

UFRRJ

INSTITUTO DE AGRONOMIA

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
AGRONOMIA CIÊNCIA DO SOLO**

TESE

**Modelagem Espacial da Erosão em Entressulcos e
Taxa de Infiltração Estável**

André Geraldo de Lima Moraes

2018



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

**MOODELAGEM ESPACIAL DA EROÇÃO EM ENTRESSULCOS E
TAXA DE INFILTRAÇÃO ESTÁVEL**

ANDRÉ GERALDO DE LIMA MORAES

Sob a Orientação do Professor
Daniel Fonseca de Carvalho

e Co-orientação do Professor
Marcos Bacis Ceddia

Tese submetida como requisito parcial
para obtenção do grau de Doutor, no
Programa de Pós-Graduação em
Agronomia, Área de Concentração em
Manejo do Solo e Qualidade Ambiental.

Seropédica - RJ
Fevereiro de 2018

**Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro
Biblioteca Central / Seção de Processamento Técnico**

**Ficha catalográfica elaborada
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

M827m Moraes, André Geraldo de Lima, 15/10/1988-
Modelagem Espacial da Erosão em Entressulcos e
Taxa de Infiltração Estável / André Geraldo de Lima
Moraes. - 2018.
81 f.: il.

Orientador: Daniel Fonseca de Carvalho.

Coorientador: Marcos Bacis Ceddia.

Tese (Doutorado). -- Universidade Federal Rural do
Rio de Janeiro, Curso de Pós-Graduação em Agronomia
Ciência o Solo, 2018.

1. Manejo e conservação do solo e da água. I.
Carvalho, Daniel Fonseca de, 12/06/1968-, orient.
II. Ceddia, Marcos Bacis, 29/01/1968-, coorient. III

Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Programa
de Pós-Graduação em Agronomia Ciência o Solo. IV. 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
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA- CIÊNCIA DO SOLO**

ANDRÉ GERALDO DE LIMA MORAES

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

TESE APROVADA EM 20/02/2018

Daniel Fonseca de Carvalho. Dr. UFRRJ
(Orientador)

Nivaldo Schultz. Dr. UFRRJ

Mauro Antonio Homem Antunes. Dr. UFRRJ

Teodorico Alves Sobrinho. Dr. UFMS

Waldir de Carvalho Junior. Dr. Embrapa Solos

DEDICATÓRIA

*Aos meus pais, Geraldo Magela Moraes e Maria José de Lima Moraes,
aos meus irmãos Alexandre Tadeu Moraes e Adriano Henrique Moraes,
aos familiares, amigos,
e a meus tutores.*

Dedico!

AGRADECIMENTOS

Ninguém faz nada sozinho. Esta frase nunca fez tanto sentido em toda minha vida quanto agora! Em tempos de crise como o que vivemos durante este trabalho, a ajuda de instituições fortes e verdadeiros amigos fizeram toda a diferença para a conclusão de um trabalho de campo e análise de dados extensos e complexos como este.

Gostaria de agradecer:

À Universidade Federal de Rural do Rio de Janeiro, pela oportunidade de realização do curso e por ser minha casa nos últimos 11 anos. Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio de Janeiro – Campus Nilo Peçanha pelo fornecimento do local de estudo e ajuda logística indispensável para a realização dos trabalhos de campo. Ao USDA ARS, Laboratório Nacional de Pesquisa de Erosão do Solo (NSERL) e a Universidade de Purdue por me receberem no meu estágio no exterior.

À CAPES pela bolsa de estudos nacional e internacional pelo programa de Estágio de Doutorado Sanduiche no Exterior (PDSE).

Ao Comitê Médio Paraíba do Sul e AGEVAP pela concessão de recursos e a Santiago e Cintra LTDA, por facilitar a aquisição de imagens de satélite.

Ao orientador, Prof. Dr. Daniel Fonseca de Carvalho pela confiança depositada, ensinamentos e amizade. Ao professor co-orientador Prof. Dr. Marcos Bacis Ceddia e Prof. Dr. Mauro Antonio Homem Antunes pelos ensinamentos e amizade. Ao Dr. Dennis C. Flanagan por me receber no NSERL na Universidade de Purdue e pelos ensinamentos e amizade.

Aos funcionários e amigos do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Estado do Rio de Janeiro, campus Nilo Peçanha - Pinheiral (IFRJ- PINHEIRAL) pela colaboração em momentos de dificuldade. Em especial a Thiago Andrade Bernine pela ajuda incondicional, Marcelo Nogueira que como nosso tratadorista participou em todos os testes com chuva simulada e coleta de solo e José Egídio de Lucas por me receber em sua casa durante toda a fase de campo.

Aos amigos que sacrificaram até 4 semanas de suas vidas me ajudando na fase de campo: Wilk Sampaio de Almeida, Anderson Ribeiro Diniz, Aldir Carlos Silva, João Cláudio Aredes, Fernando Henrique, Vitor, Elias Mendes Costa e João Henrique Gaia Gomes.

Aos membros e amigos do GPASSA (Grupo de Pesquisa Água e Solos em Sistemas Agrícolas) pela ajuda e amizade.

Ao Prof. Dr. Marcos Gervasio Pereira e todos os membros e amigos do Laboratório de Gênese e Classificação de Solos (LGCS) pelo apoio e amizade.

A todos os professores e funcionários do departamento de solos da UFRRJ pelos ensinamentos, ajuda e convívio.

Aos amigos Julio Cesar Ribeiro e Rosimar de Souza Goulart pelo convívio, ajuda, ensinamentos, paciência e momentos de distração.

Aos meus pais: Geraldo Magela Moraes e Maria José de Lima Moraes, irmãos: Alexandre Tadeu Moraes e Adriano Henrique Moraes e familiares, pelo apoio.

À minha namorada Cecília Costa do Carmo e Silva, pelo apoio e paciência.

A outros que por descuido não tenham sido citados, mas que, de diferentes formas, contribuíram para a concretização deste trabalho.

RESUMO GERAL

MORAES, André Gerado de Lima. **Modelagem espacial da erosão em entressulcos e taxa de infiltração estável**. 2018. 68f. Tese (Doutorado em Agronomia, Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2018.

O vale do médio Paraíba do Sul apresenta longo histórico de degradação do solo, devido à associação de manejo incorreto de culturas, principalmente café desde o sec. XIX, pastagens, chuvas de alta erosividade e relevo acidentado. Para guiar medidas de intervenção no manejo e conservação do solo e água nesta região torna-se importante reunir dados e informações para direcionar os esforços necessários. Neste contexto, modelos de predição de erosão podem ser utilizados, e apesar da existência de dezenas destes modelos, muito se discute sobre a capacidade de predição dos mesmos em regiões diferentes das quais eles foram criados, além da dificuldade de se obter os dados de entrada para alimentá-los. Este trabalho tem como objetivo: caracterizar perda de solo e taxa de infiltração estável considerando diferentes tipos de cobertura vegetal e solos; avaliar se há relação entre dados obtidos por sensoriamento remoto com a perda de solo e taxa de infiltração estável observada em campo e; desenvolver modelos de predição espacial da perda de solo e taxa de infiltração estável a partir de dados de entrada de fácil aquisição. Foram amostrados 71 pontos com chuva simulada com o intuito de avaliar a variabilidade de tipos de cobertura, solos e relevo da região. Como covariáveis, foram testados dados de sensoriamento remoto (NDVI, SAVI, EVI, EVI2 e frações de componentes puros gerados por modelos lineares de mistura espectral) de três diferentes sensores (REIS do RapidEye, MSI do Sentinel 2A e OLI do Landsat 8), mapas de classes e atributos químicos e físicos do solo e informações de terreno derivadas de modelos digitais de elevação. A perda de solo e taxa de infiltração estável são afetadas pelo tipo de cobertura e solos. No entanto, tipos de solos afetam mais a taxa de infiltração estável do que a perda solo. Dados de sensoriamento remoto apresentam forte correlação com a perda de solo e taxa de infiltração estável, destacando, entre os testados, o NDVI com a taxa de infiltração estável e o EVI2 com a perda de solo. Que possibilitou a criação de novo fator de cobertura do solo (Fator C_{EVI2}). Modelos de predição espacial da erosão em entressulcos que utilizam dados de fácil aquisição (dados de sensoriamento remoto) apresentam resultados semelhantes a modelos que utilizam dados de difícil aquisição (dados de solos). Modelos de predição espacial da taxa de infiltração estável que usam dados de difícil aquisição apresentam os melhores resultados. No entanto, modelos que usam dados de entrada de fácil aquisição apresentaram resultados satisfatórios e têm potencial para serem utilizados por usuários que não possuem dados de solo.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Simulador de chuva. Pastagens degradadas.

GENERAL ABSTRACT

MORAES, André Geraldo de Lima Moraes. **Interrill erosion and steady infiltration rate spatial modeling from simulated rainfall data**. 2018. 68p Thesis (Doctor in Agronomy, Soil Science). Instituto de Agronomia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2018.

The Médio Paraíba do Sul region has a long history of soil degradation due to the association of incorrect crop management, mainly coffee from the sec. XIX, pastures, rains of high erosivity and rugged relief. To guide intervention measures in the management and conservation of soil and water, it is important to gather data and information to direct the necessary efforts. In this context, erosion prediction models can be used, and despite the existence of dozens of these models, much is discussed about their predictability in different regions from which they were created, as well as the difficulty of obtaining the input data to feed them. This work aims to: characterize soil loss and steady infiltration rate considering different types of vegetation cover and soils; to evaluate if there is a relation between data obtained by remote sensing with the soil loss and the steady infiltration rate observed in the field and; to develop spatial prediction models of soil loss and steady infiltration rate from easy-to-acquire input data. 71 points were sampled with simulated rainfall in order to evaluate the variability of cover types, soils and relief of the region. As a covariate, three different sensors (RapidEye REIs, Sentinel 2A MSI and Landsat 8 OLI) were tested for remote sensing data (NDVI, SAVI, EVI, EVI2 and fraction images generated by linear spectral mixture analysis), a soil class map, chemical and physical soil attributes maps and terrain information derived from digital elevation models. Soil loss and steady infiltration rate are affected by the type of cover and soils. However, soil types affect more the steady infiltration rate than soil loss. Remote sensing data show a strong correlation with soil loss and steady infiltration rate, highlighting, among the tested, the NDVI with the stable infiltration rate and the EVI2 with the soil loss. That made possible the creation of a new soil cover factor (C_{EVI2} Factor). Interrill erosion spatial prediction models using easy-to-acquire data (remote sensing data) present similar results to models that use data that are difficult to obtain (soil data). Steady infiltration rate spatial models using difficult-to-acquire data present the best results. However, models that use easily accessible input data have satisfactory results and have the potential to be used by users who do not have soil data.

