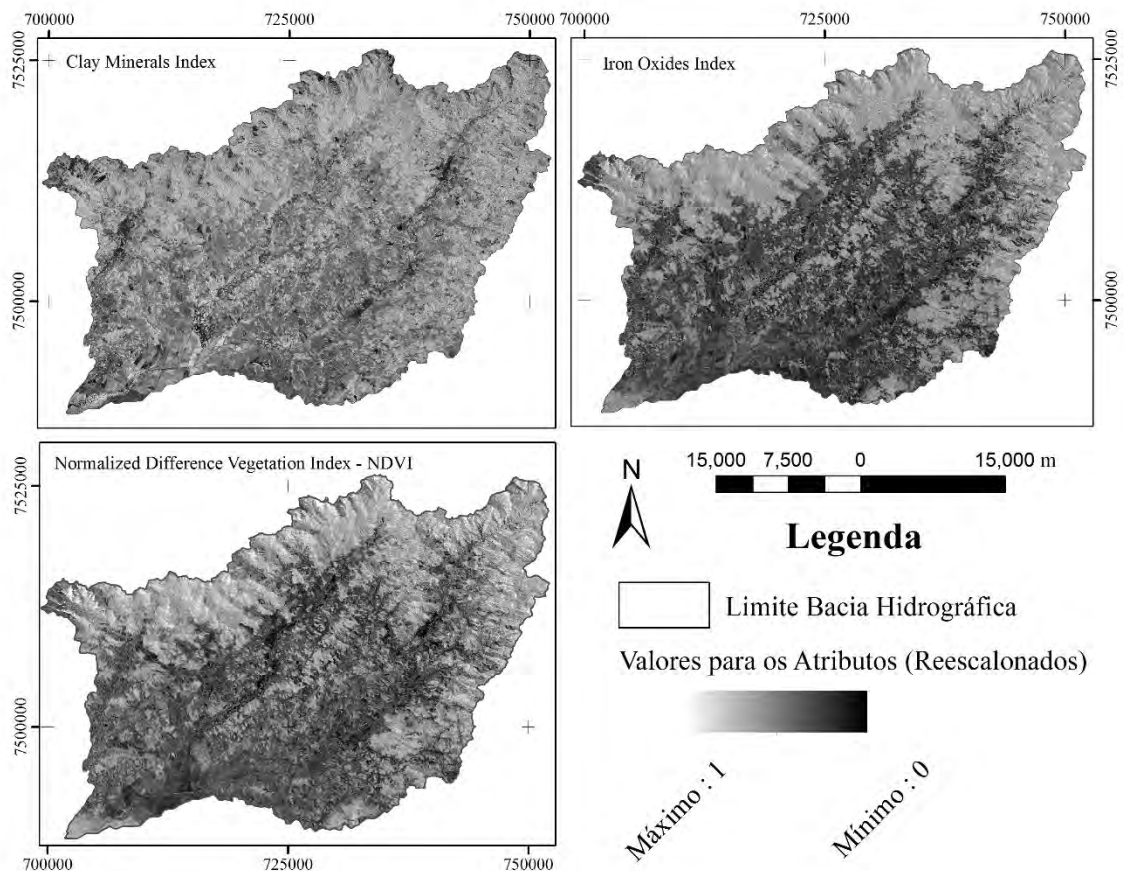


Figura 19. Índices derivados de dados de sensoriamento remoto

- **Atributos categóricos (mapas temáticos)**

- a) Geologia**

Uma revisão detalhada da geologia da área foi feita com base em cartas na escala de 1: 50.000, elaboradas pelo Projeto Carta Geológica do Rio de Janeiro, do Departamento de Recursos Minerais (DRM 1979, 1980a, 1980b, 1980c, 1981a, 1981b, 1984) indicou a predominância das seguintes unidades litológicas na região em estudo: Unidade Santo Eduardo, Unidade Rio Negro, Granito Nova Friburgo, Rochas Alcalinas, Formação Macacu, Sedimentos Paludais, Sedimentos Marinheiros, Sedimentos Litorâneos e Sedimentos Fluviais.

O mapa da geologia da área, obtido a partir da união e vetorização das cartas supracitadas. Algumas informações foram complementadas com base no texto explicativo e mapa geológico do Estado do Rio de Janeiro, em escala 1: 400.000 (CPRM, 2001). Para fins da caracterização das unidades de mapeamento, tornando mais fácil o entendimento da relação entre classes de solos e os fatores de formação material de origem e tempo, o mapa de geologia foi simplificado em quatro unidades representadas por Sedimentos Quaternários (Fluviais, Paludais, Marinheiros, Litorâneos), Rochas Alcalinas, Rochas Sedimentares (Formação Macacu) e Granito/Gnaiss (Unidade Santo Eduardo, Unidade Rio Negro, Granito Nova Friburgo).

- b) Geomorfologia**

O mapa de geomorfologia foi adaptado do levantamento existente para o Estado do Rio de Janeiro, em escala 1: 250.000 (Dantas, 2000). O procedimento para obtenção do mapa envolveu a vetorização das distintas unidades de mapeamento, através das ferramentas de edição do ArcGIS Desktop v.10.

No Sistema Degradacional (ou de degradação) predomina as superfícies de remoção de material, onde os processos de morfogênese do relevo são mais expressivos. Em contrapartida, o Sistema Agradacional (ou de agradação) tende a receber o material oriundo das partes altas e/ou mais distantes, que são geralmente depositados nas porções mais rebaixadas da bacia hidrográfica.

O mapa de geomorfologia foi simplificado em sistemas de relevo que representam o fator relevo, como resultante dos efeitos do clima sobre o material de origem no tempo. Dessa forma, as unidades geomorfológicas são agrupadas primariamente em dois sistemas de relevo, a saber: Sistema Agradacional (Planície Flúvio-Marinha, Depressão Costeira e Planícies Colúvio-Aluviais) e Sistema Degradacional (Tabuleiro, Maciços Alcalinos, Colinas Isoladas, Maciços Costeiros, Escarpas Serranas, Depósito de Talús-Colúvio).

3.4.5. Levantamento Pedológico *in situ*

Os trabalhos de campo são precedidos de análise criteriosa da paisagem e das condições pedogenéticas locais, através consulta a material bibliográfico e mapas pré-existentes, de formas a embasar o modelo teórico das relações solo-paisagem existentes na área em estudo. Durante as campanhas de campo são identificadas e descritas as classes de solos e a caracterização geral do ambiente de ocorrência. Num contexto global, cada unidade de mapeamento constitui um cenário ambiental, onde se encontram definidas e caracterizadas as propriedades dos solos e a relação intrínseca com os padrões da paisagem, que as distinguem das outras unidades pedológicas vizinhas. São características como, profundidade, cor, textura, estrutura, fertilidade, drenagem, pedregosidade, obtidas a partir da interpretação das propriedades morfológicas, físicas, químicas e mineralógicas; aliadas às interpretações das condições ambientais locais (relevo, geologia, geomorfologia, clima, vegetação, uso atual), que determinam o padrão de ocorrência e embasam o delineamento dos limites entre unidades distintas.

De posse dos modelos dos atributos topográficos derivados do MDE (incluindo o próprio), foram definidos os locais para a coleta e classificação dos solos através de esquema de amostragem de solos em função da casualização das amostras e representatividade de algumas características da paisagem (altimetria, declividade, curvatura e uso do solo). Com o uso do programa *Conditioned Latin Hypercube Sampling* - cLHS, pretendeu-se atingir o efeito da casualidade na seleção de pontos amostrais, e simultaneamente, melhor distribuição da variação das características da paisagem, considerando ainda a viabilidade de execução. O programa cLHS (Minasny e McBratney, 2006) foi utilizado para definir a localização dos pontos que compõe o conjunto amostral.

Uma vez geradas os dados de entrada, é realizado a seleção do conjunto amostral pelo Hipercubo Latino condicionado (cLHS). Na técnica do Hipercubo Latino o número de sorteios é diretamente proporcional à probabilidade de cada combinação das variáveis de entrada, sendo apropriado para estudos ambientais e pedológicos (Roudier et al., 2012; Minasny e McBratney, 2006). A seleção das amostras pelo cLHS é altamente controlada, sendo necessárias menos amostras para obter-se uma distribuição mais representativa das características ambientais da área estudada (Saliby, 1997).

Como a acessibilidade das áreas é um dos principais fatores limitantes para a coleta de amostras de solos no campo, foi gerado um *buffer* de largura pré-determinada (100 m) ao longo das estradas e vias. Para a obtenção dos *buffers* foi utilizada a ferramenta *Analysis Tools/Proximity/Buffer* no ArcGIS Desktop v.10.1. Posteriormente à conversão do MDE para um arquivo vetorial de pontos, através do comando “Raster to Point”, foram selecionados os pontos do MDE contidos dentro das distâncias determinadas pré-determinadas (*buffers*). Este processo é feito através do comando *Select by Location*, onde os pontos contidos no MDE foram localizados pela área do *buffer* e posteriormente selecionados e exportados. Finalmente, foram adicionados os valores das variáveis: elevação, declividade, curvatura e uso do solo aos pontos amostrais observados em campo. A área urbana também foi removida, de forma a evitar que os pontos amostrais fossem localizados em áreas construídas. Além dos atributos do terreno foi utilizado no procedimento de seleção dos pontos de amostragem o mapa de uso e cobertura do solo.

A operação de casualização dos pontos de amostragem necessitou da conversão do modelo digital de elevação (formato matricial *-raster*) em arquivo de pontos, adicionando as coordenadas e os valores dos atributos utilizados (altimetria, declividade, curvatura e uso e ocupação do solo), também foram excluídas áreas identificadas como urbanizadas. O cálculo utiliza como arquivo de entrada a tabela de pontos inclusos no limite do acesso definido mediante análises preliminares para definição do tamanho adequado da distância do acesso por estrada. No procedimento de casualização foram especificados: o arquivo de entrada que contém a tabela, número de variáveis (no caso 4; x e y não são consideradas como variáveis), o número de amostras (100), e as interações (20000) desejadas. Posteriormente, o arquivo resultante foi convertido para uma tabela e exportado para o SIG utilizado (ArcGIS Desktop v.10).

Após a importação dos dados gerados pelo cLHS foi possível visualizar no ArcGIS a distribuição dos pontos amostrais ao longo da área, estando estes contidos dentro dos perímetros determinados e condicionados aos segmentos das vias de acesso (Figura 20). Maiores informações sobre o processo de seleção do conjunto amostral podem ser consultadas em Carvalho Junior et al. (2014a).

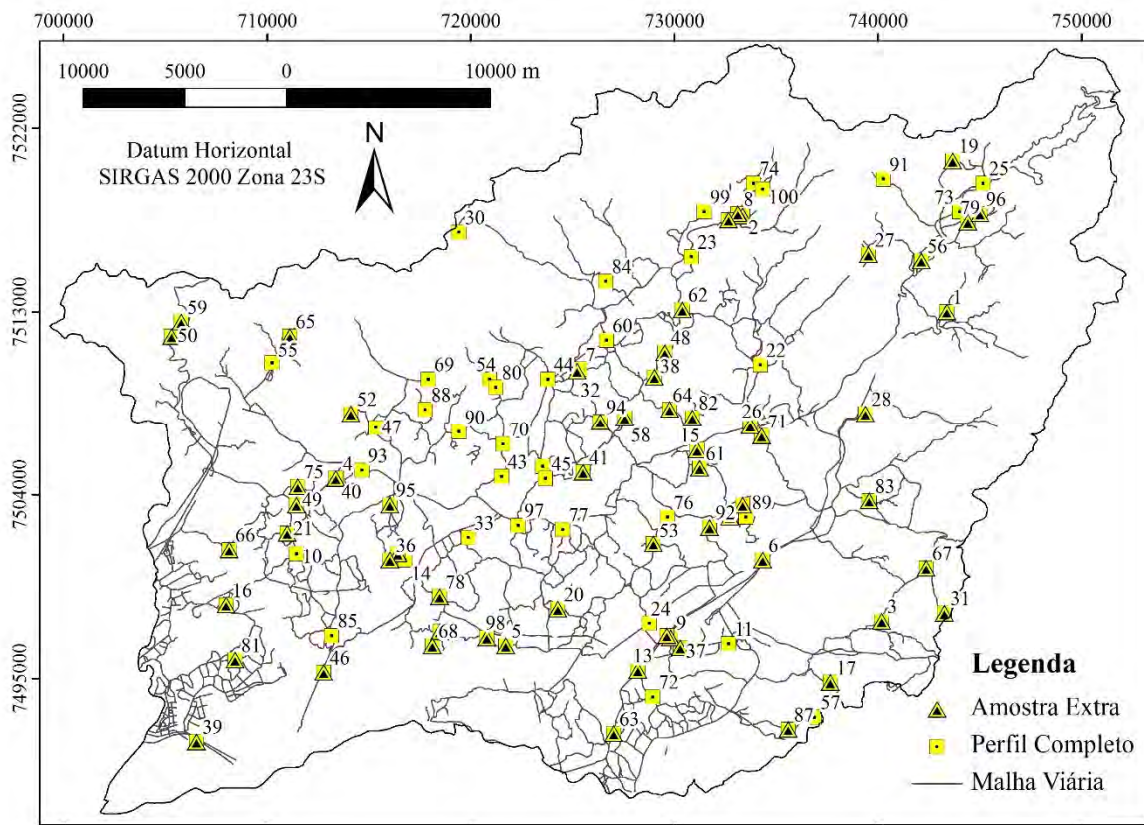


Figura 20. Distribuição dos pontos amostrais determinados a partir do cLHS

As atividades de campo, intrínsecas ao levantamento de solos, foram realizadas em seis campanhas e contemplaram: definição dos locais adequados para coleta de amostras, descrição de perfis de solo e condições gerais de ocorrência. Dos cem pontos selecionados pelo cLHS, ao final das atividades de campo foram coletados 55 perfis completos e 54 amostras extras, totalizando 99 pontos de coleta (em um dos pontos selecionados não foi autorizada a coleta de amostras pelo proprietário). Estes procedimentos contaram com o apoio de equipe de profissionais experientes e apoio logístico da Embrapa Solos (RJ), na forma de material específico para a plena realização da atividade (ex.: aparelho de GPS, máquina fotográfica, carta de cores Munsell, faca e martelo pedológico, kit para coleta de amostras indeformadas, ferramentas agrícolas, material para acondicionamento das amostras) e viabilização das campanhas (transporte, estadia e despesas gerais).

A fase seguinte consistiu da descrição e coleta das amostras de solos nos locais selecionados pela técnica do Hipercubo Latino Condicionado (cLHS – sigla em inglês) com o auxílio de um Sistema de Posicionamento Global (GPS), conforme descrito em Chagas et al. (2014). Nesta ocasião foram realizados os exames dos perfis de solos em cortes de estradas e das amostras extras em trincheiras de acordo com Santos et al. (2005). Em seguida, as amostras de solo coletadas foram encaminhadas para o laboratório, onde foram destorroadas, peneiradas em malha de 2 mm, e secas ao ar para obtenção da chamada terra fina seca ao ar (TFSA), e posteriormente, submetidas às análises físicas e químicas, de acordo com os métodos descritos em Embrapa (1997). As análises realizadas foram:

- **Análises físicas:** composição granulométrica da terra fina, argila dispersa em água (ADA), grau de floculação, relação silte/argila, densidade do solo (Ds), densidade de partículas (Dp) e porosidade total;

- **Análises químicas:** pH em H₂O e em KCl 1N, bases trocáveis (Ca²⁺, Mg²⁺, K⁺, Na⁺), soma de bases (valor S), percentagem de saturação por bases (valor V), acidez extraível,

alumínio trocável (Al^{3+}), capacidade de troca de cátions (valor T), porcentagem de saturação por alumínio, porcentagem de saturação por sódio, fósforo assimilável, carbono orgânico, nitrogênio total (Kjeldahl), ataque sulfúrico para determinação de óxidos (SiO_2 , Al_2O_3 , Fe_2O_3 , TiO_2 , MnO) e calculadas as relações moleculares Ki, Kr e Al_2O_3/Fe_2O_3 .

Os exames de solo foram realizados conforme as normas do Manual de Descrição e Coleta de Solo no Campo (Santos et al., 2005), considerando os critérios, definições e conceitos descritos em Embrapa (1988a), Embrapa (1988b) e classificação dos solos no 4º nível categórico do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos - SiBCS (Santos et al., 2013). Para os fins propostos neste estudo, foi considerado até o segundo nível categórico tendo em vista a identificação de unidades de mapeamento em escala compatível com a área da bacia hidrográfica e a intensidade amostral definida.

3.4.6. Relações Solo-Paisagem e Caracterização das Unidades de Mapeamento

Embora a abordagem adotada se baseie no uso de novas tecnologias para o mapeamento e representação de dados, o modelo teórico-conceitual permanece fundamentado nas relações solo-paisagem e fatores de formação dos solos. Sendo assim, com base na análise conjunta da variabilidade dos atributos do terreno em uma determinada área, torna-se possível inferir a ocorrência de diferentes tipos de solos relacionado à determinadas características da paisagem.

O emprego das geotecnologias no estudo das relações solo-paisagem necessita de variáveis quantificáveis representados pelos modelos contínuos de superfície (co-variáveis ambientais). Fundamentado nos conceitos de pedometria e representado por um vasto conjunto de técnicas de inferência, os esforços em MDS (classes ou atributos) buscam contribuir para melhorar a qualidade dos produtos gerados a partir do levantamento e enriquecer as informações disponíveis para os usuários finais.

O estudo das relações solo-paisagem considerou a perspectiva pedológica e pedométrica. Na perspectiva pedológica, foi realizada uma pré-estratificação de geounidades com base em características geológicas e geomorfológicas, de forma a permitir melhor entendimento da relação dos fatores de formação com a ocorrência dos distintos tipos de solo na bacia hidrográfica. No intuito de realizar uma prévia estratificação de geounidades foi realizado um cruzamento entre mapas de geologia e geomorfologia (simplificados), representando a atuação de fatores de formação dos solos importantes na área de estudo (material de origem e relevo, resultante da ação do clima no tempo). A pré-estratificação da paisagem é um procedimento comumente realizado em levantamentos pedológicos convencionais por meio de fotogrametria e interpretação visual.

A caracterização das unidades de mapeamento é baseada nas relações solo-paisagem que geralmente acompanham a variação de padrões de paisagem com determinadas características ambientais. O reconhecimento destes padrões, por sua vez, envolve a organização e agrupamento áreas com comportamento semelhante quanto às variáveis ambientais, e que seja de possível identificação, delimitação e classificação. A classificação digital pode ser feita com ou sem a presença de um analista, informando previamente os padrões estruturados que definem a estratificação, sendo denominada 'supervisionada' ou 'não supervisionada', respectivamente (Câmara e Davis, 1996; Carvalho Júnior, 2005). A classificação supervisionada é baseada em algoritmos onde o reconhecimento dos padrões utiliza como base as amostras de treinamento oferecidas ao classificador pelo especialista (Moreira, 2003).

A perspectiva pedométrica abrange as variáveis morfométricas utilizadas para representação dos fatores de formação que subsidiam a identificação das condições de ocorrência dos tipos de solos na paisagem, também utilizando como base o modelo conceitual de gênese de solos, idealizado por Jenny (1941) e Hudson (1992). A caracterização

pedométrica das principais classes de solos representa um importante passo para a modelagem de aspectos pedológicos através de técnicas de mapeamento digital. O estudo da variabilidade dos atributos do terreno associados a cada classe de solo serve como guia para a coleta de conjunto amostral de *pixels* de forma coerente, sendo este utilizado como *input* em modelos preditivos. Ainda nesta etapa é realizada a interpretação da tendência central dos padrões morfométricos da variação conjunta dos atributos por unidade de mapeamento.

A identificação dos padrões de ocorrência em função das variáveis do terreno para os distintos tipos de solos é realizada a partir da sobreposição dos modelos gerados para representação dos atributos morfométricos, onde são extraídos os valores de todos os atributos para cada um dos pontos de observação georreferenciados em campo. Este procedimento é realizado para atribuir os valores dos atributos do terreno para cada ponto de amostragem, de forma a embasar o estudo do de ocorrência das classes de solos e a coleta de conjunto amostral de *pixels* representativos para cada classe de solo, os quais são utilizados na análise dos padrões de variação dos atributos do terreno.

Uma vez obtidas as variáveis ambientais que serão utilizadas e feita a etapa de campo como base para o conhecimento das relações solo-paisagem da área de interesse e posteriormente extraídos os valores para os atributos do terreno em cada ponto amostral georreferenciado. A análise da amplitude dos valores dos atributos do terreno para as classes de solo embasa a coleta de *pixels* que representem cada classe e permitam a aplicação de modelos preditivos (assunto tratado nos capítulos subsequentes). Não obstante, esse processo também subsidia a identificação de variáveis do terreno com maior potencial para uso como discriminante nos processos de modelagem espacial. A Figura 21 a seguir esquematiza o procedimento realizado.

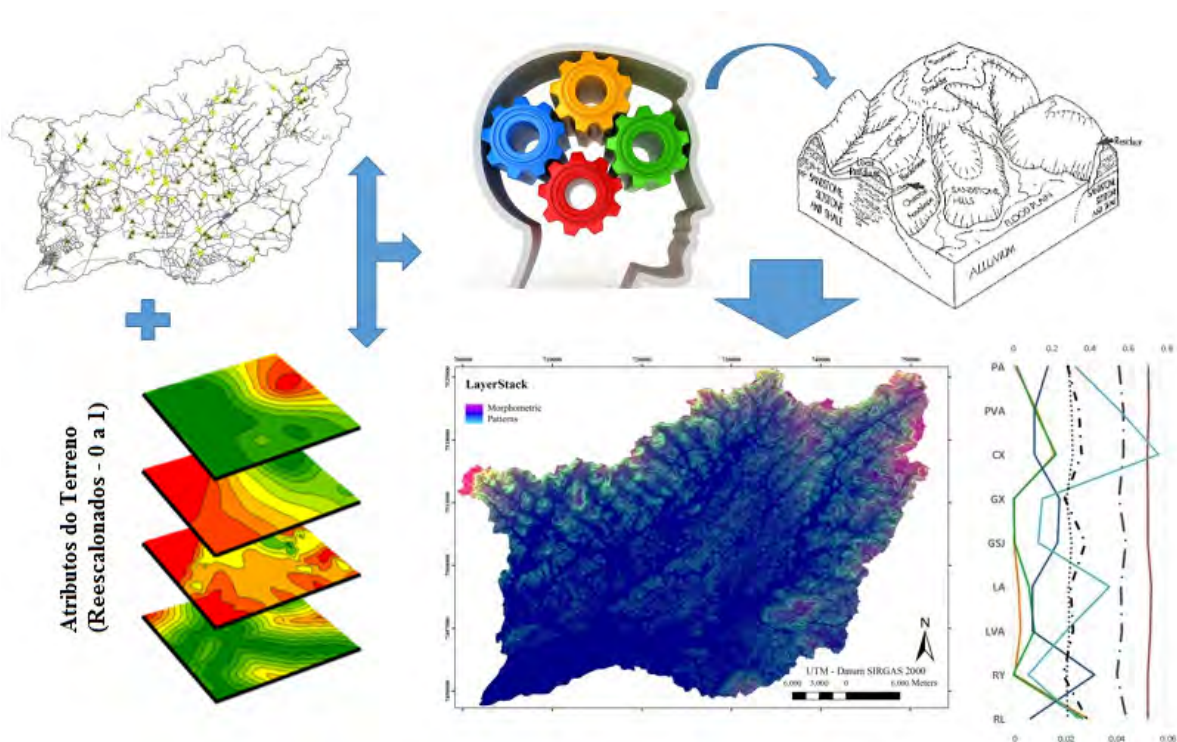


Figura 21. Procedimentos de análise das relações solo paisagem e reconhecimento dos padrões de ocorrência dos distintos solos da bacia hidrográfica

De forma a permitir a análise dos padrões de variação conjunta dos atributos do terreno para cada classe de solo foi realizado o re-escalonamento dos mapas para padronizar os valores máximos e mínimos dos diferentes atributos do terreno. O procedimento de

reescalonamento, consiste em atribuir um intervalo de variação dos valores dos atributos que ocorrem em limite pré-definido, variando de 0 a 1. A operação de re-escalonamento consiste em cálculo de álgebra de mapas, onde todos as variáveis do terreno devem estar no modo “Float Single” e no intervalo de 0 a 1. A sintaxe foi implementada no módulo “Raster Calculator”, no programa ArcGIS Desktop v.10, conforme a equação (5) apresentada a seguir:
$$Gríde\ Reescalónada = (Gríde\ de\ entrada - valor\ m\u00ednimo) / (valor\ m\u00e1ximo - valor\ m\u00ednimo) \quad (5)$$

Posteriormente ao reescalonamento das variáveis do terreno é realizada a análise das condições de ocorrência e da variabilidade das mesmas, através da ferramenta “Extract Multi Values to Point”, no módulo “Spatial Analyst Tools” do ArcGIS Desktop v.10 e interpretação destes dados com auxílio de planilha eletrônica para confecção de gráficos e comparação com a descrição geral realizada na ocasião da descrição de perfis em campo. Adicionalmente, e possível realizar a agregação de todos os planos de informações correspondentes as variáveis do terreno, analogamente a uma combinação de bandas de imagens de satélites. Essa operação e conhecida como *LayerStack*, e representa os padrões da paisagem da bacia hidrográfica com base nos atributos gerados.

A análise da variabilidade conjunta dos atributos do terreno permite entender quais as principais diferenças entre as unidades de mapeamento, no que tange as características da superfície. Não obstante, e importante para identificação das variáveis que apresentam maior potencial como discriminante para predição de classes de solo, assunto que será abordado nos capítulos subseqüentes.

A definição das unidades de mapeamento de solos considerou o limite de variabilidade dos atributos morfométricos, material de origem (mapa de geologia simplificado), sistemas de relevo (mapa de geomorfologia simplificado) e características dos solos com base no levantamento de campo. Para análise das relações solo-paisagem um conjunto de amostras com 500 *pixels* (células) foi coletado para representar cada unidade de mapeamento, respeitando as características ambientais observadas na ocasião da descrição dos perfis e os limites de variação dos atributos do terreno para cada unidade de mapeamento.

3.5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.5.1. Caracterização Geral das Unidades de Paisagem

A abordagem pedológica e baseada na interpretação dos processos pedogenéticos, de acordo com Jenny (1941), onde a ocorrência das classes de solos e diretamente relacionada com a expressão conjunta dos fatores de formação dos solos. A Figura 22 a seguir, apresenta o mapa resultante da pré-estratificação da paisagem em geounidades definidas a partir do cruzamento entre os mapas de geologia e geomorfologia da área de estudo.

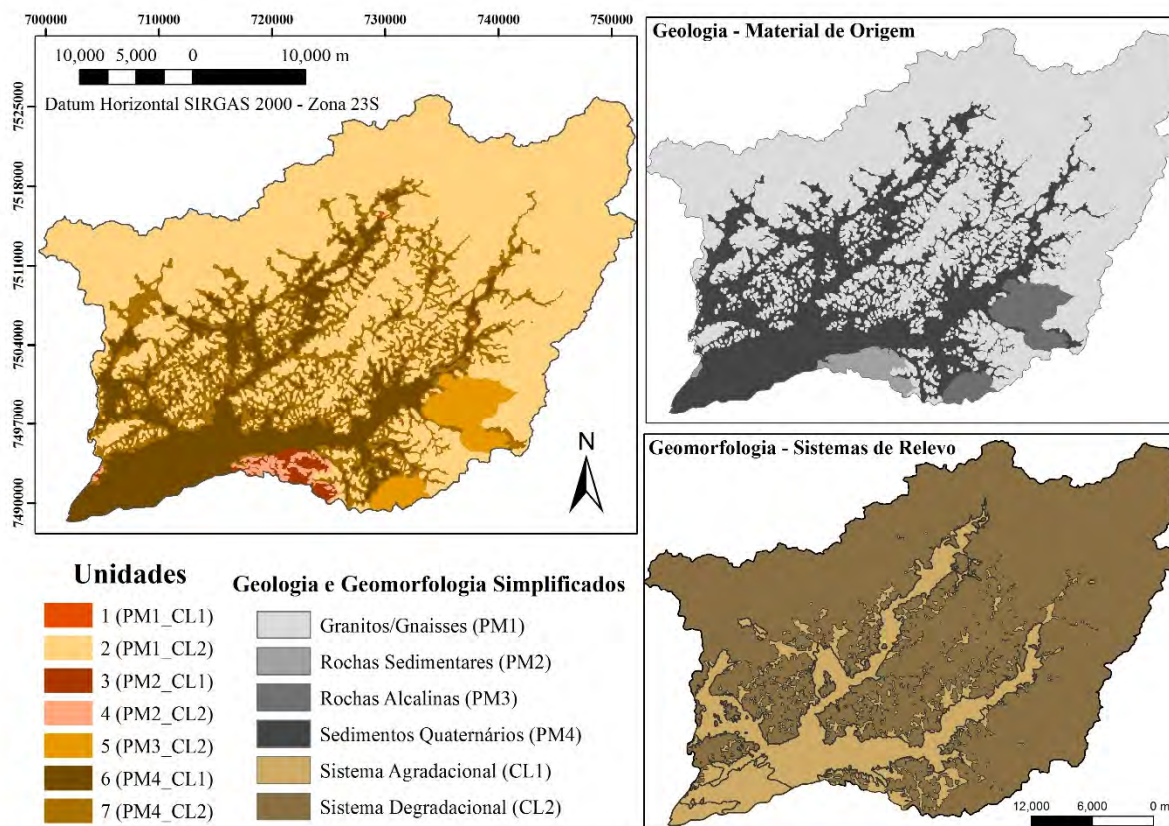


Figura 22. Pré-estratificação da área em função do mapa simplificado de material de origem e sistemas de relevo

Os domínios geomorfológicos são caracterizados, em primeira instância em dois sistemas de relevo: degradacional (contrafortes serranos, maciços) e agradacional (planícies e colinas isoladas). O sistema de relevo degradacional compreende predominantemente as superfícies de remoção, lixiviação e perda de material. Em contrapartida, o sistema agradacional tende a receber o material removido das partes mais elevadas ou de locais mais distantes. Na sequência, é apresentada a caracterização da geomorfologia da área e a sua relação com os tipos de solos e ambientes.

Alguns solos podem ser diferenciados quanto à origem como formados *in situ* (autóctones), ou a partir de material carreado de outros locais (sedimentos), sejam eles de origem eólica, coluvial ou fluvial (alóctones). Esta distinção é estritamente ligada à localização destes na paisagem (Oliveira & Moniz, 1975; Figueiredo et al., 2004; Varajão et

al., 2009). A Tabela 6 a seguir apresenta as características das paisagens e principais classes de solos identificadas nas unidades de paisagem após o processo de estratificação.

Tabela 6. Estratificação das geounidades e relação com as classes de solo

	Unidades Paisagem	Area (ha)	Altimetria (m)	Declividade	Curvatura	Formas da Superfície	Classes de Solo
Sistema Degradacional	Granitos, Gnaisses (2)	81485,5	> 300	Ondulado/Escarpado	Côncavo/Convexo	Encosta, Sopé de elevação, Encosta, Pico	Neossolo Litólico, Cambisolo Háptico, Latossolo Vermelho-Amarelo
	Rochas Alcalinas (5)	4466,0	50-700	Forte ondulado/Escarpado	Plano/Convexo	Encosta, Sopé de elevação, Encosta	Argissolo Vermelho-Amarelo
	Sedimentos Quaternários (7)	14448,9	<280	Ondulado	Plano	Sopé de elevação, Vale.	Argissolo Amarelo
	Rochas Sedimentares (4)	846,4	<30	Ondulado	Convexo	Sopé de elevação, Ladeira, Encosta	Latossolo Amarelo
Sistema Agradacional	Granites, Gnaisses (1)	80,8	30-140	Ondulado	Convexo	Encosta, Contraforte/Interflúvio	Latossolo Amarelo Argissolo Amarelo
	Sedimentos Quaternários (6)	23875,1	<120	Plano a Suave ondulado	Plano	Vale, Planície	Gleissolos, Neossolo Flúvico
	Rochas Sedimentares (3)	1265,3	<30	Suave ondulado a ondulado	Convexo	Sopé de elevação, Ladeira, Depressão	Latossolo Amarelo

*Classes de declividade de acordo com Embrapa (2006), Curvatura= côncavo: valores inferiores a -0.05; plano: entre -0.05 e 0.05; convexo: superiores a 0.05; Informações baseadas na tendência central de ocorrência observada nos locais de descrição de perfis em campo.

As relações solo-paisagem sintetizadas na Tabela 6 foram observadas no cruzamento entre as unidades de material de origem e sistemas de relevo, com base nas observações de campo (georreferenciadas) a partir da descrição geral das condições ambientais de ocorrência dos diferentes tipos de solos. A caracterização pedológica das geounidades envolve a descrição das principais classes de solo com a apresentação de perfis modais representativos identificados durante os trabalhos de campo, e a relação destas com as principais feições da paisagem e características do ambiente.

Desenhos esquemáticos da ocorrência dos solos nas referidas geounidades e as principais características das unidades de paisagem são apresentados na forma de blocodiagramas na Figura 23, a seguir:

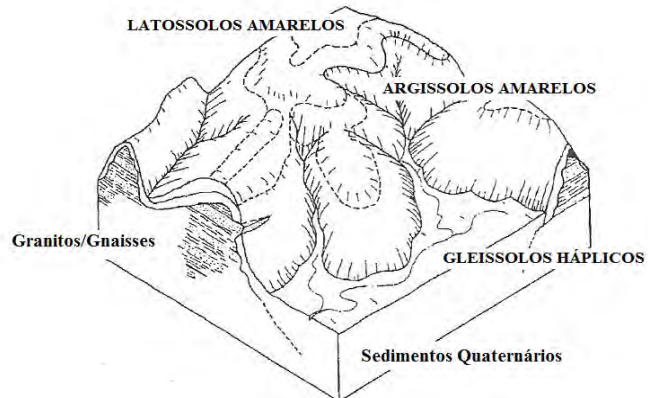
Bloco-Diagrama I-

Maçiços costeiros (ou maços alcalinos): relevo montanhoso a escarpado, presença de afloramentos de rocha, e altitude superior a 300m, sob mata atlântica.



Bloco-Diagrama II-

Colinas e morros baixos (meia-laranja): amplitude topográfica de 100 e 200 metros, declive suave a ondulado, solos sobre sedimentos coluviais e aluviais (vales)



Bloco-Diagrama III-

Planícies: declive suave, altitude inferiores a 50 m, compostos por leques aluviais, terraços fluviais ou planícies de inundação na transição para costeiro, influenciados pelas marés.

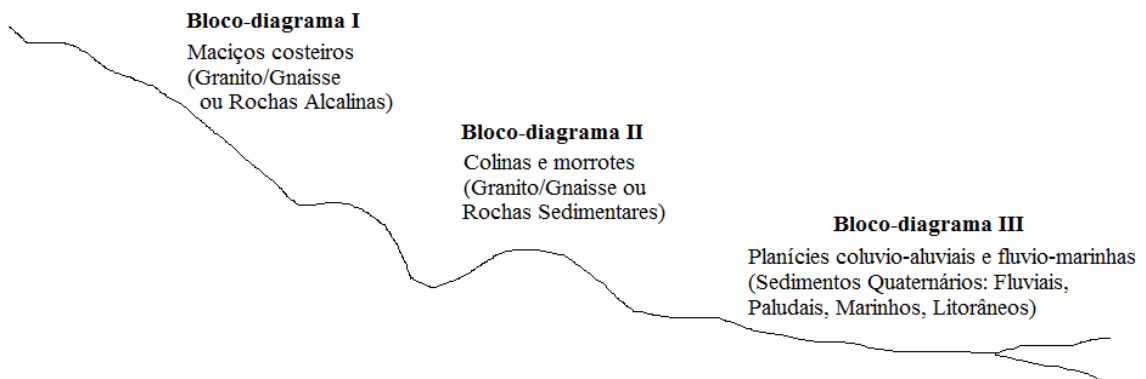
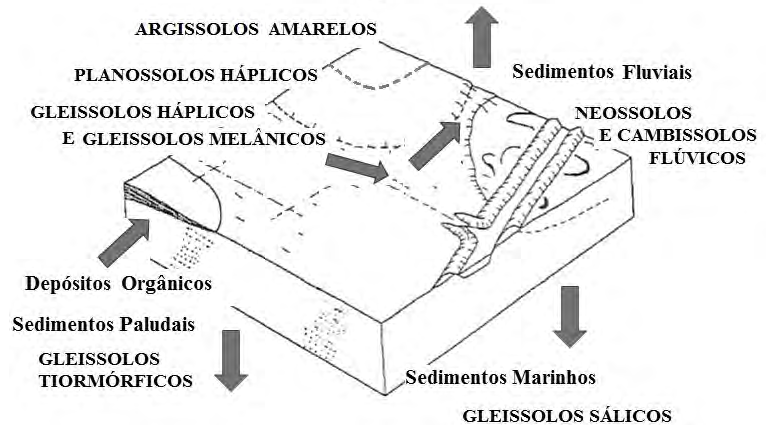


Figura 23. Blocos-diagrama esquemáticos para representação das relações solo-paisagem (corte de perfil da bacia hidrográfica fora de escala). Adaptado de Franzmeier et al. (2014) e google images (google.com.br/img)

Os Latossolos constituem a ordem de maior expressão na área da bacia do rio Guapi-Macacu (RJ), ocorrendo em diversas condições de paisagem. Geralmente, os LATOSSOLOS AMARELOS ocorrem em locais de declives suaves a forte ondulado, sob pastagem ou vegetação de mata, apresentando textura franca a muito argilosa. Os LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS ocorrem em geral no terço médio a superior de encostas, em cotas altimétricas superiores à 60 metros, em condições variadas de paisagem e tipos de uso, mas principalmente sob pastagem, em associação com CAMBISSOLOS HÁPLICOS. Os LATOSSOLOS VERMELHOS têm ocorrência pouco expressiva na área, relacionada com litologia de rochas alcalinas, em corpos rochosos na forma de diques. Os CAMBISSOLOS são bastante expressivos na área de estudo, ocorrendo principalmente no domínio geomorfológico dos Alinhamentos Serranos, Escarpas Serranos e Maciços Intrusivos, principalmente relacionados aos relevos mais movimentados e em cotas elevadas. Os CAMBISSOLOS HÁPLICOS estão comumente associados com NEOSSOLOS LITÓLICOS e com Latossolos, diferenciando-se dos últimos pela menor espessura do *solum*, maiores quantidades de minerais primários intemperizáveis e fragmentos de rocha no perfil, além de formas predominantemente côncavas.

Nos limites entre os relevos de degradação e agradacional, correspondentes ao Domínio das Colinas Isoladas, Morrotes e Morros Baixos Isolados são encontrados, nas encostas com declives suaves a forte ondulado, os ARGISSOLOS AMARELOS e LATOSSOLOS AMARELOS. Os vales formados entre os morros possuem baixa densidade de drenagem, de padrão dendrítico e classe de drenagem imperfeita, onde ocorrem ARGISSOLOS AMARELOS associados à PLANOSSOLOS e GLEISSOLOS HÁPLICOS, geralmente todos distróficos, alumínicos, com alto teor de argila e silte em profundidade.

Os NEOSSOLOS FLÚVICOS ocorrem ao longo dos grandes drenos da bacia, a partir dos rios que drenam os contrafortes serranos até as áreas de planícies fluviais bacia hidrográfica. As intervenções antrópicas, no tangente as obras de drenagem nas partes baixas da bacia, modificaram a área natural de ocorrência destes solos, propiciando a formação de CAMBISSOLOS FLÚVICOS, conforme constatado em alguns pontos de observação.

Os GLEISSOLOS HÁPLICOS ocorrem de forma expressiva na bacia do rio Guapi-Macacu. As condições de relevo de agradação correspondente as Planícies Colúvio-Aluviais, propiciam o acúmulo de sedimentos e a drenagem lenta, contribuindo para a formação desses solos, principalmente nos vales entre colinas com pouca amplitude topográfica. Alguns GLEISSOLOS MELÂNICOS foram descritos em relevo suave sob pastagens alagadas e em terrenos muito mal drenados da Planície Flúvio-Marinha, juntamente com Organossolos. Os últimos, com reduzida expressão geográfica na área da bacia.

Os PLANOSSOLOS HÁPLICOS ocorrem em condições de transição entre paisagens, no limite inferior de morrotes, em relevo plano ou suave ondulado. Geralmente em cotas altimétricas inferiores a 20 metros, caracterizando relevo de agradação, ocorrendo juntamente com GLEISSOLOS HÁPLICOS e ARGISSOLOS AMARELOS. Os solos dessa classe podem apresentar fases de textura cascalhenta, e em algumas condições, transição abrupta entre horizontes, podendo conter plintita, porém em quantidade insuficiente para caracterizar a ordem dos Plintossolos. Tem pouca expressão na área da bacia hidrográfica, normalmente em associações e complexos nos sopés de colinas e limites de planícies.

Nos domínios de Planícies Flúvio-Marinha onde a amplitude topográfica e reduzida, densidade de drenagem baixa e influência das marés e manguezais na foz da bacia hidrográfica ocorrem predominantemente GLEISSOLOS SÁLICOS e GLEISSOLOS TIOMÓRFICOS.

A seguir são apresentadas as características das principais ordens de solos encontradas na bacia hidrográfica e as relações com os atributos do terreno. A descrição completa e registro fotográfico dos perfis modais constam nos Anexos.