Keywords: Remote sensing. Rainfall simulator, Degraded pastures.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1. Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Cachimbal..... | 7 |
| Figura 2. Representação do Balanço Hídrico para o Município de Pinheiral-RJ..... | 8 |
| Figura 3. Mapa de geologia do município de Pinheiral..... | 9 |
| Figura 4. Mapa de solos do IFRJ campus Nilo Peçanha..... | 10 |
| Figura 5. Localização da área selecionada para os estudos de erosão..... | 11 |
| Figura 6. Pontos de amostragem com chuva simulada..... | 12 |
| Figura 7. Vista do simulador de chuva usado no projeto e parcela de coleta de erosão (b).13 | |
| Figura 8. Resposta espectral dos diferentes membros puros para as diferentes imagens..... | 16 |
| Figura 9. Perda de solo em função de NDVI..... | 17 |
| Figura 10. Perda de solo em função de EVI2..... | 17 |
| Figura 11. Elevação (a) e declividade (b)..... | 19 |
| Figura 12. Curvatura (a) e Curvatura horizontal (b)..... | 19 |
| Figura 13. Curvatura vertical (a) e índice de posicionamento topográfico com raio de 50m (b)..... | 20 |
| Figura 14. Índice de posicionamento topográfico com raio de 100 m (a) e área de concentração (b)..... | 20 |
| Figura 15. Área de concentração modificada (a) e índice de umidade topográfica (b)..... | 21 |
| Figura 16. Índice de umidade topográfica do SAGA (a) e índice de potência de canal (b). 21 | |
| Figura 17. Mapas de terra fina (a) e carbono orgânico do solo (COS) (b) na profundidade de 0 - 5 cm..... | 22 |
| Figura 18. Mapas de areia total (a) e Densidade do solo (DS) (b) na profundidade de 0 - 5 cm..... | 22 |
| Figura 19. Box plot da perda de solo em função de unidades de mapeamento do solo..... | 25 |
| Figura 20. Box plot da perda de solo em função de coberturas de solo na unidade IV..... | 25 |
| Figura 21. Box plot da perda de solo em função da cobertura do solo..... | 26 |
| Figura 22. Parcela cravada sobre área gradeada..... | 26 |
| Figura 23. Parcela experimental cravada sobre área abandonada..... | 27 |
| Figura 24. Parcela experimental cravada sobre pastagem suja..... | 28 |
| Figura 25. Boxplot da taxa de infiltração estável em diferentes unidades de mapeamento de solos..... | 30 |
| Figura 26. Boxplot da taxa de infiltração estável da unidade de mapeamento de solos IV sob diferentes coberturas de solo..... | 31 |
| Figura 27. Parcela experimental instalada em área de pastagem degradada..... | 31 |
| Figura 28. Parcela experimental cravada sobre pastagem..... | 32 |
| Figura 29. Parcela experimental cravada sob a mata..... | 33 |
| Figura 30. Boxplot da taxa de infiltração estável sob diferentes coberturas de solo..... | 33 |
| Figura 31. Boxplot da taxa de infiltração estável das pastagens em diferentes unidades de mapeamento de solo..... | 34 |
| Figura 32. Relação entre perda do solo (PS) e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP _{se} , FCP _{veg} e FCP _{sombra} derivados de imagem RapidEye..... | 37 |
| Figura 33. Relação entre NDVI e PS para as diferentes classes de cobertura do solo..... | 38 |
| Figura 34. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra (FCP _{sombra}), vegetação abundante (FCP _{veg}) solo exposto (FCP _{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem RapidEye..... | 39 |
| Figura 35. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra | |

| | |
|---|----|
| (FCP _{sombra}), vegetação abundante (FCP _{veg}) solo exposto (FCP _{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem Sentinel 2A..... | 40 |
| Figura 36. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra (FCP _{sombra}), vegetação abundante (FCP _{veg}) solo exposto (FCP _{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem Landsat 8 OLI. | 41 |
| Figura 37. Relação entre taxa de infiltração estável (TIE) e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP _{se} , FCP _{veg} e FCP _{sombra} derivados de imagem RapidEye..... | 42 |
| Figura 38. Relação entre NDVI e PS para as diferentes classes de cobertura do solo. Obs: TIE = taxa de infiltração estável..... | 44 |
| Figura 39. Relação entre taxa de infiltração estável e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP _{se} , FCP _{veg} e FCP _{sombra} derivados de imagem RapidEye utilizando apenas pontos da unidade IV do mapa de solos. | 45 |
| Figura 40. Fator C em função da relação de NDVI e dados de perda do solo medidos em campo..... | 46 |
| Figura 41. Diferentes formas de calcular fator C a partir de NDVI. | 46 |
| Figura 42. Fator C em função de EVI2 baseado em dados de perda do solo..... | 47 |
| Figura 43. Fator C derivado de NDVI (a) e fator C de EVI2 (b). | 48 |
| Figura 44. Perda de solo predita vs observada.. | 49 |
| Figura 45. Mapas de perda de solo (PS)..... | 50 |
| Figura 46. Mapas de taxa de infiltração estável (TIE). | 53 |
| Figura 47. Taxa de infiltração estável predita vs observada. | 55 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1. Relações entre unidades de mapeamento, unidades geomorfológicas e classes de solos no interior do da IFRJ - Campus Nilo Peçanha..... | 10 |
| Tabela 2. Características das imagens de satélites testadas..... | 14 |
| Tabela 3. Tabela guia para evitar multicolinearidade..... | 23 |
| Tabela 4. Perda de solo média em função das unidades de mapeamento..... | 24 |
| Tabela 5. Perda de solo média na Unidade de mapeamento IV em função da cobertura do solo..... | 25 |
| Tabela 6. Perda de solo média em função da cobertura do solo usando todos os dados..... | 26 |
| Tabela 7. Perda de solo média das pastagens em função das unidades de mapeamento..... | 28 |
| Tabela 8. Taxa de infiltração estável média em função das unidades de mapeamento..... | 29 |
| Tabela 9. Taxa de infiltração estável na Unidade de mapeamento IV em função da cobertura do solo..... | 30 |
| Tabela 10. Densidade do solo (g cm^{-3}) por classes de cobertura na profundidade de 0-5 cm..... | 31 |
| Tabela 11. Carbono orgânico (g kg^{-1}) por classes de uso na profundidade de 0-5 cm..... | 32 |
| Tabela 12. Taxa de infiltração estável média em função da cobertura do solo..... | 33 |
| Tabela 13. Taxa de infiltração estável média das pastagens em função das unidades de mapeamento..... | 34 |
| Tabela 14. Valores médios mínimos e máximos dos atributos derivados de sensoriamento remoto dos principais tipos de cobertura do solo da área de estudo (imagem RapidEye)..... | 35 |
| Tabela 15. Modelos, coeficientes de determinação (R^2) e raiz quadrada do erro médio (RMSE, em kg ha^{-1}) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros nas imagens RapidEye, Sentinel 2A e Landsat 8 OLI..... | 36 |
| Tabela 16. Modelos de predição da Taxa de Infiltração Estável (TIE), coeficientes de determinação (R^2) e desvio padrão dos resíduos (RMSE, mm h^{-1}) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros nas imagens RapidEye, Sentinel 2A e Landsat 8 OLI..... | 43 |
| Tabela 17. Taxa de infiltração estável média por classe de cobertura..... | 44 |
| Tabela 18. Modelos de predição de Taxa de infiltração estável, coeficientes de determinação (R^2) e raiz quadrada do erro médio (RMSE, mm h^{-1}) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros na imagem RapidEye, utilizando apenas os pontos amostrados na unidade IV do mapa de solos..... | 45 |
| Tabela 19. Diferentes formas de calcular fator C a partir de NDVI..... | 47 |
| Tabela 20. Modelos de predição da perda de solo..... | 48 |
| Tabela 21. Índices de ajustes dos modelos..... | 49 |
| Tabela 22. Valores atribuídos a cada unidade de mapeamento (UM) em cada modelo..... | 51 |
| Tabela 23. Modelos de predição de taxa de infiltração estável..... | 52 |
| Tabela 24. Índices de ajustes dos modelos..... | 52 |
| Tabela 25. Valores atribuídos a cada unidade de mapeamento (UM) para os diferentes modelos..... | 56 |

SUMÁRIO

| | |
|--|----|
| 1 INTRODUÇÃO..... | 1 |
| 2 REVISÃO DE LITERATURA | 2 |
| 2.1 Histórico e Importância da Bacia do Rio Paraíba do Sul e a Região do Médio Paraíba do Sul..... | 2 |
| 2.2 Degradação dos Solos, Causas e Efeitos..... | 2 |
| 2.3 Simuladores de Chuva | 3 |
| 2.4 Importância da Vegetação no Processo Erosivo e sua Quantificação Utilizando Técnicas de Sensoriamento Remoto. | 3 |
| 2.5 Uso de Sensoriamento Remoto na Modelagem da Erosão | 4 |
| 2.6 Sistema de Informações Geográficas (SIG)..... | 4 |
| 2.7 Predição da Erosão..... | 5 |
| 2.8 Predição da Taxa de Infiltração Estável..... | 6 |
| 3 MATERIAL E MÉTODOS..... | 7 |
| 3.1 Caracterização da Área de Estudo | 7 |
| 3.1.1 Localização..... | 7 |
| 3.1.2 Clima | 7 |
| 3.1.3 Relevô..... | 8 |
| 3.1.4 Vegetação | 8 |
| 3.1.5 Geologia | 8 |
| 3.1.6 Solos | 9 |
| 3.2 Locais de Realização dos Testes com Simulador de Chuva | 10 |
| 3.3 Testes com Chuva Simulada..... | 12 |
| 3.4 Coleta de Amostras de Solo..... | 13 |
| 3.5 Análises de Solo..... | 14 |
| 3.5.1 Análises físicas..... | 14 |
| 3.5.2 Análises químicas..... | 14 |
| 3.6 Seleção e Tratamento das Imagens de Satélite Testadas | 14 |
| 3.7 Construção de um Novo Fator Cobertura do Solo para ser Utilizado em Modelos de Predição da Erosão..... | 16 |
| 3.8 Covariáveis Ambientais de Terreno..... | 17 |
| 3.8.1 Modelo digital de elevação (MDE)..... | 17 |
| 3.8.2 Atributos de terreno (derivados do MDE)..... | 18 |
| 3.9 Mapas de Atributos Físicos e Químicos do Solo | 21 |
| 3.10 Criação de Modelos Preditivos | 22 |
| 3.11 Avaliação e Ajustes dos Modelos | 23 |
| 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO..... | 24 |
| 4.1 Perda de Solo em Diferentes Unidades de Mapeamento e Tipos de Cobertura do Solo | 24 |
| 4.2 Taxa de Infiltração Estável (TIE) de Água em Diferentes Unidades de Mapeamento de Solo e Tipos de Cobertura..... | 29 |
| 4.3 Atributos de Sensoriamento Remoto e a Cobertura do Solo | 34 |
| 4.4 Relação Entre Dados de Sensoriamento Remoto e a Erosão em Entressulcos Medidos em Campo | 35 |
| 4.4.1 Comparação entre os diferentes dados de sensoriamento testados | 35 |
| 4.4.2 Comparação entre imagens | 38 |

| | |
|---|----|
| 4.5 Relação entre Dados de Sensoriamento Remoto e a Taxa de Infiltração Estável Medida em Campo..... | 42 |
| 4.5.1 Comparação entre os diferentes dados de sensoriamento testados | 42 |
| 4.5.2 Comparação entre imagens | 45 |
| 4.6 Fator Cobertura do Solo Derivado de Sensoriamento Remoto para ser Utilizado em Modelos de Predição da Erosão do Solo..... | 45 |
| 4.7 Modelos de Predição Espacial da Erosão em Entressulcos | 48 |
| 4.8 Modelos de Predição Espacial da Taxa de Infiltração Estável | 51 |
| | |
| 5 CONCLUSÕES | 57 |
| | |
| 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 58 |
| | |
| 7 ANEXOS | 68 |

1 INTRODUÇÃO

A falta de planejamento no uso e manejo dos recursos naturais em uma bacia hidrográfica favorece a ocorrência do processo erosivo. Esse processo causa empobrecimento dos solos e diminuição da produtividade das culturas, aumento da carga de sedimentos e de nutrientes para os cursos d'água e reservatórios, além de promover maior ocorrência do processo de eutrofização. Com conseqüente degradação da região, a qualidade da água nos mananciais também pode ser alterada, além de aumentar os riscos de falta de água em nascentes durante estiagens prolongadas e enchentes em épocas chuvosas. Para se conhecer o grau de degradação de uma região e guiar medidas de intervenção no manejo e conservação do solo e água se faz necessário reunir dados e informações.

Neste contexto, modelos de predição da perda de solo e água podem ser utilizados, e dentre inúmeros modelos existentes, a USLE (Universal Soil Loss Equation, Equação Universal de Perda de Solo em português) e sua forma revisada (RUSLE) e WEPP (Water Erosion Prediction Project, Projeto de Predição da Erosão Hídrica em português) são os mais utilizados no mundo. No entanto, muito se discute sobre a capacidade de predição destes modelos em regiões diferentes das quais eles foram propostos e avaliados, além da dificuldade de se adquirir dados de entrada para alimentá-los. Assim, torna-se relevante a criação de novos modelos ou a adaptação dos que já existem, para serem aplicados em novas áreas de interesse, além de se avaliar diferentes covariáveis (dados de entrada) de mais fácil aquisição para serem utilizadas nestes modelos.

Os dados de perda de solo e infiltração adquiridos a partir de simuladores de chuvas portáteis podem ser utilizados na criação de novos modelos, e têm merecido destaque entre pesquisadores da área de manejo e conservação do solo e da água. Estes equipamentos tornam viáveis ensaios em campo a partir de chuvas com características semelhantes às das chuvas naturais, podendo ser simulados eventos com diferentes intensidades e durações.

A evolução da capacidade computacional e do desenvolvimento de ferramentas de SIG (sistemas de informação geográfica) e sensoriamento remoto também têm contribuído para a criação de modelos de predição de erosão em grandes áreas, a partir da utilização de informações de terreno e satélites como dados de entrada, adquiridos com relativa facilidade.

Os objetivos deste trabalho foram:

- caracterizar perda de solo e taxa de infiltração estável considerando diferentes tipos de cobertura vegetal e solos;
- avaliar se há relação entre dados obtidos por sensoriamento remoto com a perda de solo e taxa de infiltração estável observada em campo;
- desenvolver modelos de predição espacial da perda de solo e taxa de infiltração estável a partir de dados de entrada de fácil aquisição.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Histórico e Importância da Bacia do Rio Paraíba do Sul e a Região do Médio Paraíba do Sul

Abrangendo os Estados de São Paulo, Minas Gerais e Rio de Janeiro, a bacia do rio Paraíba do Sul é uma das regiões do país mais influenciadas pela erosão hídrica, onde mais de 20% de sua área, correspondendo a mais de um milhão de hectares, encontra-se em terras de alta ou muito alta vulnerabilidade à erosão (MACHADO et al., 2008).

A despeito de sua importância no abastecimento de água para mais de 8,7 milhões de pessoas da região metropolitana do Rio de Janeiro – RMRJ (CEIVAP, 2010), a região do médio vale Paraíba é considerada a mais crítica de toda a bacia por concentrar a maior produção de sedimentos. Nessa região, o histórico da ocupação iniciada com o ciclo do café, no sec. XIX, seguido de pastagem para pecuária extensiva, sem o manejo correto, com queimadas acidentais e propositais, associado ao relevo da região provocou elevada degradação do solo, com destaque para o município de Pinheiral-RJ, que apresenta 88% da sua área em estágio avançado de erosão em sulcos e voçorocas (MACHADO et al., 2010). Estudos ambientais realizados nesta região se tornam ainda mais relevantes, pois o município se localiza exatamente à montante da barragem de Santa Cecília, município de Barra do Piraí, de onde é realizada a transposição de águas da bacia do rio Paraíba do Sul para a bacia do rio Piraí, viabilizando tanto a geração de energia elétrica como o abastecimento de água da RMRJ, conhecido como sistema Light-CEDAE (CEIVAP, 2006).

2.2 Degradação dos Solos, Causas e Efeitos

A degradação dos solos afeta tanto as terras agrícolas quanto as áreas intensamente exploradas pelo homem e pode ser considerada um dos mais importantes problemas ambientais dos nossos dias (BORRELLI et al., 2017) em razão da rapidez com que se processa causando prejuízos para diversas atividades econômicas e para o meio ambiente. Dentre os tipos de degradação, a erosão hídrica é considerada a que mais tem contribuído para diminuição da produtividade dos solos, facilitada e acelerada pelo homem com práticas inadequadas de manejo agrícola (BERTONI & LOMBARDI NETO, 2010). Em todo o mundo é cada vez mais frequente a erosão do solo, em vários graus de intensidade, impondo crescente desafio à pesquisa em caracterizar e prever a influência dos diferentes fatores causadores do fenômeno, bem como, o uso das informações geradas no desenvolvimento de tecnologias preventivas e corretivas de conservação de solo e água (MACHADO et al., 2013 e CARVALHO et al., 2017).

A erosão hídrica é definida como o resultado dos processos de desagregação de partículas do solo, transporte e deposição dessas partículas (unitárias e agregadas) em razão da ação do impacto das gotas de chuva e o escoamento superficial da água sobre o solo (ELLISON, 1947). Segundo Hudson (1973) e Wischmeier & Smith (1978), os principais fatores da erosão hídrica estão relacionados ao clima, solo, relevo, cobertura e uso do solo e práticas conservacionistas. A cobertura do solo exerce considerável influência no processo erosivo, pois interceptando a gota de chuva, consegue dissipar a energia cinética da queda, evitando o seu impacto direto sobre a superfície do solo e reduzindo o seu poder de desagregação (ENDRES et al., 2006). Além disso, possibilita redução da velocidade de escoamento das águas superficiais e, conseqüentemente, o transporte de sedimentos.

A falta de planejamento e manejo adequados dos recursos naturais em uma bacia hidrográfica favorece a ocorrência do processo erosivo, causando empobrecimento dos solos e

diminuição da produtividade das culturas (SCHICK et al., 2000), aumento da carga de sedimentos e de nutrientes para os cursos d'água e reservatórios, promovendo maior ocorrência do processo de eutrofização (FIGUEIREDO et al., 2007), e alteração da qualidade da água nos mananciais (MERTEN & MINELLA, 2002).