3.5.1.1. Descrição das classes de solo e perfis representativos

a) Argissolos

Os ARGISSOLOS AMARELOS ocorrem em geral, em formas de declive suave e no terço inferior de encosta, no relevo de colinas e morrotes. Próximo das baixadas, ocorrem em associação à Gleissolos e Planossolos, porém em áreas que permitam condições de drenagem um pouco melhores. Em alguns casos, apresentam quantidade relativamente alta de minerais primários intemperizáveis e fragmentos de rocha ao longo do perfil.

Os ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS encontram-se predominantemente associados à litologia de maciços intrusivos alcalinos na porção sudeste da bacia, em terço médio a superior de encostas, cotas altimétricas de 50 a 600 metros, com declives acentuados (forte ondulado ou montanhoso) e associados aos CAMBISSOLOS HÁPLICOS.

As Tabelas 7 e 8 apresentam resumidamente, características de perfis representativos correspondentes à ordem dos ARGISSOLOS.

Tabela 7. Características morfológicas de perfis de Argissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	Cor ¹	Estrutura ²	Granulometria ³ (g.kg ⁻¹)				Si/ Arg ⁴
				AG	AF	Silte	Arg.	
ARGISSOLO AMARELO (PA)	Ap / 0-18	10YR 4/3	fr me gr	546	201	152	101	1,50
	AB /18-40	10YR 4/4	fr me gr/bs	479	196	143	182	0,79
	Bt / 40-103 ⁺	10YR 5/6	fr me bs	404	182	131	283	0,46
ARGISSOLO VERMELHO- AMARELO (PVA)	A /0-17	7,5YR4/3	mo pe/me gr	401	128	147	324	0,45
	BA /17-32	5YR 5/6	mo me bs/ba	320	136	119	425	0,28
	Bt1 /32-63	5YR 5/7	mo me ba (cr pc mo)	292	130	112	466	0,24
	Bt2 /63-86	5YR 5/8	mo me ba (cr cm mo)	274	126	113	487	0,23
	Bt3 /86-137	6YR 5/8	mo me ba (cr cm mo)	270	112	131	487	0,27
	BC /137-157 ⁺	3,5YR5/7	fr/mo me ba	226	102	144	528	0,27

1- Cor úmida da Caderneta de Munsell; 2- Estrutura: fr= fraca, mo= moderada, mp= muito pequena, pe= pequena, me= média, bs= blocos subangulares, ba= blocos angulares, gr= granular; cr = cerosidade; pc = pouca; cm = comum; 3- Granulometria: AG = Areia Grossa, AF = Areia Fina, Arg.= Argila; 4- Silte/Argila

Os solos ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS são de forma geral, profundos, bem estruturados, argilosos. Possuem valores baixos para saturação por bases e altos teores de alumínio e valores de pH em água inferiores a 5. Podem apresentar teores moderados de carbono orgânico quando sob mata e geralmente em cotas elevadas. Possuem grande influência dos fatores de formação material de origem (rico em alumínio), relevo (que possibilita a erosão seletiva e/ou translocação da argila dos horizontes superficiais para subsuperficiais, formando o horizonte B textural) e o clima (fornecendo água para movimentação da argila).

Os ARGISSOLOS AMARELOS apresentam de forma geral textura média com horizonte superficial mais arenoso, geralmente desenvolvido sobre colúvios e sedimentos. A estrutura destes solos é fraca, por vezes moderada, são de baixa fertilidade e valores para pH

em água em torno de 4,7. Os fatores de formação que influenciam esses solos são material de origem (coluvial, de baixa fertilidade), relevo (sopé de elevação) e o clima (contribuindo para o movimento da argila).

Tabela 8. Características químicas de perfis de Argissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	C.Org. ¹ (g.kg ⁻¹)	pH em H ₂ O	Valor S ² (cmol _c .dm ⁻³)	Valor T ³	Valor V ⁴ (%)	m ⁵
ARGISSOLO AMARELO (PA)	Ap / 0-18	6,8	5,0	4,1	4,1	32	32
	AB / 18-40	4,9	4,8	4,4	4,4	18	64
	Bt / 40-103 ⁺	3,3	4,7	4,5	4,5	16	74
ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO (PVA)	A / 0-17	16,4	4,7	0,9	9,3	10	65
	BA / 17-32	5,6	4,5	0,6	5,2	12	73
	Bt1 / 32-63	4,6	4,7	0,5	5,5	9	75
	Bt2 / 63-86	4,0	4,9	0,5	4,5	11	72
	Bt3 / 86-137	3,6	4,9	0,5	4,0	12	67
	BC / 137-157 ⁺	2,8	5,0	0,5	4,0	12	67

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Carbono Orgânico; 2- Soma de Bases; 3- Capacidade de Troca de Cátions a pH 7,0; 4- Saturação em Bases; 5- Saturação de Alumínio.

A Tabela 9 apresenta a estatística descritiva dos atributos morfométricos nos locais dos perfis e amostras extras dos ARGISSOLOS AMARELOS.

Tabela 9. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Argissolos Amarelos.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	5,50	7,94	13,05	1,44
Curvatura (adm)	-0,17	0,01	0,24	0,06
Plano de Curvatura (adm)	-0,09	0,02	0,23	0,04
Perfil de Curvatura (adm)	-0,19	0,01	0,26	0,05
Altimetria (m)	6,97	22,12	41,83	8,68
Distância Euclidiana (m)	30	252,00	721,25	174,63
Declividade (%)	1,90	5,35	12,88	2,01

adm = adimensional

A Tabela 10 apresenta a estatística descritiva dos atributos morfométricos em locais típicos de ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS.

Tabela 10. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Argissolos Vermelho-Amarelos

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	4,20	5,85	7,82	0,75
Curvatura (adm)	-0,36	0,14	0,79	0,23
Plano de Curvatura (adm)	-0,40	0,06	0,71	0,17
Perfil de Curvatura (adm)	-0,73	-0,08	0,50	0,18
Altimetria (m)	46,07	279,44	566,66	173,15
Distância Euclidiana (m)	42,42	433,71	1082,08	213,69
Declividade (%)	2,33	28,32	67,42	11,15

adm = adimensional

A Figura 24 apresenta o comportamento das variáveis do terreno para a ordem dos Argissolos.

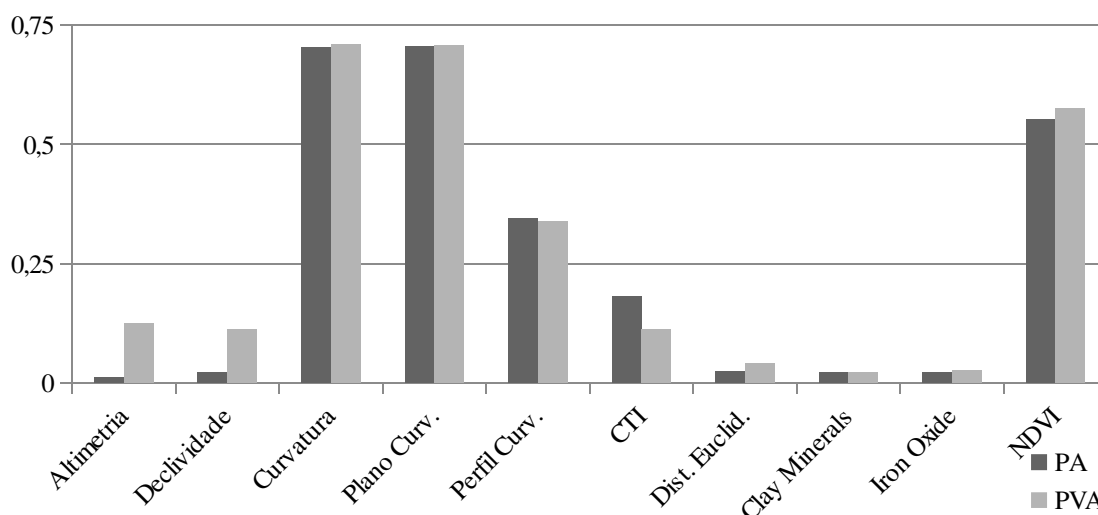


Figura 24. Comportamento das variáveis para a classe dos Argissolos Amarelos (PA) e Argissolos Vermelho-Amarelos (PVA). CTI- Índice Topográfico Composto; Dist.Euclid.-Distância euclidiana da hidrografia; Curv.-Curvatura. Valores adimensionais.

Através da Figura 24 e possível observar diferenças entre as duas subordens de solo, e tendências das condições de ocorrência destes solos. Entre estas diferenças se destacam as condições de altimetria, declividade e o CTI. A classe dos PA ocorre preferencialmente em áreas com cotas menores em declives mais suaves e em áreas de maior umidade (CTI). Já a classe PVA está intimamente ligada a áreas de maciços alcalinos, com relevo mais acentuado e em cotas mais altas.

c) Cambissolos

Os CAMBISSOLOS HÁPLICOS ocorrem de forma expressiva, principalmente em paisagens de relevo movimentado, em cotas superiores e declives acentuados. Nas áreas montanhosas estão comumente associados aos NEOSSOLOS LITÓLICOS e Afloramentos de Rochas, podendo apresentar, em casos raros, argila de atividade alta e caráter eutrófico.

Ocorrem também associados, nas mesmas condições de paisagem, aos LATOSSOLOS, diferenciando destes, principalmente pela quantidade de minerais primários

facilmente intemperizáveis, como micas e feldspatos. São conceitualmente, solos pouco evoluídos de características variáveis, em geral bem drenados, pouco profundos ou rasos e às vezes com teores de silte relativamente elevados.

Os CAMBISSOLOS HÁPLICOS apresentam textura média, com presença de minerais primários de fácil intemperização (micas e feldspatos), por vezes em tamanho de cascalho ou calhaus. No entanto, são geralmente profundos (maior que 1,5 m), estrutura fraca a moderada, baixos teores de carbono e de saturação por bases, alta saturação por alumínio e pH em água em torno de 5 ou inferior. Esses teores podem variar em função da influência do material de origem, e o conteúdo de material orgânico em função do uso e cobertura do solo, apresentando maior teor quando sob mata e em cotas mais elevadas. O relevo e o principal fator na formação desses solos, uma vez que ocorrem em declive forte ondulado a montanhoso, geralmente com sinais de erosão aparente, contribuindo para o grau incipiente de evolução desses solos. Além do relevo estes solos também são influenciados pelo material de origem (presença de minerais primários) e clima (escoamento superficial).

As Tabelas 11 e 12 apresentam as características de um perfil representativo da classe dos CAMBISSOLOS HÁPLICOS.

Tabela 11. Características morfológicas de perfil de Cambissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	Cor ¹	Estrutura ²	Granulometria ³ (g.kg ⁻¹)				Si/ Arg ⁴
				A.Gr.	A.F.	Silte	Arg.	
CAMBISSOLO HÁPLICICO (CX)	Ap / 0-24	5YR 4/3	mo pe/me bs	462	109	125	304	0,41
	AB / 24-34	5YR 4/4	mo pe/me bs	442	126	108	324	0,33
	BA / 34-50	5YR 5/6	mo pe/me bs	433	123	120	324	0,37
	Bi / 50-90 ⁺	5YR 5/8	fr pe/me bs	403	115	97	385	0,25

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Cor úmida da Caderneta de Munsell; 2- Estrutura: fr= fraca, mo= moderada, mp= muito pequena, pe= pequena, me= média, bs= blocos subangulares, ba= blocos angulares, gr= granular; 3- Granulometria: A.Gr.= Areia Grossa, A.F.= Areia Fina, Arg.= Argila; 4- Silte/Argila

Tabela 12. Características químicas de perfil de Cambissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	C.Org. ¹ (g.kg ⁻¹)	pH em H ₂ O	Valor	Valor	Valor	m ⁵
				S ²	T ³	V ⁴	
				----(cmol _c .dm ⁻³)---	----(%)---		
CAMBISSOLO HÁPLICICO (CX)	Ap / 0-24	13,1	5,2	0,3	13,9	2	82
	AB / 24-34	10,3	5,1	0,2	12,7	2	87
	BA / 34-50	7,3	5	0,3	4,4	7	80
	Bi / 50-90 ⁺	4,8	4,9	0,3	4,1	7	80

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Carbono Orgânico; 2- S= Soma de Bases; 3- T= Capacidade de Troca de Cátions a pH 7,0; 4- V=Saturação por Bases; 5- m= Saturação por Alumínio.

A Tabela 13 apresenta a estatística descritiva dos atributos morfométricos nos locais de CAMBISSOLOS HÁPLICOS.

Tabela 13. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Cambissolos Háplicos.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	3,51	5,83	9,41	0,95
Curvatura (adm)	-1,17	-0,11	0,50	0,31
Plano de Curvatura (adm)	-0,73	0,02	0,66	0,20
Perfil de Curvatura (adm)	-0,43	0,13	0,81	0,20
Altimetria (m)	101,95	486,98	869,17	163,50
Distância Euclidiana (m)	42,42	592,14	1368,21	485,79
Declividade (%)	17,19	56,26	102,81	18,76

adm = adimensional

A ordem dos CX apresenta ampla distribuição na área de estudo, no entanto é possível observar tendência preferencial na ocorrência desses solos. Eles geralmente ocorrem em condições de declive acentuado em cotas relativamente altas, curvatura tendendo a convexidade e sob cobertura de mata secundária em estágio médio a avançado de regeneração. A Figura 25 apresenta o comportamento das variáveis do terreno para as classes dos Cambissolos.

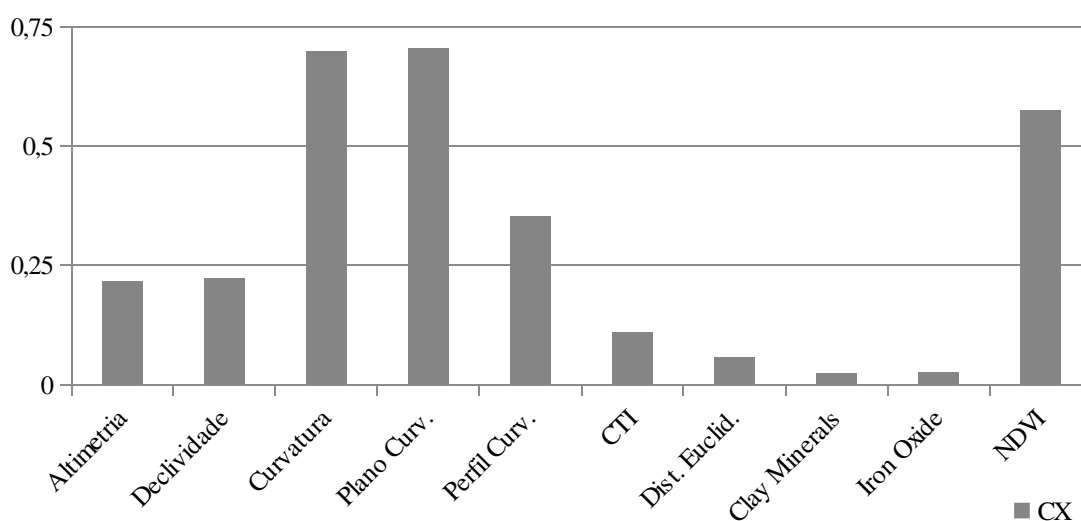


Figura 25. Comportamento das variáveis para a classe dos Cambissolos Háplicos (CX). CTI-Índice Topográfico Composto; Dist.Euclid.-Distância euclidiana da hidrografia; Curv.-Curvatura. Valores adimensionais.

c) Gleissolos

Os GLEISSOLOS HÁPLICOS ocorrem em grande extensão na área do mapeamento. As condições de paisagem propiciam o acúmulo de sedimentos e drenagem lenta, contribuindo para a formação destes solos, principalmente em vales entre colinas com pouca amplitude topográfica. O relevo de colinas isoladas, morrotes e morros baixos possuem densidade de drenagem muito baixa com padrão de dendrítico e drenagem imperfeita dos fundos de vales afogados, onde ocorrem com frequência Gleissolos. Esses solos são, em geral, distróficos, alguns alumínicos, com aumento de argila e silte em profundidade. Foram constatados, em alguns perfis, horizontes enterrados, em alguns casos orgânicos.

Em menor proporção foram também descritos alguns GLEISSOLOS MELÂNICOS, porém em condições de campos alagados, muito mal drenados, que caracterizam depressões sutis do microrrelevo. Ocorrem associados com ORGANOSSOLOS.

A ocorrência de GLEISSOLOS SÁLICOS e GLEISSOLOS TIMÓRFICOS está restrita à foz da bacia hidrográfica, que deságua na Baía de Guanabara, sofrendo influência direta do mar. Em razão da carência de acesso as áreas de ocorrência destes solos, o programa utilizado para definição do conjunto amostral não abrangeu os solos das Planícies e Depressões Flúvio-Marinhas. Sendo assim, a caracterização desta unidade baseou-se em perfis de solos descritos em outros estudos (Carvalho Filho et al., 2003).

Os GLEISSOLOS HÁPLICOS apresentam grande variabilidade em função da posição na paisagem (entre vales ou em planícies extensas) e do material de origem (sedimentos). Porém de forma geral são distróficos (exceção dos solos melânicos e alguns solódicos), pouca ou nenhuma agregação (textura maciça), e teores de carbono orgânico total moderados a altos (quando saturados por tempo prolongado), favorecendo a formação de GLEISSOLOS MELANICOS. A textura desses solos é bastante variável em função do material depositado. Os fatores que exercem maior influência na formação desses solos são: relevo (posições que favorecem o acúmulo de água), clima (fornecendo umidade por tempo suficiente para o processo de gleização) e material de origem (textura variável). Os organismos também contribuem quando presente algum dos horizontes hísticos, húmicos ou chernozêmicicos.

As Tabelas 14 e 15 apresentam as características morfológicas, físicas e químicas dos pontos amostrais correspondentes aos GLEISSOLOS.

Tabela 14. Características morfológicas de perfis de Gleissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	Cor ¹	Estru- tura ²	Granulometria ³ (g.kg ⁻¹)				Si/ Arg ⁴
				A.Gr.	A.F.	Silte	Arg.	
GLEISSOLO HÁPLICO (GX)	Ap / 0-26	7,5YR 4/3	mo pe/ me gr	292	83	219	406	0,54
	Cg1 / 26-57	10YR 5/2 mq cm pe dt 5YR 4/6	mc	430	103	184	283	0,65
	Cg2 / 57-104	2,5Y 5/2 mq cm pe dt 5YR 5/8	mc	518	133	127	222	0,57
GLEISSOLO MELÂNICO (GM)	A / 0-30	2,5Y 4/1 mq cm pe dt 10YR 4/6	*	416	61	217	306	0,71
	AC / 30-40	2,5Y 4/1 mq cm pe dt 10YR 4/6	*	517	47	170	266	0,64
	2Cg / 40-70 ⁺	10Y 4/1	*	860	28	31	81	0,38
GLEISSOLO SÁLICO (GS)	A / 0-10	5Y 3/1	*	220	60	410	510	0,80
	C1g / 20-60	5Y 4/1	*	220	200	340	440	0,77
	C2g / 60-100	5GY 6/1	*					

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Cor úmida da Caderneta de Munsell; mq = mosqueado; cm = comum; dt = distinto; 2- Estrutura: fr= fraca, mo= moderada, mp= muito pequena, pe= pequena, me= média, bs= blocos subangulares, ba= blocos angulares, gr= granular; mc = maciça; 3- Granulometria: A.Gr.= Areia Grossa, A.F.= Areia Fina, Arg.= Argila; 4- Silte/Argila; *Perfil coletado muito úmido, não foi possível descrever estrutura

Tabela 15. Características químicas de perfis de Gleissolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	C.Org. ¹ (g.kg ⁻¹)	pH em	Valor S ²	Valor T ³	Valor V ⁴	m ⁵
			H ₂ O	--(cmol _c .dm ⁻³)---	-----(%)------		
GLEISSOLO HÁPLICO (GX)	Ap / 0-26 Cg1 / 26-57 Cg2 / 57-104 ⁺	15,2 7,7 4,3	4,8 5,1 5,1	1,6 0,8 0,5	9,0 5,6 4,0	18 14 12	41 67 72
GLEISSOLO MELÂNICO (GM)	A / 0-30 AC / 30-40 2Cg / 40-70 ⁺	15,0 9,0 2,2	6,1 6,3 5,4	11,7 12,5 3,8	14,6 15,2 5,5	80 82 69	0 0 0
GLEISSOLO SÁLICO (GS)	A / 0-10 C1g / 20-60 C2g / 60-100	49,0 21,7	3,6 3,6	7,0 9,4	43,1 29,2	16 32	55 31

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Carbono Orgânico; 2- S= Soma de Bases; 3- T= Capacidade de Troca de Cátions a pH 7,0; 4- V=Saturação de Bases; 5- m= Saturação de Alumínio.

As Tabelas 16 e 17 apresentam a estatística descritiva dos atributos morfométricos para as classes dos GLEISSOLOS HÁPLICOS + GLEISSOLOS MELÂNICOS e da associação de GLEISSOLOS TIMÓRFICOS+ GLEISSOLOS SÁLICOS, respectivamente. A Figura 26 apresenta o comportamento das variáveis do terreno para as classes dos Gleissolos.

Tabela 16. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Gleissolos Háplicos.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	6,94	9,75	15,89	1,69
Curvatura (adm)	-0,27	0,00	0,22	0,03
Plano de Curvatura (adm)	-0,10	0,00	0,10	0,01
Perfil de Curvatura (adm)	-0,11	0,00	0,22	0,02
Altimetria (m)	5,20	11,35	18,67	3,63
Distância Euclidiana (m)	0	119,45	611,88	132,03
Declividade (%)	0	0,89	3,26	0,60

adm = adimensional

Tabela 17. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Gleissolos Tiomórficos e Sállicos

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	6,25	9,47	18,04	1,82
Curvatura (adm)	-0,43	0,00	0,35	0,05
Plano de Curvatura (adm)	-0,23	0,00	0,17	0,03
Perfil de Curvatura (adm)	-0,25	-0,01	0,20	0,04
Altimetria (m)	0,60	6,42	8,767	1,78
Distância Euclidiana (m)	0	102,16	247,38	64,23
Declividade (%)	0,02	1,82	6,13	1,63

adm = adimensional

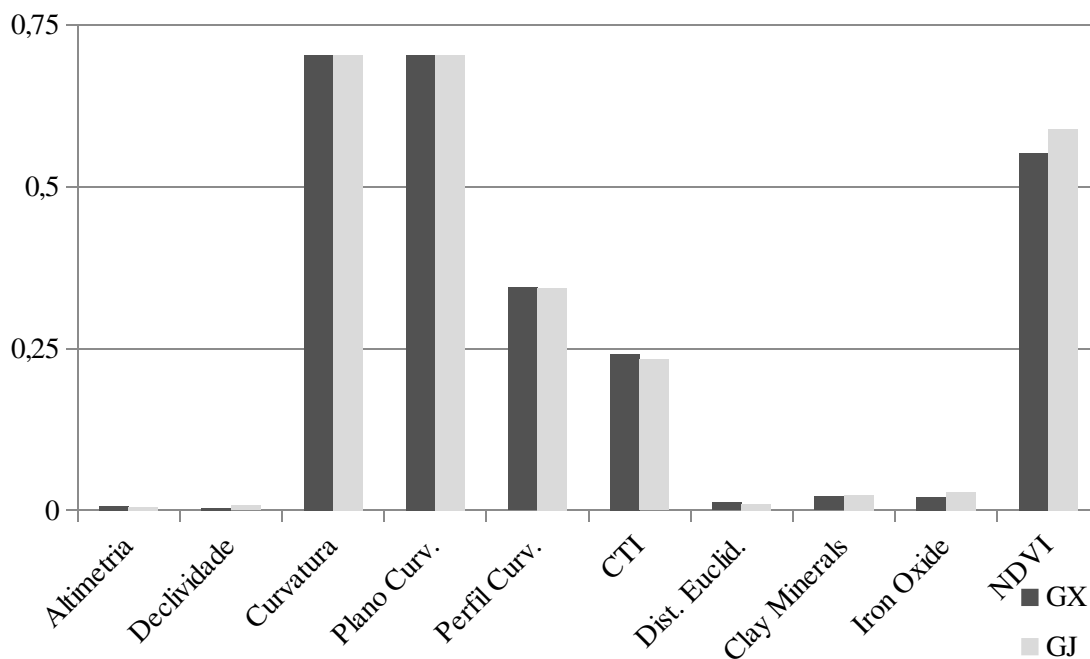


Figura 26. Comportamento das variáveis para a classe dos Gleissolos Háplicos (GX) e Gleissolos Sállicos+ Gleissolos Tiomórficos (GJ). CTI- Índice Topográfico Composto; Dist.Euclid.- Distância euclidiana da hidrografia; Curv.-Curvatura. Valores adimensionais.

A ordem dos Gleissolos apresenta tendências de ocorrência em condições de relevo plano (menor que 3% de declive), cotas baixas (próximas ao nível do mar), curvatura planar. Maior diferença entre estes solos pode ser detectada pelo NDVI, uma vez que possuem diferentes tipos de uso. No caso da unidade dos GJ (GLEISSOLOS TIMÓRFICOS + GLEISSOLOS SÁLICOS), estas áreas estão sob vegetação natural de mangue ou quando este não está presente sob pastagem rala. Já a unidade dos GX ocorre em extensas áreas de baixada, geralmente sob pastagem; ou entre vales, sob mata em regeneração (capoeira).

d) Latossolos

Os LATOSSOLOS AMARELOS, de forma geral, ocorrem em condições diversas de declive, geralmente sob pastagem ou vegetação de mata, podendo apresentar textura franco-arenosa a muito argilosa. Estão associados aos LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS e em alguns casos CAMBISSOLOS HÁPLICOS. Os LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS constituem subordem de grande expressão na área. Ocorrem em condições variadas de paisagem e sob diferentes tipos de uso, mas principalmente sob pastagem.

As Tabelas 18 e 19 apresentam resumidamente as características dos pontos amostrais correspondentes aos Latossolos.

Tabela 18. Características morfológicas de perfis Latossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	Cor ¹	Estrutura ²	Granulometria ³ (g.kg ⁻¹)				Si/ Arg ⁴
				A.Gr.	A.F.	Silte	Arg.	
LATOSSOLO AMARELO (LA)	Ap / 0-16	10YR 4/3	fr mp gr	480	99	198	223	0,89
	AB / 16-33	10YR 3/6	fr mp gr	496	93	168	243	0,69
	BA / 33-50	10YR 4/6	fr mp gr	425	79	151	345	0,44
	Bw1 / 50-95	10YR 5/6	fr pe gr	387	83	145	385	0,38
	Bw2 / 95-130 ⁺	10YR 5/6	fr pe gr	384	77	153	386	0,40
LATOSSOLO VERMELHO- AMARELO (LVA)	Ap / 0-18	7,5YR4/3	fr pe/me gr	441	83	131	345	0,38
	BA / 18-36	5YR 4/6	fr pe/me bs	406	81	87	426	0,20
	Bw1 / 36-60	5YR 5/6	fr pe/me bs	379	83	112	426	0,26
	Bw2 / 60-80	5YR 5/8	fr me bs	375	79	100	446	0,22
	BC / 80-120 ⁺	7,5YR5/8	-	367	81	127	425	0,30

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Cor úmida da Caderneta de Munsell; 2- Estrutura: fr= fraca, mo= moderada, mp= muito pequena, pe= pequena, me= média, bs= blocos subangulares, ba= blocos angulares, gr= granular; 3- Granulometria: A.Gr.= Areia Grossa, A.F.= Areia Fina, Arg.= Argila; 4- Silte/Argila

Os solos destas classes são em geral, profundos, de textura média a argilosa, podendo apresentar algum incremento de argila em maior profundidade e ausência ou pouca expressão de cerosidade, o que os diferenciam dos ARGISSOLOS, quando estes ocorrem em condições similares de paisagem. Os Latossolos ocupam preferencialmente as colinas e maciços costeiros, apresentando diferentes matizes, principalmente quando oriundos de Gnaisses. Dentre os fatores que condicionam a formação desses solos destacam-se: o clima (propiciando a intemperização do material parental) e o tempo (diante da profundidade do *solum* e pelo grau de intemperização dos minerais constituintes).

Os LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS ocorrem preferencialmente nos maciços costeiros e são em geral, muito pobres em relação a fertilidade (valores para saturação muito baixos para saturação por bases) e conteúdo de material orgânico, apresentando por vezes saturação por alumínio superior a 80%.

Os LATOSSOLOS AMARELOS mostraram maior variabilidade no que tange as condições de ocorrência, assim como a textura e fertilidade; no entanto, são preferencialmente encontrados nas áreas de colinas e morros isolados. Assim como os demais solos dessa ordem, são distróficos e altos teores de alumínio.

Tabela 19. Características químicas de perfis de Latossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	C.Org. ¹ (g.kg ⁻¹)	pH em H ₂ O	Valor	Valor	Valor	m ⁵
				S ²	T ³	V ⁴	
				----- (cmol _c .dm ⁻³)-----	----- (%)-----		
LATOSSOLO AMARELO (LA)	Ap / 0-16	14,1	5,3	2,1	6,2	34	16
	AB / 16-33	8,3	5,3	1,9	5,2	37	14
	BA / 33-50	5,7	5,2	1,3	4,6	28	28
	Bw1 / 50-95	4,4	5,0	0,7	4,5	16	61
	Bw2 / 95-130 ⁺	3,5	5,1	0,8	4,4	18	56
LATOSSOLO VERMELHO- AMARELO (LVA)	Ap / 0-18	16,6	4,9	1,2	8,2	15	52
	BA / 18-36	7,5	4,8	0,8	5,4	15	65
	Bw1 / 36-60	4,7	4,7	0,6	4,6	13	73
	Bw2 / 60-80	3,5	4,7	0,5	4,3	12	75
	BC / 80-120 ⁺	2,9	4,8	0,5	4,0	12	72

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Carbono Orgânico; 2- S= Soma de Bases; 3- T= Capacidade de Troca de Cátions a pH 7,0; 4- V=Saturação de Bases; 5- m= Saturação de Alumínio.

Nas Tabelas 20 e 21 é apresentada a estatística descritiva dos atributos morfométricos para os locais de ocorrência de LATOSSOLOS AMARELOS e LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS, respectivamente. A Figura 27 apresenta o comportamento das variáveis do terreno para as classes dos Latossolos.

Tabela 20. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Latossolos Amarelos.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	4,10	5,54	8,35	0,67
Curvatura (adm)	-0,84	0,47	2,14	0,38
Plano de Curvatura (adm)	-0,58	0,23	1,25	0,23
Perfil de Curvatura (adm)	-1,00	-0,23	0,59	0,26
Altimetria (m)	17,51	61,83	146,87	32,39
Distância Euclidiana (m)	60	389,99	1110,40	272,28
Declividade (%)	0,818652	21,16496	58,48587	10,94851

adm = adimensional

Tabela 21. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Latossolos Vermelho-Amarelo.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	4,09	5,52	9,58	0,76
Curvatura (adm)	-1,15	0,35	1,62	0,46
Plano de Curvatura (adm)	-0,55	0,19	0,99	0,26
Perfil de Curvatura (adm)	-0,98	-0,15	0,71	0,32
Altimetria (m)	42,13	87,07	185,27	34,74
Distância Euclidiana (m)	60	217,23	657,95	124,12
Declividade (%)	1,396847	27,70366	59,37088	12,91

adm = adimensional

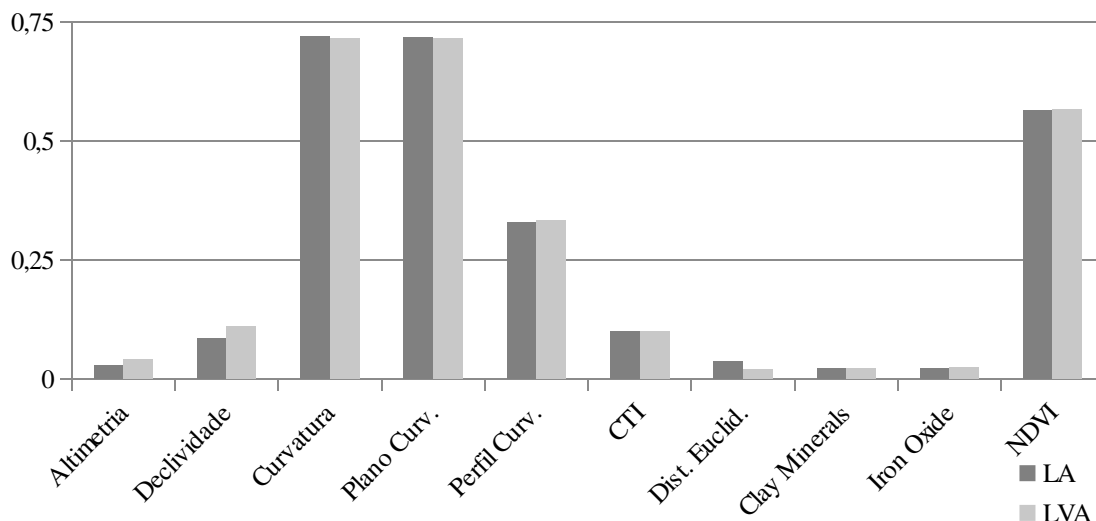


Figura 27. Comportamento das variáveis para a classe dos Latossolos Amarelos (LA) e Latossolos Vermelho-Amarelos (LVA). CTI- Índice Topográfico Composto; Dist.Euclid.-Distância euclidiana da hidrografia; Curv.-Curvatura. Valores adimensionais.

Os Latossolos possuem ampla ocorrência na área da bacia hidrográfica, assim como condições de paisagem e tipos de uso. No entanto, a partir da Figura 27 foi possível notar algumas diferenças sutis entre as duas subordens. Os LA tendem ocorrer preferencialmente em áreas com declividade e cota inferior aos LVA.

e) Neossolos

Os NEOSSOLOS LITÓLICOS ocupam áreas de maiores cotas e declives, em geral, associados aos Afloramentos Rochosos e aos CAMBISSOLOS HÁPLICOS. Ocorrem nos divisores de água, nos limites da bacia hidrográfica nas áreas de maciços costeiros, sob mata atlântica (floresta secundária em grau avançado de regeneração).

Os solos litólicos são pouco profundos, apresentam horizonte A relativamente espesso, com conteúdo de carbono orgânico de moderado a alto. A textura desses solos em geral é média a arenosa, estrutura granular e blocos subangulares, com presença de raízes e por vezes com presença de cascalho e calhaus. Uma vez que o material de origem é pobre em bases, esses solos são distróficos e em geral com teores elevados de alumínio. Os principais fatores que contribuem para a formação destes solos são: relevo (condições de declive muito acentuado retardando a pedogênese) e tempo (solos jovens sem presença de horizonte B diagnóstico e ausência de processo pedogenético).

Os NEOSSOLOS FLÚVICOS possuem grande importância para a região, pois ocupam as áreas de baixada, onde a utilização agrícola para plantio de tubérculos é muito valorizada, devido à facilidade de mecanização. Também foi constatado plantio de feijão, milho, entre outras culturas. Ocorrem nos limiares dos maiores drenos, inclusive nos cursos principais da bacia, como rio Guapi-Açu, onde a mudança de fluxo, densidade de drenagem e vazão do rio ao longo dos tempos, favoreceu a deposição de materiais de granulometria distinta, constituindo as/os camadas/horizontes.

Os solos flúvicos apresentam textura variável em função das camadas provenientes de materiais distintos (descontinuidade litológica), porém em sua maioria de textura arenosa, com teores variáveis de areia fina e grossa, e com agregação fraca ou ausente (estrutura maciça ou grão simples). Esses solos são, de uma forma geral, espessos, distróficos e com teor de carbono orgânico variável. Os principais fatores que influenciam a formação desses solos são: relevo (áreas de baixada que favorecem o acúmulo de sedimentos), clima

(responsável pelos distintos regimes de drenagem) e material de origem (sedimentos depositados pela ação das águas).

As Tabelas 22 e 23 apresentam as características de perfis que representam os Neossolos.

Tabela 22. Características morfológicas e físicas de perfis de Neossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	Cor ¹	Estrutura ²	Granulometria ³ (g.kg ⁻¹)				Si/Arg ⁴
				A.Gr.	A.F.	Silte	Arg.	
NEOSSOLO LITÓLICO (RL)	A / 0-15	7,5YR3/3	fr pe gr	423	151	202	224	0,90
	C / 15-38	7,5YR5/6	fr me bs	424	171	161	244	0,66
NEOSSOLO FLÚVICO (RY)	Ap / 0-25	2,5Y 4/2	fr pe/me gr/bs	344	255	259	142	1,82
	IC1 / 25-43	5Y 4/2	mc	492	232	155	121	1,28
	IIC2 / 43-50	5YR 7/2	gs	578	353	29	40	0,72
	IIC3 / 50-100	5Y 7/3	gs	339	570	51	40	1,28

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Cor úmida da Caderneta de Munsell; 2- Estrutura: fr= fraca, mo= moderada, mp= muito pequena, pe= pequena, me= média, bs= blocos subangulares, ba= blocos angulares, gr= granular; mc = maciça; gs = grão simples; 3- Granulometria: A.Gr.= Areia Grossa, A.F.= Areia Fina, Arg.= Argila; 4- Silte/Argila

Tabela 23. Características químicas de perfis de Neossolos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ.

Classificação SiBCS	Horizonte/ Prof. (cm)	C.Org. ¹ (g.kg ⁻¹)	pH em H ₂ O	Valor S ² --(cmol _c .dm ³)--	Valor T ³	Valor V ⁴ ----(%)---	m ⁵
	C / 15-38	5,5	4,4	0,6	4,9	12	68
NEOSSOLO FLÚVICO (RY)	Ap / 0-25	13,1	5,0	2,5	7,9	32	19
	IC1 / 25-43	7,4	5,5	1,5	5,0	30	25
	IIC2 / 43-50	2,0	5,5	0,9	2,6	35	25
	IIC3 / 50-100	1,1	5,6	0,9	2,2	41	18

SiBCS= Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos; 1- Carbono Orgânico; 2- S= Soma de Bases; 3- T= Capacidade de Troca de Cátions a pH 7,0; 4- V=Saturação de Bases; 5- m= Saturação de Alumínio.

Nas Tabelas 24 e 25 são apresentadas as estatísticas descritivas dos atributos morfométricos para os locais de ocorrência de NEOSSOLOS FLÚVICOS e NEOSSOLOS LITÓLICOS, respectivamente. A Figura 28 apresenta o comportamento das variáveis do terreno para as classes dos Neossolos.

Tabela 24. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Neossolos Flúvicos.

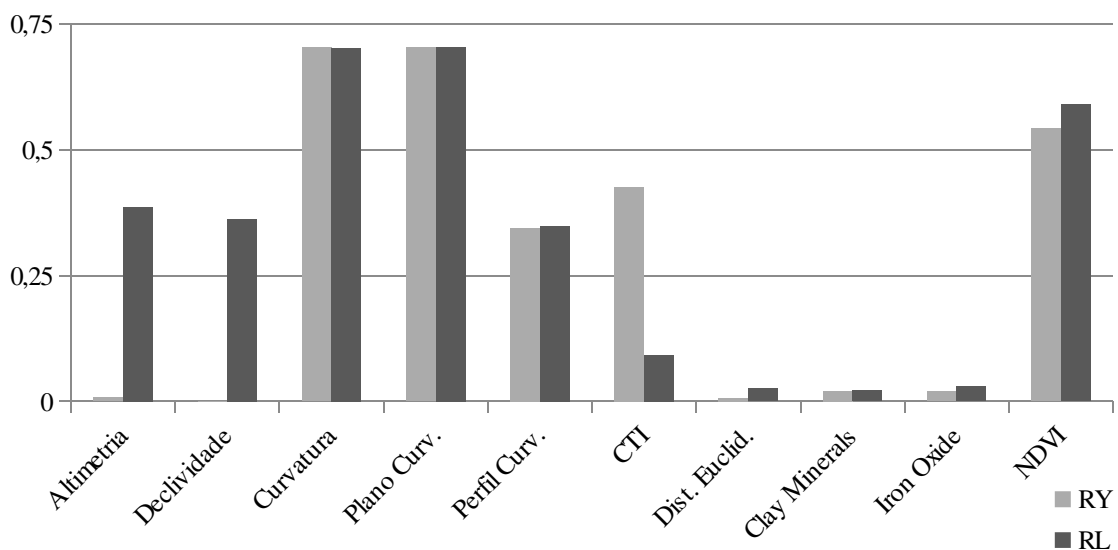
Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	10,54	15,21	25,89	4,19
Curvatura (adm)	-0,06	-0,01	0,05	0,01
Plano de Curvatura (adm)	-0,05	-0,01	0,03	0,01
Perfil de Curvatura (adm)	-0,06	0,00	0,07	0,01
Altimetria (m)	7,37	13,65	19,99	3,33
Distância Euclidiana (m)	0	63,14	210	60,05
Declividade (%)	0	0,18	1,52	0,23

adm = adimensional

Tabela 25. Estatística descritiva dos atributos morfométricos para os Neossolos Litólicos.