2.3 Simuladores de Chuva

Parcelas de perda de solo sob chuva natural ou sob chuva simulada são duas formas de estudar a erosão hídrica e tem sido amplamente utilizados por pesquisadores de todo o mundo (VAHABI & NIKKAMI, 2008). No entanto, em razão do menor tempo e custo requeridos nos ensaios de campo, o uso de simuladores de chuva tem se tornado cada vez mais frequentes (ALVES SOBRINHO et al., 2008). Estes permitem melhor controle das condições experimentais e possibilitam repetir experimentos sob condições idênticas, o que não é possível com chuva natural (ALVES SOBRINHO et al., 2002). De acordo com Montebeller et al. (2001), esses equipamentos aplicam água por aspersão sobre a parcela do solo onde se deseja estudar as características de infiltração, escoamento superficial e produção de sedimentos, podendo ser controlados a intensidade de precipitação, o tamanho e a velocidade de impacto das gotas (ALVES SOBRINHO et al., 2008; OLIVEIRA et al., 2009). Simuladores de chuvas também tem sido utilizados para avaliar o transporte de elementos químicos (POTTER et al., 2004) e para estimar a erodibilidade dos solos (SHEKLABADI et al., 2003; EDUARDO et al., 2013).

2.4 Importância da Vegetação no Processo Erosivo e sua Quantificação Utilizando Técnicas de Sensoriamento Remoto.

Quanto mais densa a vegetação que cobre um solo, maior é a sua proteção. Áreas com cobertura de mata primária e vegetação secundária em estágios avançados de desenvolvimento oferecem maior proteção ao solo do que áreas com vegetação em estágios iniciais, pastagens e lavouras (BERTOL & MIQUELLUTI, 1993; TOMANZANI et al., 2005).

A vegetação serve como barreira física ao impacto das gotas de chuva, evitando a desagregação, salpicamento e encrustamento superficial pela obstrução dos poros. Esta também aumenta a rugosidade superficial do solo, que funciona como o redutor da velocidade do escoamento superficial e aumento da taxa de infiltração de água no solo (BERTONI & LOMBARDI NETO, 2010). A vegetação também aumenta a ciclagem de nutrientes e o aporte de carbono orgânico ao solo, favorecendo a atividade biológica do solo, promovendo assim melhorias em sua estrutura (MORAES et al., 2009). Nesse sentido, a caracterização e o mapeamento da vegetação são ferramentas indispensáveis para orientar o planejamento do uso e manejo do solo e constituem componentes essenciais na construção de modelos de predição da erosão do solo.

Um dos índices mais relacionados à capacidade de interceptação da chuva pelo dossel é o Índice de Área Foliar (IAF), que caracteriza a arquitetura do dossel e é definido como a área foliar total projetada por unidade de área do terreno (CURRAN et al., 1992). Desta maneira, maiores IAF estão relacionados à altas taxas de interceptação da chuva e menores índices de erosão hídrica (KERGOAT, 1998; XAVIER & VETORAZZI, 2004). A maneira mais rápida e econômica de quantificar o IAF, em grandes áreas, é através da utilização de índices de vegetação (IV), que são determinados por meio de sensoriamento remoto, através de operações matemáticas de bandas, envolvendo as faixas do vermelho (V) e do infravermelho próximo (IVP) do espectro eletromagnético. Estes índices servem como indicadores do crescimento, vigor da vegetação verde, IAF, biomassa, porcentagem de cobertura do solo, atividade fotossintética e produtividade (SELLERS, 1985).

São conhecidos mais de 50 índices de vegetação, sendo o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) o mais utilizado (MOREIRA et al., 2005; DURIGON et al., 2014). O NDVI apresenta valores que variam de -1 a 1, sendo valores próximos de 1 relacionados à coberturas densas de vegetação (menor reflectância na faixa do Vermelho (V) e maior na faixa do Infra Vermelho Próximo (IVP), valores próximos de 0 em áreas menos vegetadas onde o solo estiver mais exposto (maior reflectância no V e menor no IVP), e valores negativos associados a corpos de água (XAVIER, 2002; SOUSA, 1997).

Sendo assim, é possível verificar que os altos valores de NDVI indicam alta atividade fotossintética ou a presença de vegetação abundante, enquanto que baixos valores indicam baixa atividade e, conseqüentemente, presença de vegetação esparsa ou ausência total de vegetação. No último caso, a vegetação é substituída por usos distintos, como regiões de solo exposto, plantações em estágio inicial de desenvolvimento, entre outros (DURIGON, 2011).

2.5 Uso de Sensoriamento Remoto na Modelagem da Erosão

Imagens de sensoriamento remoto têm sido mundialmente utilizadas como componente da cobertura do solo em diferentes modelos de predição espacial da erosão hídrica, como na RUSLE (Revised Universal Soil Loss Equation) (RENARD et al., 1997), E30 (HAZARIKA & HONDA 2001) e o Soil Erosion Model for Mediterranean Regions (SEMMED) (DE JOING et al., 1999).

Muitos estudos se concentram no mapeamento de diferentes coberturas do solo por meio de classificações supervisionadas e não supervisionadas de imagens, em que cada classe de cobertura está relacionada a um grau de susceptibilidade à erosão, sendo estas utilizadas, por exemplo, como fator C (cobertura do solo) na RUSLE (GELAGAY & MINALE, 2016; GANASRI & RAMESH, 2016; BORRELLI et al., 2017). Outros estudos usam informações derivadas de imagens de sensoriamento remoto que se correlacionam com a cobertura vegetal. Estes se baseiam na capacidade da vegetação em proteger o solo do impacto da chuva, além de influenciar na rugosidade da superfície e na estrutura do solo, por meio do aporte de carbono orgânico e aumento da atividade biológica, que aumentam a estabilidade de agregados, influenciando diretamente a taxa de infiltração de água no solo e, conseqüentemente, o escoamento superficial e erosão.

O Normalized Digital Vegetation Index (NDVI) (ROUSE et al., 1974) é o índice de vegetação mais utilizado em modelos da predição da erosão, se correlacionando com o fator C da RUSLE (CARVALHO et al., 2014; ASHIAGBOR et al., 2013; AIELLO et al., 2015) e também nos modelos de predição da erosão E30 (HAZARIKA & HONDA, 2001; GUNAWAN et al., 2013) e SEMMED (DE JOING et al., 1999). Outros atributos derivados de imagens de sensoriamento que vem sendo utilizados com o mesmo propósito são as frações de componentes puros (FCP), geradas por meio de Modelos Lineares de Mistura Espectral (MLME), sendo utilizadas na RUSLE (ASSIS & OMASSA, 2007) e na construção de índices de erosão (ASIS et al., 2008). No entanto, apesar destas ferramentas serem muito utilizadas, dados de sensoriamento remoto não foram correlacionados com dados de perda de solo e taxa de infiltração estável medidos *in situ*.

2.6 Sistema de Informações Geográficas (SIG)

Sistema de informações geográficas (SIG) é “um conjunto de programas, equipamentos, metodologias, dados e pessoas (usuários), perfeitamente integrados, de forma a tornar possível a coleta, o armazenamento, o processamento e a análise de dados georreferenciados, bem como a produção de informação derivada de sua aplicação” (TEIXEIRA, 1995). A utilização de SIGs vem crescendo rapidamente em todo o mundo, uma vez que possibilita um melhor gerenciamento de informações e conseqüente melhoria nos

processos de tomadas de decisão em áreas de grande complexidade como planejamento municipal, estadual e federal, redes de utilidade pública, proteção ambiental, etc.

A utilização de SIG auxilia de modo expressivo em estudos ambientais. Este conjunto de ferramentas e métodos aumenta a rapidez, a eficiência e a confiabilidade nas análises que envolvem os processos de degradação da vegetação natural, fiscalização dos recursos florestais, desenvolvimento de políticas conservacionistas, bem como vários outros fatores que podem ocasionar modificações na vegetação (ROSENDO et al., 2005).

O grande volume de informações a ser utilizado na criação de modelos que representem processos ambientais, como da erosão do solo, preconiza o uso de um banco de dados acoplado a um SIG. Por meio destes sistemas, obtém-se a sistematização de diferentes fontes de dados em planos de informação (PI), como: solos, geologia, topografia, uso/cobertura vegetal e etc. (LIMA et al., 1992). A utilização de SIGs ainda propicia a visualização das variações espaciais e temporais no ambiente, melhora o armazenamento e transferência de dados, que podem ser utilizados por vários usuários ao mesmo tempo e/ou disponibilizados na rede mundial de computadores.

2.7 Predição da Erosão

Existem dezenas de modelos de predição de erosão. Alguns focam na erosão de longo prazo (natural ou geológica), como um componente de evolução da paisagem. No entanto, a maioria dos modelos de erosão foi desenvolvida para quantificar os efeitos da erosão do solo acelerada, ou seja, a erosão influenciada pela atividade humana. A maioria considera apenas a erosão do solo pela água (erosão hídrica) e têm sido desenvolvidos principalmente para uso em áreas agrícolas. Sendo o objetivo da maioria dos modelos de erosão do solo, prever taxas médias (taxa média anual) ou pontuais (eventos únicos) de perda de solo de uma área, como por exemplo: uma bacia hidrográfica sob vários tipos de uso (cobertura) do solo.

Os modelos podem ser classificados como estatísticos (empíricos), conceituais ou mecanísticos (de base física), porém, a distinção entre estes tipos de modelos não é muito rígida, podendo às vezes ser subjetiva (PRUSKI et al., 2013). Os modelos empíricos são os mais simples, sendo baseados primeiramente nas análises de observações e tentativa de representar as respostas dos dados observados, sem necessariamente ter a necessidade de explicar os processos associados à erosão. Os modelos conceituais tendem a incluir uma descrição geral dos processos, sem exibir detalhes específicos da interação destes. Os modelos de base física baseiam-se na solução de equações físicas fundamentais que descrevem a geração do escoamento e sedimentos em uma bacia hidrográfica (MERRIT et al., 2003).

O modelo de predição da erosão do solo mais difundido é a Equação Universal da Perda de Solos (USLE). Grande parte dos modelos desenvolvidos mundialmente possuem parâmetros derivados ou influenciados por este modelo americano (MERRIT et al., 2003). A USLE é o primeiro modelo empírico de predição da erosão do solo que não foi desenvolvido para uma região específica dos Estados Unidos, e por isso tem em sua denominação o termo "Universal". Este modelo foi utilizado em mais de 100 países para orientar o planejamento ambiental, avaliar a erosão do solo e estimar a produção de sedimentos com o intuito de ajudar no desenvolvimento de política de conservação (USDA, 2015), e ajudou a salvar milhões de toneladas de solo, contribuindo assim para a proteção do meio ambiente e alimentação da população mundial. Apesar da "universalidade" da USLE, ela recebe críticas em relação à sua base totalmente empírica, que dificulta a sua aplicação em situações diferentes daquelas para as quais foi desenvolvida, e requer a realização de pesquisas para a obtenção de componentes do modelo específicos para as novas situações (PRUSK et al., 2013). Dessa maneira, a adaptação da USLE para as condições do Brasil fica condicionada ao desenvolvimento de uma base de dados específica para as condições edafoclimáticas das várias regiões brasileiras.

Outros modelos, também muito difundidos, como a Equação Universal da Perda de Solo Revisada (RUSLE) e o Projeto para Predição da Erosão Hídrica (WEPP) apresentam problemas semelhantes à USLE e têm sido avaliados em diversos estudos, em várias partes do mundo, comparando as taxas de erosão preditas e as observadas em campo (NEARING et al., 1990, TISCARENO et al., 1993; RENARD et al., 1993). No entanto, todos afirmam que os resultados não podem ser extrapolados para outras condições edafoclimáticas. Outra dificuldade apontada pelos autores é a dificuldade de se obter dados de entrada para alimentar os modelos.

2.8 Predição da Taxa de Infiltração Estável

A infiltração é um fenômeno chave em processos hidrológicos. Possui importância prática em projeto de irrigação, determinando o balanço de água na zona das raízes, e influencia no deflúvio superficial responsável pelo fenômeno da erosão durante precipitações pluviais. Desta maneira, o conhecimento do processo de infiltração de água no solo e das suas relações com as propriedades do solo é de fundamental importância para diversas áreas do conhecimento, dentre elas a conservação de solo e água.

A infiltração é o processo pelo qual a água atravessa a superfície do terreno. Inicialmente, seu valor é elevado, diminuindo com o tempo, até se tornar constante no momento em que o solo fica saturado. Assim sendo, sob chuva ou irrigação contínua, a taxa de infiltração se aproxima, gradualmente, de um valor mínimo e constante, conhecido por taxa de infiltração estável (TIE). No tocante à modelagem da erosão hídrica, a taxa de infiltração possui importância, pois pode ser utilizada em cálculos de escoamento superficial por meio da diferença da intensidade de precipitação e a taxa de infiltração.

Existem vários métodos para medir a TIE no campo (POTT & DE MARIA, 2003); dentre eles o uso de simuladores de chuva (também conhecidos como infiltrômetros de aspersão) se destacam por produzir precipitações de características semelhantes às chuvas naturais (POTT & DE MARIA, 2003; ALVES SOBRINHO, 2008). No entanto, as medidas da TIE no campo requerem tempo e recursos financeiros, tornando necessário criar modelos de predição robustos e confiáveis que reduzam o custo e o tempo sem perder a qualidade do resultado.

Estudos anteriores evidenciaram correlações entre a taxa de infiltração e atributos do solo comumente encontrados em levantamentos de solo, tais como: textura (POTT & DE MARIA, 2003), densidade do solo (SALES et al., 1999; EKMAJ, 2010), cobertura e manejo (POTT & DE MARIA, 2003; BERTOL et al., 2005; ALMEIDA et al., 2018) e classes de solo (SARTORI et al., 2005). A partir dessas informações, modelos de predição foram propostos usando funções de pedotranferência, usando regressão linear múltipla e redes neurais artificiais (EKHMAJ, 2010).

Os atributos físico-hídricos do solo apresentam grande variabilidade espacial e a evolução da capacidade computacional e do desenvolvimento de ferramentas de SIG e sensoriamento remoto torna possível usar várias informações de terreno e satélite como covariáveis em modelos de predição espacial de atributos do solo como a TIE. Também é possível atribuir a estes modelos índices de assertividade e redução da subjetividade como predicados dos princípios do mapeamento digital do solo (MDS) (MACBRATNEY, 2003; MINASNY, 2016). No entanto, os dados de entrada usados em modelos de predição do TIE, como atributos do terreno e imagens de satélite, são facilmente adquiridos, enquanto mapas de classes de solo em escala detalhada e mapas de atributos físico e químico do solo são escassos ou inexistentes em grande parte do Brasil (MENDONÇA, 2006).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da Área de Estudos

3.1.1 Localização

O estudo foi conduzido no município de Pinheiral-RJ, na região do Médio Paraíba, na bacia hidrográfica do ribeirão Cachimbal, situado à margem direita do rio Paraíba do Sul (Figura 1).

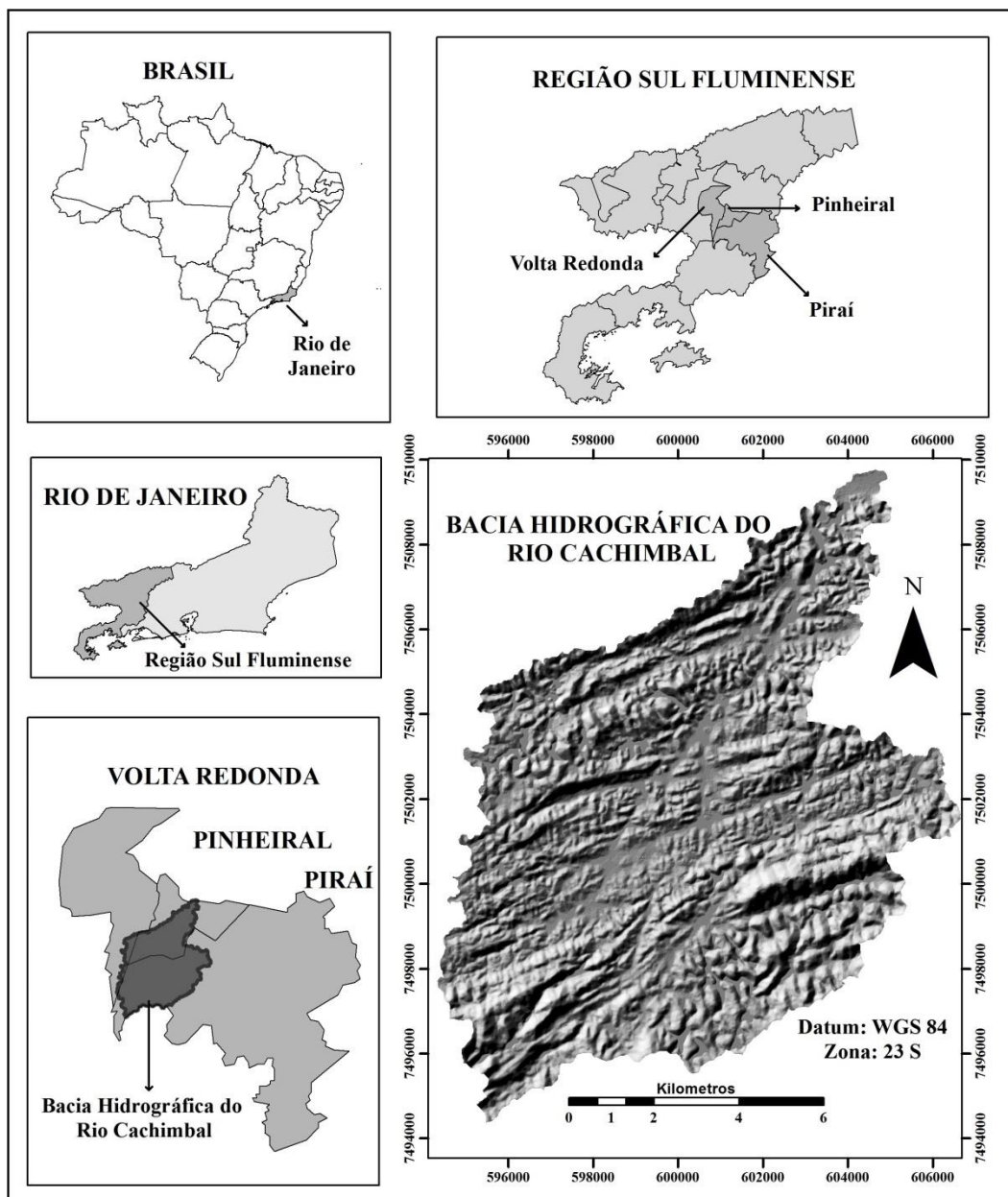


Figura 1. Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Cachimbal.

3.1.2 Clima

O clima da região, de acordo com a classificação de Köppen (1948), é Cwa – clima tropical de inverno seco e verão chuvoso. A temperatura média máxima é de 30,9°C em janeiro e a média mínima de 16,8°C em julho. A média anual encontra-se entorno de 22°C (TOLEDO & PEREIRA, 2004). A precipitação varia entre 1300 a 1500 mm ano⁻¹, com

excedente hídrico de 100 a 150 mm mensais de dezembro a março, sendo verificada deficiência hídrica de julho a setembro (Figura 2) (PORTILHO et al., 2011).