Atributos Morfométricos	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão
Índice Topográfico Composto (adm)	3,38	5,27	7,81	0,73
Curvatura (adm)	-2,49	-0,05	0,60	0,44
Plano de Curvatura (adm)	-1,59	0,01	0,68	0,25
Perfil de Curvatura (adm)	-0,52	0,07	1,69	0,30
Altimetria (m)	492,29	872,55	1972,50	305,45
Distância Euclidiana (m)	0	264,55	798,81	149,84
Declividade (%)	38,18	91,13	178,12	30,59

adm = adimensional

**Figura 28.** Comportamento das variáveis para a classe dos Neossolos Flúvicos (RY) e Neossolos Litólicos (RL). CTI- Índice Topográfico Composto; Dist.Euclid.-Distância euclidiana da hidrografia; Curv.-Curvatura. Valores adimensionais.

A ordem dos Neossolos abrange duas classes de solos muito diferentes no que tange as propriedades morfológicas e condições de ocorrência. A Figura 28 mostra que os NEOSSOLOS FLÚVICOS tendem a ocorrer em áreas com altimetria e declividade reduzida, em contraste com os NEOSSOLOS LITÓLICOS, que tendem a ocupar as partes mais altas e declivosas da bacia hidrográfica. No que tange ao CTI, também foi possível averiguar grande diferença entre estes solos, uma vez que os solos com influência de hidromorfismo tendem a apresentar altos valores para este índice, assim como valores reduzidos para distância

euclidiana da hidrografia. Outro fator que também destaca a diferença entre estes solos e o índice NDVI, que representa o tipo de uso e cobertura. Os NEOSSOLOS FLÚVICOS, conforme observado durante as campanhas de campo, são muito apreciados para o cultivo agrícola, principalmente tubérculos, diante das condições de textura (mais leve), relevo plano e sem impedimentos para o crescimento radicular. Em contrapartida, os NEOSSOLOS LITÓLICOS foram observados em condições de relevo escarpado, sob mata atlântica e em muitos casos próximos a afloramentos rochosos.

3.5.1.2. Seleção das variáveis do terreno e caracterização das unidades de mapeamento

A identificação dos padrões de ocorrência das classes de solos e a análise da variabilidade dos atributos se baseiam no estudo minucioso das diferentes feições da superfície, tendo como base um conjunto de atributos do terreno representados por modelos numéricos matriciais. Para embasar a seleção das variáveis a serem usadas como *input* em modelos preditivos também foram utilizados como referência os estudos prévios realizados na bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu, a exemplo de Barbosa et al. (2011), Jeune (2012), Pinheiro et al. (2012) e Pinheiro (2012).

Uma vez que o sucesso do MDS depende diretamente das variáveis de entrada dos modelos preditivos uma análise detalhada das relações solo-paisagem foi realizada visando a seleção de conjunto de variáveis relevantes para a compreensão dos processos pedogenéticos atuantes na área de estudo. A Figura 29 a seguir apresenta a distribuição dos atributos selecionados para serem usados na predição de classes de solo.

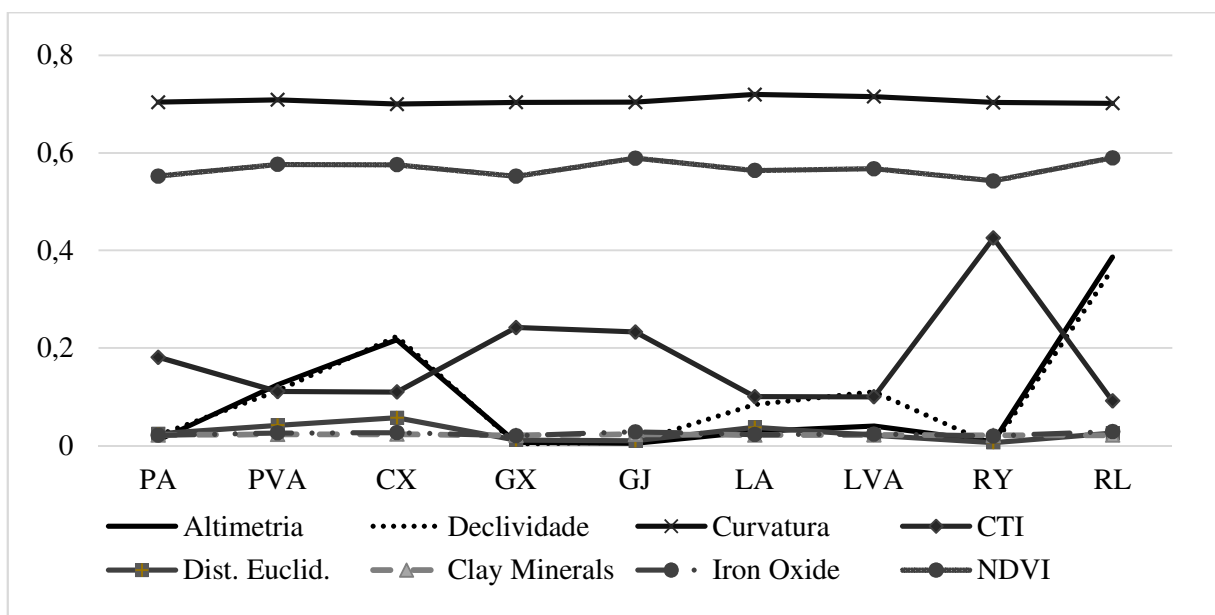


Figura 29. Tendência central do comportamento dos atributos do terreno em relação as unidades de mapeamento de solos. Eixo Y - Valores das variáveis normalizadas (entre 0 e 1); eixo X - Unidade de Mapeamento. PA- Argissolo Amarelo; PVA: Argissolo Vermelho-Amarelo; CX- Cambissolo Háplico; GX- Gleissolo HÁPLICO; GS+GJ: Gleissolo Sáfico + Tiomórfico; LA: Latossolo Amarelo; LVA: Latossolo Vermelh-Amarelo; RY: Neossolo Flúvico; RL: Neossolo Litólico. CTI- Índice Topográfico Composto; NDVI- Índice de Vegetação por Diferença Normalizada.

Embora a tendência central não englobe a gama de possibilidades de combinações das feições dos atributos do terreno em cada classe de solo (pela própria natureza das variáveis), espera-se que essa análise destaque diferenças entre as unidades de mapeamento, em função

das relações diretas entre os fatores/atributos e a pedogênese, conforme Carvalho Júnior (2005).

O CTI apresentou valor médio distinto e coerente para as unidades de mapeamento. Os atributos altimetria e declividade apresentaram tendência similar de variação entre as unidades de mapeamento, destacando em primeira instância os solos hidromórficos dos não hidromórficos. Valores reduzidos para esses atributos do terreno são observados nas classes dos GLEISSOLOS e NEOSSOLOS FLÚVICOS; por outro lado os NEOSSOLOS LITÓLICOS e CAMBISSOLOS HÁPLICOS apresentam valores elevados para estes atributos (declividade, altimetria). Já a distância euclidiana e a curvatura apresentaram variações sutis quando observado seu comportamento em conjunto com as demais variáveis entre os distintos tipos de solo. No entanto, mas foi possível observar para os Cambissolos valores maiores para distância euclidiana e menores para curvatura indicando concavidade das formas da superfície, enquanto que para Latossolos foi possível observar o comportamento inverso. No que tange as componentes perfil e plano de curvatura optou-se por utilizar a classificação da curvatura, considerando assim ambos os componentes na representação da superfície de curvatura.

No que tange aos índices derivados de dados de sensoriamento remoto, os atributos *Clay Minerals* and *Iron Oxides* apresentaram pouca variação entre as unidades de mapeamento, oscilando sutilmente entre as classes dos Gleissolos e Neossolos Flúvicos. Já o NDVI, embora de forma sutil, indicou variabilidade entre os tipos de uso do solo entre classes de mesma ordem, como por exemplo, entre os PVA e PA, entre os GJ e GX, e entre os RY e RL.

As análises previamente realizadas, com suporte das atividades de campo e revisão bibliográfica permitiram a definição de nove unidades de mapeamento de solos, conforme apresentado na Tabela 26.

Tabela 26. Classes de solos identificadas na bacia do rio Guapi-Macacu

Unidade	Descrição
1 PA	ARGISSOLO AMARELO + PLANOSSOLO HÁPLICO
2 PVA	ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO
3 CX	CAMBISSOLO HÁPLICO
4 LA	LATOSSOLO AMARELO
5 LVA	LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO
6 GX	GLEISSOLO HÁPLICO (GLEISSOLO MELÂNICO)
7 GJ	GLEISSOLO TIOMÓRFICO + GLEISSOLO SÁLICO
8 RY	NEOSSOLO FLÚVICO
9 RL	NEOSSOLO LITÓLICO + AFLORAMENTO ROCHOSO

As unidades de mapeamento definidas correspondem as classes de saída (*output*) a serem mapeadas utilizando técnicas de MDS, assunto que será abordado com detalhes nos capítulos subsequentes (Capítulo III e Capítulo IV). As principais características das unidades de mapeamento são descritas a seguir:

PA ARGISSOLO AMARELO Distrófico típico

Variações e inclusões: Inclusões de PLANOSSOLO HÁPLICO Distrófico típico nas áreas limítrofes para planícies, podendo incluir fase com cascalho e plintita em quantidade insuficiente para caracterizar horizonte plíntico. Podem também conter inclusões de LATOSSOLOS AMARELOS Distróficos típicos.

Comentários: Unidade com ampla ocorrência na área da bacia hidrográfica, predominando em áreas de relevo de colinas e morrotes, declive ondulado. Apresentam saturação em alumínio em muito alta e saturação de bases muito baixa, com pH em torno de 4,7, textura média a arenosa, com erosão laminar, podendo apresentar voçorocas quando encontrados sob solo exposto. Geralmente são encontrados sob uso e cobertura de pastagem e mata secundária em estágio inicial a médio de regeneração (capoeira). Ocupam geralmente terço médio e inferior de morros 'meia-laranja', granitos e gnaisses de origem no Terciário. Em condições de terço superior ou maior amplitude altimétrica dos morrotes, podem ocorrer associados com LATOSSOLOS AMARELOS Distróficos típicos.

No que tange as características pedométricas de superfície apresentam tendência de ocorrência em áreas de declividade média próxima a 6%. Apresentam valores relativamente altos para o CTI e grande variabilidade no que tange a distância euclidiana da hidrografia. Tendem a ocorrer em curvatura próxima a planar, com pequenas variações.

PVA ARGISSOLO VERMELHO- AMARELO Distrófico típico

Variações e inclusões: Inclusões de CAMBISSOLO HÁPLICO Distrófico típico nas áreas de declive mais acentuado e afloramentos.

Comentários: Unidade com ocorrência na porção leste da bacia hidrográfica, restrita a litologia específica de Maciços Alcalinos, que conferem matizes avermelhados (5YR ou mais vermelhos). Predominam nessas áreas declives ondulados a montanhosos. São solos de textura média a argilosa, bem estruturados, com saturação de bases muito baixa e saturação muito alta de alumínio e pH em torno de 5. São encontrados normalmente sob mata secundária em estágio médio a avançado de regeneração. Em condições de declive acentuado e afloramentos de rocha podem ocorrer inclusões de CAMBISSOLOS HÁPLICOS.

Quanto as condições de superfície ocorrem com condições variáveis de curvatura, distância euclidiana, altimetria e declividade, sendo a litologia a principal variável discriminante para esta unidade de mapeamento. O CTI apresenta valores inferiores a outra unidade de mapeamento onde predominam Argissolos (PA).

LA LATOSSOLO AMARELO Distrófico típico

Variações e inclusões: Unidade praticamente homogênea, mas pode apresentar inclusões de ARGISSOLOS AMARELOS, em condições de maior convexidade e erosão laminar acentuada.

Comentários: Unidade com ampla ocorrência na área da bacia hidrográfica, predominando em áreas de relevo de colinas e morrotes, declive suave ondulado a forte ondulado. Podem apresentar associação com ARGISSOLOS AMARELOS quando em condições de declives mais acentuados e erosão laminar intensa com remoção de argila do horizonte superficial gerando gradiente textural. Apresentam, de forma geral, textura média, pH próximo a 5, com saturação por bases baixa em contraste com altos teores de alumínio. São geralmente ocupados por pastagem, em algumas áreas sob plantações florestais (eucalipto) ou capoeira, conforme observado durante as campanhas de campo.

Diante do amplo espectro de condições ambientais em que estes solos ocorrem as variáveis como a declividade e a distância euclidiana apresentam, conseqüentemente, grande variabilidade. No que tange a curvatura, embora apresente variabilidade, tendem a ocorrer em superfícies ligeiramente convexas, em elevação inferior a 1200m de altitude.

LVA LATOSSOLO VERMELHO- AMARELO Distrófico típico

Variações e inclusões: Pode apresentar associação com LATOSSOLOS AMARELOS (relevo de Colinas) ou CAMBISSOLOS HÁPLICOS (relevo de Escarpas Serranas).

Comentários: Unidade com ampla ocorrência na área da bacia hidrográfica, ocorre em condições variáveis de paisagem, predominando na porção central e norte da bacia hidrográfica, desenvolvidos sobre litologia de Gnaisses/Granitos. Quando em relevo de Colinas e Morrotes podem ocorrer associados com LATOSSOLOS AMARELOS, já nas proximidades das Escarpas Serranas, ocorrem associados aos CAMBISSOLOS HÁPLICOS. Apresentam de forma geral, textura média, valores pH em torno de 4,7, saturação por bases muito baixa e por alumínio muito alta. De uma forma geral, se encontram sob pastagem ou mata secundária em diferentes estágios de regeneração. Todavia, quando sob solo exposto sofrem com a erosão laminar, principalmente em áreas de declive mais acentuado.

No tangente as características da superfície, estes solos ocorrem em condições muito similares a unidade de mapeamento LA, porém com valores médios para altimetria e declividade, ligeiramente superiores, e valores para o índice CTI ligeiramente inferiores.

CX CAMBISSOLO HÁPLICO Distrófico típico

Variações e inclusões: Podem ocorrer variações da unidade com a associação de LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS ou com inclusão de NEOSSOLOS LITÓLICOS e AFLORAMENTOS DE ROCHA.

Comentários: Unidade com ampla extensão na porção norte da bacia hidrográfica, correspondente aos contrafortes serranos (Maciços Costeiros). Predominam em áreas de relevo forte ondulado sob mata secundária em estágio médio a avançado de regeneração. Geralmente apresentam traços do material de origem (Gnaiss/Granitos), com presença de minerais primários (micas e feldspatos) no horizonte B-incipiente e transicionais para o contato lítico. Apresentam usualmente textura média, pH próximo a 5, porém com saturação em bases muito baixa em contraste com teores de alumínio muito altos, ocasionalmente superando 80%. Podem ocorrer em algumas áreas inclusões de NEOSSOLOS LITÓLICOS e AFLORAMENTOS DE ROCHA em unidades referentes aos relevos escarpados. Em outras áreas ocorrem juntamente com LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS, em fases de relevo ondulado e/ou convexas.

As características da superfície desta unidade englobam declive ondulado a escarpado, com superfícies de curvatura tendendo para concavidade (valores médios negativos).

RL NEOSSOLO LITÓLICOS Tb Distrófico típico

Variações e inclusões: Podem ocorrer associados com CAMBISSOLO HÁPLICO Distrófico típico e AFLORAMENTOS DE ROCHA.

Comentários: Unidade com ocorrência relacionada às Escarpas Serranas, onde AFLORAMENTOS DE ROCHA são observados, em condições de declive escarpado, sob mata atlântica (floresta secundária em estágio avançado de regeneração). De forma geral, apresentam conteúdo de carbono orgânico total próximo a 2%, oriundo da decomposição da serrapilheira que tem importante contribuição da adição de matéria orgânica proveniente do dossel da floresta. Não obstante, as áreas de ocorrência destes solos apresentam regime de

temperatura diferenciado diante das cotas altimétricas superiores a 500 m. Assim como a maioria dos solos da bacia hidrográfica, derivados do Gnaisse/Granito dos Maciços Costeiros possuem valor elevado para saturação de alumínio e baixos para saturação por bases, com pH em água próximo a 5,5.

Os atributos da paisagem mostram combinação de declives escarpados, com cotas altimétricas superiores a 500 m, superfície de curvatura tendendo a concavidade e distância euclidiana da hidrografia variável.

RY NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico típico

Variações e inclusões: Inclusões de NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS Hidromórficos típicos.

Comentários: Unidade com ocorrência intrínseca a presença de drenagens, com destaque para os principais drenos da bacia hidrográfica (Rio Guapi-Açu e Macacu), principalmente em terraços, mas podendo ocorrer em vales dissecados entre os Maciços Costeiros. É possível a presença de inclusões de NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS hidromórficos típicos. Em geral, são compostos por camadas com composição textural distintas, porém tendem a constituir solos arenosos. Tais solos apresentam valores para pH superiores a 5,5, geralmente baixa saturação em bases (inferior a 50%) e carbono orgânico total superior a 1%. São usualmente cultivados por agricultores para cultivos de tubérculos, hortaliças, em escala comercial.

As características da superfície desses solos tendem a apresentar curvatura planar (valores próximos a 0), cotas baixas e relevo plano. A unidade de mapeamento é representada principalmente pelos elevados valores para CTI e distância euclidiana da hidrografia de até 200 m, aproximadamente.

GX GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico

Variações e inclusões: Inclusões de GLEISSOLO MELÂNICO Tb Eutrófico chernossólico, restritas a áreas com drenagem deficiente e considerável aporte de matéria orgânica (touceiras de gramíneas).

Comentários: Unidade com ampla ocorrência nas planícies da bacia hidrográfica, ocorrendo em vales entre colinas e morrotes. Algumas áreas com drenagem imperfeita aliada a um considerável aporte de matéria orgânica propiciam a ocorrência de GLEISSOLO MELÂNICO Tb Eutrófico chernossólico, por vezes com horizonte orgânico enterrado. Esta unidade representa solos com textura média por vezes mais arenosa ou argilosa, dependendo dos sedimentos de origem. Geralmente apresentam valores baixos para saturação por bases e moderados a altos para saturação por alumínio. No entanto, foi constatada a presença de solos eutróficos em provavelmente relacionados a operações de manejo de plantios pretéritos. São encontrados geralmente sob pastagem ou vegetação hidrófila (taboa, ou gramíneas similares resistentes à ausência de oxigênio).

Esta unidade tende a ocorrer em áreas de Sedimentos Quaternários, sob superfícies planares, em relevo plano e cotas baixas. Os valores para CTI são altos (valores próximos a 10), e a distância euclidiana da hidrografia é inferior a 600 m, aproximadamente.

GJ GLEISSOLO TIOMÓRFICO Órtico sálico solódico

Variações e inclusões: Unidade constituída por complexo de solos de mangue, de difícil diferenciação, constituída por GLEISSOLO TIOMÓRFICO Órtico sálico solódico, GLEISSOLO TIOMÓRFICO Húmico típico e GLEISSOLO SÁLICO Órtico solódico.

Comentários: Unidade com ocorrência restrita a áreas sob manguezais, sujeitas a regimes diferenciados de mares e Sedimentos Litorâneos, Marinhos e Paludais. Os solos dessa unidade apresentam, de forma geral, textura argilosa, elevados teores de carbono orgânico total, por vezes com a presença de horizonte A húmico ou chernozêmico. Estes solos são, em geral, distróficos, porém podem apresentar variações eutróficas devido a contribuições oriundas dos depósitos de sedimentos marinhos. Os GLEISSOLOS SÁLICOS se encontram sob vegetação adaptada aos elevados teores de sódio, enquanto os GLEISSOLOS TIOMÓRFICOS ocorrem sob manguezais e possuem valores para pH inferiores a 3,5.

No que tange as características pedométricas esta unidade de mapeamento apresenta condições ambientais similares a unidade GX, em relação ao CTI, declividade e curvatura. Embora sutis, os menores valores para altimetria e distância euclidiana da hidrografia, além das condições particulares de uso e cobertura do solo (vegetação hidrófila e manguezais), permitem a diferenciação desta unidade das áreas de planície colúvio-aluvionar, onde predominam os GLEISSOLOS HÁPLICOS.

3.6. CONCLUSÕES

O capítulo destacou a aplicação de geotecnologias no inventário do recurso solo, aliando conhecimentos em gênese dos solos e uma abordagem quantitativa no que tange a identificação de padrões de ocorrência dos diferentes solos na paisagem. A caracterização da área, baseada em revisão de literatura, utilização de modelos digitais de elevação e dos atributos morfométricos (principalmente altimetria, declividade e curvatura), juntamente com as observações de campo permitiram identificar relações consistentes entre as formas do relevo e a ocorrência de classes de solos.

O uso do programa *Conditioned Latin Hypercube Sampling* como estratégia de amostragem permitiu a identificação dos diferentes tipos de solo em função das distintas condições da paisagem, representadas pela altimetria, declividade, curvatura e uso e cobertura do solo. Não obstante a aplicação desta técnica contribuiu para otimização da etapa de seleção de coleta de amostras em campo.

A estratégia adotada permitiu a coleta de amostras que representaram as ordens de solos de maior expressão na área de estudo: LATOSSOLOS, ARGISSOLOS, CAMBISSOLOS, GLEISSOLOS e NEOSSOLOS, respectivamente. Os LATOSSOLOS AMARELOS assim como os LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS foram identificados em condições de relevo local semelhante variando de ondulado a montanhoso, todavia os primeiros ocorrem preferencialmente nos domínios geomorfológicos de colinas, morros e os outros em áreas de maciços com cotas mais elevadas. Os LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS, que ocupam áreas com declives mais acentuados, apresentam ainda similaridade com os CAMBISSOLOS HÁPLICOS.

Os ARGISSOLOS AMARELOS têm ampla distribuição na área da bacia, preferencialmente nos limites inferiores de morrotes, sob declive suave a ondulado, com inclusões de PLANOSSOLOS HÁPLICOS próximas a áreas de transição para a unidade dos GLEISSOLOS HÁPLICOS. Já os ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS tiveram ocorrência restrita às áreas sob influência de material de origem alcalino (maciços intrusivos). Os GLEISSOLOS HÁPLICOS ocorrem nos vales sob relevo aplainado, e nas proximidades da foz da bacia ocorrem GLEISSOLOS SÁLICOS e TIOMÓRFICOS; ambas as unidades com ocorrência de GLEISSOLOS MELÂNICOS, nas depressões do relevo. Os NEOSSOLOS FLÚVICOS, de forma geral ocorrem nos limiares dos principais drenos (rios Guapi-Açu e Macacu). Os NEOSSOLOS LITÓLICOS ocorrem sob geomorfologia de escarpas serranas, de declive acentuado, juntamente com afloramentos rochosos nos divisores de água da bacia. Os CAMBISSOLOS HÁPLICOS estão sob situações similares de paisagem e predominam nas Escarpas Serranas.

Os atributos que exerceram maior influência na distribuição dos solos da bacia hidrográfica foram a altimetria, declividade, curvatura e índice topográfico composto (CTI), além da geologia, particularmente no caso dos solos oriundos de sedimentos quaternários e de rochas alcalinas.

A coleta de dados em campo e entendimento das relações solo-paisagem possibilitou a definição de nove unidades de mapeamento, onde os componentes principais são representados pelas seguintes classes de solo: ARGISSOLOS AMARELOS; ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS; LATOSSOLOS AMARELOS, LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS, CAMBISSOLO HÁPLICO, GLEISSOLO HÁPLICO, GLEISSOLO SÁLICO e GLEISSOLO TIOMÓRFICO, NEOSSOLO FLÚVICO e NEOSSOLO LITÓLICO.

A seleção de co-variáveis discriminantes e caracterização dos padrões de ocorrência das classes de solos precedem à aplicação de algoritmos preditivos, assunto abordado nos capítulos subsequentes.

4. CAPÍTULO III

USO DO GEOMORPHON COMO CO-VARIÁVEL PREDITORA NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS POR REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

4.1. RESUMO

O uso de atributos do terreno associados com informações de campo em Sistemas de Informação Geográfica (SIG) podem aperfeiçoar os métodos aplicados no levantamento de solos. Geomorphons representa uma nova técnica para mapear as formas da superfície a partir de um modelo digital de elevação (MDE) e da distância da visibilidade de um ponto central na paisagem (raio de busca), podendo adotar escalas flexíveis. O cálculo das formas da paisagem baseia-se no modelo de elevação digital e nos valores definidos para dois parâmetros: o raio de busca (L), e o limiar de visada (d). Desse modo, os “geomorphons” podem ser calculados de forma flexível tornando possível o reconhecimento dos mesmos tipos de formas de relevo em escalas diferentes. O principal objetivo deste estudo foi avaliar o potencial do uso dos “geomorphons” para representação das formas da paisagem, como co-variável preditora na predição de classes de solos por abordagem de redes neurais artificiais (RNA). Os procedimentos envolveram a construção de banco de dados cartográficos, criação de modelos digitais que representam atributos da paisagem (incluindo os “geomorphons”), coleta de amostras e descrição de cem perfis de solo em locais pré-definidos e, finalmente, a classificação supervisionada por redes neurais. As co-variáveis utilizadas foram: elevação, declividade, curvatura, o índice composto topográfico (CTI), distância euclidiana, *Clay Minerals*, *Iron Oxides*, índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), mapas de geologia e de formas da paisagem (geomorphons). Todos os modelos para os atributos do terreno foram gerados com 30 m de resolução espacial, e estas variáveis correspondem aos neurônios na camada de entrada das redes neurais. A camada de saída correspondeu às nove classes de solos dominantes na área de estudo. Para definir o raio de busca para gerar o mapa “geomorphons”, dezesseis conjuntos de redes neurais contendo cada um todos os atributos do terreno mais um mapa “geomorphons” calculado a partir de raio de busca de tamanhos distintos. Para fins comparativos, um dos conjuntos não contém nenhum “geomorphons”. A seleção do conjunto de melhor desempenho com o “geomorphons” de raio de busca apropriado, teve como base índices estatísticos obtidos a partir de uma matriz de confusão. Os resultados mostraram melhor desempenho para na predição de solos o conjunto representado pelo “geomorphons” com quarenta e cinco *pixels* de raio de busca. Este classificador apresentou valores de índice kappa e precisão global correspondente a 0,74, e 77,0, respectivamente.

Palavras-chave: Mapeamento digital de solos. Padrões ternários. Geomorfologia. GRASS.

4.2. ABSTRACT

The use of landscape terrain attributes associated with field information in Geographic Information Systems (GIS) helps to improve the methods applied in soil survey. Geomorphons is a novel technique to map surface elements from digital elevation model and visibility distance (search radius) of a central point in the landscape, which can adopt flexible scales. The landform calculation is based on the digital elevation model and the values set for two parameters: the search radius (L), and the relief threshold (d). Thereby, “geomorphons” are calculated as from flexible procedure that making possible recognition of the same types of landforms in different sizes. The main goal of this study was to evaluate the potential for incorporating “geomorphons”, used to recognize landscape patterns, to improve the soil class predictions by artificial neural networks (ANN). The procedures involved the acquisition of a cartographic database, creating digital models that represent landscape attributes (including “geomorphons”), sample collection and description of one hundred soil profiles in predefined locations, and finally, the supervised classification by neural networks. The covariates used were: elevation, slope, curvature, compound topographic index (CTI), euclidean distance, clay minerals, iron oxide, normalized difference vegetation index (NDVI), geology and “geomorphons”. All models for the terrain attributes have 30 m pixel resolution, and these variables correspond to neurons in the input layer of the neural networks. The output layer of the supervised classification corresponded to the nine dominant soil classes in the study area. To define the appropriate scale of “geomorphons” map, sixteen sets of neural networks containing each one all terrain attributes plus a “geomorphons” map calculated from different search radius. For comparative purposes, one of the sets included no “geomorphons”. Selection of the appropriate “geomorphons” search radius was based on the statistical indexes obtained from a confusion matrix. The results showed better performance to predict soil map units used as covariates the “geomorphons” map with forty-five pixels of search radius. This classifier presented values to kappa index and global accuracy corresponding to 0.74, and 77.0, respectively.

Keywords: digital soil mapping; ternary patterns; geomorphology; GRASS.

4.3. INTRODUÇÃO

O uso de geotecnologias para mapeamento de ambientes tem sido cada vez mais visto em estudos acadêmicos, relatórios técnicos e levantamentos estratégicos, em várias escalas. No que tange ao mapeamento de solos a aplicação de modelos estatísticos preditivos em ambiente de Sistemas de Informação Geográfica (GIS) pode contribuir para melhorar os produtos de levantamentos de solos fornecendo mais informações sobre o ambiente e melhorando a relação custo-benefício. Aliadas aos conhecimentos de gênese, morfologia e classificação do solo, as técnicas de mapeamento digital de solos incorporam novos conceitos da pedometria, permitindo a análise de dados quantitativos e aspectos qualitativos do ambiente físico. Não obstante, a flexibilidade dos produtos gerados por mapeamento digital de solos pode fornecer mais fácil interpretação e apresentações multifacetadas de informações solo-paisagem.

A morfometria da paisagem descrita a partir de modelos digitais de elevação (MDE) e particularmente importantes para o mapeamento digital de solos conferindo uma abordagem quantitativa e coerente com a realidade de formas de relevo. A análise dos componentes da paisagem, através da derivação de atributos morfométricos a partir de um MDE, torna mais fácil a avaliação da morfologia do relevo, bem como a segmentação da paisagem em ambientes topograficamente distintos (Sirtoli et al., 2008). Neste sentido, alguns estudos sobre as formas de relevo foram desenvolvidos com base no reconhecimento e mapeamento de unidades do terreno e padrões de paisagem, como Schmidt & Hewitt (2004), Iwahashi & Pike (2007), Ehsani & Quiel (2008), Jasiewicz & Stępiński (2013).

Ojala et al. (2002) apresentam um método de reconhecimento de Padrões Binários Locais (LBP, sigla em inglês para *Local Binary Patterns*) uniformes para classificar textura invariante em vizinhança circular simétrica, para quantificação de qualquer espaço angular e em qualquer resolução espacial. O conceito de padrões ternários locais foi introduzido para melhorar a classificação binária. No entanto, criou outras sensibilidades no modelo, onde é necessário um número maior de pontos amostrais, diretamente relacionados com melhor resolução, e que implica também na sensibilidade a pequenas alterações no padrão, bem como dificuldades na implementação do mesmo. Liao (2010) propôs o método de Padrões Ternários Locais (LTP, sigla em inglês para *Local Ternary Patterns*) que estende os padrões binários locais podendo ser apresentado de 3 diferentes formas (símbolos, números decimais e número discreto). Esse método permite que pouco contraste entre células possa ser considerado não suficiente para caracterizar diferente classe de forma da paisagem, dependendo do limite estabelecido para agrupar os padrões, o que possibilita a aplicação de conceitos de geomorfologia para a representação de formas comuns do relevo.

Recentemente, alguns estudos se concentram no desenvolvimento de técnicas eficientes para a auto-classificação e mapeamento de formas da paisagem, como por exemplo o algoritmo “geomorphons”, que se baseia no reconhecimento de padrões ternários (Jasiewicz & Stępiński, 2013). Esses padrões ternários caracterizam as formas do relevo com base na vizinhança de uma célula central (*pixel*) que considera não apenas o valor da elevação, mas também a taxa de alteração dos ângulos envolvidos. Na abordagem por “geomorphons” a auto-classificação da superfície a partir de um modelo digital de elevação resulta em um mapa com dez formas comuns geomorfologicamente reconhecidas. Em síntese, a aplicação de padrões de ternários para caracterizar acidentes geográficos, considera a vizinhança de uma célula central, a qual é determinada com base na diferença de elevação e na distância horizontal ao longo das oito principais direções circundantes, também chamados de ângulos zênite e nadir. Estes ângulos são usados para calcular valores dos padrões ternários a partir de

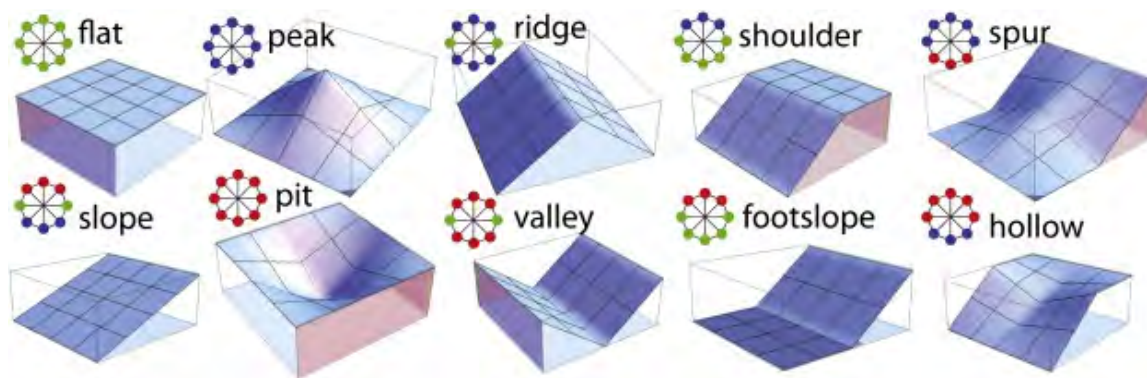


Figura 31. Dez formas de relevo mais comuns e as respectivas transições (Adaptado de Jasiewicz & Stepínski, 2013 e grass.osgeo.org)

O algoritmo de classificação de formas da paisagem possui potencial para aplicação no mapeamento de solos, uma vez que o relevo possui relação direta as propriedades do solo e com a gênese. Porém diante da variabilidade das feições e formas de representação da superfície é necessária análise prévia para seleção de mapa adequado para representação das principais formas do relevo para uso como variável preditora no mapeamento digital de classes de solos. Existem na literatura poucos estudos utilizando este algoritmo, como exemplo Stepinski & Jasiewicz (2011). Jasiewicz & Stepinski (2013), Ashtekar et al. (2014), Gruber et al. (2014 e 2015). A abordagem da classificação de formas da paisagem pelo algoritmo “geomorphons” é recente, apresentando no Brasil apenas um estudo (Silva, 2013) que precede a este trabalho.

A seleção criteriosa das variáveis a serem utilizadas como *input* no mapeamento digital de solos é fundamental para a qualidade dos produtos finais, ao afetar diretamente a variabilidade e representatividade dos atributos morfométricos usados na caracterização das unidades de mapeamento. Os estudos de Pinheiro (2012) e Pinheiro et al. (2012) realizados na bacia hidrográfica, que precedem o trabalho de tese em questão, os autores realizaram a seleção minuciosa selecionando modelos primários e secundários derivados do modelo digital de elevação hidrológicamente consistente, e ainda, variáveis categóricas, e índices espectrais derivados de dados de imageamento remoto, para aplicação no mapeamento de classes de solos por abordagem de redes neurais artificiais. No presente capítulo foi incluído ao conjunto de variáveis discriminantes selecionadas no Capítulo II (Pedometria e Pedologia da Área de Estudo) o mapa de formas do relevo através do algoritmo “geomorphons”. Para seleção do mapa adequado para a representação de formas da paisagem em função da escala ou raio de busca foi empregado na análise o método de predição de classes de solo por redes neurais artificiais (RNA).

A abordagem por redes neurais artificiais, que possui capacidade de aprendizado e reconhecimento de padrões, é baseada em tentativa e erro sugerindo ao final da análise uma arquitetura adequada. A definição da melhor arquitetura e o sucesso do desempenho das redes dependem primordialmente das variáveis de entrada, que no presente estudo são representadas pelos atributos do terreno (Capítulo II), e o mapa de formas da paisagem (“geomorphons”).

O aprendizado da RNA é baseado em testes iterativos, conforme sugerido por Hirose et al. (1991), onde é possível variar o número e tipo de neurônios, da camada de entrada, em função das variáveis ambientais discriminantes utilizadas e/ou número de neurônios e camadas ocultas, contendo todas os mesmos neurônios na camada de saída, que correspondem as classes que se deseja mapear (unidades de mapeamento).

Na última década, muitos estudos mostram a aplicação de RNA para predição de classes e propriedades do solo (Tranter et al., 2007, Choi et al., 2010, Chen et al., 2011, Montaghian & Mohammadi, 2011). No Brasil a aplicação desta técnica para o mapeamento

digital de solos (MDS) foi demonstrada por Carvalho Júnior et al., 2011, Pinheiro (2012) e Chagas et al. (2010, 2011, 2013), que obtiverem bons resultados para a predição de classes de solos. O uso de redes neurais possibilita uma grande acurácia na predição, contudo, os problemas aparecem quando a rede precisa ser aplicada como conhecimento formalizado devido à complexidade da rede e dos pesos empregados (Kheir et al., 2010b).

O objetivo desse capítulo foi avaliar do mapa de formas da paisagem como co-variável preditora no mapeamento digital de classes de solo em uma bacia hidrográfica. A abordagem empregada através da comparação do desempenho do mapa de formas da paisagem como variável discriminante usada no mapeamento digital de solos por redes neurais, subsidia a seleção do raio de busca adequado.

4.4. MATERIAL E MÉTODOS

4.4.1. Programas Utilizados na Computação dos Dados

Na obtenção das co-variáveis ambientais foi utilizado o programa ArcGIS Desktop v.10. Adicionalmente, a obtenção dos índices derivados de bandas espectrais combinadas contou com auxílio do programa ERDAS Imagine v. 9.1 (ERDAS Systems). Na avaliação do desempenho dos geomorphons como co-variável preditora para uso no mapeamento digital de solos (MDS) foram empregados mais dois programas de computação de dados, a saber:

- *Geographic Resources Analysis Support System* - GRASS GIS 7.0.0 (GRASS Development Team, 2013). O programa de computação de dados GRASS é um SIG de livre acesso (gratuito), utilizado para extrair atributos topográficos a partir de um MDE. Este programa será utilizado na fase de reconhecimento dos padrões ternários para representação das formas da paisagem, que servirão como subsídio para estudo e análise dos processos de pedogênese e morfogênese, sendo de notória importância para o MDS. Para a obtenção dos padrões do terreno foi adicionada a ferramenta “geomorphons”, onde é possível configurar o raio de busca (*search radius*) utilizado no cálculo das formas comuns da paisagem. A ferramenta (algoritmo) para gerar os “geomorphons” e disponível para *download* em: <http://sil.uc.edu/>. Os dados de entrada e os mapas resultantes correspondem ao formato ascii (arquivo de texto), onde é necessário previamente à importação e posteriormente à exportação dos arquivos, realizar a configuração de projeção e datum horizontal de referência.

- Java Neural Network Simulator - JavaNNS Version 1.1 (University of Tubingen, 2001). Este programa é baseado no Stuttgart Neural Network Simulator 4.2 Kernel (SNNS, 1998) que utiliza o algoritmo de aprendizado por retropropagação (*back propagation*). Como o simulador de RNA (JavaNNS) não possibilita a geração de matrizes de confusão e significância tais procedimentos serão realizados através dos aplicativos executáveis “funcpow.exe” e “gerapat.exe”, assim como a compatibilização dos arquivos no que tange ao tipo de extensão (.pat) compreendida pelo classificador (Vieira, 2000).

4.4.2. Co-variáveis Ambientais e Unidades de Mapeamento

Em função das análises descritas no capítulo precedente (Capítulo II - Pedologia e Pedometria da Área de Estudo), e trabalhos prévios realizados na área foram definidos como variáveis discriminantes para a predição de classes de solos, os atributos: Altimetria, Declividade, Curvatura, Índice Topográfico Composto (CTI), Distância Euclidiana e os índices derivados de dados de sensoriamento remoto (*Clay minerals*, *Iron oxides* e NDVI). As classes a serem preditas pelas redes neurais correspondem às nove unidades de mapeamento, a saber: LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS, LATOSSOLOS AMARELOS, ARGISSOLOS VERMELHO AMARELOS, ARGISSOLOS AMARELOS, GLEISSOLOS TIOMÓRFICOS, GLEISSOLOS HÁPLICOS, CAMBISSOLOS HÁPLICOS, NEOSSOLOS FLÚVICOS, e NEOSSOLOS LITÓLICOS (Tabela 26 - Capítulo II).

Ao conjunto de variáveis discriminantes selecionadas (Altimetria, Declividade, Curvatura, CTI, Distância Euclidiana, índices *Clay minerals*, *Iron oxides* e NDVI), foi adicionado mapa de formas do relevo gerado pelo algoritmo “geomorphons” (Jasiewicz e Stepiński, 2013). Para obter o mapa de formas do relevo a partir do modelo digital de elevação foi utilizado o programa de computação GRASS (*Geographic Resources Analysis Support System*), adicionando a ferramenta “geomorphons”. Foram gerados 15 mapas, com 30 m de resolução espacial, para representação das formas da paisagem utilizando diferentes

tamanhos do raio de busca (*search radius*), correspondentes a: 3, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 100, 150, 300 e 500 *pixels*. Para definir o raio de busca mais adequado para representar o mapa das formas superfície foi utilizada a abordagem por redes neurais artificiais (RNA), conforme descrito no tópico subsequente.

4.4.3. Predição de Classes de Solo por Redes Neurais Artificiais

A arquitetura de uma rede neural é formada de três componentes principais, sendo uma camada de entrada com as variáveis preditoras correspondentes a cada ‘neurônio’ (*perceptron*), uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, onde cada neurônio corresponde a classe que se quer mapear. Os pontos críticos, responsáveis pelo bom resultado da classificação por RNA, consistem principalmente na definição dos dados de entrada (atributos do terreno), e das classes de saída (unidades de solo), e no uso de amostras representativas das unidades de saída na etapa de treinamento e validação do modelo.