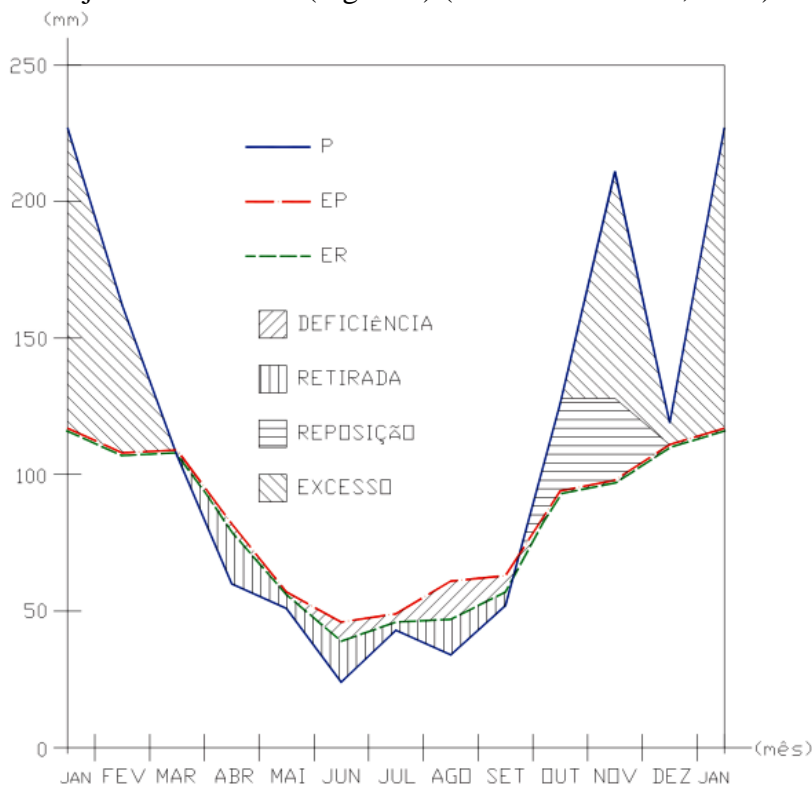


Figura 2. Representação do Balanço Hídrico para o Município de Pinheiral-RJ (P = precipitação, EP = evapotranspiração potencial, ER = evapotranspiração real) (PORTILHO 2011).

3.1.3 Relevo

A região apresenta várias formas de relevo com distintos graus de dissecação. A altitude varia desde 360 metros, na grande várzea do Paraíba do Sul, foz do ribeirão Cachimbal, até 720 metros, na serra do Arrozal, no interflúvio ao sul da bacia do ribeirão Cachimbal. Em sua área de abrangência, predominam encostas com declividades variadas (72,0 %), poucas áreas de topos de morros aplainados (5,7 %) e várzeas estreitas (22,3 %) nos vales estruturais da bacia e às margens de seu canal principal (OLIVEIRA, 1998).

3.1.4 Vegetação

A região está inserida em área de domínio ecológico da mata atlântica, onde a vegetação original denomina-se Floresta Estacional Semidecidual Submontana (IBGE 1992), característica de zonas de altitude entre 300 e 800 m. A vegetação é atualmente dominada por pastagens, plantadas e espontâneas não manejadas, que se apresenta em diferentes estádios de degradação, nível de uso ou abandono, originando as demais formas de vegetação da área, como pastos sujos, capoeiras e as florestas em diferentes estádios sucessionais (MENEZES, 2008).

3.1.5 Geologia

De acordo com levantamento disponibilizado pelo Laboratório de Geoprocessamento (LAGEOP), localizado no Departamento de Geografia do Instituto de Geociências da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), foram identificadas as seguintes unidades geológicas no município de Pinheiral: Diques Básicos, Bacia de Volta Redonda, Biotita

Gnaise, Biotita Muscovita Gnaise, Microclina Gnaise, Rochas Alcalinas, Sedimentos do Quaternário (LAGEOP, 2000) (Figura 3).

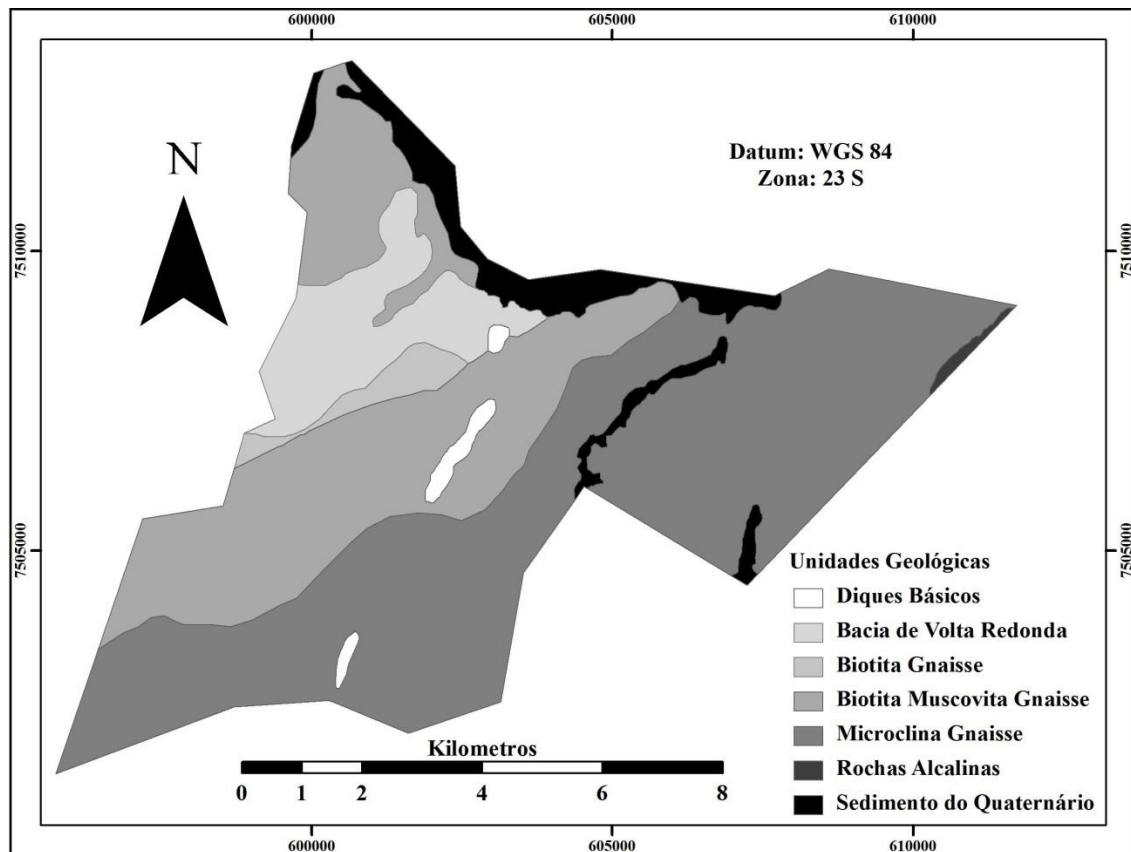


Figura 3. Mapa de geologia do município de Pinheiral.

3.1.6 Solos

As classes de solos comumente encontradas nos morros e morrotes são os Cambissolos Háplicos e Argissolos Amarelos e Vermelho-Amarelos. Enquanto que nas áreas de baixada, próximas ao rio Cachimbal e Paraíba do Sul é comum encontrar Cambissolos Flúvicos, Neossolos Flúvicos e Gleissolos Háplicos nas áreas mal drenadas. Latossolos estão relacionados à bacia sedimentar Volta Redonda e aos diques básicos (morros em basanita) juntamente com Nitossolos. Para fins práticos, as unidades de solos foram identificadas a partir de um mapa de solos de escala 1:10.000 que contempla toda área IFRJ (Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Estado do Rio de Janeiro, campus Nilo Peçanha - Pinheiral) (desenvolvido durante o Curso de Levantamento detalhado dos solos em 2012, oferecido pelo CPGA-CS, UFRRJ - dados não publicados) (Figura 4 e Tabela 1).

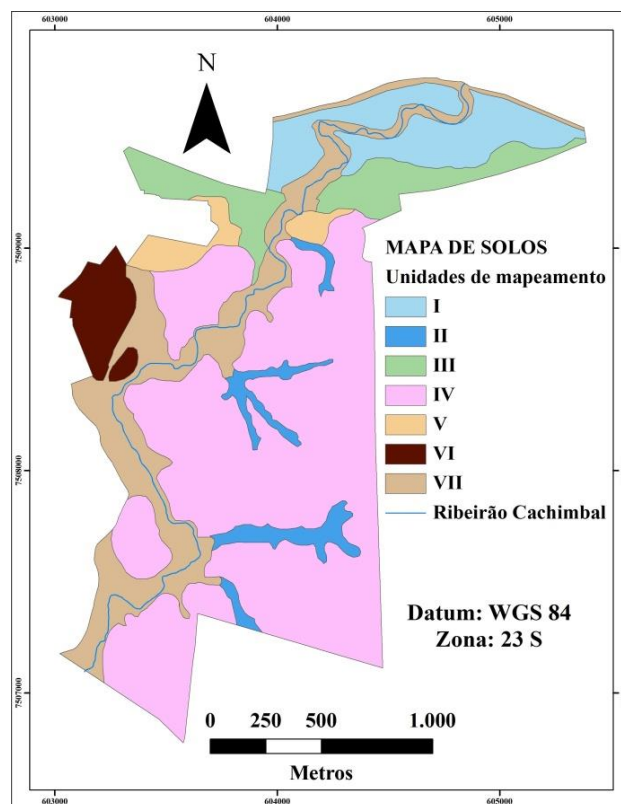


Figura 4. Mapa de solos do IFRJ campus Nilo Peçanha.

Tabela 1. Relações entre unidades de mapeamento, unidades geomorfológicas e classes de solos no interior do da IFRJ - Campus Nilo Peçanha

| Unidade de Mapeamento | Unidade Geomorfológica | Classes de Solos Predominantes (SiBCS) |
|-----------------------|-------------------------------------|---|
| I | Várzeas do Paraíba | Gleissolos Háplicos |
| II | Vales encaixados | Gleissolos Háplicos |
| III | Cones de dejeção | Planossolos Háplicos e Gleissolos Háplicos |
| IV | Morros em gnaíse | Argissolos Vermelho Amarelos e Cambissolos Háplicos |
| V | Morros em basanita | Latossolos Vermelho Amarelos e Nitossolos Háplicos |
| VI | Morros em bacia. Sed. Volta Redonda | Latossolos Vermelho Amarelos e Argissolos Vermelho Amarelos |
| VII | Diques marginais | Cambissolos Flúvicos, Neossolos Flúvicos e Gleissolos. |

OBS: SiBCS- Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos (2013).