Conforme descrito no capítulo anterior (Capítulo II - Pedologia e Pedometria da Área de Estudo) após a obtenção das co-variáveis preditoras cada plano de informação (PI) correspondente foi reescalado normalizando os valores de forma que variem entre 0 e 1, permitindo a análise conjunta dos distintos temas (Vieira, 2000). Esse procedimento tem como objetivo padronizar a amplitude da variação dos valores, unidades e escala de cada plano de informação referente às variáveis discriminantes facilitando o processo de treinamento das redes, evitando problemas decorrentes da amplitude de valores em função das diferentes unidades de mensuração das variáveis.

O processo de treinamento pelas RNA requer um conjunto de amostras que represente o padrão de ocorrência de cada classe que se deseja mapear. A seleção das amostras de treinamento e de validação foi baseada na variabilidade dos atributos do terreno em cada uma das nove classes de solos. Nas análises executadas como suporte para seleção do mapa de formas da paisagem (“geomorphons”), o conjunto de 500 *pixels* coletado para cada classe de solo (Capítulo II - Pedologia e Pedometria da Área de Estudo), foi subdividido em amostras de treinamento (350 *pixels*) e validação (150 *pixels*) e utilizado para implementação do algoritmo de redes neurais artificiais (RNA). Zhu (2000) sugere que o conjunto de amostras de treinamento seja cerca de 30 vezes o número de classes de saída para dar conta da complexidade da relação entre o número de variáveis de entradas e classes de saída. O autor sugeriu também que o número de amostras de validação deva ser quase metade do número de amostras de treinamento.

O aprendizado da rede em si consiste em submeter cada rede neural ao treinamento através da inicialização do algoritmo, com as amostras e parâmetros de treinamento e o número de ciclos pré-definidos. Um dos parâmetros a serem configurados para inicialização consiste na alocação dos pesos interneurônios com valores aleatórios pequenos (normalmente entre -1 e 1). No presente estudo utilizaram-se pesos variando entre -0,5 e 0,5, evitando assim a saturação da RNA com valores grandes que podem dificultar a aprendizagem da rede (Vieira, 2000). Outros valores passíveis de configuração consistem na taxa de aprendizado e os ciclos de treinamentos. Neste estudo, optou-se por utilizar valores correspondentes a 0,2 para taxa de aprendizado e 2000 ciclos de treinamento, conforme Chagas et al. (2011) e Chagas (2006).

No processo de seleção do mapa de formas da paisagem foram testados dezesseis conjuntos de variáveis de entrada, que contêm os atributos do terreno selecionados previamente adicionando um mapa de formas da paisagem (“geomorphons”) calculado a partir de diferentes valores para o raio de busca. Para fins de comparação em relação à influência dos “geomorphons” na predição de classes de solo, um dos conjuntos não incluiu mapa de formas do relevo (Tabela 27).

Tabela 27. Descrição dos conjuntos de variáveis usados no treinamento por redes neurais artificiais

Conjuntos	Atributos do Terreno
1	Altimetria, Declividade, Curvatura, CTI, Distância Euclidiana da Hidrografia, Geologia, Índices <i>clay minerals</i> , <i>iron oxides</i> e NDVI (Conjunto de Referência)
2	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 3 <i>pixels</i> de raio de busca
3	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 5 <i>pixels</i> de raio de busca
4	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 10 <i>pixels</i> de raio de busca
5	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 15 <i>pixels</i> de raio de busca
6	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 20 <i>pixels</i> de raio de busca
7	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 25 <i>pixels</i> de raio de busca
8	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 30 <i>pixels</i> de raio de busca
9	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 35 <i>pixels</i> de raio de busca
10	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 40 <i>pixels</i> de raio de busca
11	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 45 <i>pixels</i> de raio de busca
12	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 50 <i>pixels</i> de raio de busca
13	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 100 <i>pixels</i> de raio de busca
14	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 150 <i>pixels</i> de raio de busca
15	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 300 <i>pixels</i> de raio de busca
16	Conjunto de Referência + “geomorphons” com 500 <i>pixels</i> de raio de busca

Para cada conjunto de redes neurais descrito na Tabela 27, foram testadas 17 redes com diferentes números de neurônios na camada oculta (1 a 15, 20 e 30), para definir a arquitetura mais adequada e a rede de melhor desempenho para representar cada um dos conjuntos com os diferentes mapas “geomorphons”, na camada de entrada.

A avaliação dos resultados do treinamento das redes neurais para cada conjunto foi feita por medidas estatísticas, como o índice kappa e a exatidão global da classificação, derivados de uma matriz de confusão (Congalton e Green, 1999). Segundo Congalton (1991), o valor do índice kappa representa a medida mais adequada da exatidão de uma classificação temática, considerando os erros de toda matriz de confusão e não apenas os componentes da diagonal.

Uma matriz de significância foi gerada para comparar os resultados das RNA entre os conjuntos, tendo-se utilizado os valores de kappa e da variância da classificação das redes selecionadas para representar cada conjunto (a rede de melhor desempenho). Na matriz de significância a diagonal principal mostra o nível de concordância entre os dois conjuntos de dados. A exatidão global é obtida por cálculo aritmético dos valores da diagonal principal que representam a estimativa relativa das amostras corretamente classificadas.

Como o simulador de RNA (JavaNNS) não possibilita a geração de matrizes de confusão e significância tais procedimentos foram realizados através dos aplicativos executáveis “funcpow.exe” e “gerapat.exe”, assim como a compatibilização dos arquivos quanto ao tipo de extensão compreendida pelo classificador (Vieira, 2000).

O teste estatístico Z verifica, inicialmente, se a classificação difere de uma classificação casual e, em segunda análise, se existe diferença significativa entre os valores de kappa resultantes da avaliação dos diferentes conjuntos, aos pares. Ao término do processo de treinamento e validação das RNA, foi selecionado para representar o mapa de formas da paisagem o “geomorphons” correspondente ao conjunto de melhor desempenho na classificação das unidades de mapeamento.

Na classificação por redes neurais o resultado final é um valor de probabilidade atribuído a cada *pixel* da imagem, que identificam às classes de saída pré-determinadas. Os

arquivos binários resultantes da classificação pelas RNA de cada conjunto selecionado foram manipulados no programa ERDAS Imagine v. 9.1 para produzir o mapa digital de solos. Neste procedimento adiciona-se a cada célula (*pixel*) valor correspondente à classe que apresentou a maior probabilidade entre as envolvidas (Zhu, 1997). Para melhorar a generalização foi utilizado um filtro que tem a função de eliminar *pixels* isolados que não pertença a classe predominante na vizinhança do mesmo.

4.5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.5.1. Seleção do Mapa de Formas da Paisagem para Uso no Mapeamento Digital de Solos

A aplicação do algoritmo “geomorphons” para a representação das formas do relevo, requer a definição do parâmetro do raio de busca, uma vez que diferentes valores para este parâmetro implicam em diferentes mapas resultantes. A Figura 32, a seguir, destaca diferenças entre mapas obtidos com diferentes tamanhos do raio de busca.

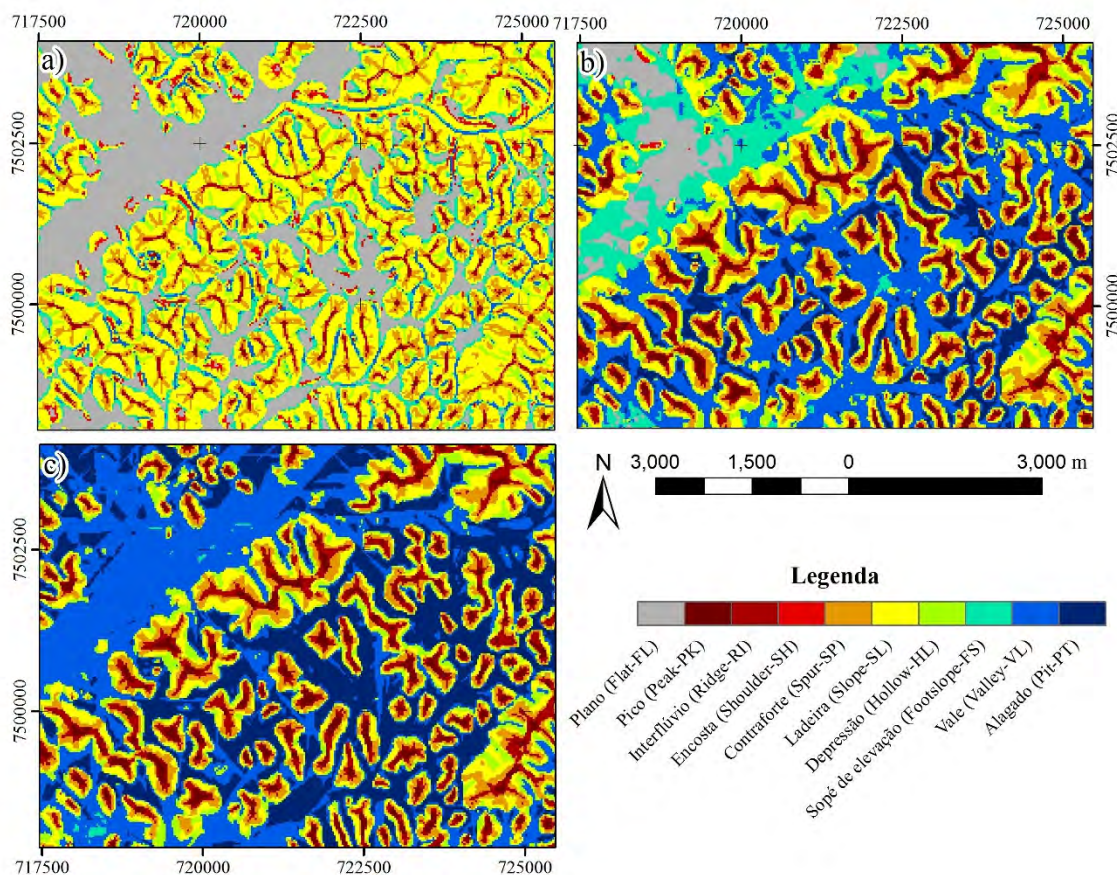


Figura 32. Mapa de formas do relevo (*landforms*) gerado pelo algoritmo “geomorphons” com diferentes distâncias de raio de busca (número de *pixels*): a) 3; b) 30; c) 300

A representação de feições do relevo, como morros e colinas, é diretamente relacionada com a escala de observação. Um menor raio de busca é interessante para detalhamento de áreas com pequena variabilidade de relevo, por outro lado, valores maiores para o raio de busca tendem a representar de forma mais adequada os componentes de encosta nas áreas relativas aos maciços alcalinos e colinas. Por esta razão, uma análise detalhada da coerência dos produtos gerados se faz necessária.

A utilização de mapas de formas da paisagem com diferentes raios de busca gera diferentes resultados na predição de classes de solo, uma vez que uma mesma área pode aparecer em diferentes classes de formas da paisagem em função da escala da visada, dependente do raio de busca. Para avaliar o tamanho mais adequado para o raio de busca

usado no mapa de forma do relevo, foi realizada uma análise de predição de classes de solos por redes neurais artificiais (RNA), onde diferentes tamanhos foram testados como variáveis de entrada na predição.

No total foram geradas 272 redes neurais. Para selecionar a melhor arquitetura de rede para representar cada um dos 17 conjuntos (Tabela 27) foi realizada uma matriz de significância entre as redes de um mesmo conjunto com diferente numero de neurônios na camada oculta. A Tabela 28 mostra, como exemplo, a matriz de significância gerada para as redes neurais do Conjunto 11, com diferentes números de neurônios na camada oculta.

Tabela 28.Matriz de significância do Conjunto 11

N ⁽¹⁾	1	2	3	4	5	6	7	8	
Kappa	0,688	0,665	0,695	0,685	0,662	0,669	0,741	0,654	
Var ⁽²⁾	1,86	1,93	1,83	1,87	1,96	1,93	1,66	1,97	
1	50,45								
2	1,18	47,87							
3	0,36	1,55	51,38						
4	0,16	1,03	0,52	50,09					
5	1,33	0,15	1,70	1,18	47,29				
6	0,98	0,20	1,34	0,82	0,36	48,16			
7	2,83*	4,01*	2,46*	2,98*	4,15*	3,80*	57,51		
8	1,74	0,56	2,10*	1,58	0,40	0,76	4,57*	46,60	
9	0,00	1,18	0,36	0,16	1,33	0,97	2,82*	1,73	
10	1,93	0,76	2,30*	1,78	0,60	0,96	4,76*	0,20	
11	2,63*	1,46	3,00*	2,48	1,30	1,66	5,46*	0,90	
12	1,63	0,46	2,00*	1,48	0,30	0,66	4,45*	0,10	
13	3,58*	2,40*	3,95*	3,42*	2,24*	2,60*	6,41*	1,84	
14	0,10	1,08	0,47	0,05	1,23	0,87	2,93*	1,63	
15	0,87	0,31	1,24	0,72	0,46	0,10	3,69*	0,86	
20	1,84	0,66	2,20	1,68	0,50	0,86	4,66*	0,10	
30	1,49	0,31	1,85	1,33	0,15	0,51	4,32*	0,25	
N ⁽¹⁾	9	10	11	12	13	14	15	20	30
Kappa	0,688	0,65	0,636	0,656	0,617	0,686	0,671	0,652	0,659
Var ⁽²⁾	1,88	2,00	2,04	1,99	2,08	1,87	1,93	1,99	1,94
9	50,18								
10	1,93	45,96							
11	2,63*	0,70	44,53						
12	1,63	0,30	1,00	46,50					
13	3,57*	1,63	0,94	1,93	42,78				
14	0,10	1,83	2,53*	1,53	3,47*	50,17			
15	0,87	1,06	1,76	0,76	2,70*	0,77	48,30		
20	1,83	0,10	0,80	0,20	1,74	1,73	0,96	46,22	
30	1,48	0,45	1,15	0,15	2,10*	1,38	0,61	0,35	47,31

N⁽¹⁾= número de neurônios na camada oculta; Var⁽²⁾= variância x 10⁴; * Significância a 95%

De acordo com a Tabela 28, a rede com sete neurônios na camada oculta foi escolhido para representar este conjunto (Conjunto 11), uma vez que apresentou melhores resultados para o índice kappa (0,741), e diferença estatisticamente significativa das demais redes treinadas com o mesmo conjunto de entrada e saída, mas com diferente número de neurônios na camada de entrada. Este procedimento foi realizado para cada um dos 17 conjuntos, de forma a selecionar a melhor arquitetura de rede para representar cada conjunto de variável de

entrada, conforme descrito na Tabela 27. Por fim, as melhores representando cada conjunto com diferentes mapas de forma da paisagem como entrada, foram contrastadas em uma matriz de significância geradas a partir dos índices estatísticos kappa e variância, obtidos a partir de uma matriz de confusão.

Após a seleção da rede neural de melhor desempenho para cada conjunto, os resultados foram comparados através da razão que representa a contribuição da variável “geomorphons” em relação ao desempenho para a predição do conjunto de referência - Conjunto 1 (sem “geomorphons” como variável preditora), e de uma matriz de significância entre as melhores redes de cada conjunto.

A contribuição de cada conjunto foi projetada assumindo que o valor de referência para o índice kappa corresponde ao Conjunto 1, onde o conjunto de variáveis de entrada RNA não contém qualquer mapa de formas da paisagem (“geomorphons”). A Tabela 29 resume a comparação entre a melhor rede de cada conjunto treinado com diferentes mapas de formas do relevo “geomorphons” como arquivo de entrada.

Tabela 29. Resumo da comparação entre a melhor rede neural de cada conjunto

Conjunto	Geomorphons ¹	Neurônios*	Kappa	Exatidão Global	Variância**	Contribuição
1	---	8	0,709	74,1	1,78	-----
2	3	13	0,735	76,4	1,67	0,026
3	5	5	0,713	74,5	1,76	0,004
4	10	5	0,716	74,7	1,76	0,007
5	15	5	0,690	72,4	1,87	-0,019
6	20	4	0,703	73,6	1,8	-0,006
7	25	1	0,662	69,9	1,96	-0,047
8	30	2	0,68	71,6	1,88	-0,029
9	35	5	0,685	72,0	1,88	-0,024
10	40	4	0,686	72,1	1,86	-0,023
11	45	7	0,741	77,0	1,66	0,032
12	50	7	0,740	76,9	1,65	0,031
13	100	11	0,717	74,8	1,75	0,008
14	150	2	0,704	73,7	1,79	-0,005
15	300	5	0,716	74,7	1,76	0,007
16	500	5	0,719	75,0	1,75	0,01

⁽¹⁾ Tamanho do raio de busca do mapa de formas da paisagem (*pixels*); *Neurônios= número de neurônios na camada oculta; variância= variância x 10⁴

Observando a Tabela 29, é possível constatar que em relação ao conjunto de referência (sem mapa de formas da paisagem) parte dos resultados mostrou contribuição positiva, e outra parte, não acarretou em melhoria no conjunto de variáveis discriminantes. Os conjuntos que incluem mapas “geomorphons” gerados com valores maiores que 45 *pixels* para o raio de busca, mostraram em geral, valores positivos para contribuição, quando comparado ao conjunto de referência. Esse comportamento também foi observado quando usados valores inferiores a 15 *pixels*. Os melhores valores para contribuição do mapa de formas superfície, foram encontrados nos conjuntos que utilizam 45 e 50 *pixels* como raio de busca.

A Tabela 30 mostra a matriz de significância comparando o desempenho entre a melhor rede neural de cada conjunto com diferentes “geomorphons” como raio de busca,

como exceção do Conjunto 1 (conjunto de referencia), que não possui mapa de formas da paisagem como variável preditora na camada de entrada da rede.

Tabela 30. Matriz de significância entre a melhor rede neural de cada conjunto

Conjunto	1	2	3	4	5	6	7	8
1	53,14							
2	1,40	56,88						
3	0,21	1,19	53,74					
4	0,37	1,03	0,16	53,97				
5	1,00	2,39*	1,21	1,37	50,46			
6	0,32	1,72	0,53	0,69	0,68	52,40		
7	2,43*	3,83*	2,64*	2,80*	1,43	2,11*	47,29	
8	1,52	2,92*	1,73	1,89	0,52	1,20	0,92	49,59
9	1,26	2,65*	1,47	1,63	0,26	0,94	1,17	0,26
10	1,21	2,61*	1,42	1,58	0,21	0,89	1,23	0,31
11	1,73	0,33	1,51	1,35	2,71*	2,04*	4,15*	3,24*
12	1,67	0,27	1,46	1,30	2,67*	1,99*	4,11*	3,19*
13	0,43	0,97	0,21	0,05	1,42	0,74	2,86*	1,94
14	0,27	1,67	0,48	0,64	0,73	0,05	2,17*	1,25
15	0,37	1,03	0,16	0,00	1,37	0,69	2,80*	1,89
16	0,53	0,87	0,32	0,16	1,52	0,85	2,96*	2,05*
Conjunto	9	10	11	12	13	14	15	16
9	49,96							
10	0,05	50,30						
11	2,98*	2,93*	57,51					
12	2,93*	2,88*	0,06	57,61				
13	1,68	1,63	1,30	1,25	54,20			
14	0,99	0,94	1,99*	1,94	0,69	52,62		
15	1,63	1,58	1,35	1,30	0,05	0,64	53,97	
16	1,79	1,74	1,19	1,14	0,11	0,80	0,16	54,35

* Significância a 95%

Os resultados mostraram que a melhor arquitetura foi obtida a partir do Conjunto 11, em que usou o mapa de formas do relevo (“geomorphons”) com 45 *pixels* de raio de busca como variável discriminante na camada de entrada, sete neurônios na camada oculta e nove na camada de saída (classes de solos). Os índices estatísticos para a classificação dos solos neste conjunto apresentaram desempenho superior, para os índices estatísticos kappa, exatidão global e variância, com valores correspondentes a 0,741, 77,0 e $1,66 \times 10^4$, respectivamente. Embora este conjunto não apresente diferença estatística entre as redes dos conjuntos 5 a 12, a análise da contribuição em relação ao conjunto de referência (Tabela 27) e a avaliação visual da coerência com outras variáveis ambientais (declividade, curvatura, entre outros) corroboraram o melhor desempenho do Conjunto 11 em relação aos outros conjuntos testados.

A Figura 33 apresenta o mapa selecionado para representar as formas do relevo (*landforms*), gerado através do algoritmo “geomorphons” que apresentou valores para kappa e para exatidão global correspondentes a 0.74 e 77%, respectivamente. Este mapa é utilizado para complementar o conjunto de variáveis discriminantes usadas como *input* pelos modelos preditivos baseados em árvores (assunto abordado no capítulo subsequente - Capítulo IV).

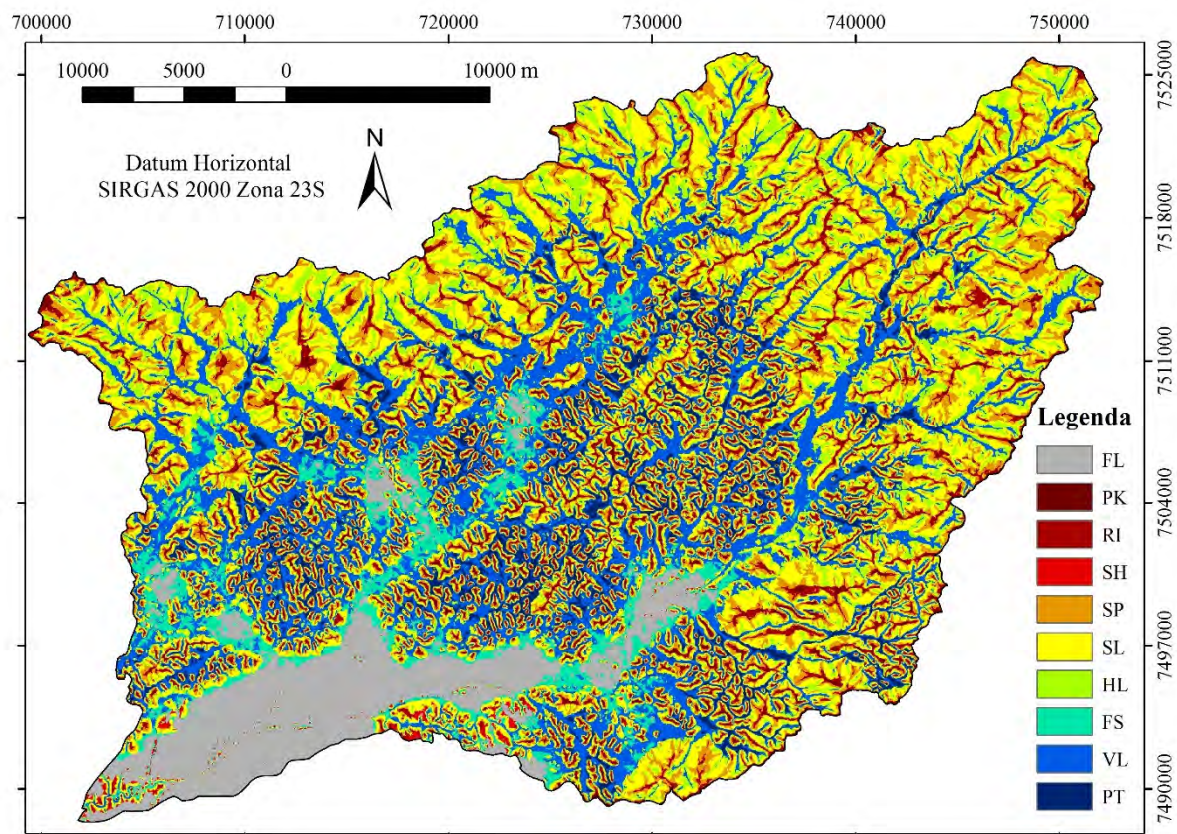


Figura 33. Mapa das formas do relevo (*landforms*) gerado pelo algoritmo “geomorphons” com raio de busca equivalente a 45 células (Conjunto 11). Legenda: plano (flat- FL), pico (peak- PK), interflúvio (ridge- RI), encosta/ombro (shoulder- SH), contraforte (spur-SP), ladeira (slope- SL), alagado (pit- PT), vale (valley-VL), sopé de elevação (footslope-FS) e depressão (hollow-HL)

A Figura 33 mostra o mapa de formas da superfície (*landforms*) calculado com quarenta e cinco células/*pixels* de raio de busca. Valor semelhante para raio de busca (40 *pixels* ou 1200 m) foi utilizado por Jasiewicz et al. (2014) para cálculo de mapa de formas do relevo utilizando o algoritmo “geomorphon” e um modelo digital de elevação com 30 m de resolução espacial.

Considerando que a diferenciação entre tipos solos é determinada pelo relevo que condiciona o movimento da água na paisagem, e conseqüentemente, os processos de pedogênese ou morfogênese, os “geomorphons” mostraram potencial como variável preditora no mapeamento de solos. Todavia, mais pesquisas são necessárias para solucionar questões de resolução e parâmetros adequados para a representação das feições da paisagem. A representação da superfície precisa ser sensível de forma aos processos naturais, modelados e feições distintas, não obstante também apropriado para a escala do levantamento.

O mapa selecionado para representar as formas de relevo (Figura 33) apresenta coerência com as observações de campo relacionando os solos com o grau incipiente de evolução (Solos litólicos, Cambissolos) com formas da paisagem como Encosta, Pico e Interflúvio. Os Argissolos e Latossolos tem uma ampla área de ocorrência na bacia hidrográfica e de condições de paisagem, porém estão preferencialmente associados as formas de encosta, suaves ou íngremes. Em contraste, as planícies aluviais e principais redes de drenagem mostram relação com áreas de planas e vales, onde ocorrem os Gleissolos e Neossolos Flúvicos.

4.6. CONCLUSÕES

A representação das formas da paisagem utilizando o algoritmo “geomorphons” mostrou potencial para utilização como co-variável preditora no mapeamento digital de solos, podendo enriquecer os produtos gerados pelo levantamento de solos, proporcionando mais informação sobre as relações solo-paisagem. No entanto, mais pesquisas são necessárias no intuito de adequar os parâmetros para obtenção dos “geomorphons” e questões de escala e resolução para melhor representação das formas da paisagem.

O mapa de formas da paisagem (*landform*) calculado usando quarenta e cinco células (*pixels*) de raio de busca foi selecionado para como uma variável de entrada para predição de classes de solos nesta bacia hidrográfica.

A rede de melhor desempenho na predição dos solos na bacia hidrográfica é composta por dez neurônios na camada de entrada (co-variáveis preditoras), sete neurônios na camada oculta e nove neurônios na camada de saída (correspondente a unidades de mapeamento). Os parâmetros que justificaram a rede escolhida foram os valores dos índices estatísticos, tais como exatidão global (77%), kappa (0,741), e variância (0,000166), e a coerência na representação das formas da paisagem de acordo com análise visual do mapa gerado e observações de campo.

A análise visual corroborou o melhor desempenho do mapa de formas da paisagem gerado com 45 *pixels* de raio de busca, que coerência na representação dos solos das planícies (hidromórficos), áreas de colinas e morrotes (Argissolos e Latossolos) e maciços rochosos (solos com baixo grau de evolução).

5. CAPÍTULO IV

MDS: CLASSES DE SOLOS

MODELOS BASEADOS EM ÁRVORES PARA PREDIÇÃO DE CLASSES DE SOLO

(Tree-Based Techniques to Predict Soil Mapping Units)¹

¹ Artigo selecionado como *Top 4* no concurso “*Soil Horizons Graduated Student Contest*” da Sociedade Americana de Ciência do Solo -SSSA (*Soil Science Society of America*)

5.1. RESUMO

Modelos solo-paisagem quantitativos representam uma nova tendência nos levantamentos de solos. Neste sentido, diferentes técnicas de mapeamento digital são aplicadas para prever os padrões naturais de ocorrência de classes de solo. Este capítulo tem como objetivo principal a predição de unidades de mapeamento de solos em uma bacia hidrográfica, no Estado do Rio de Janeiro, que apresenta grande variação de condições de paisagem. Na construção do modelo solo-paisagem foram gerados atributos relacionados à pedogênese tais como altimetria, declividade, curvatura, índice topográfico composto, distância euclidiana de hidrografia, *clay minerals*, *iron oxides* e índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), mapa de material de origem e mapa de formas do relevo (“geomorphons”). A abordagem foi baseada em conhecimento pedológico tácito, através da escolha de atributos da paisagem que representam fatores de formação de solos importantes para a região. Os solos predominantes na bacia foram: Latossolos, Argissolos, Gleissolos, Cambissolos, Neossolos Flúvicos e Neossolos Litólicos. Os algoritmos utilizados foram árvores de decisão e *random forest*. O desempenho dos algoritmos foi avaliado através de índices estatísticos, contraste com amostras de controle não utilizadas durante a fase de treinamento e generalização das unidades de mapeamento. O melhor desempenho foi observado para o modelo *random forest* que apresentou valor superior para os índices estatísticos (exatidão global = 0,966, índice Kappa = 0,962) e melhor generalização das unidades de mapeamento. No que tange à precisão, o mapa gerado pelo modelo *random forest* apresentou 67,89% de concordância relativa em relação as amostras de controle, e 61,39% para o valor kappa.

Palavras-chave: Pedometria. Levantamento de solos. Mapeamento digital de solos.

5.2. ABSTRACT

Quantitative soil-landscape models offer a method for conducting soil surveys that employs statistical tools to predict natural patterns in the occurrence of particular map units across a landscape. The goal of this work was to predict soil map units in a watershed with wide variation in landscape conditions. The approach relied on a modeling of soil forming factors in order to understand the variability of the landscape components in the region. Models were generated for landscape attributes related to pedogenesis, specifically Elevation, Slope, Curvature, Compound Topographic Index, Euclidean Distance from Stream Networks, Clay Minerals Index, Iron Oxide Index, and Normalized Difference Vegetation Index, along with an existing Geology Map and Landforms Map. The soil classification was adapted from the World Reference Base System for Soil Resources; the predominant soil taxonomic orders observed were: Ferrasols, Acrisols, Gleysols, Cambisols, Fluvisols and Regosols. The algorithms used to predict the map units were based on Decision Tree (DT) and Random Forest (RF) methods. The criteria applied to select the best algorithms were statistical indices, coherence between predicted map units and accuracy checks based on control samples. Better performance was observed using the Random Forest algorithm, with resulting statistical indices that can be considered excellent (Overall= 0.966, Kappa Index= 0.962). The accuracy of the map as determined by sample points was 67.89%, with a Kappa value of 61.39%.

Keywords: Pedometric. Soil survey. Digital soil mapping.

5.3. INTRODUCTION (INTRODUÇÃO)

Soil maps are part of the basic infrastructure used by nations to manage and protect their soil resources. Soil scientists face great challenges in meeting society's demand for information at a scale and level of detail appropriate to support responsible land use decisions (Lagacherie and McBratney, 2007; Odeh et al., 2007). It is in this context that researchers such as Hengl et al. (2004), Minasny et al. (2003), McBratney et al. (2003), have made advances in soil mapping pedometrics, predictive algorithms, dynamic modeling, integration of geographic information systems and geostatistical tools, and the use of high-resolution images. In much of the world, the only maps available are coarse-resolution polygon maps, which do not provide the detail needed for field-scale management. In Brazil, only in the last decade have studies such as Chagas et al. (2011); Carvalho Júnior et al. (2011); and Ten Caten (2011) employed digital soil mapping techniques to predict soil classes, thus yielding finer resolution maps.

These last efforts represent the best available examples for this region of digital soil mapping carried out through combining classic concepts of soil-landscape relationships with modern tools for data analysis and modelling, aimed at improving the information provided by soil surveys in a quantitatively demonstrable way. The goal of this study was to evaluate different tree-based (or CART) methods to predict the occurrence of soil classes in a Brazilian watershed. The methods tested were the Random Forest and Decision Tree methods, and the selection of the final product used to represent the map units was based on statistical indices, coherence between soil map units and accuracy as determined through field validation.

5.4. MATERIAL AND METHODS (MATERIAL E MÉTODOS)

A hydrologically consistent digital elevation model (DEM) was generated through interpolation of the primary elevation data, which involved contours and points extracted from Brazilian official charts at a scale of 1:50,000 (Brazilian Institute of Geography and Statistics, and Brazilian Geographic Services). The elevation model was generated by “TopotoRaster”, which applies a specific interpolation method based on the algorithm ANUDEM developed by Hutchinson (1993) to obtain a hydrological consistent model. Brazilian official charts with stream network features were obtained in order to support the hydrological consistency of the DEM, in this case also at a scale of 1:50.000. The procedures to obtain the DEM were performed in ArcGIS Desktop v.10.

Digital attributes were generated from the DEM to develop a set of variables used as inputs for the predictive models. The attributes derived from the DEM were Slope, Curvature, Compound Topographic Index (CTI), Euclidean Distance from Stream Networks, and Geomorphons. The terrain attributes derived from the DEM, obtained in ArcGIS Desktop v.10 through Spatial Analyst Toolbox (ESRI, 2010). The landform maps were created in the software Geographic Resources Analysis Support System (GRASS), through the Geomorphon algorithm (Jasiewicz & Stepinski, 2013; code is available for download from <http://sil.uc.edu/>). This algorithm classifies surfaces in ten most common landforms, using as an input the DEM, a pre-defined search radius size (L) corresponding of 45 cells (pixels), and a flatness threshold (t) equal to 1.0°. All layers were generated in a spatial resolution of 30m, and projected in Universal Transverse Mercator (UTM) horizontal datum SIRGAS 2000.

Remotely sensed spectral data were used to generate three indices by combining bands from Landsat 5 (image of July 2011), also in a 30m spatial resolution. The indices used were Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Iron Oxide, and Clay Minerals. The procedures to obtain them were performed in ERDAS Imagine v.9.1, as presented below:

$$NDVI = (band\ 4 - band\ 3) / (band\ 4 + band\ 3) \quad (1)$$

$$Clay\ Minerals = band\ 5 / band\ 7 \quad (2)$$

$$Iron\ Oxide = band\ 3 / band\ 1 \quad (3)$$

The geology map was also used as a covariate input in the predictive models. This map was generated from a digitalized Brazilian official chart of scale 1:50,000 (Geological Survey of Brazil and Department of Mineral Resources). The charts were compiled in a mosaic and the area corresponding to the watershed limits was then selected. These procedures were also performed on ArcGIS Desktop v.10.

The field survey included one hundred sampling points, defined by conditioned Latin Hypercube Sampling- cLHS technique. This method also took feasibility of sampling into account (Roudier et al., 2012; Minasny & McBratney, 2006), which was determined as lying within 100 meters on each side of the road. The soil taxonomic classification system used was adapted from the World Reference Base for Soil Resources (WRB, 2014).

The algorithms tested were the Decision Tree (DT) and Random Forest (RF) methods, and the classification procedures were developed using R Software (R Development Core Team, 2013). The prediction by the RF method was made in the suite of tools "randomForest" (Liaw and Wiener, 2002). The prediction by DT method was developed using "rpart" package (R Development Core Team, 2013). The respective equations and parameters are presented below (1- Random Forest model; 2- Decision Tree model).

randomForest (soil map unit~ geology +DEM +slope +curvature +euclidean distance from streams +CTI +NDVI +clay minerals +iron oxides +geomorphons, data= dataset1, importance= T, proximity= T, ntree= 250, mtry= 5) (4)

rpart (soil map unit~ geology +DEM +slope +curvature +euclidean distance from streams +CTI +NDVI +clay minerals +iron oxides +geomorphons, method= "class", data= classes) (5)

The tree-based models, or CART models, are usually easy to implement and can work with large volumes of different types of data. The basic algorithm for Decision Tree induction (AD) defines the architecture of the tree recursively (top to bottom). The algorithm is defined based on a set of training samples, which are sequentially divided into smaller and more homogeneous subsets with regard to the dependent variable (Han & Kamber, 2001), in this case soil classes. The algorithm for the RF method can be understood as a combination of predictions for various trees, which defines the classes based on the mote number of votes (Breiman, 2001). The implementation of the Random Forest model requires the definition of parameters for number of trees, minimum number of data per terminal node and the variable number used by each tree (Liaw & Wiener, 2002). The number of trees was set at 250 and the number of data per terminal nodes was set to 5 (default settings for the program), with the number of variables corresponding to the number of input variables or predictors.

The output classes corresponded to nine soil map units and the characteristics observed in the field, as presented in Table 31. Based on field observations and an analysis of terrain patterns with regard to soil types, a sample set of 500 pixels was collected for each map unit (4500 samples in total). This sample set was used as an input for both of the predictive models.

Table 31. Mapping units and corresponding taxonomic classes, according with WRB and soil-landscape relations

	Unit	Description	Landscape characteristics	Landforms	Parental Material
1	ACce	Haplic Acrisols (Clayic) + Haplic Planosol	<100m, undulating to hilly areas, under crops and native vegetation	Footslope and slopes	Granite/Gneiss, Sedimentary rocks, Quaternary Sediments
2	ACcr	Haplic Acrisols (Chromic)	>150m, hilly areas, native vegetation	Slope, Footslope, Shoulder	Alkaline rocks
3	CM	Haplic Cambisols	Wide variation, but usually steep slopes, native vegetation	Slope, Spur, Shoulder	Granite/Gneiss
4	GL	Haplic Gleysols (Umbric Gleysols)	<20m, nearly level to rolling, flat, pasture	Valley, Flat	Quaternary Sediments
5	GLsz	Endosalic Gleysols + Thionic Gleysols	<10m, nearly level to rolling, flat, native vegetation	Valley, Flat	Quaternary Sediments
6	FRxa	Haplic Ferrasols (Xanthic)	>50m, undulating to hilly areas, pasture	Spur, Shoulder	Granite/Gneiss, Sedimentary rocks
7	FRdy	Haplic Ferrasols (Dystric) + Haplic Ferrasols (Xanthic)	>50m, hilly areas, native vegetation	Slope, Spur, Shoulder, Summit	Granite/Gneiss
8	FL	Fluvisols (FL)	<50m, nearly level to rolling, flat, crops	Valley, Flat	Quaternary Sediments
9	RG	Regosols (RG) + Rocky Outcrop	>300m, very steep areas on watershed divisors, native vegetation	Slope, Shoulder, Ridge, Spur	Granite/Gneiss,

ACce- Haplic Acrisols (Clayic); ACcr- Haplic Acrisols (Chromic); CM- Haplic Cambisols (CM); GL- Haplic Gleysols; GLszn- Endosalic Gleysols; FRxa- Haplic Ferrasols (Xanthic), FRdy- Haplic Ferrasols (Dystric), FL- Fluvisols, RG- Regosols

The final evaluation was based on the kappa and overall indices, coherence between the map generalization, and validation based on a different sample set of legacy data. The data used for validation was not used as an input in the predictive models. The samples used to estimate the accuracy of the predictions were extracted from the Soil Survey of the Rio de Janeiro State (Carvalho Filho et al., 2003) and from a collection of data analysis related to soil fertility (unpublished data, 2012), which totalled 109 samples.

5.5. RESULTS AND DISCUSSION (RESULTADOS E DISCUSSÃO)

5.5.1. Analysis of Terrain Covariates

The success of soil modeling is directly related to the quality of input data and the choice of predictive variables (Zhu 2001; Minasny et al 2003). In order to choose a relevant set of covariates, it is necessary to perform a detailed analysis of terrain attributes and thus develop an understanding of soil-landscape relationships.

The selection of covariates was supported by previous studies in the area (Pinheiro, 2012) and an exploratory analysis of dataset variability based on descriptive statistical values (mean, median, minimum, maximum and standard deviation values). Figure 1 presents the mean values and the standard deviation values of the predictive covariates of the nine different soil map units. These analyses help define the range of variability of terrain attributes in each map unit, which is important in order to collect coherent sample pixels to use in training the algorithms. This approach also highlighted the importance of some terrain covariates related to the occurrence of certain soil types, thus justifying their use as inputs in the predictive models. Table 31 summarizes the environmental conditions associated with the occurrence of the different soil classes.

Figure 34, supported by observations in situ, corroborated that Haplic Acrisols (Clayic) occur in gentle slopes with low elevation; in contrast, the Haplic Acrisols (Chromic) occur in higher locations under various slope conditions. The Haplic Ferrasols (Dystric) predominantly occur in convex surfaces. A similar pattern is also observed in Haplic Acrisols (Chromic), although these are predominantly associated with the alkaline rocks common within the geology of this particular region of the watershed. The Haplic Cambisols occur predominantly on concave forms, in steep slopes and high altitudes, and are associated with landscape units where Regosols and rock outcrops also occur. The Gleysols are located in low altitudes (less than 30m elevation), on gentle slopes (inferior to 3%) with planar curvatures (between 0.01 and -0.01), and are subdivided between two main map units. The Haplic Gleysols map units have a wide distribution across the watershed, predominantly in flat areas at the flood plains, but also in the valleys. . Umbric Gleysols were observed in association with conditions favorable to an increased amount of organic material, such as at the shallowest water-table levels. The presence of Gleysols is further associated with the influence of estuarine and fluvio-marine deposits, in this case due the salic and sulphuric features in the subsurface horizons. The main differences between the Haplic and Endosalic Gleysols units are mainly due to differences in slope and compound topographic index; Endosalic Gleysols have higher values of CTI and gentle slopes. The Fluvisols have higher CTI values, are located a shorter distance from stream networks and are mainly associated with drainage features, as can be observed in the case of the Macacu and Guapi-Acu rivers.

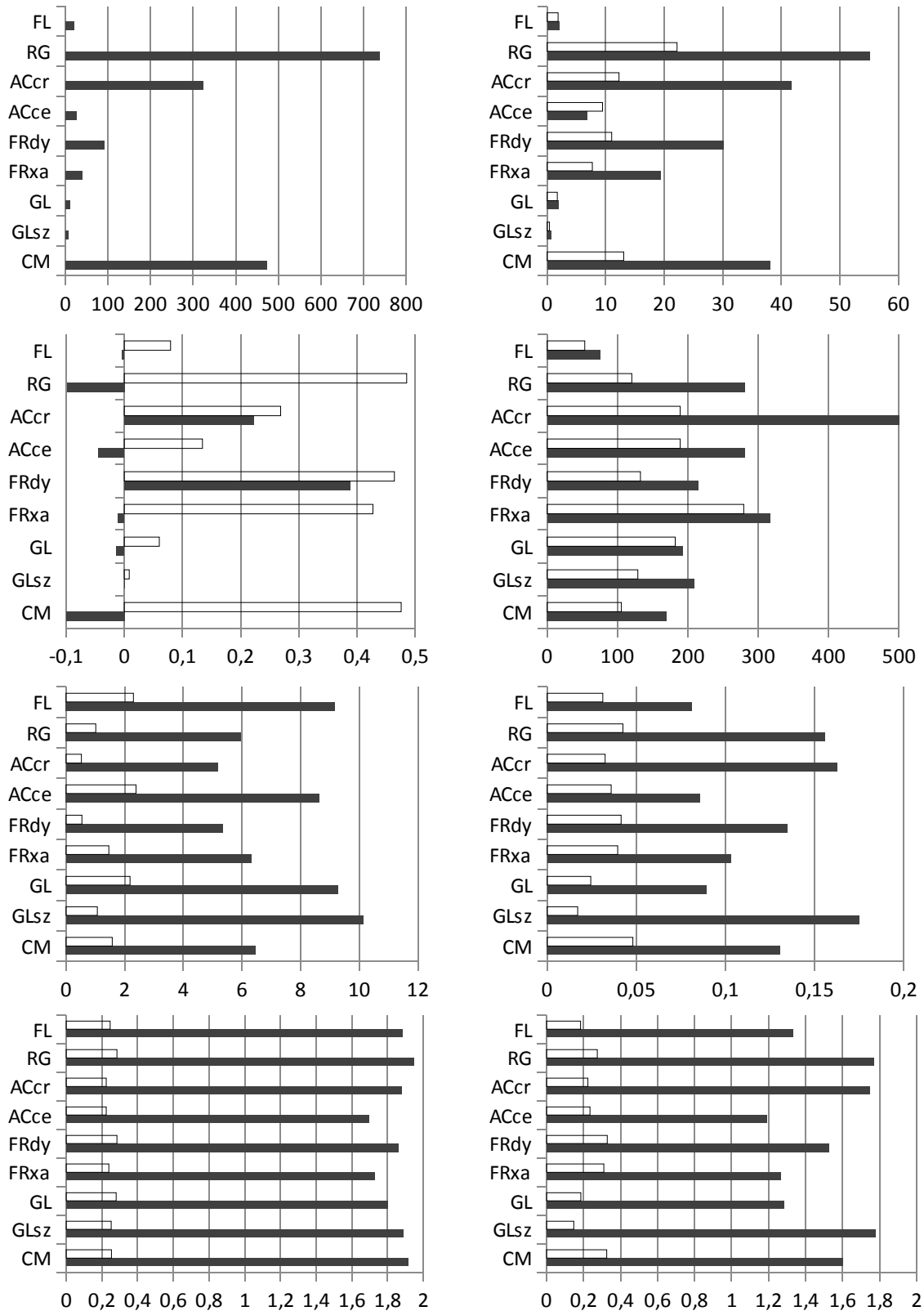


Figure 34. Co-variables derived from DEM and remote sensing data relating to each map unit, a) Elevation, b) Slope, c) Curvature, d) Euclidean distance, e) Compound topographic index, f) NDVI, g) Clay minerals, h) Iron oxides. SD- Standart deviation values; Avg- Avarage values; ACce- Haplic Acrisols (Clayic); ACcr- Haplic Acrisols (Chromic); CM- Haplic Cambisols (CM); GL- Haplic Gleysols; GLszn- Endosalic Gleysols; FRxa- Haplic Ferralsols (Xanthic), FRdy- Haplic Ferralsols (Dystric), FL- Fluvisols, RG- Regosols

Indices derived from remote sensing data show differences between mapping units, aiding the characterization of soil classes. This is mainly due to the relationship between soil capability and the predominant types of land use as observed in field visits. For example, Fluvisols were commonly used to grow crops, whereas Ferrasols were predominantly used for cattle pasture. Yang & Yang (1997) also showed that indices derived from remote sensing data can be useful to modeling climate regimes and morphological characteristics of the soil. Table 32 presents relations between the covariates used and the relations with soil formation.

Table 32. Soil forming factors, terrain covariates and pedogenetic importance

Soil Forming Factors	Terrain covariates	Pedogenetic Importance
Organisms	NDVI	Vegetation, hydropedologic properties, organic content
Relief	DEM, Slope, Curvature, Compound topographic index, Euclidean distance from stream networks, Geomorphons	Weathering, micro-climates characteristics, moisture and other soil properties
Parental Material and Time	Geology map, Clay Minerals Index, Iron Oxides Index	Mineralogy, erosion susceptibility, soil fertility

* adapted from McKenzie e Ryan (1999) e Chagas (2006). NDVI - Normalized Difference Vegetation Index; DEM - Digital Elevation Model

5.5.2. Evaluation of Tree-based Methods

Both the Random Forest (RF) and the Decision Tree (DT) methods were used to create soil class maps, and the different models' performance was evaluated by using a confusion matrix (Table 33).

Table 33. Confusion matrix from random forest and decision tree models

	CM		GLszn		GL		FRxa		FRdy		ACce		ACCr		RG		FL	
	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT	RF	DT
CM	468	393	0	0	0	0	6	10	13	60	0	0	0	0	13	37	0	0
GLszn	0	0	499	499	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
GL	0	0	0	0	481	383	0	0	0	0	4	41	0	0	0	0	15	76
FRxa	0	0	0	0	0	0	466	393	31	107	2	0	0	0	0	0	1	0
FRdy	2	23	0	0	0	0	3	0	495	477	0	0	0	0	0	0	0	0
ACce	1	0	0	0	13	72	19	57	4	40	454	278	0	0	0	0	9	53
ACCr	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	500	498	0	0	0	0
RG	10	58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	490	442	0	0
FL	0	0	0	0	1	0	2	23	0	0	2	1	0	0	0	0	495	476

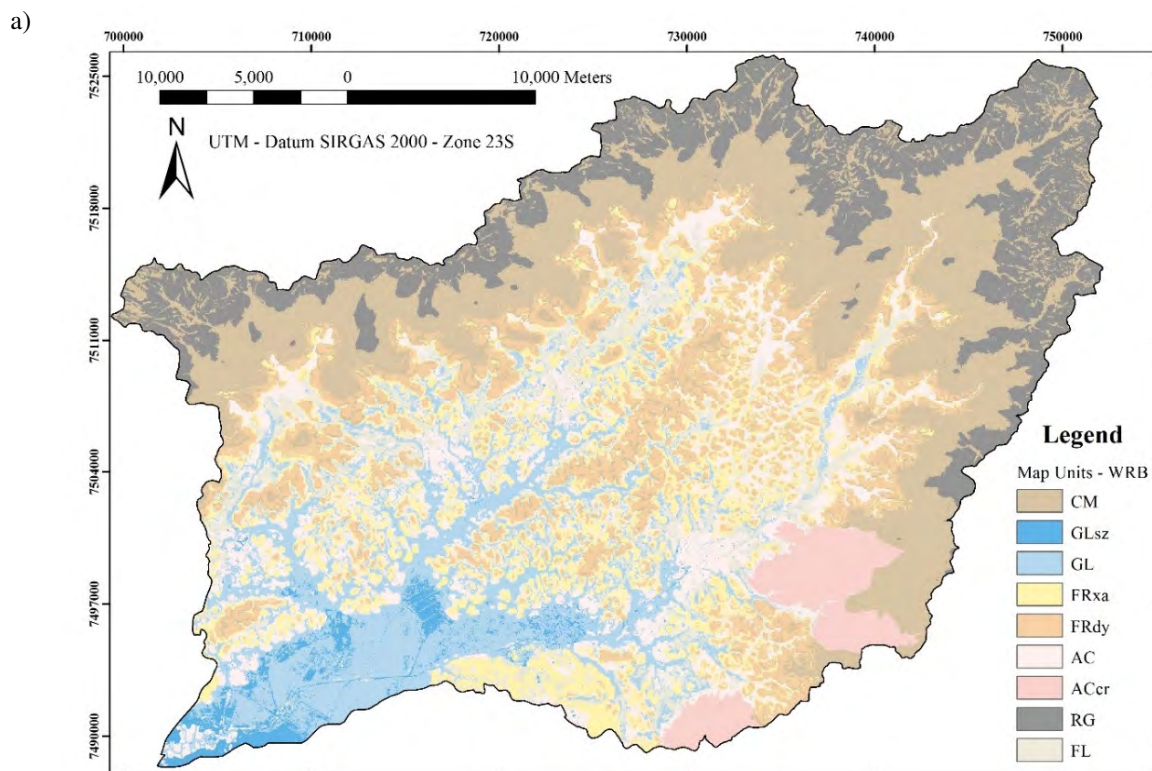
ACce- Haplic Acrisols (Clayic); ACCr- Haplic Acrisols (Chromic); CM- Haplic Cambisols (CM); GL- Haplic Gleysols; GLszn- Endosalic Gleysols; FRxa- Haplic Ferrasols (Xanthic), FRdy- Haplic Ferrasols (Dystric), FL- Fluvisols, RG- Regosols

The class of Haplic Acrisols (Chromic) and Endosalic Gleysol show better classification results for each method (Table 3). This can be attributed to the particular parent material from which these soils were formed, namely alkaline rocks and estuarine deposits. The strong relationship illustrated in this example shows the importance of a geology map as an input variable. In the DT model, Haplic Acrisols (Clayic) are likely to be confused with Haplic Ferrasols (Xanthic) classes. These two classes could be easily confused for each other even by an expert pedologist because they can occur in similar landscape conditions, differing only in the clay increase in the subsurface horizons. In the DT model, the Haplic Acrisols class also lends itself to confusion with the Haplic Gleysols class, since both classes can occur

in footslopes, although with higher CTI values for Haplic Gleysols. Additionally, Haplic Gleysols can also be confused with Fluvisols, which are likewise influenced by hydromorphic processes. The Haplic Cambisols class can in turn be confused with Regosols, since both can occur on the tops of hills and on steep slopes. Haplic Ferrasols (Xanthic) can be confused with Haplic Ferrasols (Dystric), which have an extensive distribution within the watershed. Within both models, the Haplic Ferrasols (Dystric) units are liable to be confused with Haplic Cambisols, which can also occur under a wide range of landscape conditions.

Evaluation of the algorithms' performance was based on the values of the overall and kappa indexes obtained from a confusion matrix. The comparison between models show better values for the Random Forest classifier (Overall= 0.97; Kappa= 0.96), than for the Decision Tee model (Overall= 0.85; Kappa= 0.83), although both values can be considered excellent (Landis & Koch, 1977; Monserud & Leemans, 1992).

Figure 35 presents the inferred maps from both predictive models. In general, both maps show patterns similar to the predicted soil map units, with the exception of ACce unit (Haplic Acrisols Clayic + Haplic Planosol). The map obtained from DT model illustrates the potential confusion in the classification of flood plains, assigning an extensive area of Acrisols and Planosols to an area that is characterized predominately by Gleysols.



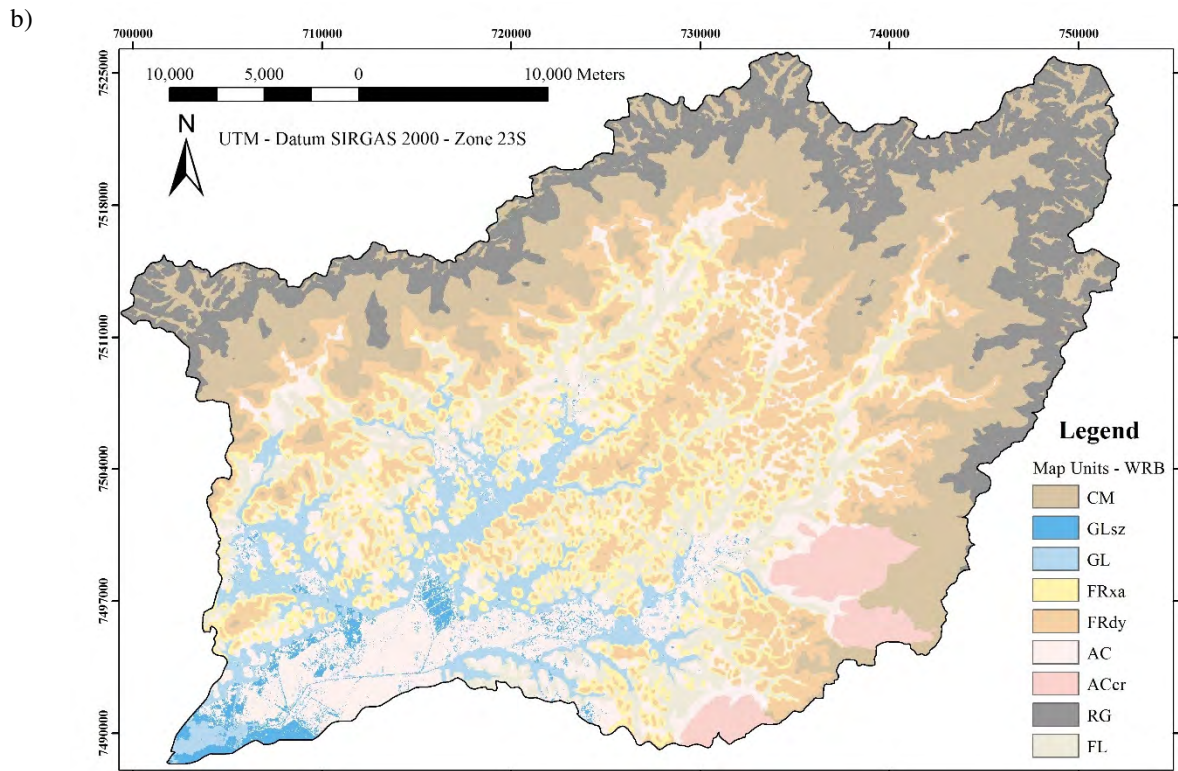


Figure 35. Soil maps generated by the predictive models (a. Random Forest, b. Decision Trees).

ACce- Haplic Acrisols (Clayic); ACcr- Haplic Acrisols (Chromic); CM- Haplic Cambisols (CM); GL- Haplic Gleysols; GLszn- Endosalic Gleysols; FRxa- Haplic Ferralsols (Xanthic), FRdy- Haplic Ferralsols (Dystric), FL- Fluvisols, RG- Regosols

The accuracy was defined by a contrast between the control sample set and the inferred maps. The results obtained using the field data (109 sample points) with inferred maps showed a level of accuracy higher than 50% for both models; 67.89% for the Random Forest model, and 54.13% for the Decision Tree model. The kappa values obtained from the confusion matrix contrasting field data (the control sample set) with the inferred map units showed better performance for the RF classifier (61.39%) than for the DT classifier (45.29%). The range in values is similar to that of other studies developed in Brazil. Pinheiro (2012) obtained an accuracy of 59.2% in the same study area (the Guapi-Macacu watershed) by using artificial neural networks – ANNs. Chagas (2006) reached 70.8% and Vaz de Melo (2009) 66.6% by using ANN classifiers with a sample density greater than that of this study. Ten Caten (2011) show kappa values that vary between 69.7% and 71.1% by comparing field samples and inferred maps generated by decision trees with sample sets of different sizes as input data.

The results of this research demonstrates the potential of using tree-based models in digital soil mapping to promote a quantitative approach and a greater overall accuracy of the final product, as determined by the models' error with regard to field validation samples. This study determined that soil class maps developed using RF classifiers had better values in overall index, kappa index, accuracy, and coherence between predicted soil map units when compared with the DT model.

5.6. CONCLUSIONS (CONCLUSÕES)

Attributes derived from a DEM, remote sensing data, and categorical maps combined with field observations can help soil scientist to identify strong relationships between landscape variables and the occurrence of different soil types. The decision tree and random forest approaches are both important tools linking both classic concepts of soil formation and digital information to actual terrain attributes. The geology and terrain features commonly exert a strong influence on pedogenic processes within watersheds. The digital soil mapping tools provide a mechanism to enable creation of soil maps within a Geographic Information System (GIS) platform and can provide information with regard to the potential errors of the predictive methods.

The most accurate soil map for this watershed was created using the Random Forest classifier (67.89% relative accuracy and 61.39% kappa index). This model also showed better performance (Overall= 0.97, Kappa = 0.96) and coherence between soil map units than the Decision Tree method. More research is needed to create additional input variables to help resolve soil variability and improve the accuracy of the final maps.

6. CAPÍTULO V

MDS: ATRIBUTOS DOS SOLOS

PREDIÇÃO DA TEXTURA SUPERFICIAL DO SOLO ATRAVÉS DE ÁRVORES DE REGRESSÃO E REGRESSÕES LINEARES MÚLTIPLAS

*(Prediction of Topsoil Texture through Regressions Trees and Multiple Linear
Regressions)²*

6.1. RESUMO

Usuários de produtos levantamento de solos estão em sua maioria interessados em compreender como as propriedades do solo variam no espaço e no tempo. Como ferramenta de suporte à tomada de decisão, o mapeamento digital de solos (MDS) tem como objetivo representar a variabilidade espacial de propriedades ou classes de solo, de forma quantitativa. O objetivo deste capítulo foi avaliar diferentes técnicas de MDS (Árvores de Regressão- RT, e Regressões Lineares Múltiplas- MLR) e a capacidade dessas ferramentas para prever os componentes da fração mineral na superfície dos solos, sob uma grande variabilidade de paisagens. A área de estudo é a totalidade da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (1.250,78 km²), localizada no Rio de Janeiro, na região Sudeste do Brasil. Para compor o conjunto das variáveis explicativas de entrada para os modelos preditivos, atributos derivados de uma MDE e dados de sensoriamento remoto, com 30 m de resolução espacial, foram usados para representar as variáveis ambientais. A seleção dos locais de amostragem foi baseada na técnica do Hipercubo Latino Condicionado. Um conjunto representativo de uma centena de pontos com o acesso viável em campo foi selecionado para coleta de amostras de solo. Diferentes bases de dados foram testadas para a predição da textura do solo (harmonizada e original). A harmonização dos dados, conforme sugestão do projeto GlobalSoilMap, foi realizada através do algoritmo Spline. Os resultados mostraram melhor desempenho dos modelos RT, que utilizaram em média seis variáveis de entrada enquanto o mais simples modelo de MLR usou dobro de variáveis de entrada, tornando a predição mais complexa sem apresentar ganhos em precisão. Além disso, melhores valores de R² foram obtidos por modelos de RT, independente da harmonização dos dados do solo. O conjunto de dados harmonizados a 0-5 cm e 5-15 cm de profundidade, em geral, apresentou melhores resultados para os atributos de argila e silte, com valores de R² de 0,52 (0-5 cm) e 0,69 (5-15 cm), respectivamente. Já a predição espacial do teor de areia apresentou melhores resultados utilizando os dados de entrada de acordo com a espessura original, embora todos os modelos de árvore de regressão tenham valores para R² superiores a 0,52. Os modelos por RT apresentaram melhores índices estatísticos do que os modelos MLR para todos os atributos preditos; no entanto, a baixa variância entre os modelos sugeriu similaridade de desempenho. No que diz respeito à harmonização dos dados do solo, ambas as bases de dados de entrada (harmonizados ou não) podem ser usadas na predição das propriedades do solo, uma vez que a variação no desempenho dos modelos foi baixa e a generalização de mapas de solos apresentou tendências similares. Os produtos gerados pela abordagem do mapeamento digital de solos possibilitam o conhecimento das incertezas associadas à predição, proporcionando uma interpretação mais fácil para decisões quanto ao uso e manejo dos solos.

Palavras-chave: Atributos do terreno. Funções de profundidade do solo. Mapeamento digital de propriedades do solo. Regressões.

6.2. ABSTRACT

Users of soil survey products are mostly interested in understanding how soil properties vary in the space and time. In order to support decisions makers, digital soil mapping (DSM) aims to represent the spatial variability of soil properties quantitatively. The goal of this study is to evaluate DSM techniques (Regression Trees- RT, and Multiple Linear Regressions- MLR) and the ability of these tools to predict the mineral fraction content under wide variability of landscapes. The study site is the entire Guapi-Macacu watershed (1250.78 km²) which is located in Rio de Janeiro State in the Southeast region of Brazil. To develop the explanatory variables, terrain attributes and remote sensing data, with 30 m of spatial resolution, were used to represent landscape co-variables selected as an input in predictive models. The selection of sample sites is based on the Latin Hypercube algorithm. A representative set of one hundred points with feasible field access were chosen. Different input databases were tested for the prediction of the mineral fraction content (harmonized and original data). The harmonization of data according to GlobalSoil.Net consortium standards was performed through the Spline algorithm. The results showed better performance from the RT models, using input from six covariates on average; while the simplest MLR model use twice as many input variables which created more complex models without gaining precision. Furthermore, better R² values were obtained using RT models which was independent of the harmonization of soil data. The harmonized dataset at 0-5 cm and 5-15 cm depths, in general, presented better results for the attributes of clay and silt, with R² values of 0.52 (0-5 cm) and 0.69 (5-15 cm), respectively. The prediction of sand content showed better results when the original depth data was used as input, although all regression tree models had R² values greater than 0.52. The RT models presented a better statistical index than MLR for all predicted attributes; however, the variance between models suggests similarity of performance. Regarding the harmonization of soil data, both input databases (harmonized or not) can be used to predict soil properties, since the variance of model performance was low and the generalization of soil maps presented similar trends. The products obtained from digital soil mapping approach make it possible the knowledge of uncertainties, providing easier interpretation to soil management and land use decisions.

Keywords: Terrain attributes. Soil depth functions. Digital mapping of soil properties. Regressions.

6.3. INTRODUCTION (INTRODUÇÃO)

Soil maps are widely used as primary information in land management and protection of natural resources. The soil scientists face great challenges to meet the demand of society for soil information at appropriate scales to support decisions about land use and management of natural resources. In this sense, digital soil mapping techniques provide useful information related to soils, at appropriate scale and digital format.

The soil texture, or composition of mineral particle size, is a highly variable soil physical characteristic, which has an essential role for growing crops, engineering projects and land protection and conservation. The effects of the soil texture on land capability, storage of water and nutrients, distribution and composition of vegetation are well known globally (Klingebiel, 1963; Jenny, 1980; Silver et al., 2000; Fernandez-Illescas et al., 2001). Usually the soil sampling at various depth intervals, and the description of horizons/layers, are done according to morphological characteristics related to pedogenesis. The measured values of soil attributes correspond to the horizon depth, which varies with the type of soil profile. However, surveys with specific objectives usually sample the soil according to predefined depths. The global consortium of soil survey (GlobalSoilMap project) proposed standard depths (vertical soil profile) to compound the database of soil properties. The six pre-defined depths correspond to the following layers: 0 to 5, 5 to 15, 15 to 30, 30 to 60, 60 to 100, and 100 to 200 cm. The specifications to the GlobalSoilMap project suggest that the harmonization of data at these six depth intervals can be done through soil depth function, usually applying the equal-area quadratic spline (Arrouays et al., 2014).

The spatial prediction of soil properties using statistical tools and pedometric concepts is supported by the correlation with landscape attributes, derived from a digital elevation model (DEM) and remote sensing data (Dobos et al., 2000; McBratney et al., 2003). The application of these techniques was exemplified by Moore et al. (1993), McBratney et al. (2003), and Odeh et al. (1994). The majority of papers about prediction of soil attributes focus on carbon storage and hydrological properties. Multivariate linear regression models and/or tree-based models applied to predict soil attributes were exemplified by Moore et al. (1993), Henderson et al. (2005), Eldeiry & Garcia (2008), Vasques et al. (2008), Ließ et al. (2012), Minasny et al. (2013), and Carvalho Junior et al. (2014b).

The main goal of this work was to compare two different models to predict the spatial distribution of soil mineral particle-size fractions (clay, sand, silt). The models were Regressions Trees (RT) and Multiple Linear Regressions (MLR). The harmonization of input data was also tested in this study, based on the specifications of the GlobalSoilMap project. The equal-area spline algorithm was applied to standardize values of soil attributes at a regular soil depth, and later to select the data correspondent to soil superficial layers (0-5, 5-15 cm). The harmonized database and the original data were used as input in the predictive models.

6.4. MATERIAL AND METHODS (MATERIAL E MÉTODOS)

6.4.1. Study area and soil sampling

The Guapi-Macacu watershed is located at Southeast region of Brazil, in Rio de Janeiro State. In Brazil, the watershed is set as a territorial unit to manage water resources and land-use by the National Policy on Water Resources (Law N° 9433/97). The Guapi-Macacu watershed is one of twelve in the Hydrographic Region of Guanabara Bay, and it has catchment area of 1250.78 km², and a perimeter of 199.2 km. The area presents a wide variation of landscape features. As an example of the landscape variability, the elevation data varies from the sea level (0 m) up to 2,600 m within the watershed limits (Projeto Macacu, 2010). Figure 36 shows the location of sampling sites in the Guapi-Macacu watershed in Rio de Janeiro State, Brazil.

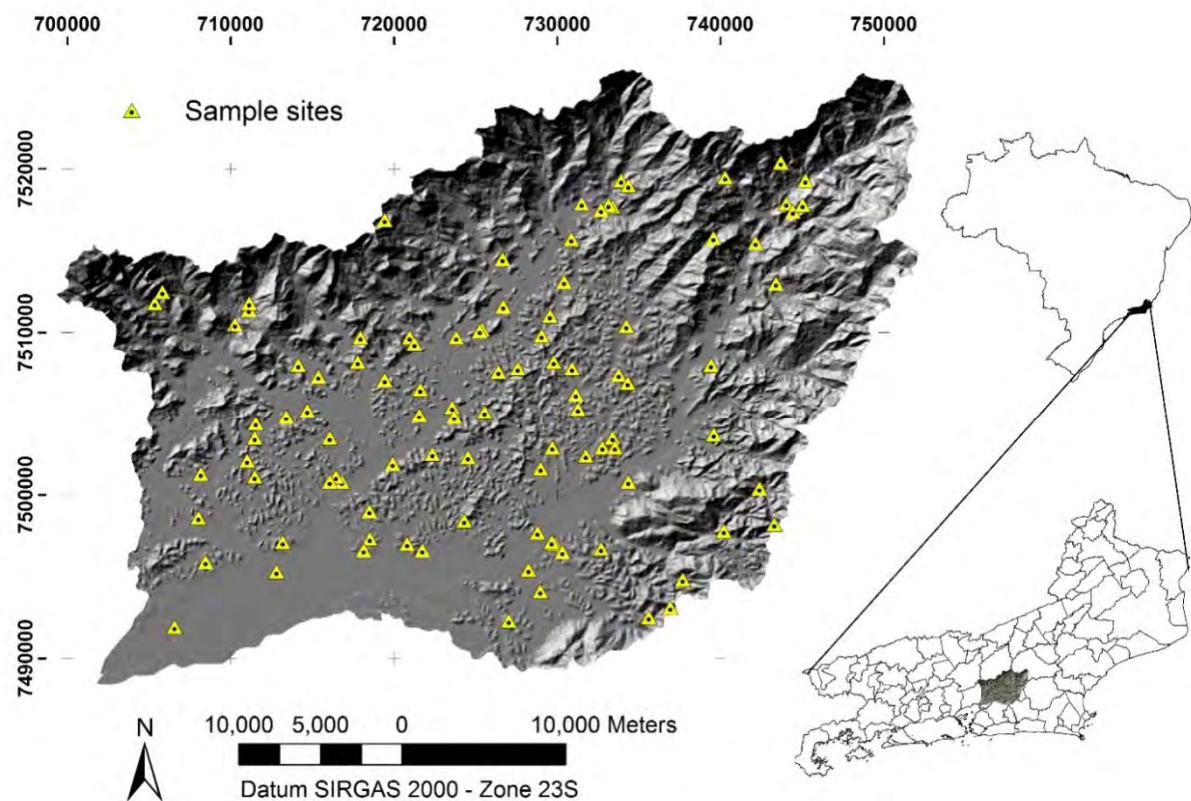


Figure 36. Location of sample sites (triangles) in the Guapi-Macacu watershed within Rio de Janeiro and Brazil

Conditioned Hipercube Latin Sampling (cLHS) was used to achieve best the distribution of sampling sites according to landscape attributes while considering the feasibility of acquiring the samples (Roudier et al., 2012; Minasny & McBratney, 2006). To set the parameters for conditioning the sampling scheme, a buffer size of 100 m to each side of the road, the number of sample points (100), correlation and data weight (0.5 and 1.0, respectively), and number of iterations (20,000), were set. All of these input parameters are required and the values can be adjusted based on the specific research area and limitations

(Minasny & McBratney, 2006). The selection of sampling points within this watershed was based on the parameters of spatial position, elevation slope, curvature, and land use map (Embrapa, 2008). The urbanized areas were excluded, and selection of sampling sites was restricted to the buffer area (Roudier et al., 2012) defined by preliminary analyses (Carvalho Junior et al., 2014a).

Sand, silt and clay content were obtained according to the procedures described by Embrapa (1997). The analytical results of the mineral fraction content correspond to the depth of the genetic horizons/layers, as identified in the field soil survey. The soil was classified according to the Brazilian System of Soil Classification – SiBCS (Santos et al., 2013); and corresponding classes in the World Reference Base for Soil Resources (IUSS Working Group, 2014) system.

6.4.2. Input covariates

The main Geographic Information System (GIS) used was ArcGIS Desktop v.10 (ESRI, 2010). Terrain attributes were obtained through the System for Automated Geoscientific Analyses - SAGA v.2.1.4 (available from <http://www.saga-gis.org>). This software is focused on landscape analysis, but can be used for soil mapping (Conrad, 2007; Hengl, 2009).

Additional analyses related to remote sensing data were performed on ERDAS Imagine v.9.1. software (ERDAS Systems); and the landform map was created on Geographic Resources Analysis Support System (GRASS), with Geomorphons add-on (available from <http://sil.uc.edu/>). The digital elevation model (DEM) was generated by interpolation of the primary elevation data, drainage network, and restricted to the watershed limits. The primary elevation data involved contours and precision quoted points extracted from the Brazilian official charts, 1:50,000 scale (Brazilian Institute of Geography and Statistics, and Brazilian Geologic Service). The elevation model with spatial resolution of 30 m was generated by the “TopotoRaster” tool in the ArcGIS Desktop v.10. After the interpolation procedure, “sink” cells were completely filled, so the final DEM would not result in interpolation failures in the model and derivatives.

Digital landscape attributes were generated from the adjusted DEM to compound the set of predictive variables used as input for the predictive models. Previous analyses were performed to understand the variability of terrain variables and soil attributes in the watershed. They included the visual evaluation of the maps and descriptive statistics parameters (mean, standard deviation, minimum and maximum). After this procedure, thirty-seven terrain variables were selected to be tested as a predictor variables.

Attributes derived from the DEM and stream networks, such as elevation, slope, curvature, compound topographic index (CTI) and the euclidean distance from stream networks, were generated by “Surface tools” at “Spatial Analyst” toolbox (ArcGIS Desktop v.10). The CTI was obtained by a sequence of commands in the module “grid” of ArcINFO. These attributes were tested previously, and they showed effectiveness in predicting soil classes in the same watershed (Pinheiro, 2012). Terrain co-variables were derived from the 30 m resolution DEM and drainage network using “Terrain Analysis” toolbox on SAGA (System for Automated Geoscientific Analyses) to provide enough quantitative data to represent landscape features and environmental functions to predict soil properties. The derived covariates included: (i) 15 terrain attributes related to the relative position and relief features (mass balance index; mid slope position; modified catchment area; multiresolution index of the ridge top flatness (MRRTF); multiresolution index of valley bottom flatness (MRVBF); normalized height; protection index; slope height; valley depth; analytical hillshade; channel

network base level; altitude above the channel; vertical overland flow distance; SAGA wetness index); and (ii) 9 climatic properties (sky view factor and simplified sky view factor; solar radiation; total insolation; terrain view factor; wind effect; diffuse insolation; direct insolation; duration of insolation). Additional information about the procedures for creating terrain attributes in SAGA can be found in Olaya (2004).

The landform map was generated by the geomorphon method (Jasiewicz & Stepinski, 2013), in Geographic Resources Analysis Support System (GRASS), with the geomorphon add-on (available from <http://sil.uc.edu/>). The pre-defined parameters to create the landforms correspond to 45 cells (1350 m) of search radius, and 1° of flatness threshold.

Remote sensing data from Landsat 5 TM (image referent of September/2011) was used as input variables, represented by 6 spectral bands (1, 2, 3, 4, 5, and 7) and three indices calculated from spectral bands of Landsat 5 TM, also with a 30 m spatial resolution. The indices were Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), “Iron Oxide” (ratio between band 3/ band 1), and “Clay Mineral” (ratio between band 5/ band 7). The “Iron oxide” index highlight the presence of iron oxides and sulfates, while the “Clay Mineral” index highlight the presence of clay minerals, such as alunite, illite, kaolinite, and montmorillonite (Sabins, 1997; Chagas et al., 2013). These two indices are commonly used in remote sensing applied to geology studies to recognize hydrothermal alteration and unaltered rocks (Sabins, 1999). The geology map was created by vectoring tools in ArcGIS Desktop v.10, based on the Brazilian official charts in the 1:50,000 scale (Geological Survey of Brazil and Department of Mineral Resources).

All layers were projected in Universal Transverse Mercator (UTM) coordinate system, and the horizontal datum was the South America Geocentric Reference System - SIRGAS 2000, Zone 23S.

6.4.3. Modelling Procedures

Modelling of soil attributes (sand, silt, and clay) was performed using regression trees and multiple linear regression. The statistical procedures were implemented in the R software (R Development Core Team, 2013).

Multiple linear regressions (MLR) have been widely used to predict the response of a dependent variable from a set of independent variables, as a function of the correlations between them. The MLR algorithm was implemented using the `lm()` command, with stepwise (backward), fitting the model by removing variables according with confidence level (95%). The approximation through least-squares was used to validate and constitute the best linear unbiased estimators of the regression parameters (Vasques et al., 2008; Berry and Feldman, 1985).

Regression Trees (RT) are implemented through Recursive Partition and Regression Trees package, named “`rpart`” (Therneau et al., 2015), primarily based on CART (classification and regression trees) algorithm (Breiman et al., 1984). The logic of the tree-based methods is binary, which is obtained by recursive partitioning of the dataset in two subsets, and are more homogeneous based on the covariates importance over the data. This procedure is repeated recursively until the number of subsets reaches a minimum or no gain of the fitted model is achieved through further subdivisions. The pre-defined parameters were `cp` equal 0.001 (default) and the model was fitted as variance analysis (ANOVA) according to least square mean error. Each partitioning trends to minimize the difference among two subgroups at each node, and subdivisions that do not improve the fitted model are pruned by cross-validation. Finally, terminal nodes represent the predictive value as the average of all measured values (Vasques et al., 2008).

Assuming that the influence of terrain variables in soil attributes is remarkably closer with soil surface (Florinsky, 2002), and the topsoil models are stronger than subsoil models (Henderson et al., 2005), this study focused in the prediction of sand, silt and clay content in the topsoil layer.

To accomplish the proposed goals, the analysis was organized into two steps. In the first step, the soil data from the original database was used as an input to the predictive algorithms. The second step applied the predictive algorithms with the harmonized database at the regular depths of superficial layers (0-5; 5-15 cm).

To meet the specifications of GlobalSoilMap project (www.globalsoilmap.net/) a new database was created from the original, to represent the harmonized data at 0-5 and 5-15 cm layers. The harmonization of soil properties at regular depths was performed using soil depth function to interpolate the data. The spline function proposed by Ponce-Hernandez et al. (1986) represents a nonparametric function, called an equal-area spline, appropriated to model soil attributes (Bishop et al., 2009; Malone et al., 2009). The equal-area spline function considers each horizon as the pre-defined interval and the knots of each horizon lies between horizon boundaries, with one inflexion in each interval. The knots should lie as near as possible to the inflexion and as far from boundaries as possible, which in essence, preserves the soil property mean value (Odgers et al., 2012). This procedure was performed to contrast the results obtained by the different input databases (harmonized data at two depths, and original data).

Maps and graphs were generated to compare the performance between models (multivariate linear regressions and regression trees), and input data (original depth, harmonized at 0-5 cm and 5-15 cm). The results were compared through coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), complexity of the model (number of variables used), and map generalization.

6.5. RESULTS AND DISCUSSION (RESULTADOS E DISCUSSÃO)

6.5.1. Landscape Covariates and Importance to Predict Soil Texture

A brief description of the covariates and their respective importance to modelling the variability of soil texture, according with the methods tested, are presented in Table 34.

The predictive models (MLR and RT) tend to prioritize input variables that provide significant explanatory effects (Faraway, 2002). Redundant predictors act as noise to the estimation, and should be removed to turn the model as simple as possible, according with the Occam's razor statement, which preconizes that the simplest theory should be chosen from among all theories (Young et al., 1996).

According to the Table 34, all models included at least one input covariate from remote sensing data (Landsat bands or derived indices) to predict the soil properties of interest. The geology map was selected by all MLR models, independent of the input dataset (original or harmonized), showing the direct relationship among parental material and soil texture. On the other hand, some of the terrain attributes, such as elevation, geomorphons, CTI, mass balance index, wind effect, direction and duration of insolation, were not selected by any model tested in this study. One possible explanation is that the models discard variables correlated with each other. For example, elevation and slope, insolation attributes and hillshade, and sky view factor can co-vary. Modified catchment area and altitude above channel were used in one model each, showing their restricted influence on soil attributes prediction.

The Table 34 reveals the influence of the geology map, slope, MRRTF, and euclidean distance from stream networks; which were used as input in models to predict sand and clay contents. The clay content had the euclidean distance as a predictor covariate in all RT and MLR models. Relationships between this covariate and soil characteristics were observed in the field survey, particularly near the larger river basins showing the influence of water on the genesis of soils, such as Fluvisols. These soils presented low clay content once the smaller particle size is easily removed from the soil profile by the action of the flow stream. The terrain attributes of valley depth, normal height, and SAGA wetness index, were important only to predict silt content, which also could be observed at the field. Higher contents of silt were related to less developed soils, such as Regosols, Cambisols, and Fluvisols. The Fluvisols had greatest values with wetness index due to the low slopes and their occurrence was related with deep and irregular fluvial deposits in the broader valleys. The analytical hillshade, and altitude above the channel attributes were applied only in sand prediction. Sandy soils were also related to the proximity to river channels and young soils.

Table 34. Terrain attributes: description, references and contribution for predictive models in the watershed

Covariates	Description	References	Original Data		0-5 cm		5-15 cm	
			MLR	RT	MLR	RT	MLR	RT
Landsat data (band 1 to 5, and 7, and indexes)	Six multispectral bands from Landsat 5 TM; Derived indexes: NDVI (band 4 – band 3) / (band 4 + band 3); Clay Minerals (band 5 /band 7); Iron Oxide (band 3/band 1)	Yang et al. (1997), Sabins (1997, 1999), Chagas et al. (2013) ; Pinheiro (2012)	(1,2,3)	(1,2,3)	(1,2,3)	(1,2,3)	(1,2,3)	(1,2,3)
Geology map	Simplified map from lithology units (Brazilian Department of Mineral Resources, in scale 1:50.000)	Pinheiro (2012)	(1,2)	N	(1,2)	N	(1,2)	N
Landform map	Landform map (Geomorphons classification) with ten most common landforms (Flat; Peak; Ridge; Shoulder; Spur; Slope; Hollow; Footslope; Valley; Pit) considering a broad range of scales according with search radius distance (predefined as 45 cells)and flatness threshold (1°)	Jasiewicz & Stepinski (2013)	0	0	0	0	0	0
Elevation	Digital elevation model (DEM) from interpolation of primary elevation data, described by Pinheiro et al. (2012)	Hutchinson & Gallant (2000), Moore et al. (1991)	0	0	0	0	0	0
Slope	Slope gradient, first derivative from the DEM (percent)	Thompson et al. (2001); Wilson & Gallant (2000)	0	(1,2)	0	(1,2)	0	(1)
Curvature classification	Classification of surface curvature based on the combination of profile and plan curvatures. Negative values corresponds to concave surfaces, positive to convex, and planar surfaces between -0.01 and 0.01	Hall e Olson, (1991); Gessler et al. (1995); Figueiredo (2006)	(1,2,3)	0	(1,3)	0	(1,2)	0
Euclidean distance	Linear distance of the nearest stream network feature (meters)	Pinheiro (2012), Cunha (2013)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1,2)
Compound topographic index - CTI	Topographic wetness index calculated according with slope and catchment area (CTI = ln (As/ tan β)), where As is the catchment, and β represents slope in radians	Boehner & Selige (2006), Moore et al. (1993); Gessler (1995)	0	0	0	0	0	0
Mass balance index	Represent areas of soil loss and accumulation Negative values corresponds to depressions, and positive values related to convex steep and erosional slopes. Values near to zero represent balance between soil loss and accumulation	Moller & Volk (2015); Moller et al. (2008)	0	0	0	0	0	0
Mid-Slope Position	Relative vertical distance to the mid slope valley or crest directions	Bohner & Antonic (2009); Haring et al. (2012).	(3)	0	(3)	0	(3)	0
Modified catchment area	Flow accumulation in a pixels as a sum of precedent flow in catchment area. (pixels or square meters)	Lea (1992); Costa-Cabral & Burges (1994):	0	0	0	0	0	(1)
Multiresolution index of the ridge top flatness-MRRTF	Indicate flat positions on high elevation areas	Gallant & Dowling (2003):	(1,2)	(2)	(1,2)	(2)	(1,2)	(2)
Multiresolution index of valley bottom flatness-MRVBF	Indicate flat surfaces on valley bottom	Gallant & Dowling (2003):	(1)	0	(1,2)	0	(1)	0
Normalized Height	Relative topographic position (percent) used to modeling relative heights and slope positions	Boehner & Conrad (2008); Nguyen et al (2005)	(3)	0	(3)	(1)	0	(3)

Table 34. Terrain attributes: description, references and contribution for predictive models in the watershed (cont.)