3.2 Locais de Realização dos Testes com Simulador de Chuva

A bacia do ribeirão Cachimbal possui aproximadamente 100 km², tornando inviável o trabalho em toda a sua área. Sendo assim, foi escolhida uma subárea da bacia hidrográfica, localizada no interior do Campus do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Estado do Rio de Janeiro, campus Nilo Peçanha - Pinheiral, (IFRJ- PINHEIRAL), que coincide com a bacia hidrográfica do ribeirão Cachimbal e os itens da base de dados que se

apresentam mais restritos, como o mapa de geologia que compreende apenas o município de Pinheiral e o mapa de solos que compreende a área do IFRJ - PINHEIRAL (Figura 5).

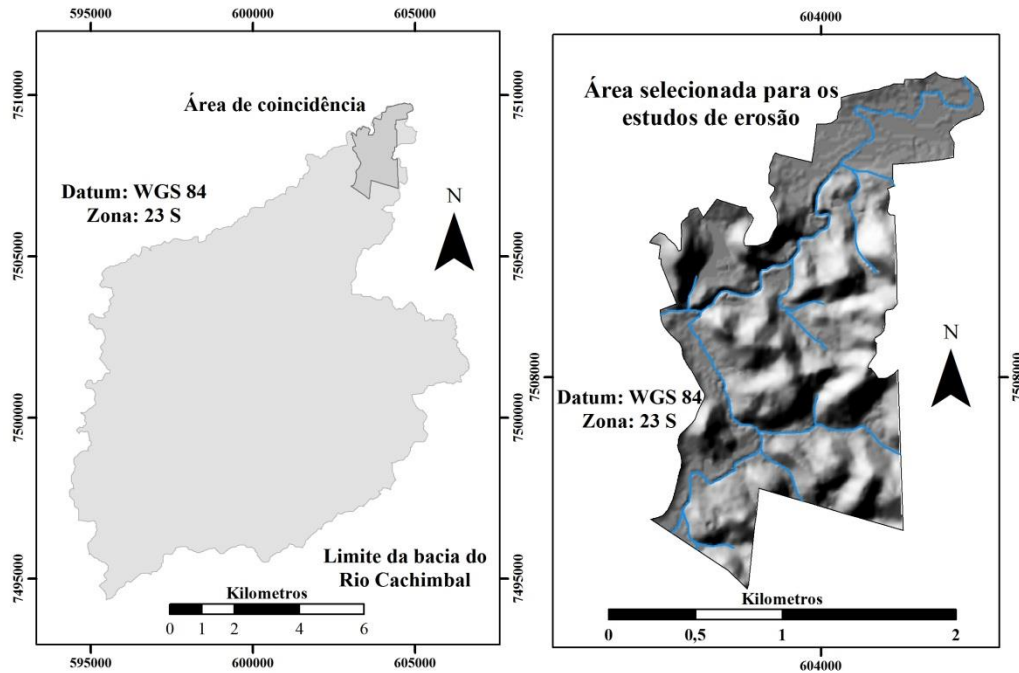


Figura 5. Localização da área selecionada para os estudos de erosão.

Os pontos de amostragem foram definidos usando a função ACDC (Association/Correlation measures and the marginal distribution of covariates) do pacote SPASSAN (SAMUEL ROSA, 2016) no software R, adotando como covariáveis: NDVI de uma imagem RapidEye de 06/06/2014, declividade derivada de um modelo digital de elevação (MDE) de resolução espacial de 5 metros (mais detalhes serão apresentados no item 3.10.1) e um mapa de solos de escala 1:10.000. A escolha dos pontos foi realizada com o intuito de buscar distribuição espacial e representar a variabilidade de atributos (covariáveis) que possuem influência sobre o processo erosivo como a vegetação (NDVI), relevo (declividade) e classes de solo (mapa de solo). No entanto, por motivos logísticos, não foi possível acessar todos os 75 pontos inicialmente escolhidos pelo ACDC. Desta maneira foram feitos testes em 41 pontos delineados pelo ACDC e outros 30 foram definidos a partir da *expertise* dos pesquisadores envolvidos na fase de campo, totalizando 71 pontos (Figura 6).

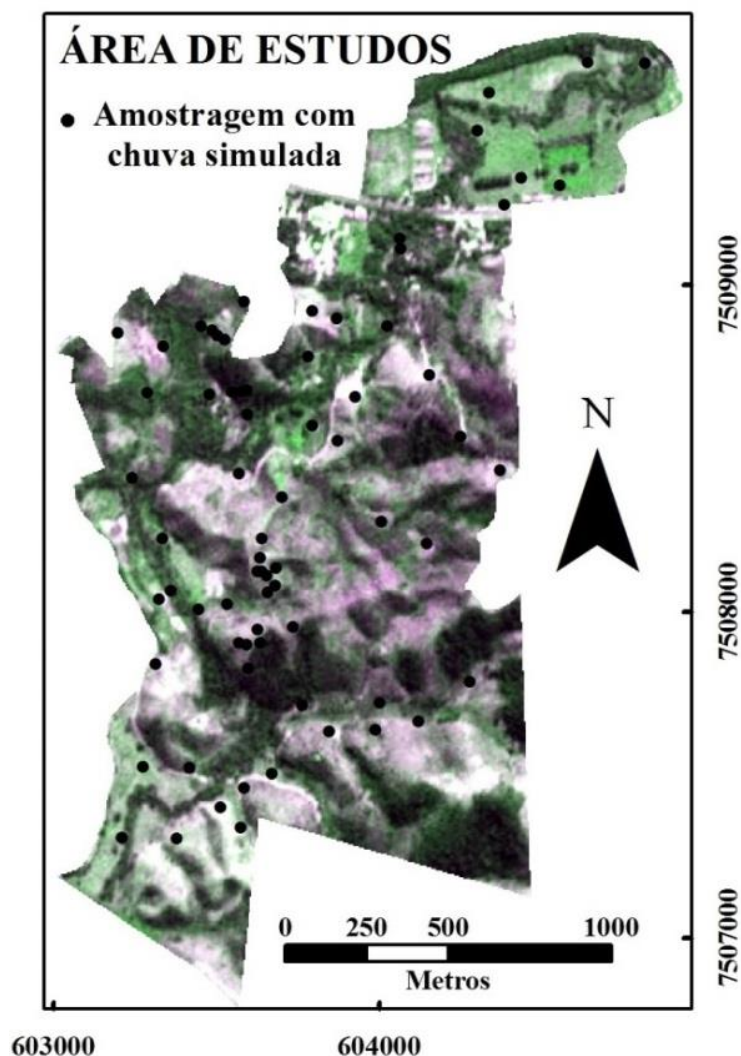


Figura 6. Pontos de amostragem com chuva simulada.

3.3 Testes com Chuva Simulada

A quantificação da perda de solo (PS) e da taxa de infiltração estável (TIE) em diferentes cenários foi realizada a partir do simulador de chuvas (Figura 7a), desenvolvido por ALVES SOBRINHO et al. (2002, 2008). O equipamento apresenta uniformidade média de distribuição de água entre 82 a 87% e uma relação entre a energia cinética da chuva produzida e a energia cinética da chuva natural acima de 90%, para intensidades de precipitações inferiores a 100 mm h^{-1} . O equipamento opera com bicos Veejet 80.150, com pressão de serviço de 35,6 kPa.

A área útil experimental corresponde à parcela de $0,70 \text{ m}^2$, delimitada por uma calha de formato retangular (Figura 7b), construída em chapas de aço galvanizado de forma a permitir a coleta do volume de água escoado superficialmente. As parcelas receberam pré-molhamento, com o objetivo de oferecer condições uniformes de umidade, constituindo-se um pré-requisito da aplicação da chuva simulada (COGO et al., 1984). Assim, as parcelas apresentam condições mais favoráveis à ocorrência do escoamento superficial. O pré-molhamento foi feito com aplicação de água por um regador de forma homogênea na parcela até que houvesse início de escoamento superficial.

Os testes tiveram duração de 60 minutos contados a partir da verificação do início do escoamento superficial, sendo o mesmo contabilizado em intervalos de um minuto, totalizando 60 medidas por teste. A lâmina de escoamento superficial foi obtida pela relação

entre o volume de água escoado e a área da parcela experimental. Foi utilizada a intensidade precipitação (I_p) de, aproximadamente, 60 mm h^{-1} , conforme CARVALHO et al. (2002), MELLO et al. (2003), LEITE et al. (2004), GILLES et al. (2009), LUCIANO et al. (2009), possibilitando a comparação de resultados.



Figura 7. Vista do simulador de chuva usado no projeto (a) e parcela de coleta de erosão (b).

Em média, a cada 7 testes foi realizado a calibração do simulador utilizando uma bandeja do mesmo tamanho da parcela experimental ($0,70 \text{ m}^2$), instalada dentro da área de ação do equipamento, para verificar se a intensidade de chuva era a mais próxima possível da desejada. Antes de cada teste, o simulador foi nivelado utilizando prumos e nível. Além disso, foi conferida a altura dos bicos do simulador para que os mesmos ficassem sempre a $2,30 \text{ m}$ acima da superfície do terreno.

Para a determinação da PS, foi coletado o volume escoado em um minuto a cada 5 minutos de teste e a determinação da massa de solo erodido, presente na suspensão, foi realizada em laboratório. O material foi agitado e vertido em provetas, adicionando-se cerca de 10 mL de uma solução de sulfato de alumínio na concentração de $0,018 \text{ mol L}^{-1}$, para proporcionar a floculação do material em suspensão, e assim, promover a separação dos sedimentos. Após essa etapa, parte da água foi retirada por meio de sifonagem para facilitar a secagem das alíquotas, utilizando estufa a 105°C , durante 24 horas. Após a secagem completa do material, foi realizada a determinação da massa de solo nas amostras em suspensão e, em seguida, a massa total proporcional ao volume de enxurrada coletado do evento correspondente.