Protection index	Maximum angle of zenith or at nadir relating a point with surrounding relief	Yokohama (2002); Bruna et al (2013); Yokohama (2002)	(3)	(1)	(3)	(1)	(3)	(1,3)
Sky view factor and Sky view factor (Simplified)	Represents the fraction of visible sky viewed from the ground up. Vary between 0 to 1 from the location center	Boehner&Antonic (2009), Zaksek et al (2011)	(1,2,3)	(1)	(1,2,3)	0	(1,2,3)	(1,2)
Slope Height	Vertical distance from the base of the slope to the crest, or line of intersection of the two slope planes	Boehner & Conrad (2008); Gokceoglu & Aksoy(1996)	(1,2)	0	(1,2)	0	(1,2)	0
Solar Radiation	Potential incoming solar radiation (insolation) or Amount of incoming solar energy (KWH/m ² /year)	Boehner&Antonic (2009); Thompson et al (2012)	(2,3)	0	(2,3)	0	(2,3)	0
Total insolation	Sum of direct and diffuse incoming solar radiation (KWH/m ² /year)	Boehner & Antonic (2009); Wilson & Gallant (2000);	(1,3)	0	(1,3)	0	(1,3)	0
Terrain view factor	Factor of terrain obstruction to incoming radiation	Boehner&Antonic (2009); Sandmeier & Klaus (1997)	(1,2,3)	(3)	(1,2,3)	(2,3)	(1,2,3)	0
Valley depth	Vertical distance of a base level channel network (meters)	Conrad O. (2012)	(3)	0	(3)	0	(3)	0
Altitude above the channel	Vertical distance of stream network	Prates et al. (2012); Brenning (2009); Möller et al. (2012)	0	0	0	(2)	0	0
Vertical overland flow distance	Vertical distance projected of mean runoff length (meters)	Freeman (1991), Quinn, et al. (1991), Gomi et al. (2008)	(3)	0	(2,3)	0	0	(2,3)
SAGA wetness index	Similar to the 'Topographic Wetness Index' (TWI), however it is based on a modified catchment area	Boehner et al. (2002), Moore et al. (1993)	(3)	0	(3)	0	0	(3)
Wind effect	Climatic Factor (meters /seconds)	Boehner&Antonic (2009); Ließ et al. (2014)	0	0	0	0	0	0
Hillshading	The angle between the surface and the incoming radiation (radians)	Tarini et al. (2006)	0	(2)	0	(2)	0	0
Channel network base level	Difference between the DEM and a surface interpolated from the channel network (meters)	Grimaldi et al (2007)	(1,2,3)	(3)	(1,2,3)	(3)	(1,2,3)	
Diffuse insolation	Incoming solar radiation reflected by atmospheric components (KWH/m ² /year)	Boehner & Antonic (2009); Wilson & Gallant (2000)	(3)	0	(3)	(1,2)	(3)	(1)
Direct insolation	Incoming solar insolation perpendicular to surface, excluding diffuse insolation (KWH/m ² /year)	Boehner&Antonic (2009); Wilson & Gallant (2000)	0	0	0	0	0	0
Duration of insolation	Mean time of incoming insolation by day (hours/day)	Boehner & Antonic (2009); Wilson & Gallant (2000)	0	0	0	0	0	0

MLR- Multiple Linear Regression; RT- Regression Tree. ⁽¹⁾Clay, ⁽²⁾Sand, ⁽³⁾Silt; 0- not used; NDVI- Normalized Difference Vegetation Index

The success of soil modeling is directly related to quality of the input data and the coherence of predictor variables (Zhu, 2001; Minasny et al., 2003). To build better predictive models, further research is necessary for determining the appropriate input covariates to understand the relationships between landscape attributes and soil variability.

6.5.2. Variability of soil texture in the area

The statistical description of soil attributes (sand, clay, and silt) based on soil samples analysis (original data) and harmonized data (0-5 and 5-15 cm) are presented on Table 35.

Table 35. Statistical description of soil attributes based on soil samples of topsoil layer (original data and harmonized to 0-5 and 5-15 cm depths)

Soil Particle Size Content (g/kg)	Original Data			0-5 cm			5-15 cm		
	Min.	Avg.	Max.	Min.	Avg.	Max.	Min.	Avg.	Max.
Clay	60	279.5	655	51.1	272.4	645.4	57.6	281.3	656.7
Total Sand	43	554	906	45.1	557.5	927.2	42.7	551.9	911.7
Silt	34	166.5	575	21.7	170.1	569.1	30.7	166.8	573.4

Min.- minimum; Avg.- average; Max.- maximum

The Guapi-Macacu watershed presented substantial variability of soil types, predominantly Ferrasols (28%), Acrisols (24%), Cambisols (18%), and Gleysols (15%). Sandy soils were common along the Macacu and Guapi-Açu floodplains, which have a wide texture variation due to river deposition systems and events. In the floodplains, particularly near river's deltas and in estuarine deposits, Histic horizons and Gleysols with low pH (<4.5) were documented. Clayey soils show a wide area of distribution primarily derived from granite and gneiss parent materials. Some Acrisols present abrupt textural changes with sandy superficial horizons above clayey horizons (Santos et al., 2013). Parent materials of sedimentary rocks origin are limited in the watershed and, in general, the soils formed have clayey textures and xanthic properties (IUSS Working Group, 2014).

The spline fitted curve of the profile (Figure 37) illustrates the original data (mean value corresponding to the depth of layer/horizon) and the harmonized data (fitted curve) according to the pre-defined depth intervals.

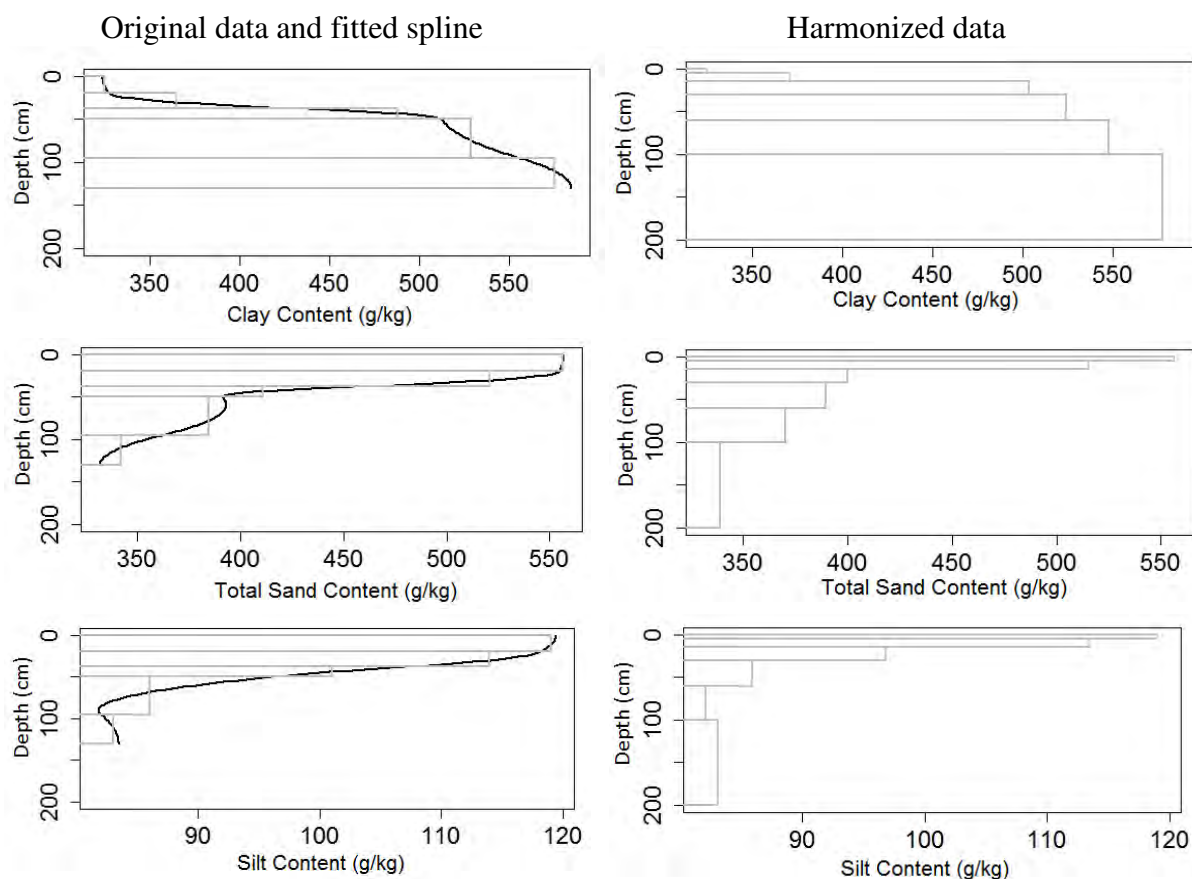


Figure 37. This figure is an example of clay, sand and silt content with depth within a soil profile with original data and harmonized data created with a spline function

The profile distribution of sand decreased with depth. In contrast, the clay distribution increases substantially below 50 cm of depth and in the same layer, the silt fraction decreases drastically. Silt content had decreasing values with depth to the bottom of the *solum* (approximately 1 meter). Below the *solum* depth, of the silt content was influenced by the parental material had contribution for the small increase of this component in the composition of mineral fraction. This textural pattern is typical for the Haplic Ferralsols (Dystric) that are predominant in the watershed (Pinheiro, 2012). The spline function was executed on all sample point data to improve the capacity of preliminary results to predict soil mineral fraction at the superficial layer, and to standardize the input database according to the GlobalSoilMap project (Arrouays et al. 2014).

6.5.3. Digital mapping of mineral soil particle size fraction

The plotted results of the prediction to clay, sand, and silt content by Regression Trees (RT) and Multiple Linear Regression (MLR), to the different input dataset (original data, harmonized to 0-5 cm and 5-15 cm) are presented at the Figure 38.

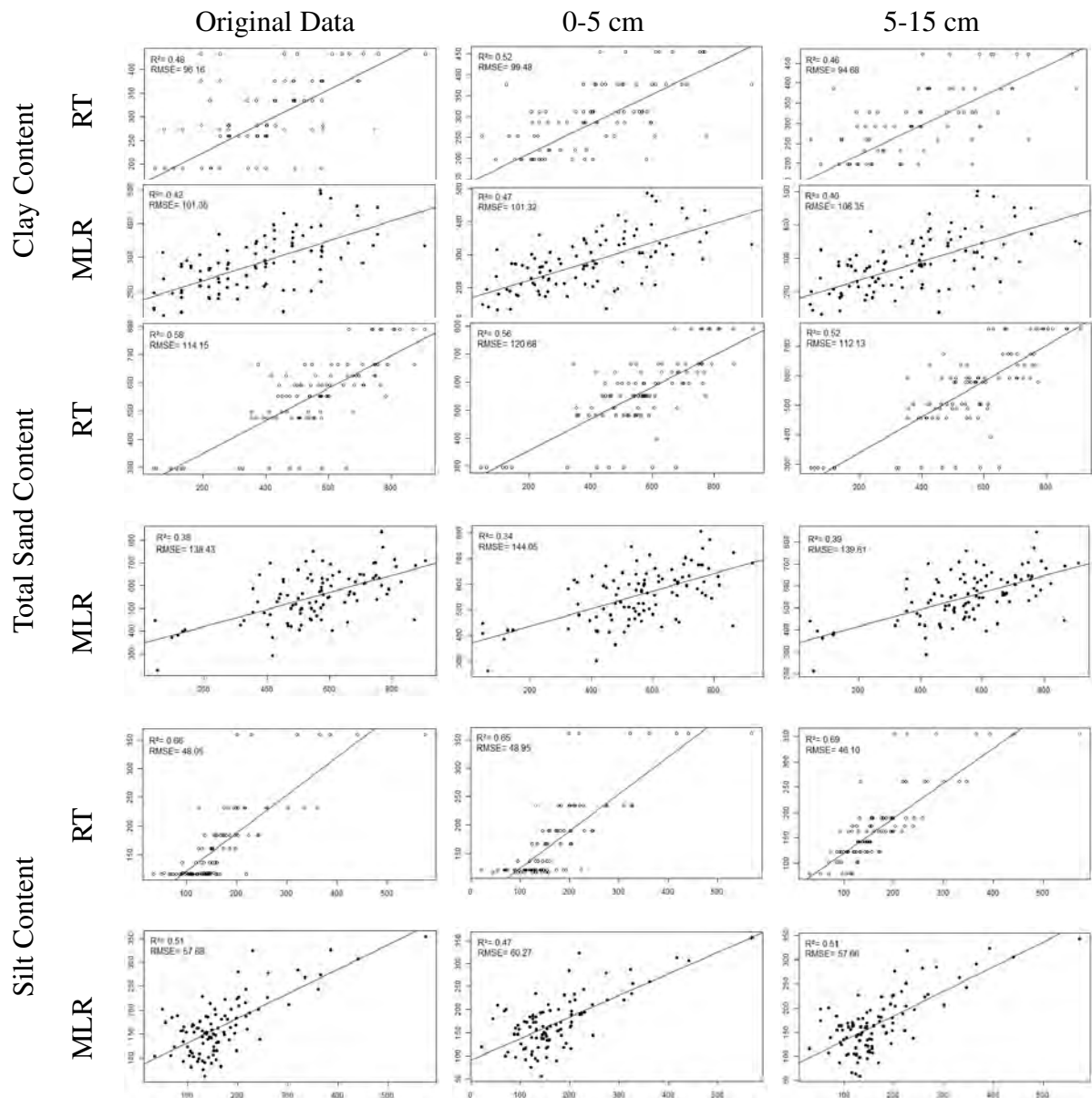


Figure 38. Plotted results to clay content prediction for the three input datasets (original data, harmonized depth to 0-5 cm and 5-15 cm layers). RT- Regression Tree; MLR- Multiple Linear Regression; RMSE- Root mean square error; Y Axis- Predicted values; X Axis- Observed values

The linear models showed a greater range and more even distribution of output values compared to the predicted attributes. With the regression tree output, the values were discrete and points were often linear and parallel to the x axis (Figure 38).

In general the RMSE showed low values when the original database was used, although the data range was large. The data range for sand was 112.13 - 144.05, clay was 94.68 - 106.35 and silt was 46.10 - 60.27. When utilizing the RT models, the output values according to the terminal nodes (leaves) and the plot results show a horizontal trend (Figure 38) which suggest a grouping of output values subordinated to the homogeneity of the output nodes. The RT models fitted the predicted results better and had the lowest values to RSME errors of 94.68 to clay content, 112.13 to sand content; and 46.10 to silt content suggesting better predicted results that the RLM models, which presented 101.32 to clay content, 138.43 to sand content, and 57.66 to silt content. A lower root mean square error (RMSE) is associated with greater predictive ability, but this index cannot be used to compare different

properties since it depends directly on scale of values (Henderson et al., 2005). Regarding clay content, the mean value to RSME was of 103.00 for MLR models, and of 96.78 for RT models. The index lowest values were obtained for silt content, with mean value of 46.10 for the RT models, and 58.53 for MLR models. The greater mean values of RSME were found in sand prediction (140.70 in MLR models, and 115.65 in RT) due to the assumed natural range of the sand content. In general, the range of the RMSE values to the three predicted attributes vary proportionally to the magnitude of these values which are greater for the sand content and smaller for the silt content.

6.5.4. Evaluation and selection of the models to represent soil attributes

Results of predictive models (multiple linear regressions and regression trees) for the three soil attributes and different input databases are summarized in Table 36.

Table 36. Summary of results for all models tested in the watershed providing the soil particle size, model type, and depth with the statistical relationship

Soil Attributes	Predictive Models	Original Data			0-5 cm			5-15 cm			Variance*	
		R ²	AdjR ²	N	R ²	AdjR ²	N	R ²	AdjR ²	N	R ²	AdjR ²
Clay	MLR	0.42	0.32	15	0.47	0.16	15	0.40	0.30	15	0.0013	0.0076
	RT	0.48	0.47	6	0.52	0.51	7	0.46	0.13	7	0.0009	0.0436
Sand	MLR	0.38	0.28	13	0.34	0.25	12	0.39	0.29	13	0.0007	0.0004
	RT	0.58	0.57	5	0.56	0.56	7	0.52	0.52	6	0.0009	0.0007
Silt	MLR	0.51	0.39	19	0.47	0.36	17	0.51	0.40	18	0.0005	0.0004
	RT	0.66	0.66	5	0.65	0.64	5	0.69	0.68	3	0.0004	0.0004

*Variance between coefficients of determination (R²); N – Number of input variables; RT- Regression Tree; MLR- Multiple Linear Regression; AdjR² - R² Adjusted

A general analysis of the models showed, primarily, better performance of regression trees than multiple linear regressions, for all three attributes of mineral soil fraction content, independent of the database used. Some positive aspects of the models were the ability to fast tune parameters, and to yield insight into decision rules and predictors. Vasques et al. (2008) had different results predicting soil total carbon, where the stepwise multiple linear regressions showed better performance than regression tree models.

Sand content showed a better performance in the regression tree models, where all R² values were greater than 0.52 in the RT models, and the highest value was of 0.58. Meanwhile, multiple linear regressions had R² values varying from 0.34 to 0.39. Among the predicted soil attributes, silt content had the best performance, where all R² values were superior to 0.65 in all RT models. The clay content prediction also showed superior performance with RT models, reaching R² equal to 0.52 with the harmonized data in the 0-5 cm layer, and the lowest R² value (0.46) in 5-15 cm layer. The R² values in this study have higher correlations that the values described by Henderson et al. (2005) using tree-based models for prediction of particle size fractions in Australian topsoil layers (R² values reaching 0.44). Similar values for mineral soil prediction were obtained by Sudduth et al. (2010) studying soils in Missouri (USA) where the clay, sand and silt had R² values equal to 0.56, 0.28, and 0.68, respectively. Lower values for soil texture prediction (average values of R² smaller than 0.20) were obtained by Carvalho Junior et al. (2014b) in a hillslope environment in Brazil, using the GlobalSoilMap harmonized depths.

The determination coefficient (R²) is a well-known index used to evaluate regression models. However, the comparison between models with different number of variables is more

appropriate through the adjusted R^2 . This index is also useful to compare models with distinct input datasets, since the algorithm compensates for different sample sizes (Hair et al., 2009). The adjusted R^2 and the R^2 showed similar patterns of variability, with low values mostly ranging between 0.13 and 0.68. The variability of predictive models for each soil attribute was compared through the variance of determination coefficients, showing small values of variance between MLR and RT models, and the greater variability was related to clay prediction. Carvalho Junior et al. (2004b) observed similar performance between MLR and RT models used to predict soil texture components.

Concerning the number of covariates, the best performance model ($R^2 = 0.69$) used the lowest number of terrain variables (3), which suggests a strong correlation among those terrain variables (band 4 of Landsat, "Clay Mineral" index, and protection index) and the silt content. In general, the RT models used 3 to 7 covariates, and an average of 6 covariates.

Tree models produced discreet output values in the terminal nodes (leaves), and for this reason, they were considered a good technique to separate a dataset in homogeneous groups. The range of terminal nodes was from 5 to 8, with an average of 7. Similar results regarding the number of covariates and terminal nodes of regression trees was demonstrated by Vasques et al. (2008), for soil carbon prediction when models used, on average, seven covariates and ten terminal nodes. Figure 39 presents the maps of the soil mineral fractions with the terminal node values related to the frequency of the area.

In general, the superficial horizons of soils in the watershed showed sand contents higher than silt and clay, as observed on field survey. This was correlated with the soil classes, predominantly Ferrasols and Acrisols, with a clay content increasing with the soil depth. Another reason is the occurrence of surface laminar erosion and land slippage, removing finer soil particles such as silt and clay, due to commonly steep slopes in the watershed. This may be observed in the Figure 39, particularly in the northern portion of the watershed within the mountain range which showed high values of sand content. These observations were corroborated in the field survey and by interpretation of analytical data.

The clay content distribution showed that the topsoil layer had lower clay content in the floodplains, and greater content near the main river channels which was influenced by the deposition of small particles in suspension in areas slow moving water depositional environments. More than 54% of the watershed area had clay content in the topsoil layer varying from 280 to 300 g/kg. In contrast, greater contents of sand were related to active floodplains and the sand content was the lowest at the mouth of the watershed where clay content was highest due to the depositional environment. In this area, the topsoil has the highest values of total organic carbon which is also related with estuarine depositional environment near sea level.

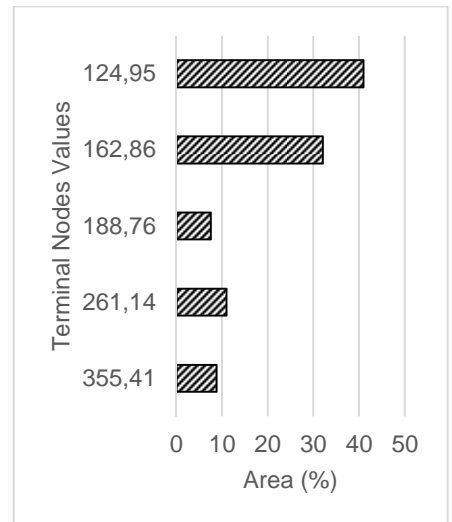
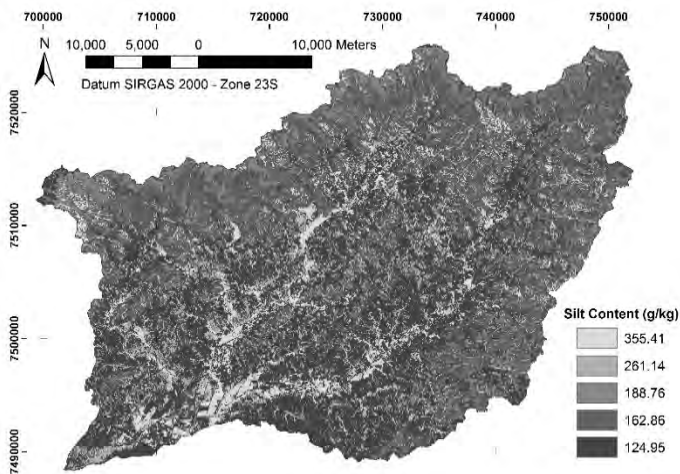
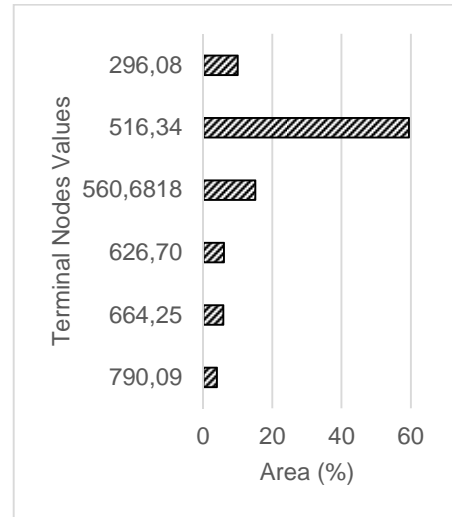
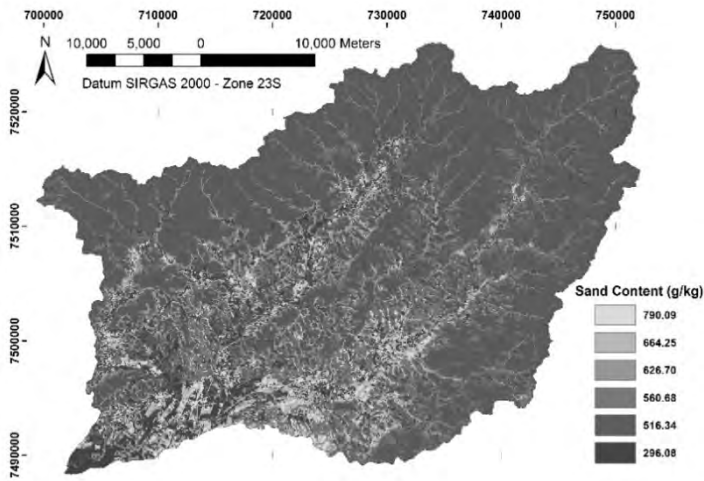
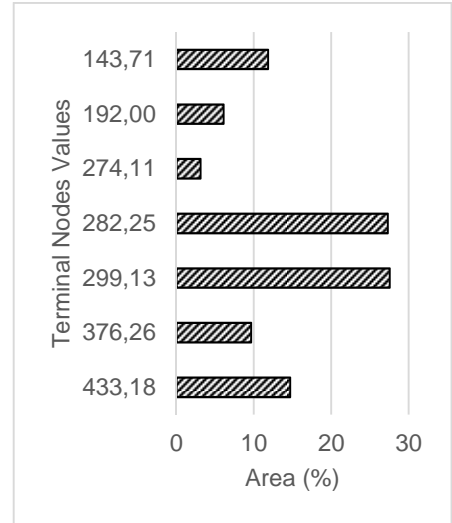
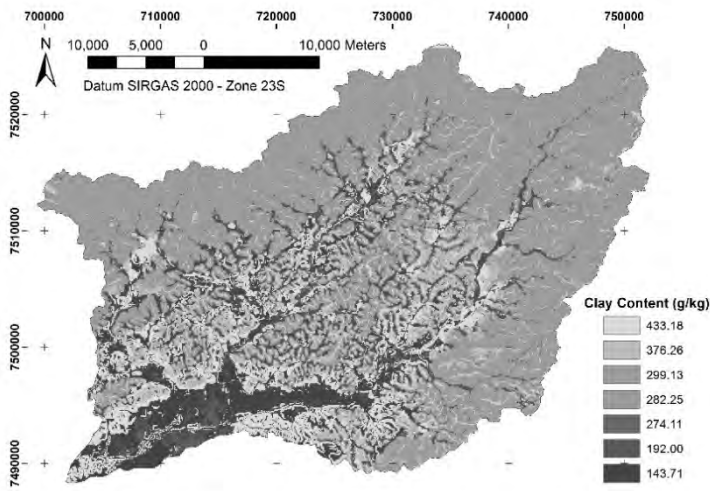


Figure 39. Predicted maps for sand (original data), clay (0-5 cm), and silt (5-15 cm) contents in the watershed with the graphs illustrating the terminal nodes related to frequency of area.

In general, the soils in the watershed presented irregular distribution of silt, with a trend of high silt content where Fluvisols predominate. Areas with high silt content of the superficial layer were also identified in landscapes with steep slope, in the mountain range, with poorly developed soils (Regosols) and presence of rock outcrops. Both types of soils show strong influence of parental material enhancing incipient pedogenic process and structure development.

The main differences in the final products (attribute's map) are inherent to the models, since RT model produces discreet output values correspondent to each terminal node (Vasques et al., 2008); instead the wide range of continuous values presented by the MLR models.

The analysis pointed that differences among databases (original and harmonized data) were small, which suggests that they can be equally used for modeling. Thus, the soil scientists are encouraged to harmonize their data, as proposed by GlobalSoilMap project, and in this way contribute for the global soil database of soil properties.

The products from the digital mapping approach may enhance soil survey reports, providing easier interpretation to the soil management and associated uncertainties with soil property predictions. Additionally, the digital soil map products provides higher resolution property predictions that can be combined to develop many use-oriented indices to target particular management issues related to soil-landscape function. All of these beneficial outcomes from digital soil mapping can be used to address land use decisions in the Guapi-Macacu watershed, Rio de Janeiro State and other locations where these maps are developed.

6.6. CONCLUSIONS (CONCLUSÕES)

The regression tree models presented better performance for all predicted attributes and soil depths tested, although multiple linear regression showed similar results. The harmonized dataset at the 0-5 and 5-15 cm depths, in general, presented better results for clay and silt attributes, with values of 0.52 for clay at 0-5 cm, and 0.69 for silt at the 5-15 cm layer. The prediction of sand content showed better results with the original data depth as input, although all regression tree models for this attribute had R^2 values greater than 0.52, and small variance between them (0.0007). The variance between the determination coefficients was small; thus, both databases (original and harmonized) may be equally applied to modeling the soil properties in the watershed.

The RMSE index showed lower values to regression tree models when compared with multiple linear regressions, and were within the range that was proportional to the magnitude of the data values.

The generalization of soil texture components (sand, clay, and silt) performed by the regression tree methods were consistent with field observations and the watershed landscape characteristics which was supporting evidence that a relationship between terrain attributes and the topsoil properties exists that can be determined by field observations and model predictions.

The number of covariates reflects the complexity of the models. The RT models used in average six covariates (up to seven), while the MLR models had on average, sixteen predictors. More research is needed to create additional efficient input variables to help resolve soil variability and improve accuracy of soil map products.

7. CONCLUSÕES GERAIS

O estudo destacou o uso de geotecnologias e mapeamento digital no inventário do recurso solo, conferindo ao levantamento de solos um caráter mais quantitativo, no que tange ao conhecimento dos erros de predição de unidades de mapeamento e na espacialização da textura do solo. A abordagem se fundamentou na compreensão da gênese de solos no que tange à seleção de atributos da paisagem que explicam a variação de características dos solos.

O uso de técnicas de modelagem espacial permitiu a identificação das relações entre os atributos morfométricos e a distribuição das diferentes classes de solos na bacia. O reconhecimento dos padrões de ocorrência das distintas classes de solos fundamentou-se nos dados e observações obtidas em campo usando procedimento amostral representativo para seleção de pontos de observação, coleta de amostras e descrição de perfis, em conjunto com a análise da variabilidade dos atributos do terreno. O conjunto amostral definido pelo programa cLHS contemplou as diferentes classes de solo na bacia hidrográfica, conforme constatado nas campanhas de campo.

A partir de atributos do terreno (MDE e derivados, dados de sensoriamento remoto e mapas categóricos) foi possível estabelecer relações entre as classes de solos e condições da paisagem, embasando a caracterização pedológica e pedométrica da área. Neste aspecto, a utilização de modelos digitais para representar variáveis ambientais foi fundamental para o mapeamento de solos. As variáveis altimetria, declividade, curvatura e índice topográfico composto (CTI), exerceram influência na distribuição dos solos da área de estudo. A variável temática utilizada para representação da geologia (material de origem) mostrou grande importância para discriminação dos solos oriundos de sedimentos, depósitos coluviais e de rochas alcalinas.

Na obtenção do mapa de formas do relevo foi empregado o algoritmo “geomorphons” e abordagem por redes neurais artificiais para a seleção do mapa adequado para representação das dez formas comuns do relevo. O mapa calculado com quarenta e cinco células de raio de busca foi selecionado como uma variável de entrada para uso na predição de classes de solos na bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu (RJ). O uso do algoritmo “geomorphons” para representar formas de relevo pode enriquecer as informações derivadas do levantamento pedológico, proporcionando maior informação sobre as relações solo-paisagem.

No tangente ao mapeamento digital de classes de solo, foi selecionado para representar os solos da bacia hidrográfica o mapa gerado pelo classificador *Random Forest*, que apresentou desempenho superior para os índices estatísticos, melhor generalização das unidades de mapeamento e precisão em relação as amostras de controle.

O mapeamento digital de atributos do solo mostrou a comparação de modelos de regressão linear múltipla e árvores de regressão para a predição da textura superficial do solo. Com base nas análises realizadas, os modelos por árvores de regressão apresentaram desempenho superior para todos os atributos preditos, e para as três profundidades testadas. O conjunto de dados harmonizados a profundidade de 0-5 cm e 5-15 cm, em geral, apresentou melhores resultados para a argila e silte. A predição da distribuição espacial de areia teve melhor resultado usando a profundidade dos dados originais como entrada (horizonte genético), embora a variação dos coeficientes de determinação, em relação as distintas bases de dados, seja pequena. Neste sentido, ambos os bancos de dados (original e harmonizado) podem ser usados para modelar as propriedades do solo.

A complexidade dos modelos empregados na predição da textura do solo (Árvore de Regressão -RT e Regressão Linear Múltipla - MLR) foi avaliada pelo número de variáveis utilizadas no modelo preditivo. Modelos RT usaram em média 6 co-variáveis na predição dos

atributos de interesse, em contrapartida, os modelos MLR usaram 15, em média. A generalização de componentes textura do solo (areia, argila e silte) mostrou coerência com as observações de campo e características da paisagem da bacia hidrográfica, evidenciando a relação entre os atributos do terreno e as propriedades da camada superficial dos solos.

A inserção de ferramentas de análise e predição nas atividades do levantamento pedológico pode contribuir para a redução da subjetividade atribuída ao mapeamento de solos elaborados de forma convencional (que contam basicamente com a experiência dos pedólogos), uma vez que é possível conhecer a incerteza dos produtos gerados e facilitar a reprodutibilidade dos procedimentos. Não obstante, a criação de mapas adicionais, como por exemplo os mapas de atributos dos solos, confere maior riqueza de informações de caráter prático aos produtos gerados pelos levantamentos pedológicos.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABDEL-KADER, F. H. Digital soil mapping at pilot sites in the northwest coast of Egypt: A multinomial logistic regression approach. **The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences** v.14, p.29–40. 2011.
- ALVARENGA, C.C. **Indicadores hidrológicos do solo para identificação de áreas potenciais de recarga subterrânea.**(Dissertação de Mestrado).Lavras: UFLA, 2010. 81p.
- ARROUAYS, D.; MCKENZIE, N.; HEMPEL, J.; DE FORGES, A. R.; MCBRATNEY, A. B. [Eds.]. **GlobalSoilMap: Basis of the global spatial soil information system.** CRC Press. Taylor & Francis Group, London, ISBN 978-1-138-00119-0. 2014. 494p.
- ASHTEKAR, J. M.; OWENS, P. R.; BROWN, R. A.; WINZELER, H. E.; DORANTES, M. CASTRO, A. Digital mapping of soil properties and associated uncertainties in the Llanos Orientales, South America. In: ARROUAYS, D.; MCKENZIE, N.; HEMPEL, J.; DE FORGES, A. R.; MCBRATNEY, A. B. [Eds.] **GlobalSoilMap: Basis of the global spatial soil information system.** 367-377p. 2014.
- BANKS, J.; CARSON, J.S.II. & NELSON, B.L. **Discrete-Event System Simulation.** 2nd Edition. Prentice Hall. 1996.
- BALLABIO, C. Spatial prediction of soil properties in temperate mountain regions using support vector regression, **Geoderma**, v.151, n.3-4, p.338-350, 2009.
- BARBOSA, A.M.; PINHEIRO, H.S.K.; ANJOS, L.H.C.;CARVALHO JUNIOR, W. CHAGAS, C.S. Determinação de pontos amostrais através de atributos do terreno para mapeamento digital dos solos da bacia hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15, Curitiba, 2011, **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2011. p.3672-3679.
- BASTOS, L.; WILKISON, R. **Análise Estatística de Simuladores.** 91p. 2010. Disponível em: www.maths.nottingham.ac.uk/personal/pmzrdw/Papers/SINAPE.pdf, acesso em 17/11/2013.
- BERRY, W.; FELDMAN, S. **Multiple Regression in Practice.** Beverly Hills, CA: Sage. ISBN-13: 978-0803920545. 1985. 95p.
- BISHOP, T. F. A.; MCBRATNEY, A. B.; LASLETT, G. M. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. **Geoderma.** 1999. 91: 27–45.
- BISHOP, T. F. A. & MCBRATNEY, A. B. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, p. 149-160, 2001.
- BIRKELAND, P. W. **Soils and geomorphology.** New York: Oxford University Press. 1984. 430p.
- BOEHNER, J., KOETHE, R. CONRAD, O., GROSS, J., RINGELER, A., SELIGE, T. Soil Regionalisation by Means of Terrain Analysis and Process Parameterisation. In: MICHELI, E., NACHTERGAELE, F., MONTANARELLA, L. [Ed.]: **Soil Classification 2001.** European Soil Bureau, Research Report No. 7, EUR 20398 EN, Luxembourg. 2002. 213-222p.
- BOEHNER, J., SELIGE, T. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalization. In: BÖHNER, J., MCCLOY, K.R., STROBL, J. [Eds.] **SAGA - Analyses and Modelling Applications.** Göttinger Geogr. 2006. 115. 13-27p.

- BOEHNER, J., CONRAD, O. **Module relative heights and slope positions**. System for Automated Geoscientific Analyses. SAGA. 2008:
- BOEHNER, J., ANTONIC, O. Land-surface parameters specific to topo-climatology. In: Hengl, T., Reuter, H. [Eds.] *Geomorphometry - Concepts, Software, Applications. Developments in Soil Science*. Elsevier. 2009.v. 33. 195-226p.
- BRASIL, **Lei Nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997**. Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos, regulamenta o inciso XIX do art. 21 da Constituição Federal, e altera o art. 1º da Lei nº 8.001, de 13 de março de 1990, que modificou a Lei nº 7.990, de 28 de dezembro de 1989. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF: Casa Civil, jan. 1997.
- BRASIL. Diretoria de Serviço Geográfico. Rio Bonito: **folha SF-23-Z-B-V-2 MI-2746/2**. Rio de Janeiro. 1997. Carta topográfica na escala 1:50.000.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning Journal**. Hingham, v.45, p.5–32, jan. 2001.
- BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J.; OLSHEN, R.; STONE, C. **Classification and regression trees**. The Wadsworth statistics/Probability Series. Wadsworth International Group, Belmont, CA. 1984. 358p.
- BRENNING, A. Benchmarking classifiers to optimally integrate terrain analysis and multispectral remote sensing in automatic rock glacier detection. **Remote Sensing of Environment**. 2009. 113(1), 239-247.
- BRUNA, J., WILD, J., SVOBODA, M., HEURICH, M., MULLEROVÀ, J. Impacts and underlying factors of landscape-scale, historical disturbance of mountain forest identified using archival documents. **Forest Ecology Management**. 2013. 305, pp. 294-306.
- BRONDINO, N.C.M. **Estudo da Influência da Acessibilidade no Valor de Lotes Urbanos Através do Uso de Redes Neurais**. São Carlos, SP, 1999.
- BRUNGARD, C.W. & BOETTINGER, J.L. Conditioned latin hypercube sampling: Optimal sample size for digital soil mapping of arid rangelands in Utah, USA. In: BOETTINGER, J.L.; HOWELL, D.W.; MOORE, A.C.; HARTEMINK, A.E. & KIENAST-BROWN, S., eds. **Digital soil mapping: Bridging research, environmental application and operation**. Dordrecht, Springer, 2010. p.67-75. (Progress in Soil Science, 2)
- BRUS, D.J. HEUVELINK, G.B.M. Optimization of sample patterns for universal kriging of environmental variables. **Geoderma**, 138:86-95, 2007.
- BRUS, D.J.; De GRUIJTER, J.J. & van GROENIGEN, J.W. Designing spatial coverage samples using the k-means clustering algorithm. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. & VOLTZ, M. [Eds.] **Digital soil mapping: An introductory perspective**. Amsterdam, Elsevier, 2007. p.183-192. (Developments in Soil Science, 31).
- BUI, E.N. Soil survey as a knowledge system. **Geoderma**, Amsterdam, v.120, n.1–2, p. 17–26, 2004.
- BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford University Press Inc. New York. 1986. 194p.
- CÂMARA, C. e DAVIS, C. 1996. **Fundamentos de Geoprocessamento**. Livro on-line: www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/. Acesso em março de 2010.
- CAPUCCI, E. **Mapa de Potencialidades Médias de Água Subterrânea no Estado do Rio de Janeiro**. DIN/INX, CEDAE. 1988

CARVALHO, C. C. N. de, FRANCA-ROCHA, W., SANTO, E. B. E. Predição de unidades de mapeamento digital de solo usando modelagem sob inferência fuzzy: estudo de caso em uma área na região de Mucugê-BA. In: **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, Brasil. INPE. p305-312. 2007.

CARVALHO FILHO, A. de; LUMBRERAS. J. F.; WITTERN. K. P.; LEMOS, A. L.; SANTOS, R. D. dos; CALDERANO FILHO. B.; MOTHCI, E. P.; ITURRI LARACH, J. O.; CONCEIÇÃO, M. da; TAVARES. N. P.; SANTOS, H. G. dos; GOMES. J. B. V.; CALDERANO, S. B.; GONÇALVES, A. O.; MARTORANO, L. G.; SANTOS, L. C. de O; BARRETO, W. de O.; CLAESSEN, M. E. C.; PAULA, J. L. de; SOUZA, J. L. R. de; LIMA, T. da C.; ANTONELLO, L. L.; LIMA, P. C. de; OLIVEIRA, R. P. de; AGLIO, M. L. D. **Levantamento de reconhecimento de baixa intensidade dos solos do estado do Rio de Janeiro**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos (Rio de Janeiro, RJ). 2003. Contém texto e mapa colorido. Escala 1:250.000. (Embrapa Solos. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento. 32). 2003.

CARVALHO JÚNIOR, W. de. **Classificação supervisionada de pedopaisagens no domínio dos mares de morros utilizando redes neurais artificiais**. Tese de doutorado. UFV, MG. 2005. 160p.

CARVALHO JÚNIOR, W. de; CHAGAS, C. da S.; FERNANDES, E. I., VIEIRA, C. E.; SCHAEFER, C. E. G.; BHERING, S. B.; FRANCELINO, M. R. Digital soilscape mapping of tropical hillslope areas by neural networks. **Scientia Agricola**. (Piracicaba, Braz.), v.68, n.6, November/December 2011. p.691-696.

CARVALHO JÚNIOR, W., CHAGAS, C. S., MUSELLI, A., PINHEIRO, H. S. K., PEREIRA, N. R., BHERING, S. B. 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**, 38(2), 386-396. 2014a.

CARVALHO JUNIOR, W.; LAGACHERIE, P.; CHAGAS, C. S.; CALDERANO FILHO, B.; BHERING, S. B. A regional-scale assessment of digital mapping of soil attributes in a tropical hillslope environment. **Geoderma** (Amsterdam), v. 232-234, p. 479-486. 2014b.

CARRÉ, F., McBRATNEY, A. B., MAYER, T., MONTANARELLA, L. Digital Soil Assessments. Beyond DSM. **Geoderma**, v.142. p. 69-79, 2007.

CHAGAS, C. DA S., **Mapeamento digital de solos por correlação ambiental e redes neurais em uma bacia hidrográfica de domínio de mar de morros**. Tese de Doutorado. UFV, MG. 2006. 239p.

CHAGAS, C. S.; FERNANDES. E. I.; VIEIRA, C. A. O.; SCHAEFER, C. E. G. R.; CARVALHO JÚNIOR, W. Atributos topográficos e dados do Landsat 7 no mapeamento digital de solos com uso de redes neurais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. V.45. p.497-507. 2010.

CHAGAS, C. S., CARVALHO JÚNIOR, W., BHERING, S. B. Integração de dados do Quickbird e atributos do terreno no mapeamento digital de solos por redes neurais artificiais. **R. Bras. Ci. Solo**, v.35, p.693-704, 2011.

CHAGAS, C. S.; VIEIRA, C. A. O.; FERNANDES FILHO, E. I. Comparison between artificial neural networks and maximum likelihood classification in digital soil mapping. **Rev. Bras. Ciênc. Solo** [online]. 2013. 37 (2): 339-351. ISSN 0100-0683.

- CHATTERJEE, S.; HADI, A. S. **Regression analysis by example**. John Willey & Sons, 4. ed., 2006. 375 p.
- CHEN T., NIU R., LI P., ZHANG L., DU B. Regional soil erosion risk mapping using RUSLE, GIS, and remote sensing: a case study in Miyun Watershed, North China. **Environ Earth Sci** doi:10.1007/s12665-010-0715-z. 2011.
- CHOI J., OH H., WON J., LEE S. Validation of an artificial neural network model for landslide susceptibility mapping. **Environ Earth Sci**. 60:473–483, 2010.
- CIPRA, J. E., M. F. BAUMGARDNER, E. R. STONER, AND R. B. MACDONALD (2007). Measuring Radiance Characteristics of Soil with a Field Spectro radiometer. **Soil Science Society of America Proceedings**.
- COELHO, F.F.; GIASSON, E. Comparação de métodos para mapeamento digital de solos com utilização de sistema de informação geográfica. **Ciência Rural**, v.40, n.10, p.2099-2106, 2010. Disponível em: <http://www.scielo.br/>. Acesso em: 20 fev. 2011.
- CONGALTON, R.G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. **Remote Sensing of Environment**, v.37, p.35-46, 1991.
- CONGALTON, R. G. e GREEN. K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. New York: Lewis Publishers. 1999. 137p. 30
- CONRAD, O. **SAGA – System für Automatisierte Geowissenschaftliche Analysen**. Presentation held at FOSSGIS 2007, Berlin, Germany, 14. March 2007. Available from: http://www.fossgis.de/wiki/images/e/eb/Oconrad_fossgis2007_saga.pdf.
- CONRAD, O. **Module Valley Depth**. System for Automated Geoscientific Analyses. SAGA. 2012.
- COSTA-CABRAL, M. C.; BURGESS, S. J. Digital elevation model networks (DEMON): A model of flow over hillslopes for computation of contributing and dispersal areas. **Water resources research**. 1994. 30(6), 1681-1692.
- CPRM. **Geologia do Estado do Rio de Janeiro**: texto explicativo e mapa geológico do Estado do Rio de Janeiro. Serviço Geológico do Brasil. Departamento de Recursos Minerais – DRM. Brasília: CPRM. 2 ed. Revista em 2001. CD-ROM.
- CRIVELENTI, R. C.; COELHO, R. M.; ADAMI, S. F. & OLIVEIRA, S. R. de M. Mineração de dados para a inferência de relações solo-paisagem em mapeamentos digitais de solo. **Rev. Agro. Bras**. 44:1707-1715, 2009.
- CUNHA, A. de M. **Seleção de Variáveis Ambientais e de Algoritmos de Classificação para Mapeamento Digital de Solos**. Tese de Doutorado. UFV. 2013. 132p.
- DALE, M.B.; MCBRATNEY, A.B.; RUSSELL, J.S. On the role of expert systems and numerical taxonomy in soil classification. **Journal of Soil Science**, v.40, n.2, p.223–234, 1989.
- DANIELS, R. B. e HAMMER, R. D. **Soil Geomorphology**. Ed. John Wiley & Sons. New York. 1992. 236p.
- DANTAS. M. E. **Estudo geoambiental do Estado do Rio de Janeiro**. Geomorfologia do Estado do Rio de Janeiro. Ministério de Minas e Energia. Secretaria de Minas e metalurgia. CPRM – Serviço Geológico do Brasil. Brasília. Dezembro 2000. 1 CD-ROM.
- DEMATTE, J. A. M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Pesq. Agropec. Bras**. Brasília, v. 37, 2002

DIKAU, R. Derivatives from detailed geoscientific maps using computer methods. **Zeitschrift für Geomorphologie**, v. 2, n. 80, p. 45-55, 1990.

DOBOS, E., MICHELI, E., BAUMGARDNER, M. F., BIEHL, L., HELT, T. Use of combined digital elevation model and satellite radiometric data for regional soil mapping. **Geoderma**. 2000. 97, pp.367-391.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Itaboraí: folha SF-23-Z-B-V-1**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1981a

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Cava: folha SF-23-Z-B-IV-1**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1981b.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Itaipava: folha SF-23-Z-B-I-4**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1984.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Petrópolis: folha SF-23-Z-B-IV-2**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1979.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Teresópolis: folha SF-23-Z-B-11-3**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1980a.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Nova Friburgo: folha SF-23-Z-B-II-4**. Rio de Janeiro. Escala 1:50.000. 1980b.

DRM. DEPARTAMENTO DE RECURSOS MINERAIS. Projeto Carta Geológica do Estado do Rio de Janeiro. **Rio Bonito: folha SF-23-Z-B-IV-1**. Rio de Janeiro. 1980c. Escala 1:50.000.

DUTTA, S.; BONISSONE, P.P. Integrating case and rulebased reasoning. **International Journal of Approximate Reasoning**, New York, v.8, p.163-203, 1993.

ECOLOGUS- AGRAR. **Plano Diretor dos Recursos Hídricos da Região Hidrográfica da Baía de Guanabara**. Rio de Janeiro, RJ. 2003. 3087 p. CD-ROOM.

ECOLOGUS- AGRAR. **Plano Diretor dos Recursos Hídricos do Programa para a despoluição da Baía da Guanabara**. Secretaria de estado de Meio ambiente e Desenvolvimento Urbano do estado do rio de Janeiro. RJ. 2006. CD-ROOM

EHSANI, A. H.; QUIEL, F. Geomorphometric feature analysis using morphometric parameterization and artificial neural networks. **Geomorphology** v. 99, p.1–12, 2008.

ELDERY, A.; GARCIA, L. A. Detecting soil salinity in alfalfa fields using spatial modeling and remote sensing. **Soil Sci. Soc. Am. J.** 2008. 72 (1): 201-211.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Procedimentos normativos de levantamentos pedológicos**. Brasília, DF: EMBRAPA – SPI, 1995. 101 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. Rio de Janeiro: Centro Nacional de Pesquisa de Solos – CNPS. 1997. 212p. (Embrapa-CNPS. Documentos. 1).

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Rio de Janeiro. 1999. 412p

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Definição e notação de horizontes e camadas do solo**. Rio de Janeiro, 1988 a. 54p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Critérios para distinção de classes de solos e de fases de unidades de mapeamento: normas em uso pelo SNLCS**. Rio de Janeiro, 1988 b. 67p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **(Uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu**. Rio de Janeiro. 2008. 31p. (Série Documentos, 105)

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE INC. ESRI. Redlands. CA. **Software: ArcGIS e ArcINFO – v.10.2010**. CD-ROM.

ERDAS Imagine version 9.1. **Software ERDAS**. ERDAS Systems. Inc. Atlanta.

ESU, I. E. Detailed Soil Survey of the Isiga Schemedare River Basic Irrigation Project (Final Report). **A Consultancy Project Commissioned by Enplane Group Consulting Engineers and Planners for the Katsina State Government of Nigeria**, 2002. 86p.

FARAWAY, J. J. **Practical Regression and Anova using R**. 2002. Available at: <http://cran.r-project.org/doc/contrib/Faraway-PRA.pdf>.

FERNANDEZ-ILLESCAS, C. P.; PORPORATO, A.; LAIO, F., RODRIGUEZ-ITURBE, I. The ecohydrological role of soil texture in a water-limited ecosystem. **Water Resources Research**. 2001. 37 (12): 2863-2872.

FIGUEIREDO, S.R.; GIASSON, E.; TORNQUIST, C.G. & NASCIMENTO, P.C. Uso de regressões logísticas múltiplas para mapeamento digital de solos no planalto médio do RS. **R. Bras. Ci. Solo**, 32:2779-2785, 2008.

FIGUEIREDO, S. R. **Mapeamento Supervisionado de Solos Através do Uso de Regressões Logísticas Múltiplas e Sistemas de Informações Geográficas**. Dissertação de Mestrado. UFRGS. 2006. 104p.

FLORINSKY, I.V., EILERS, R. G., MANNING, G. R., FULLER, L. G. Prediction of soil properties by digital terrain modeling. **Environmental Modelling & Software**. 2002. 17, pp. 295–311.

Foody, G. M., Arora, M. K. (1997). An evaluation of some factors affecting the accuracy of classification by an artificial neural network. **International Journal of Remote Sensing**, 18: 799-810.

FRANZMEIER, D. P., STEINHARDT, G. C.; SCHULZE, D. G. **Indiana Soil and Landscape Evaluation Manual**. Version 1.0. Purdue University, IN. USA. 2014. 74p. Disponível em: www.ces.purdue.edu/exmedia.

FREEMAN, G. T. (1991). Calculating catchment area with divergent flow based on a regular grid. **Computers and Geosciences**. 1991. 17:413-22.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA. **Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: período 1995-2000**. São Paulo. 2002. 47 p. Edição conjunta com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Relatório Final. Disponível em: www.rma.org.br.

GALLANT, J. C.; WILSON, J. P. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P. & GALLANT, J. C. (Eds.). **Terrain Analysis: Principles and applications**. New York: John Wiley & Sons. 2000. p.51-85.

- GALLANT, J.C., DOWLING, T.I. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas, **Water Resources Research**, v.39 n.12. p. 1347-1359. 2003.
- GESSLER, P.E.; MOORE, I.D.; McKENZIE, N.J. & RYAN, P.J. Soil landscape modelling and spatial prediction of soil attributes. **Inter. J. Geogr. Inf. Syst.**, 9:421-432, 1995.
- GIASSON, E.; CLARKE, R.T.; INDA JUNIOR, A.V.; MERTEN, G.H. & TORNQUIST, C.G. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern **Brazil. Sci. Agric.**, 63:262-268, 2006.
- GIASSON, E.; SARMENTO, E.C.; WEBER, E.; FLORES, C.A. & HASENACK, H. Decision trees for digital soil mapping on subtropical basaltic steeplands. **Sci. Agrí.**, 68:167-174, 2011.
- GOMI, T., SIDLE, R. C.; MIYATA, S.; KOSUGI, K.; ONDA, Y. Dynamic runoff connectivity of overland flow on steep forested hillslopes: Scale effects and runoff transfer, **Water Resour. Res.**, 44, 2008, doi:10.1029/2007WR005894
- GÖKCEOGLU, C., & AKSOY, H. Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. **Engineering Geology**. 1996. 44(1), 147-161.
- GRASS DEVELOPMENT TEAM. **GEOGRAPHIC RESOURCES ANALYSIS SUPPORT SYSTEM (GRASS)**. Copyright, 1999-2013. GRASS Development Team, and licensed under terms of the GNU General Public License -GPL. (Disponível em: <http://grass.osgeo.org/home/copyright/>)
- GRIMM, R.; BEHRENS, T.; MÄRKER, M.; ELSENBEER, H., 2008. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island - digital soil mapping using Random Forests analysis. **Geoderma** 146, 102-113.
- GRIMALDI, S.; NARDI, F.; DI BENEDETTO, F.; ISTANBULLUOGLU, E.; BRAS, R. L. A physically-based method for removing pits in digital elevation models. **Advances in Water Resources**. 2007. 30(10), 2151-2158.
- GRUBER, F. E.; BARUCK, J.; RUTZINGER, M.; GEITNER, C. Landform segmentation for digital soil mapping. **Geophysical Research Abstracts**. EGU2014-5644. EGU General Assembly 2014. Vol. 16, 1p. 2014.
- GRUBER, F. E.; ZIEHER, T.; RUTZINGER, M.; GEITNER, C. Geomorphons and structure metrics for the characterization of geomorphological landscape regions in Austria. **Geophysical Research Abstracts**. EGU2015-6873. EGU General Assembly 2015. Vol. 17, 1p. 2015
- GRUNWALD, S. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches. **Geoderma** 152, 3. 195-207. 2009.
- HAIR, J. F., BLACK, W. C., BABIN, B. J., ANDERSON, R. E., TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**. Bookman. 6ed. 2009. 688p.
- HALL, G.F. & OLSON, C. G. **Predicting variability of soils from landscape models**. In: MAUSBACH, M. J. and WILDING, L. P. [Eds.] Spatial variabilities of soils and landforms. SSSA Special Publication 28. SSSA. Madison. WI. 1991. p.9-24
- HALL, M.; FRANK, E.; HOLMES, G.; PFAHRINGER, B.; REUTEMANN, P. & WITTEN, I.H. The WEKA Data Mining Software: An Update. **SIGKDD Explorations Newsletter**, 11:10-18, 2009.

HAN J.; KAMBER M. **Data mining: concepts and techniques**. San Francisco: Morgan Kaufmann/CA, 2001. 550p.

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

HARTEMINK, A.E.; MCBRATNEY, A.B., A soil science renaissance. **Geoderma**, v.148, n.2, p.123-129, 2008. Disponível em: www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016706108002802. Acesso em: 12 de fevereiro de 2013.

HENDERSON, B. L., BUI, E. N., MORAN, C. J., SIMON, D. A. P. Australia-wide predictions of soil properties using decision trees. **Geoderma**. 2005. 124(3), 383-398.

HENGL, T. **A Practical Guide to Geostatistical Mapping**. University of Amsterdam, Amsterdam. (2 Ed.). 2009. 291p. Disponível em: <http://spatial-analyst.net/book/>.

HENGL, T.; HEUVELINK, G.; ROSSITER, D.G. About regression-kriging: from equations to case studies. **Computer and Geosciences**, London, v.33, n.10, p.1301-1315. 2007.

HENGL, T.; ROSSITER, D.G. & STEIN, A. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. **Aust. J. Soil Res.**, 41:1403-1422, 2003.

HENGL, T. E HEUVELINK, G. B. M. New Challenges for Predictive Soil Mapping. Anais. **Global Workshop on Digital Soil Mapping**. Montpellier AGRO-M/INRA Campus. September 14-17. 2004.

HEUVELINK, G. “**The Definition of Pedometrics**”. Pedometron (International Working Group on Pedometrics - Provisional Commission on Pedometrics of the International Union of Soil Sciences, 15, pp. 11-12. 2003. Disponível em: <http://www.pedometrics.org/pedometron/pedometron15.pdf>

HIROSE, Y.; YAMASHITA, K., HIJIYA, S. Back-propagation algorithm which varies the number of hidden units. **Neural Networks**. V.4. p.61-66. 1991.

HOLE, F. D. & CAMPBELL, J. B. **Soil landscape analysis**. Rowman & Allenheld. Totowa. NJ. 1985. 196 p.

HOWELL, D.; KIM, Y.; HAYDU-HOUDESHELL, C.; CLEMMER, P.; ALMARAZ, R. & BALLMER, R. Fitting soil property spatial distribution models in the Mojave Desert for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B. & VOLTZ, M. [Eds.] **Digital soil mapping: An introductory perspective**. Amsterdam, Elsevier, 2007. p.465-475. (Developments in Soil Science, 31)

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

HUTCHINSON, M. F.; GALLANT, J. C. Digital elevation models and representation of terrain shape. In: WILSON, J. P. & GALLANT, J. C. [Eds.] **Terrain analysis: principles and applications**. New York: John Wiley & Sons. 2000. 29-50p.

IBAÑEZ, J. J., ZINCK, J. A.; JIMÉNEZ-BALLESTA, R. Soil Science Survey: old and new challenges. In: ZINCK, J. A. **Soil survey: perspectives and strategies for 21st century**. ITC Publication. Enschede. The Netherlands. N.21. p.7-14. 1993.

IBIO. **Plano de manejo – APA da bacia do rio Macacu**. Rio de Janeiro: Instituto BioAtlântica, 2009

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico de Pedologia**. 2 Ed. Diretoria de Geociências, Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. IBGE. 2007. 316 p. (Manuais Técnicos em Geociências, n 4)

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Classificação da vegetação brasileira. Adaptada a um sistema universal**. VELOSO. H. P.; RANGEL FILHO. L. R.; LIMA. J. C. A. Rio de Janeiro: IBGE. Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. 124p. 1991.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico de Pedologia**. 2 Ed. Diretoria de Geociências, Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. IBGE. 2007. 316 p. (Manuais Técnicos em Geociências, n 4)

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **PONTA DO FORNO. Folha SF-24-Y-A-IV-3-NE 2748-3-NE. Modelo de Elevação Projeto RJ-25**. Metadados. Rio de Janeiro. 2008. Disponível em: geoftp.ibge.gov.br/. Acesso em: 20 abr. 2011.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **Itaboraí: folha SF-23-Z-B-V-1. 2.** 139a. Rio de Janeiro. 1979^a. Escala 1:50.000. Carta topográfica. Disponível em: <www.ibge.gov.br/home/#sub_download>.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **Itaipava: dados digitais da carta topográfica na escala 1:50.000**. Disponível em: <www.ibge.gov.br/home/#sub_download>.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **Nova Friburgo: folha SF-23-Z-B-II-4**. Rio de Janeiro. 1974. Escala 1:50.000. Carta topográfica. Disponível em: <www.ibge.gov.br/home/#sub_download>.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **Petrópolis: folha SF-23-Z-B-IV-2. 2.** 139a. Rio de Janeiro. 1979b. Escala 1:50.000. Carta topográfica. Disponível em: <www.ibge.gov.br/home/#sub_download>.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Diretoria de Geociências. Departamento de Cartografia. **Teresópolis: folha SF-23-Z-B-II-3 MI-2716-3. 2.** 139a. Rio de Janeiro. 1983. Escala 1:50.000. Carta topográfica. Disponível em: <www.ibge.gov.br/home/#sub_download>.

ICMBio. Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade. **Plano de Manejo do PARNASO**. Portaria ICMBio 45/2008, de 21.07.2008. Disponível em: www.icmbio.gov.br/parnasos/

INSTITUTO BAÍA DE GUANABARA. **Plano de Gestão da APA do Guapimirim**. Convênio IBAMA 46/2000. (disponível em <http://www.icmbio.gov.br/apaguapimirim/>).

INEA. Instituto Estadual do Ambiente. **Parque Estadual dos Três Picos: Plano de manejo /Resumo executivo**. Instituto Estadual do Ambiente -INEA. Rio de Janeiro: INEA, 2013. 102p.

IUSS Working Group WRB. **World Reference Base for Soil Resources**. FAO, Rome. 2014. 191p. (World Soil Resources Reports, No. 106).

IWAHASHI, J.; PIKE, R. J. Automated classifications of topography from DEMs by an unsupervised nested-means algorithm and a three-part geometric signature. **Geomorphology** v.86, p.409–440, 2007.

- JASIEWICZ, J.; STEPINSKI, T. F. Geomorphons — a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. **Geomorphology** 182, p.147–156, 2013.
- JASIEWICZ, J.; NETZEL, P.; STEPINSKI, T. F. Landscape similarity, retrieval, and machine mapping of physiographic units. **Geomorphology** 221, p. 104–112, 2014.
- JENNY, H. **Factors of soil formation**. New York: McGraw- Hill, 1941, 281p.
- JENSON, S. K.; DOMINGUE, J. O. Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic system analysis. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v.54, n.11, p1593-1600. 1988.
- JEUNE, W. **Espacialização da densidade do solo e do estoque de carbono da bacia Guapi-Macacu/RJ, determinados por meio de funções de pedotransferência (FTP's)**. 2012. 52f. Dissertação (Mestrado em Agronomia- Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2012
- KHEIR, R.B., GREVE, M. H., BØCHER, P. K., GREVE, M. B., LARSEN, R., MCCLOY, K. PREDICTIVE mapping of soil organic carbon in wet cultivated lands using classification-tree based models: The case study of Denmark. **Journal of Environmental Management** 91: 1150-1160. 2010a.
- KHEIR, R. B.; GREVEB, H. M.; ABDALLAHC, C.; DALGAARDB, T. Spatial soil zinc content distribution from terrain parameters: A GISbased decision-tree model in Lebanon. **Environmental Pollution**. 158: 520-528. 2010b.
- KLINGEBIEL, A. A. Land Classification for Use in Planning. In: **Agriculture Yearbook**. U.S. Department of Agriculture, Washington, DC. 1963. 399-407 p.
- KÖPPEN, W. **Climatologia: con un estudio de los climas de la tierra**. Fondo de Cultura Económica. México. 479p. 1948.
- LAGACHERIE, P., CAZEMIER, D. R., VAN GAANS, P., BURROUGH, P. A.. Fuzzy k-means clustering of fields in an elementary catchment and extrapolation to a larger area. In: De Gruijter, J.J., McBratney, A.B., Mc-Sweeney, K. (Eds.), **Fuzzy Sets in Soil Science. Geoderma**, 77, 197-216. 1997.
- LAGACHERIE, P., ROBBEZ-MASSON, J. M., NGUYEN-THE, N., & BARTHÈS, J. P. Mapping of reference area representativity using a mathematical soilscape distance. **Geoderma**, Amsterdam, v.101, p.105-118, 2001.
- LAGACHERIE, P.; VOLTZ, M. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area and digital elevation data: a conditional probability approach. **Geoderma**, v.97. p.187-208. 2000.
- LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B. Chapter I. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for Digital Soil Mapping. In: LAGACHERIE, P; MCBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. (Eds.) **Digital Soil Mapping, an introductory perspective**. Developments in soil science, vol.31. Elsevier, Amsterdam, pp. 301-326. 2007.
- LANDIS, J. R., KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics** 33:159-174. 1997.
- LEA, N. L. An aspect driven kinematic routing algorithm. In: Parsons, A.J., Abrahams, A.D. (Eds.), **'Overland Flow: hydraulics and erosion mechanics'**, London. 1992. 147-175.
- LIEß, M., GLASER, B., & HUWE, B. Uncertainty in the spatial prediction of soil texture: Comparison of regression tree and Random Forest models. 2012. **Geoderma**, 170, 70-79.

- LIAW A., WIENER, M. Classification and regression by randomForest. **R News**. 2(3):18–22, 2002.
- LEGROS, J.P. **Mapping of the Soil**. Enfield: Science Publishers, 2006, 411p.
- LEMERCIER, B.; LACOSTE, M.; LOUM, M; WALTER, C. 2011. Extrapolation at regional scale of local soil knowledge using boosted classification trees: A two-step approach, **Geoderma**, In Press, Corrected Proof.
- LESCH, S.M.; STRAUSS, D.J. & RHOADES, J.D. Spatial prediction of soil salinity using electromagnetic induction techniques 2: An efficient spatial sampling algorithm suitable for multiple linear regression model identification and estimation. **Water Resour. Res.**, 31:387-398, 1995.
- LIAO, W.-H.. Region Description Using Extended Local Ternary Patterns. 2010. **20th International Conference on Pattern Recognition**, p. 1003–1006 (Aug.).
- LIN, H. Hydropedology: towards new insights into interactive pedologic and hydrologic processes across scales. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, v. 406, p.141- 145, 2011.
- MALONE, B.P.; MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B. Mapping continuous soil depth functions in the Edgeroi District, NSW, Australia, using terrain attributes and other environmental factors. Malone, **Proceedings of Geomorphometry**. 2009.
- McBRATNEY, A. B.; ODEH, I. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, v.97. p.293-327. 2000.
- McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA-SANTOS, M.L.; MINASNY, B. **On digital soil mapping**. **Geoderma**, v.117, p.3-52. 2003.
- MCKAY, M.D.; BECKMAN, R.J.; CONOVER, W.J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. **Technometrics**, Alexandria, v.21, p.239–245, 1979.
- McKENZIE, N. J.; RYAN, P. J. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. **Geoderma**, v.89. p.67-94. 1999.
- MENEZES, M.D. **Levantamento pedológico de hortos florestais e mapeamento digital de atributos físicos do solo para estudos hidrológicos**. Tese de Doutorado. Lavras: UFLA, 2011. 224p.
- MENEZES, M. D. de; SILVA, S. H. G.; OWENS, P. R.; CURI, N. Digital soil mapping approach based on fuzzy logic and field expert knowledge. **Ciênc. Agrotec.** [online]. 2013, vol.37, n.4, pp. 287-298.
- MENDONÇA-SANTOS, M.L.; SANTOS, H. The state of the art of Brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. [Eds.]. **Developments in Soil Science**. New York: Elsevier, v.31, p.39-54, 2007.
- MERMUT, A. R.; ESWARAN, H. Some major developments in soil science since the mid-1960s. **Geoderma**, Amsterdam, v. 100, n.3-4, p.403-426, 2001.
- MINASNY, B.; McBRATNEY, A. B.; SANTOS, M. de L. M.; SANTOS H. G. dos. **Revisão sobre Funções de Pedotransferência (PTFs) e Novos Métodos de Predição de Classes de Solos e Atributos do Solo**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 50 p. (Embrapa Solos. Documentos n. 45).
- MINASNY, B. & McBRATNEY, A.B. Uncertainty analysis for pedotransfer functions. **Eur. J. Soil Sci.**, 53:417-430, 2002.

- MINASNY, B. & MCBRATNEY, A.B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computers & Geosciences**, v.32. p.1378-1388. 2006.
- MINASNY, B., MCBRATNEY, A. B., MALONE, B. P., WHEELER, I. Digital mapping of soil carbon. **Adv. Agron.** 2013. 118: 1-47.
- MONSERUD, R. A., LEEMANS, R. Comparing global vegetation maps with the Kappa statistic. **Ecological Modelling**, v.62, p.275-293, 1992.
- MOONJUN, R. **Application of artificial neural network and decision tree in a GIS-based predictive soil mapping for landslide vulnerability study.** A case study of Hoi Num Rin sub-watershed. Thailand. Tese de Mestrado. International Institute for Geo-Information Science and Earth observation Enschede. The Netherlands – ITC. Enschede. 2007. 118 p.
- MOORE, I.D.; GRAYSON, R.B.; LADSON, A.R. Digital terrain modelling: a review of hydrological, geomorphological and biological application. **Hydrology Processes**, v.5. p.3-30. 1991.
- MOORE, I.D.; GESSLER, P.E.; NIELSEN, G.A.; PETERSON, G.A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v.57. p.443-452. 1993.
- MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** 2 ed. Viçosa: UFV. 2003. 307 p.
- MORGAN, M. G.; & HENRION, M. **Uncertainty: a guide to dealing with uncertainty in quantitative risk and policy analysis.** Cambridge: Cambridge University Press, 1990. 332 p.
- MÖLLER, M.; VOLK, M.; FRIEDRICH, K.; LYMBURNER, L. Placing soil-genesis and transport processes into a landscape context: A multiscale terrain-analysis approach. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, 2008. 171(3), 419-430.
- MOLLER, M., VOLK, M. Effective map scales for soil transport process and related process domains – Statistical and spatial characterization of their scale-specific inaccuracies. **Geoderma**, 2015. 151-160p.
- MOTAGHIAN, H. R.; MOHAMMAD, I. J. Spatial Estimation of Saturated Hydraulic Conductivity from Terrain Attributes Using Regression, Kriging, and Artificial Neural Networks. **Pedosphere** 21(2):170–177.
- NAUMAN, T., **Digital Soil-landscape Classification for Soil Survey Using ASTER Satellite and Digital Elevation Data in Organ Pipe Cactus National Monument, Arizona.** M.S. Thesis. University of Arizona. 2009.
- NATHAN, R. J. & MCMAHON, T. A. Identification of homogeneous regions for the purposes of regionalisation. **Journal of Hydrology**, 121: 217-238. 1990.
- NEUMANN, M. R. B. **Mapeamento Digital de Solos no Distrito Federal.** Tese de Doutorado. UnB, DF. 2012. 123p.
- NGUYEN, M. Q., ATKINSON, P. M., & LEWIS, H. G. Superresolution mapping using a Hopfield neural network with fused images. **Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions** 2006, 44(3), 736-749.
- ODEH, I. O. A, MCBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, 1994. v. 63. p. 197-214.

ODGERS, N.P.; LIBOHOVA, Z.; THOMPSON, J.A. Equal-area spline functions applied to a legacy soil database to create weighted-means maps of soil organic carbon at a continental scale. **Geoderma** 2012. 189–190: 153–163p.

O'HAGAN, A.; BUCK, C. E., DANESHKHAH, A., EISER, J. R., GARTHWAITE, P. H., JENKINSON, D. J., OAKLEY, J. E., RAKOW, T. **Uncertain Judgements: Eliciting Experts' Probabilities**, Wiley. 2006.

OJALA, T.; PIETIKÄINEN, M.; MÄENPÄÄ, T. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. v.24: 7, p.971-987, 2002.

OLAYA, V. **A Gentle Introduction to SAGA GIS**. 2004. Available at: downloads.sourceforge.net/saga-gis/SagaManual.pdf.

OLAYA V. & CONRAD O. Geomorphometry in SAGA. In: Hengl T. & Reuter H.I. [Eds.] **Geomorphometry: concepts, software, applications**. Elsevier, 2008: 765p.

OLIVEIRA, L. B.; RIBEIRO, M. R.; JACOMINE, P. K. T.; RODRIGUES, J. J. V.; MARQUES, F. A. Funções de Pedotransferência para Predição da Umidade Retida a Potenciais Específicos em Solos do Estado de Pernambuco. **R. Bras. Ci. Solo**, v. 26: p.315-323, 2002.

PACHEPSKY, Y A.; RAWLS, W. J. Development of Pedotransfer Functions in Soil Hydrology. **Developments in Soil Science**. 2004. v. 30. 513 p.

PEDREIRA, B. da C. C. G.; FIDALGO, E, C. C.; ABREU, M, de B. Mapeamento do uso e cobertura da terra da bacia hidrográfica do rio Guapi-Macacu. RJ. **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Natal. Brasil. 25-30 abril 2009. INPE. P. 2111-2118.

PINHEIRO, H. S. K. **Mapeamento Digital de Solos por Redes Neurais Artificiais da Bacia Hidrográfica do Rio Guapi-Macacu, RJ**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. 151p. 2012.

PINHEIRO, H. S. K., CHAGAS, C. da S., CARVALHO JÚNIOR, W. de, ANJOS, L. H. C. dos, Modelos de elevação para obtenção de atributos topográficos utilizados em mapeamento digital de solos. **Pesq. Agropec. Bras**, Brasília, v.47, n.9, p.1384-1394, set. 2012.

PONCE-HERNANDEZ, R.; MARRIOTT, F.H.C.; BECKETT, P.H.T. An improved method for reconstructing a soil profile from analyses of a small number of samples. **Journal of Soil Science**. 1986. 37: 455-467.

POST, D. A.; JONES, J. A. & GRANT, G. E. An improved methodology for predicting the daily hydrologic response of ungauged catchments. **Environmental Modelling & Software**, 13: 395-403. 1998.

PRATES, V. SOUZA, L. C. de P., OLIVEIRA JUNIOR, J. C. de. Índice para a representação da paisagem como apoio para levantamento pedológico em ambiente de geoprocessamento. **Revista Brasileira de Engenharia agrícola e Ambiental**. v.16, n.14, p.408-414,2012.

PREVEDELLO, C.L. **Física do solo: com problemas resolvidos**. Curitiba, 1996. 446p.

PROJETO MACACU. **Planejamento Estratégico da Região Hidrográfica dos Rios Guapi-Macacu e Caceribu-Macacu**. Niteroi. RJ: UFF/FEC. 2010. 544p.

PROJETO RADAMBRASIL. **Levantamento de Recursos Naturais v.32**. Folhas SF.23/24 Rio de Janeiro/Vitória. 1983. 775 p.

QUINN, T.; ZHU, A.X., BURT, J.E. Effects of detailed soil spatial information on watershed modeling across different model scales. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v.7, p.324–338, 2005.

QUINN, P., K. BEVEN, P. CHEVALLIER, O. PLANCHON. The Prediction of Hillslope Flow Paths for Distributed Hydrological Modelling Using Digital Terrain Models. **Hydrological Processes**, 5(1):59-79. 1991.

RAMIREZ-LOPEZ, L.; DEMATTE, J. A. M. Desenvolvendo uma metodologia pedométrica integrada para predição digital de mapas de detalhados de solo. **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, INPE, p. 355-362.

RAMIREZ-LOPEZ, L.; DEMATTE, J. A. M.; TERRA, F. da S.; BORTOLETTO, M. A., Sensoriamento remoto no mapeamento digital da fertilidade do solo: solucionando um grande inconveniente em agricultura de precisão. **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, Brasil, 25-30 abril 2009, INPE, p. 363-370.2009.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2013. Disponível em <<http://www.r-project.org/isbn-3-900051-07-0>>. Acesso em 08 maio de 2013.

RIOS, R. O., ALMEIDA, M. G., RIBEIRO, M. M. Análise do uso e ocupação do solo da cidade de Vitória-ES usando a composição colorida de imagens fornecidas pelo satélite Landsat-5. **Anais. XIII Encontro de Modelagem Computacional**. Instituto Politécnico (IPRJ). UERJ. Nova Friburgo-RJ. Brasil. P.251-257. 2010.

ROSSITER, D. G. **Methodology for soil resource inventories**. 2nd revised version. ITC Soil Science Division, Lecture Notes & Reference, 2000. 132p.

ROUDIER P.; BEAUDETTE, D. E.; HEWITT, A. E. A conditioned Latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. **Proceedings: 5th GlobalWorkshop on Digital Soil Mapping 2012: Digital Soil Assessments and Beyond**, Sydney, p.10-13, 2012.

SABINS, F. F. **Remote sensing: Principles and Interpretation**. 3rd ed. New York: W. H. Freeman and Company. 1997. 432p.

SALIBY, E. Descriptive Sampling: A Better Approach to Monte Carlo Simulation. **Journal of the Operational Research Society**, 41(12), 1133-1142.

SALIBY, E. Descriptive Sampling: an Improvement Over Latin Hypercube Sampling. **Proceedings of Winter Simulation Conference**, ed. ANDRADÓTTI, S.; HEALY, K. J.; WITHERS, D. H. & NELSON, B. L. 1997.

SALIBY, E.; GOUVÊA, S. L. M. P de; MARINS, J. T. M. Amostragem descritiva no apreçamento de opções européias através de simulação Monte Carlo: o efeito da dimensionalidade e da probabilidade de exercício no ganho de precisão. **Pesquisa Operacional**, v.27, n.1, p.1-13, Janeiro a Abril de 2007.

SALIBY, E.; MOREIRA, F. F. P. Estudo Comparativo dos Métodos de Quasi-Monte Carlo, Amostragem Descritiva, Hipercubo Latino e Monte Carlo Clássico na Análise de Risco. In: **Anais Primeiro Encontro Brasileiro de Finanças**. FGV-EAESP, Julho. 2001. 15p.

SANDMEIER, S., & ITTEN, K. I. A physically-based model to correct atmospheric and illumination effects in optical satellite data of rugged terrain. **Geoscience and Remote Sensing**, IEEE Transactions on, 35(3), 708-717. 1997.

- SANTOS, H. G., JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C.; OLIVEIRA, V. A.; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A.; CUNHA, T. J. F.; Oliveira, J. B. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3° ed. Rio de Janeiro. Embrapa Solos, Rio de Janeiro, Brazil.2013.
- SANTOS, R. D. dos; LEMOS, R. C. de; SANTOS, H. G. dos; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C. dos. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5°ed. Revista e ampliada. SBCS. Viçosa. 2005. 100p.
- SANTOS, M. DE L. M., SANTOS, H. G. DOS, **Mapeamento digital de classes e atributos de solos**. Embrapa solos. Documentos 55. 2003.
- SANTOS, M. DE L. M., SANTOS, H. G. DOS, DART, R. DE O, PARES, J. G. **Mapeamento Digital de Classes de Solos no Estado do Rio de Janeiro**. Dezembro, 2007. 28p. (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento 119)
- SCHMIDT, J.; HEWITT, A. Fuzzy land element classification from DTMs based on geometry and terrain position. **Geoderma**, v.121, p.243–256, 2004.
- SCULL, P.; FRANKLIN, J.; CHADWICK, O.A. 2005. The application of classification tree analysis to soil type prediction in a desert landscape. **Ecological Modelling** 181: 1-15.
- SILVA, M. A. **Mapeamento digital de atributos do solo e vulnerabilidade ao escoamento superficial, baseado no conhecimento de campo, na sub-bacia das posses, Extrema, MG**. Tese de Doutorado em Ciências do Solo. UFLA. 109p. 2013.
- SILVA, E.F. **Mapas de solos produzidos em escalas e épocas distintas**.Tese de Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas. Piracicaba: Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiróz, 2000. 177 p.
- SILVA, C. C. da; COELHO, R. M.; OLIVEIRA, S. R. de M.; ADAMI, S. F. Mapeamento pedológico digital da folha botucatu (sf-22-z-b-vi-3): treinamento de dados em mapa tradicional e validação de campo. **R. Bras. Ci. Solo**, 37:846-857, 2013.
- SILVA JÚNIOR, O B. de; BUENO, E. de O.; TUCCI, C. E. M.; CASTRO, N. M. R. Extrapolação Espacial na Regionalização da Vazão. RBRH - **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. Volume 8 n.1 Jan/Mar 2003, 21–37.
- SILVER, W.L.; NEFF, J.; MCGRODDY, M.; VELDKAMP, E.; KELLER, M.; COSME, R. Effects of soil texture on belowground carbon and nutrient storage in a lowland Amazonian forest ecosystem. **Ecosystems**. 3: 193-209. 2000. DOI: 10.1007/s100210000019.
- SHEIN, E. V.; ARKHANGEL'SKAYA, T. A. S. Pedotransfer Functions: State of the art, problems and outlooks. **Eurasian Soil Science**, Moscou, v.39, n.10, p.1090-1099, 2006.
- STEPINSKI, T. F., & JASIEWICZ, J. Geomorphons—A New Approach to Classification of Landforms. **Proceedings of Geomorphometry**. 109-112p. 2011.
- SUDDUTH, K.A.; KITCHEN, N.R.; SADLER, E.J.; DRUMMOND, S.T. MYERS D.B. VNIR spectroscopy estimates of within-field variability in soil properties. In: Viscarra Rossel, R.A.; McBratney, A.B. & Minasny, B. [Eds.] **Proximal soil sensing**. New York, Springer, 2010. 153-163p.
- SYSTEM FOR AUTOMATED GEOSCIENTIFIC ANALYSES.SAGA. **Version: 2.1.4**. Copyrights (c) 2002-2014 by Olaf Conrad. GNU General Public License version 2.0. 1999. Available at: <http://www.saga-gis.org>. Access in 2 April 2013.
- ROUDIER, P.; HEWITT, A. E. & BEAUDETTE, D. E. A conditioned latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. In: MINASNY, B.; MALONE, B. P.

& McBRATNEY, A. B. [Eds.] **Digital soil assessments and beyond**. London, CRC Press/Balkema, 2012. p.227-232.

TARINI, M.; CIGNONI, P.; MONTANI, C. Ambient Occlusion and Edge Cueing to Enhance Real Time Molecular Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 12, No. 5, pp. 1237-1244.

TEN CATEN, A. Aplicação de componentes principais e regressões logísticas múltiplas em sistema de informações geográficas para a predição e o mapeamento digital de solos. **Dissertação de mestrado**. Universidade Federal de Santa Maria. 2008. 130p.

TEN CATEN, A. Mapeamento digital de solos: metodologias para atender a demanda por informação espacial em solos. **Tese de Doutorado**. Universidade Federal de Santa Maria. 2011. 108p.

TEN CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; RUIZ, L. F. C. Mapeamento de solos a partir de uma área de referência. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.9075.

THERNEAU, T.; ATKINSON, B.; RIPLEY, B. **RPART: Recursive Partitioning and Regression Trees**. (Author of initial R port) 2015-02-24. 2015.

THOMPSON, J. A., BELL, J. C., BUTLER, C. A. Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. **Geoderma**, 100 (1), 67-89. 2001.

THOMPSON, J. A.; ROECKER, S.; GRUNWALD, S.; OWENS, P. R. Digital Soil Mapping: Interactions with and Applications for Hydropedology. H.S. Lin [Ed.] **Hydropedology – Synergistic Integration of Pedology and Hydrology**, Academic Press, Elsevier pp. 665–709. 2012.

TOMASELLA, J.; PACHEPSKY, Y. A.; CRESTANA, S.; RAWLS, W. J. Comparison of two approximation techniques to develop pedotransfer functions for Brazilian Soil. **Soil Science Society of America Journal**, v. 67, p.1085-1092, 2003.

TRANTER G, MINASNY B, MCBRATNEY AB, MURPHY B, MCKENZIE NJ (2007) Grundy, M.; Brough, B. Building and testing conceptual and empirical models for predicting soil bulk density. British Society of Soil Science, **Soil Use and Management**. 23:437–443.

VASQUES, G. M.; GRUNWALD, S. & SICKMAN, J. O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible-near-infrared spectra. **Geoderma**, 146:14-25, 2008.

VASQUES, G. M.; DEMATTÊ, J. A. M.; RAMIREZ-LOPEZ, L.; TERRA, F. da S. Soil Classification From Visible/Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra At Multiple Depths. **Anais**. XXXIII Congresso Brasileiro de Ciência do Solo. SBCS, Uberlândia, MG. 2010. 4p.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de Classificação de Imagens para Análise de Cobertura Vegetal. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E., eds. **Sistema de Informação Geográfica: Aplicações na Agricultura**. 2ª edição. Brasília: DF. Embrapa – SPI/Embrapa-CPAC, 1998. p 351-371.

VIEIRA, C. A. O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. (Ph.D Thesis) – University of Nottingham. Nottingham. UK. 2000. 327p.

WACKER, A. G. Minimum Distance Approach to Classification. **Ph.D. Thesis**, Purdue University, Lafayette, Indiana. 2008

- WANG, D.; LAFFAN, S. W.; LIU, Y.; WU, L. Morphometric characterisation of landform from DEMs. **International Journal of Geographical Information Science**, v.24, p.305-326, 2010
- WASSERMAN, P.D. **Neural computing: theory and practice**. New York: van Nostrand Reinhold. 1989.
- WEBSTER, R. The development of pedometrics. **Geoderma**, v.62. p.1-15. 1994.
- WILSON, J. P., GALLANT, J. C. **Digital terrain analysis**. In: WILSON, J. P. & GALLANT, J.C. (eds.). **Terrain analysis: principles and applications**. New York: John Wiley & Sons, 2000. p.4-27.
- WILDING, L.P. Spatial variability: Its documentation, accommodation and implication to soil surveys. In: NIELSEN, D.R. & BOUMA, J., eds. **Soil spatial variability. WORKSHOP ISSS AND SSSA, LAS VEGAS (NV), Wageningen, 1984. Proceedings. Wageningen, PUDOC, 1985.**
- YANG, W.; YANG, L.; MERCHANT, J. W. An assessment of AVHRR/NDVI-ecoclimatological relations in Nebraska. USA. **International Journal of Remote Sensing**, v.10. p.2161-2180. 1997.
- YOKOYAMA, R., SHIRASAWA, M., PIKE, R. Visualizing topography by Openness: A New Application of Image Processing to digital elevation models. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, vol. 68 (3): 257-265. 2002.
- YOUNG, P.; PARKINSON, S.; LEES, M. Simplicity out of complexity in environmental modelling: Occam's razor revisited. **Journal of Applied Statistics**, 23(2-3), 165-210. 1996.
- ZAKŠEK, K., OŠTIR, K., KOKALJ, Ž. Sky-view factor as a relief visualization technique. **Remote Sensing**, 3(2), 398-415. 2011.
- WITTEN, I.H. & FRANK, E. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**, 2nd ed., Morgan Kaufmann, 2005, 560p.
- ZHU, A. X. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. **Soil Science Society of American Journal**, v. 65, p.1463-1472, 2001
- ZHU, Q.; LIN, H.S. Comparing ordinary kriging and regression kriging for soil properties in contrasting landscapes. **Pedosphere**, London, v.20, n.5, p.594-606, Sept. 2010.
- ZRINJI, Z. & BURN, D. H. Flood frequency analysis for ungauged sites using a region of influence approach. **Journal of Hydrology**, 153: 1-21. 1994.

9. ANEXOS

9.1. Perfis Representativos das Classes de Solo Identificadas

9.1.1. ARGISSOLO AMARELO Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P10

Data: 18/11/10

Classificação: ARGISSOLO AMARELO Distrófico típico, textura arenosa/argilosa, A moderado, fase floresta tropical subperenifólia, relevo plano a suave ondulado.

Localização: Distrito de Papucaia, Município de Cachoeiras de Macacu, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: trincheira em baixada, relevo plano e sob pastagem.

Altitude: 11 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Migmatitos da Unidade Santo Eduardo, pré-cambriano.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas, com contribuição coluvionar.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: plano.

Relevo regional: plano com morros (meia laranja).

Erosão: laminar ligeira.

Drenagem: moderadamente drenado.

Vegetação primária: floresta tropical subperenifólia.

Uso atual: pastagem.

Descrito e coletado por: Helena Saraiva Koenow Pinheiro e Waldir de Carvalho Júnior.

Descrição Morfológica

Ap	0-17 cm; bruno-acinzentado muito escuro (10YR 3/2, úmida); franco-arenosa; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
AB	17-27 cm; bruno-acinzentado muito escuro (10YR 3/2, úmida); franco-arenosa; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.
BA	27-38 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); franco-arenosa; fraca, pequena, blocos subangulares; friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e gradual.
Bt ₁	38-65 cm; bruno (10YR 4/3, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, pequena, blocos subangulares; friável, plástica e pegajosa.
Bt ₂	65-90 cm+; cor variegada composta de amarelo-brunado (10YR 6/6, úmida) e bruno-amarelado (10YR 5/8, úmida); argila; plástica e pegajosa.
Raízes:	Muitas finas no A e AB, comuns finas no BA e poucas finas no Bi1.

Observações: Coleta para densidade com anel Kopeck (2 volumes por horizonte) – Ap e topo do Bt1. Coleta para análises de rotina de todos os horizontes descritos. Horizonte Bt2 coletado com trado

Dados Analíticos

Perfil n°: P10

Horizonte		Frações da amostra total g/kg			Composição granulométrica da terra fina g/kg				Argila dispersa em água g/kg	Grau de flocculação %	Relação silte/argila	Densidade g/cm ³		Porosidade cm ³ /100cm ³
Símbolo	Profundidade cm	Calhaus >20 mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina <2 mm	Areia grossa 2-0,2 mm	Areia fina 0,2-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				Solo	Partículas	
Ap	0-17	0	6	994	604	165	130	101	40	60	1,29			
AB	-27	0	11	989	553	155	191	101	80	21	1,89			
BA	-38	0	9	991	538	165	176	121	121	0	1,45			
Bt1	-65	0	12	988	480	173	145	202	181	10	0,72			
Bt2	-90	0	4	996	240	187	147	426	0	100	0,35			
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo sortivo cmol _c /kg								Valor V (150at, por bases) %	Saturação por alumínio %	P assimilável mg/kg	
	Água	KCl 1N	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ³⁺	H ⁺	Valor T (soma)				
Ap	5,0	4,2	1,4	0,7	0,06	0,01	2,2	0,1	4,0	6,3	35	4	2	
AB	5,6	4,4	1,3	0,5	0,03	0,01	1,8	0,1	3,4	5,3	34	5	1	
BA	5,5	4,3	1,1	0,5	0,02	0,01	1,6	0,4	4,1	6,1	26	20	<1	
Bt1	5,3	4,2	0,9		0,01	0,01	0,9	0,6	3,7	5,2	17	40	1	
Bt2	4,9	3,9	0,7		0,02	0,01	0,7	2,0	3,3	6,0	12	74	<1	
Horizonte	C (orgânico) g/kg	N g/kg	Relação C/N	Ataque sulfúrico g/kg						Relações moleculares			Fe ₂ O ₃ livre g/kg	Saturação por sódio %
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	SiO ₂ / Al ₂ O ₃	SiO ₂ / R ₂ O ₃	Al ₂ O ₃ / Fe ₂ O ₃		
										(Ki)	(Kr)			
Ap	6,8	1,0	7											<1
AB	4,0	0,7	6											<1
BA	3,4	0,7	5											<1
Bt1	2,4	0,6	4	90	80	14	6,3		1,91	1,72	8,97			<1
Bt2	0,8	0,5	2	180	149	46	8,2		2,05	1,71	5,09			<1

Relação Textural: 2,47

9.1.2. ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P90

Data: 08/10/10

Classificação: ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico, textura média/argilosa, A moderado, fase floresta tropical subperenifólia, relevo forte ondulado.

Localização: Guapimirim, RJ. 719439, 7507121 (UTM Corrego Alegre)

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil descrito em corte próximo a voçoroca, em terço médio de para superior de encosta com declividade entre 30-20% declive.

Altitude: 27 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Gnaisse.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: forte ondulado.

Relevo regional: Forte ondulado a montanhoso

Erosão: voçoroca

Drenagem: bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical subperenifólia.

Uso atual: pastagem

Descrito e coletado por: César da Silva Chagas, Nilson Rendeiro Pereira e Helena Saraiva Koenow Pinheiro.

Descrição Morfológica

A	0-17 cm; bruno (7,5YR 4/3, úmido); franco-argilo-arenosa; moderada, pequena e média, granular; friável, plástica e pegajosa; transição plana e clara.
BA	17-32 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/6, úmido); argilo-arenosa; moderada, média, blocos angulares e subangulares; friável, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
Bt1	32-63 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/7, úmido); argila; moderada, média, blocos angulares com cerosidade pouca e moderada; firme, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
Bt2	63-86 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmido); argila; moderada, média, blocos angulares com cerosidade comum e moderada; firme, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
Bt3	86-137 cm; vermelho-amarelado/bruno-forte (6YR 5/8, úmido); argila; moderada, média, blocos angulares com cerosidade comum e moderada; firme, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
BC	137-157 cm; vermelho/vermelho-amarelado (3,5YR 5/7, úmido); argila; fraca a moderada, média, blocos angulares; ligeiramente firme, plástica e pegajosa..
C	157-200 cm+; vermelho (10R 5/6, úmido).

- Observações - Perfil descrito em barranco de voçoroca
 - Coleta para densidade com anel de Kopeck (2 volumes por horizonte) – A, Bt2
 - Coleta para análise de rotina de todos os horizontes, exceto o C (que foi mensurado com trado)
 - fotos máquina Waldir

Dados Analíticos

Perfil nº90

Horizonte		Frações da amostra total g/kg			Composição granulométrica da terra fina g/kg				Argila dispersa em água g/kg	Grau de flocculação %	Relação silte/argila	Densidade g/cm³		Porosidade cm³/100cm³	
Símbolo	Profundidade de cm	Calhaus >20 mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina <2 mm	Areia grossa 2-0,2 mm	Areia fina 0,2-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				Solo	Partículas		
A	0-17	0	6	994	401	128	147	324	263	19	0.45				
BA	-32	0	5	995	320	136	119	425	0	100	0.28				
Bt1	-63	0	3	997	292	130	112	466	0	100	0.24				
Bt2	-86	0	4	996	274	126	113	487	0	100	0.23				
Bt3	-137	0	5	995	270	112	131	487	0	100	0.27				
BC	-157	0	5	995	226	102	144	528	0	100	0.27				
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo sortivo cmol _c /kg								Valor V (sat. por bases) %	Saturação por alumínio %	P assimilável mg/kg		
	Água	KCl 1N	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ³⁺	H ⁺	Valor T (soma)					
A	4.7	3.8	0.8	0.07	0.01	0.9	1.7	6.7	9.3	10	65	1			
BA	4.5	3.9	0.6	0.02	0.01	0.6	1.6	3.0	5.2	12	73	1			
Bt1	4.7	4.0	0.5	0.01	0.01	0.5	1.5	3.5	5.5	9	75	1			
Bt2	4.9	4.1	0.5	0.01	0.01	0.5	1.3	2.7	4.5	11	72	1			
Bt3	4.9	4.1	0.5	0.01	0.01	0.5	1.0	2.5	4.0	12	67	1			
BC	5.0	4.1	0.5	0.01	0.01	0.5	1.0	2.5	4.0	12	67	1			
Horizonte	C (orgânico) g/kg	N g/kg	Relação C/N	Ataque sulfúrico g/kg						Relações moleculares			Fe ₂ O ₃ livre g/kg	Equivalente de CaCO ₃ g/kg	
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	SiO ₂ /Al ₂ O ₃ (Ki)	SiO ₂ /R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ /Fe ₂ O ₃			
A	16.4	1.7	10												
BA	5.6	0.8	7												
Bt1	4.6	0.7	7	181	222	56	5.8			1.39	1.19	6.22			
Bt2	4.0	0.7	6	182	186	58	6.3			1.66	1.39	5.03			
Bt3	3.6	0.6	6	200	233	62	6.6			1.46	1.25	5.90			
BC	2.8	0.6	5												
Horizonte	Saturação por sódio %	Pasta saturada		Sais solúveis (extrato 1:5) cmol _c /kg							Constantes hídricas g/100g				
		C. E. do extrato mS/cm 25°C	Água %	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	HCO ₃ ⁻	CO ₃ ²⁻	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	Umidade 1/30MPa	Umidade 1,5MPa	Água disponível máxima	Equivalente de umidade
A	<1														
BA	<1														
Bt1	<1														
Bt2	<1														
Bt3	<1														
BC	<1														

Relação Textural: 1,37

9.1.3. Registro Fotográfico dos Perfis Representativos da Classe dos Argissolos



Figura 40. a) Perfil e paisagem de ARGISSOLO AMARELO; b) Perfil e paisagem de ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO

9.1.3. CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P32

Data: 06/10/10

Classificação: CAMBISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico, textura média, A moderado, fase floresta tropical perenifólia, relevo ondulado.

Localização: Município de Guapimirim, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil coletado em terço inferior de encosta, sob cobertura de gramíneas e com árvores esparsas.

Altitude: 68 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Gnaisses-graníticos da Unidade Santo Aleixo, pré-cambriano.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: moderadamente rochosa.

Relevo local: ondulado.

Relevo regional: ondulado a forte ondulado.

Erosão: laminar ligeira.

Drenagem: bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical perenifólia.

Uso atual: gramínea e arbóreas esparsas.

Descrito e coletado por: Nilson Rendeiro Pereira e Helena S. K. Pinheiro.

Descrição Morfológica

- A 0-22 cm; bruno (7,5YR 4/3, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, pequena e média, blocos subangulares e granular; macia, friável, plástica e pegajosa; transição plana e clara.
- BA 22-40 cm; bruno-forte (7,5YR 5/6, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, média, blocos subangulares; macia, friável, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
- Bi 40-60 cm; bruno-forte (7,5YR 5/8, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, média, blocos subangulares; macia, friável, plástica e pegajosa; transição ondulada e clara.
- C₁ 60-95 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, média a grande, blocos angulares; macia, friável, plástica e pegajosa; transição plana e clara.
- C₂ 95-120 cm+; amarelo-avermelhado (7,5YR 6/8, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, média a grande, blocos angulares; macia, friável, plástica e pegajosa.
- Raízes: Muitas finas, poucas médias, raras grossas A, poucas finas e raras grossas no BA, poucas finas e raras grossas no Bi, poucas médias C₁ e C₂.
- Observações - Coleta para análises de rotina de todos os horizontes descritos
: - Coleta para densidade com anel de Kopeck (2 volumes por horizonte) – A e Bi
- Presença de saprolito brando (calhaus) no horizonte C₁
- Escurecimento irregular do horizonte C₁ e C₂ (provavelmente por apodrecimento de raízes)

9.1.3. Registro Fotográfico de Perfil Representativo da Classe dos Cambissolos Háplicos



Figura 41. Perfil e paisagem de CAMBISSOLO HÁPLICO;

9.1.4. GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P07

Data: 04/10/10

Classificação: GLEISSOLO HÁPLICO Tb Distrófico típico, textura argilosa/média, A moderado, fase floresta tropical perenifólia de várzea, relevo plano.

Localização: Município de Guapimirim, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil descrito em trincheira com 1% de declive, em área de várzea.

Altitude: 16 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Sedimentos do Quaternário.

Material originário: Sedimentos aluvionares.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: plano.

Relevo regional: suave ondulado a forte ondulado.

Erosão: laminar ligeira.

Drenagem: imperfeitamente drenado.

Vegetação primária: floresta tropical perenifólia de várzea.

Uso atual: pastagem.

Descrito e coletado por: Osório Oscar Marques da Fonseca e Alexandre Muselli.

Descrição Morfológica

Ap 0-26 cm; bruno (7,5YR 4/3, úmido); argila; moderada, pequena e média, blocos subangulares e grão simples; firme, muito plástica e pegajosa; transição plana e clara.

Cg₁ 26-57 cm; bruno-acinzentado (10YR 5/2, úmido) com mosqueado abundante pequeno e distinto vermelho-amarelado (5YR 4/6), franco-argilo-arenosa; maciça, firme, muito plástica, pegajosa; transição plana e clara.

Cg₂ 57-104 cm+; bruno-acinzentado (2,5Y 5/2, úmido) com mosqueados como pequeno e distinto vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmido); franco-argilo-arenosa; maciça; firme, ligeiramente plástica, ligeiramente pegajosa.

Raízes: Abundantes finas em Ap, comuns finas em C1 e poucas finas em Cg₂.

Observações: - Coleta para densidade com anel comum de volume conhecido (2 volumes por horizonte) – Ap e Cg₂. Ocorrência de calhaus no horizonte Cg₂.

9.1.5. GLEISSOLO SÁLICO Órtico solódico

Descrição Geral

Perfil: P100

Data: 15/12/91

Fonte: Levantamento de reconhecimento de baixa intensidade dos solos do Estado do Rio de Janeiro (Carvalho Filho et al., 2003).

Classificação: GLEISSOLO SÁLICO Órtico solódico, textura argilosa, A moderado, fase campo halófilo, relevo plano.

Localização, município, estado e coordenadas: estrada Magé - Niterói (BR 493), a 2km do rio Guapi entrando para fz. Jamaica. Magé, RJ. Coordenadas 22°40'52"S. e 42°58'10"W.Gr. Folha Itaboraí.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: várzea aplainada com 0 a 1% de declive, sob cobertura graminóide.

Altitude: 10 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia:

Material originário:

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: plano.

Relevo regional: plano.

Erosão: não aparente.

Drenagem: muito mal drenado.

Vegetação primária: campo halófilo.

Uso atual: reserva.

Descrito e coletado por: Aroaldo L. Lemos e Klaus P. Wittern.

Descrição Morfológica

A 0-10cm; cinzento muito escuro (5Y 3/1); argilo-siltosa.

C1g 20-60cm; cinzento-escuro (5Y 4/1); argila.

C2g 60-100cm; cinzento-esverdeado (5GY 6/1).

Observações - água a 60cm;

: - área drenada superficialmente.

Dados Analíticos

Perfil nº extra rio
523

Horizonte		Frações da amostra total g/kg			Composição granulométrica da terra fina g/kg				Argila dispersa em água g/kg	Grau de flocculação %	Relação silte/argila	Densidade g/cm ³		Porosidade cm ³ /100cm ³	
Símbolo	Profundidade cm	Calhaus >20 mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina <2 mm	Areia grossa 2-0,2 mm	Areia fina 0,2-0,05 mm	Silte 0,05- 0,002 mm	Argila <0,002 mm				Solo	Partículas		
A	0-10	0	0	1000	220	60	410	510	0	100	0,80				
C1g	20-60	0	0	1000	220	200	340	440	0	100	0,77				
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo sortivo cmol _c /kg								Valor V (sat. por bases) %	Saturação por alumínio %	P assimilável mg/kg		
	Água	KCl 1N	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ³⁺	H ⁺	Valor T (soma)					
A	3,6	3,1	3,2	2,3	0,11	1,40	7,0	8,6	27,5	43,1	16	55	18		
C1g	3,6	3,2	5,1	1,5	0,55	2,22	9,4	4,2	15,6	29,2	32	31	6		
Horizonte	C (orgânico) g/kg	N g/kg	Relação C/N	Ataque sulfúrico g/kg						Relações moleculares			Fe ₂ O ₃ livre g/kg	Equivalente de CaCO ₃ g/kg	
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	SiO ₂ Al ₂ O ₃ (Ki)	SiO ₂ R ₂ O ₃ (Kr)	Al ₂ O ₃ Fe ₂ O ₃			
A	49,0	4,3	11	215	178	49	8,9			2,05	1,74	3,63			
C1g	21,7	2,1	40	199	161	54	10,5			2,10	1,73	2,98			
Horizonte	Saturação por sódio %	Pasta saturada		Sais solúveis (extrato 1:5) cmol _c /kg								Constantes hídricas g/100g			
		C. E. do extrato mS/cm 25°C	Água %	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	HCO ₃ ⁻	CO ₃ ²⁻	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	Umidade 1/30MPa	Umidade 1,5MPa	Água disponível máxima	Equivalente de umidade
A	3	8,26	83			0,04	4,29				+				
C1g	7	6,19	67			0,06	3,43				+				

9.1.5. Registro Fotográfico dos Perfis Representativos da Classe dos Gleissolos



Figura 42. a) Perfil e paisagem de ocorrência de GLEISSOLO HÁPLICO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de GLEISSOLO MELÂNICO.

9.1.6. LATOSSOLO AMARELO Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P12

Data: 24/09/10

Classificação: LATOSSOLO AMARELO Distrófico típico, textura argilosa, A moderado, fase floresta tropical subperenifólia, relevo forte ondulado.

Localização: Distrito de Papucaia, Município de Cachoeiras de Macacu, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil coletado em barranco de corte de estrada, em terço médio de encosta com 30% de declive, sob pastagem.

Altitude: 55 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Migmatitos da Unidade Santo Eduardo, pré-cambriano.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: forte ondulado.

Relevo regional: forte ondulado.

Erosão: laminar ligeira.

Drenagem: bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical subperenifólia.

Uso atual: pastagem.

Descrito e coletado por: Helena Saraiva Koenow Pinheiro, Osório Oscar Marques da Fonseca e Alexandre Muselli.

Descrição Morfológica

Ap 0-15 cm; bruno-escuro (10YR 3/3, úmida); argila; moderada, pequena, blocos subangulares; ligeiramente dura, firme, muito plástica e muito pegajosa; transição plana e clara.

BA 15-30 cm; bruno (10YR 4/3, úmida); argila; moderada, pequena e média, blocos subangulares; ligeiramente duro, friável, muito plástica, muito pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₁ 30-60 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); muito argilosa; moderado, pequeno a média, bloco subangulares; ligeiramente duro, muito friável, muito plástica, muito pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₂ 60-90 cm⁺; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/6, úmida); argila; fraca, pequena, blocos angulares; ligeiramente dura, muito friável, muito plástica, muito pegajosa.

Raízes: Muitas finas em A, comuns finas no BA e raras finas no Bw₁ e Bw₂.

Observações : - Coleta para densidade com anel comum de volume conhecido (2 volume por horizonte) – A e Bw₁
- Presença de minhocas no horizonte A
-Plantio de mandioca na área

Dados Analíticos

Perfil n°: P12

Horizonte		Frações da amostra total g/kg			Composição granulométrica da terra fina g/kg				Argila dispersa em água g/kg	Grau de flocculação %	Relação silte/argila	Densidade g/cm ³		Porosidade cm ³ /100cm ³
Símbolo	Profundidade cm	Calhaus >20 mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina <2 mm	Areia grossa 2-0,2 mm	Areia fina 0,2-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				Solo	Partículas	
A	0-15	0	6	994	298	104	91	507	406	20	0,18			
BA	-30	0	8	992	273	69	88	570	183	68	0,15			
Bw1	-60	0	10	990	271	69	70	590	0	100	0,12			
Bw2	-90	0	10	990	237	78	73	612	0	100	0,12			
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo sortivo cmol _c /kg								Valor V (sat, por bases) %	Saturação por alumínio %	P assimilável mg/kg	
	Água	KCl 1N	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ³⁺	H ⁺	Valor T (soma)				
A	4,7	3,7	0,8	0,7	0,14	0,07	1,7	1,1	6,8	9,6	18	39	2	
BA	4,7	3,8	0,4	0,4	0,04	0,04	0,5	1,8	4,6	6,9	7	78	1	
Bw1	4,6	3,8	0,2	0,2	0,02	0,01	0,2	1,7	3,8	5,7	4	89	1	
Bw2	4,5	3,8	0,2	0,2	0,01	0,01	0,2	1,7	3,2	5,1	4	89	1	
Horizonte	C (orgânico) g/kg	N g/kg	Relação C/N	Ataque sulfúrico g/kg						Relações moleculares			Fe ₂ O ₃ livre g/kg	Saturação por sódio %
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	$\frac{SiO_2}{Al_2O_3}$ (Ki)	$\frac{SiO_2}{R_2O_3}$ (Kr)	$\frac{Al_2O_3}{Fe_2O_3}$		
A	16,9	1,8	9											<1
BA	10,5	1,4	7											<1
Bw1	8,4	1,2	7	196	231	81	14,8			1,44	1,18	4,48		<1
Bw2	5,4	0,8	7	206	229	87	16,3			1,53	1,23	4,13		<1

9.1.7. LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: P47

Data: 07/10/10

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico, textura argilosa, A moderado, fase floresta tropical subperenifólia, relevo forte ondulado.

Localização: Município de Guapimirim, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil coletado em terço inferior de encosta com >40% de declive, sob pastagem.

Altitude: 46 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Gnaisses-graníticos da Unidade Santo Aleixo, pré-cambriano.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: forte ondulado.

Relevo regional: forte ondulado.

Erosão: laminar ligeira.

Drenagem: acentuadamente a bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical subperenifólia.

Uso atual: pastagem.

Descrito e coletado por: Nilson Rendeiro Pereira, César da Silva Chagas e Helena S. K. Pinheiro.

Descrição Morfológica

Ap	0-17 cm; bruno (7,5YR 4/4, úmida); franco-argilo-arenosa; moderada, média, granular; friável, plástica e pegajosa; transição plana e clara.
BA	17-33 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/6, úmida); argilo-arenosa; moderada, média, granular; friável, plástica e pegajosa; transição plana e gradual.
Bw ₁	33-74 cm; vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmida); argila; fraca, pequena e média, blocos subangulares; friável, plástica, pegajosa; plana e difusa.
Bw ₂	74-150 cm+; vermelho-amarelado (5YR 5/8, úmida); argilo-arenosa; fraca, média, blocos subangulares que desfaz em forte pequena granular, muito friável, plástica e pegajosa.
Raízes:	Comuns finas no A, poucas finas no BA e Bw ₁ , raras finas no Bw ₂ .
Observações	- Coleta para densidade com anel de Kopeck (2 volumes por horizonte) – A : e Bw ₁ . - Coleta para análise de rotina de todos os 4 horizontes descritos - Em barranco próximo o horizonte A apresenta maior espessura.

Dados Analíticos

Perfil n°: P47

Horizonte		Frações da amostra total g/kg			Composição granulométrica da terra fina g/kg				Argila dispersa em água g/kg	Grau de flocculação %	Relação silte/argila	Densidade g/cm ³		Porosidade cm ³ /100cm ³
Símbolo	Profundidade cm	Calhaus >20 mm	Cascalho 20-2 mm	Terra fina <2 mm	Areia grossa 2-0,2 mm	Areia fina 0,2-0,05 mm	Silte 0,05-0,002 mm	Argila <0,002 mm				Solo	Partículas	
Ap	0-17	0	11	989	405	105	186	304	243	20	0,61			
BA	-33	0	7	993	354	97	124	425	0	100	0,29			
Bw1	-74	0	4	996	316	85	154	445	0	100	0,35			
Bw2	-150	0	7	993	368	89	98	445	0	100	0,22			
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo sortivo cmol _c /kg								Valor V (sat, por bases) %	Saturação por alumínio %	P assimilável mg/kg	
	Água	KCl 1N	Ca ²⁺	Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S (soma)	Al ³⁺	H ⁺	Valor T (soma)				
Ap	5,2	4,1	0,7	0,9	0,08	0,01	1,7	0,5	4,4	6,6	26	23	1	
BA	5,1	4,1	0,3	0,9	0,03	0,01	1,2	0,7	2,8	4,7	26	37	1	
Bw1	5,1	4,2		0,9	0,02	0,01	0,9	0,4	2,7	4,0	22	31	2	
Bw2	5,0	4,1		0,7	0,02	0,01	0,7	0,6	3,0	4,3	16	46	1	
Horizonte	C (orgânico) g/kg	N g/kg	Relação C/N	Ataque sulfúrico g/kg						Relações moleculares			Fe ₂ O ₃ livre g/kg	Saturação por sódio %
				SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	TiO ₂	P ₂ O ₅	MnO	$\frac{SiO_2}{Al_2O_3}$ (Ki)	$\frac{SiO_2}{R_2O_3}$ (Kr)	$\frac{Al_2O_3}{Fe_2O_3}$		
Ap	13,0	1,3	10											<1
BA	6,8	0,8	8											<1
Bw1	3,5	0,5	7	134	251	63	9,0			0,91	0,78	6,26		<1
Bw2	4,6	0,6	8	126	243	63	8,5			0,88	0,76	6,06		<1

9.1.8. Registro Fotográfico dos Perfis Representativos da Classe dos Latossolos

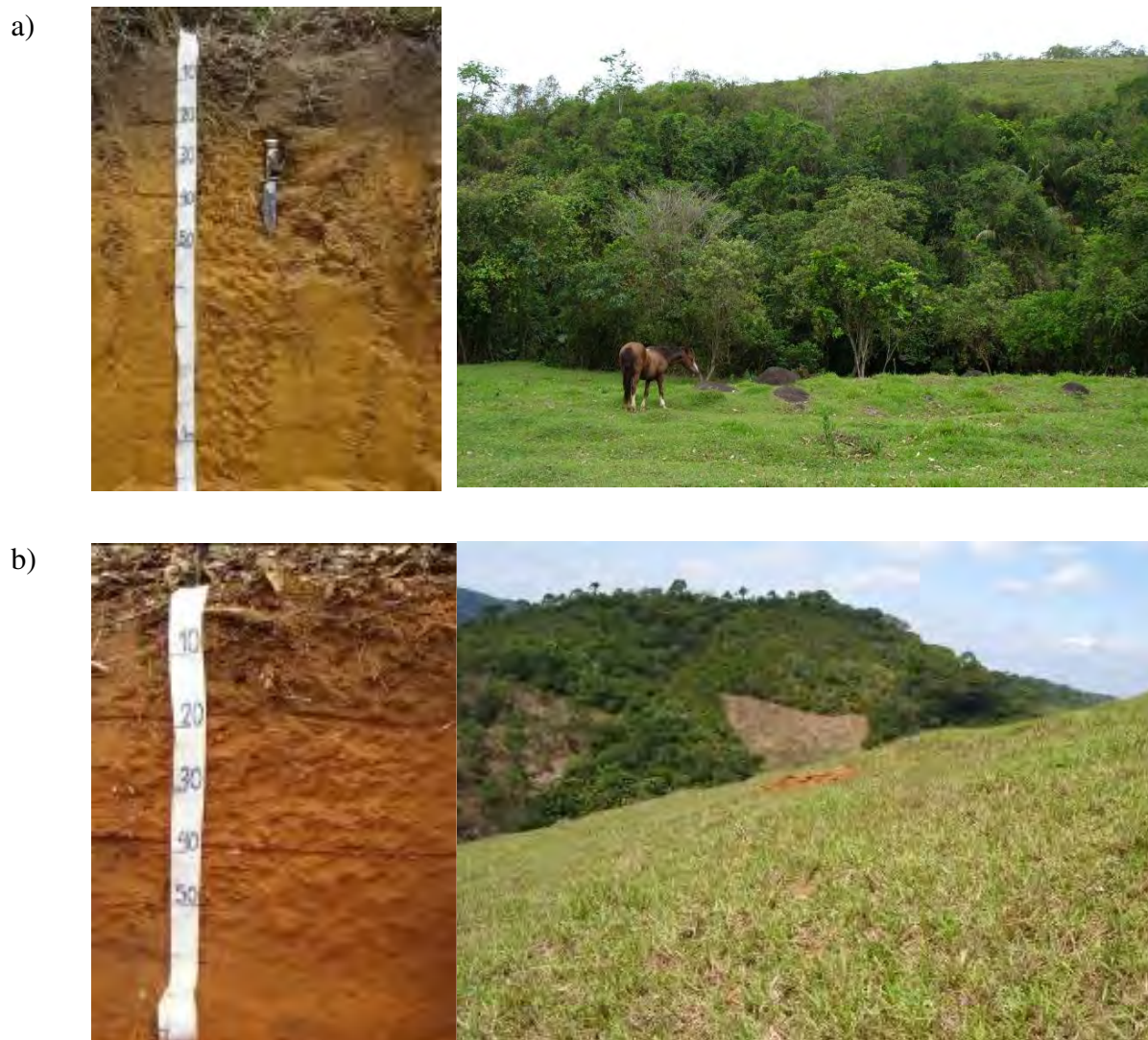


Figura 43. a) Perfil e paisagem de ocorrência de LATOSSOLO AMARELO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO

9.1.10. NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil nº: P19

Data: 16/10/10

Classificação: NEOSSOLO FLÚVICO Tb Distrófico típico, textura média/arenosa, A moderado, fase floresta tropical perenifólia de várzea, relevo plano.

Localização: Município de Cachoeiras de Macacu, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil descrito em barranco na beira de dreno.

Altitude: 34 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Sedimentos do Quaternário.

Material originário: Sedimentos colúvio-aluvionares.

Pedregosidade: não pedregosa.

Rochosidade: não rochosa.

Relevo local: plano.

Relevo regional: ondulado.

Erosão: não aparente.

Drenagem: bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical perenifólia de várzea.

Uso atual: plantio de milho.

Descrito e coletado por: Osório Oscar Marques da Fonseca, Alexandre Muselli e Helena Saraiva Koenow Pinheiro.

Descrição Morfológica

- | | |
|----------------|--|
| A | 0-11 cm; bruno (10YR 4/3, úmida); franco-arenosa; fraca, pequena, granular; ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara. |
| AC | 11-23 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); franco-arenosa; maciça; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara. |
| C ₁ | 23-38 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); franco-arenosa; maciça; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual. |
| C ₂ | 38-62 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); franco-arenosa; maciça; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual. |
| C ₃ | 62-79 cm; bruno-amarelado-escuro (10YR 4/4, úmida); areia-franca; maciça; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e abrupta. |
| IIC | 79-92 cm+; bruno-oliváceo-claro (2,5Y 5/4, úmida); areia; grão simples, não plástica e não pegajosa. |
| Raízes: | Muitas finas no A, comuns finas no AC e C ₁ , poucas finas e raras médias no C ₂ , raras finas no C ₃ e IIC. |
| Observações | - Coleta para densidade com anel comum de volume conhecido (2 : volumes por horizonte) – A e C ₁ .
- Amostras de rotina coletadas dos 6 horizontes A, AC, C ₁ , C ₂ , C ₃ e IIC.
- Atividade biológica no perfil |

9.1.11. NEOSSOLO LITÓLICO Distrófico típico

Descrição Geral

Perfil n°: AE35

Número de campo: 59

Data: 06/10/10

Classificação: NEOSSOLO LITÓLICO Distrófico típico, textura média, A moderado, fase floresta tropical perenifólia, relevo forte ondulado.

Localização: Município de Guapimirim, RJ.

Situação, declive e cobertura vegetal sobre o perfil: perfil coletado em terço médio/inferior de encosta com aproximadamente 40% declive, sob mata.

Altitude: 739 metros.

Litologia, formação geológica e cronologia: Gnaisses-graníticos da Unidade Santo Aleixo, pré-cambriano.

Material originário: produto de alteração das litologias supracitadas.

Pedregosidade: pedregosa.

Rochosidade: moderadamente rochosa.

Relevo local: forte ondulado.

Relevo regional: forte ondulado a escarpado.

Erosão: laminar moderada.

Drenagem: bem drenado.

Vegetação primária: floresta tropical perenifólia.

Uso atual: mata em estágio avançado de regeneração.

Descrito e coletado por: Nilson Rendeiro Pereira e Helena Saraiva Koenow Pinheiro.

Descrição Morfológica

A 0-15cm, bruno-escuro (7,5YR 3/3, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, pequena, granular, blocos subangulares; macia, friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara.

C 15-38cm, bruno-forte (7,5YR 5/6, úmida); franco-argilo-arenosa; fraca, média, blocos subangulares; macia, friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa.

Raízes: Abundantes finas e poucas médias no A.

Observações: - Coleta para análise de rotina e para densidade com anel de Kopeck (2 volumes por horizonte) – A e C.

9.1.12. Registro Fotográfico dos Perfis Representativos da Classe dos Neossolos

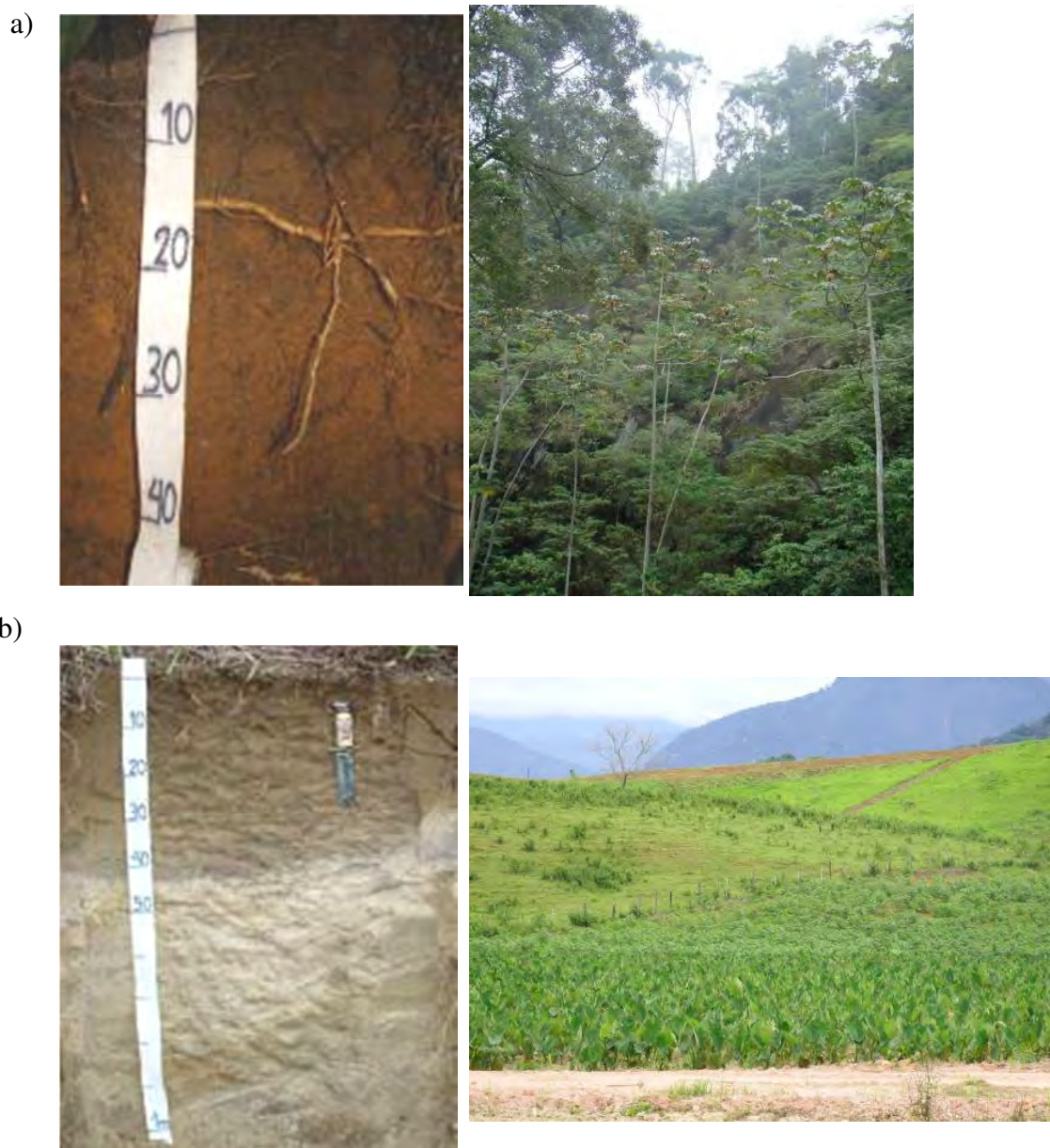


Figura 44. a) Perfil e paisagem de ocorrência de NEOSSOLO LITÓLICO; b) Perfil e paisagem de ocorrência de NEOSSOLO FLÚVICO