3.4 Coleta de Amostras de Solo

Nos mesmos locais de realização dos testes com chuva simulada foram coletadas amostras deformadas e indeformadas de solo para realização de análises químicas e físicas nas camadas de 0-5, 5-10 e 10-20 cm.

3.5 Análises de Solo

As análises foram realizadas no Laboratório de Gênese e Classificação dos Solos, no Departamento de Solos do Instituto de Agronomia da UFRRJ, Seropédica – RJ, definidas como:

3.5.1 Análises físicas

a) Composição granulométrica da fração terra fina

As amostras foram dispersas com NaOH 1 mol.L⁻¹ e agitadas, em baixa rotação, por 16 horas. A argila total foi determinada na suspensão, pelo método da pipeta. As frações de areia grossa e areia fina foram separadas por tamisação, em peneiras de malha 0,2 e 0,053 mm, respectivamente. O silte foi obtido por diferença. Método descrito em EMBRAPA (1997).

b) Densidade do solo

A densidade do solo foi determinada pelo método do anel volumétrico, conforme Embrapa (1997).

c) Terra fina

Proporção das amostras de terra composta por partículas menores que 2 mm, determinada por tamisação em peneira de 2 mm.

3.5.2 Análises químicas

Foram feitas análises de pH em água, cálcio, magnésio e alumínio trocáveis, acidez extraível, hidrogênio extraível, potássio e sódio trocáveis e Fósforo extraível segundo EMBRAPA (1997).

O COT Foi quantificado segundo YEOMANS e BREMEMER (1988), onde foram pesadas 0,5 g das amostras de TFSA, macerada e passada pela peneira de 60 mesh. Foi adicionado 5 ml de dicromato de potássio (K₂Cr₂O₇) e 7,5 ml de ácido sulfúrico (H₂SO₄), aquecido em chapa digestora à 170°C por 30 min. Foi utilizado 0,3 ml da solução indicadora (fenantrolina) e titulado com solução de Sulfato Ferroso amoniacal 0,2 mol.L⁻¹.

A partir dos resultados das análises químicas, foram calculados a soma de bases trocáveis (S), capacidade de troca catiônica (T) e porcentagem de saturação por bases (V%).

3.6 Seleção e Tratamento das Imagens de Satélite Testadas

Os atributos de sensoriamento remoto foram derivados de imagens RapidEye, Sentinel 2A e Landsat 8 OLI, com datas aproximadas ao período de execução dos testes de campo (Tabela 2).

Tabela 2. Características das imagens de satélites testadas

| Imagens | Data | Nº de bandas | Resolução espacial ⁽¹⁾ (m) | Licença |
|---------------|------------|--------------|--|---------------------|
| RapidEye | 12/07/2015 | 5 | 6,5 reamostradas para 5 | Paga ⁽²⁾ |
| Sentinel 2A | 01/08/2015 | 13 | 10 | Livre |
| Landsat 8 OLI | 14/07/2015 | 13 | 30 | Livre |

Obs: ⁽¹⁾ Resolução espacial das bandas de interesse, utilizadas no monitoramento da vegetação; ⁽²⁾ imagens RapidEye de até o ano de 2014 podem ser adquiridas gratuitamente para pesquisas por meio do Ministério do Meio Ambiente (MMA).

As imagens passaram por correção atmosférica e foram transformadas para refletância da superfície utilizando o modelo de transferência radioativa 6S (Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum), para imagens RapidEye (ANTUNES et al., 2014) e Landsat 8 OLI (ANTUNES e DEBIASE, 2015), e o software sen2cor, implementado no Sentinel Application Platform (SNAP) (ESA, 2016), para a imagem Sentinel 2A.

De cada imagem foram derivados os índices de vegetação denominados: NDVI (ROUSE, 1974) (Eq. 1), índice de vegetação ajustada ao solo (SAVI) (HUETE, 1998) (Eq. 2) e índice de vegetação melhorado (EVI) (HUETE et al., 1997) (Eq. 3) e EVI 2 (Eq. 4) (JIANG et al., 2008):

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VERM}}{\rho_{IVP} + \rho_{VERM}} \quad (1)$$

$$SAVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VERM}}{(1+L)(\rho_{IVP} + \rho_{VERM})} \quad (2)$$

$$EVI = 2,5 \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VERM}}{\rho_{IVP} + \rho_{VERM} + L} \quad (3)$$

$$EVI2 = 2,5 \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VERM}}{\rho_{IVP} - C_1 \rho_{VERM} + C_2 \rho_{AZUL} + L} \quad (4)$$

em que ρ_{IVP} = Reflectância no Infravermelho próximo; ρ_{VERM} = Reflectância no Vermelho; ρ_{AZUL} = Reflectância no Azul; L = Fator de ajuste para solos, 0,5 para SAVI e 7,5 Para EVI, $C_1= 1,0$, $C_2 = 6,0$.

Também foram criadas frações de componentes puros (FCP) utilizando modelos lineares de mistura espectral (MLME). A análise através de MLME é uma alternativa para determinar as frações dos componentes dentro de um pixel impuro (misto). Uma suposição importante dos MLME é que a assinatura espectral de um determinado pixel é a combinação linear proporcional ponderada dos espectros do “membro puro” (SHIMABUKURO & SMITH, 1991). Matematicamente, o modelo MLME é expresso como:

$$R_i = \sum_{j=1}^N f_j r_{ij} + \varepsilon_i \quad \text{e} \quad \sum_{j=1}^N f_j = 1 ; ; 0 \leq f_j \leq 1 \quad (5)$$

em que i é o número de bandas espectrais utilizadas; $j=1, \dots, N$ é o número de membros puros; r_i é a reflectância espectral do pixel misto na banda i ; f_j é a fração da área de pixel coberta pelo membro puro j ; r_{ij} denota a reflectância do membro puro j na banda i ; ε_i é o erro residual na banda i . Além disso, são mantidas duas restrições na solução de valores f_j : as frações em todos os membros puros somam a um; e cada fração de membro puro deve estar entre de 0 a 1.

A entrada para o modelo são a reflectância espectral (R_i) e os espectros dos componentes puros no pixel (r_{ij}). Uma solução única é possível desde que o número de membros puros seja igual ao número de bandas espectrais mais um. O erro residual (ε) é a diferença entre o espectro medido e modelado em cada banda. Os resíduos em todas as faixas para cada pixel na imagem podem ser calculados a raiz quadrada do erro médio (RMSE), que é útil na avaliação da validade de membros puros selecionados. A fase mais complexa deste procedimento é a escolha de membros puros (VERGAZONE & GRANA, 2008). Neste estudo, todas as imagens passaram pelo mesmo processo de seleção de membros puros, feito por meio das transformações de Minimum Noise Fraction (MNF) e posteriormente Pixel Purity Index (PPI). A transformação MNF é usada para determinar a dimensionalidade dos dados de imagem, para segregar o ruído nos dados e para reduzir os requisitos computacionais para processamento subsequente (BOARDMAN e KRUSE, 1994). O PPI localiza os pixels

mais espectralmente puros em imagens multiespectrais e hiperespectrais, indicando os pixels onde os membros puros podem ser encontrados (BOARDMAN et al., 1995).

Foram utilizados membros puros de vegetação abundante, solo exposto e sombra, sendo os dois primeiros selecionados por representarem fatores que interferem no processo erosivo (ASSIS & OMASSA, 2007) e o terceiro, por representar uma feição comum na área de estudos. Esse procedimento resultou na definição das frações de componentes puros, referentes à vegetação (FCP_{veg}), solo exposto (FCP_{se}) e sombra (FCP_{sombra}). A resposta espectral de cada membro puro e as bandas utilizadas podem ser observadas na Figura 8.

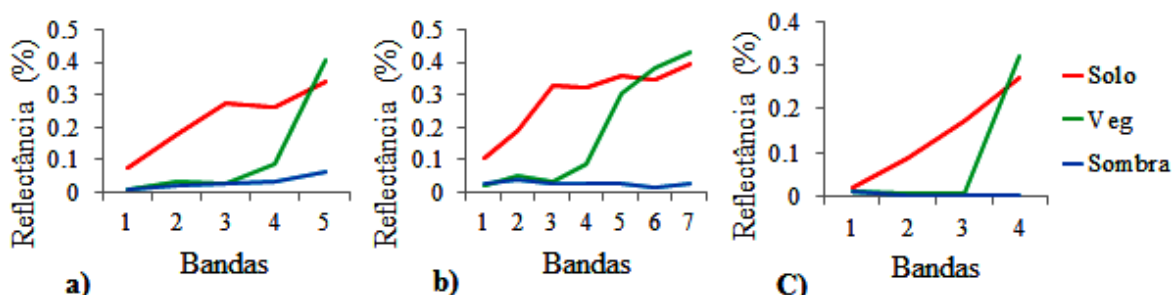


Figura 8. Resposta espectral dos diferentes membros puros para as diferentes imagens. OBS: para todas as imagens, Bandas: 1 = azul, 2 = verde, 3 = vermelho; a) imagem RapidEye, banda 4 = borda do vermelho, 5 = infravermelho próximo; b) imagem Sentinel 2A, bandas 4, 5 e 6 = limite do vermelho, 7 = infravermelho próximo; c) imagem Landsat 8 OLI, banda 4 = infravermelho próximo.

3.7 Construção de um Novo Fator Cobertura do Solo para ser Utilizado em Modelos de Predição da Erosão

Entre os 71 pontos amostrados na fase de campo de 2015, em Pinheiral, apenas um era localizado em uma área gradeada, sendo necessário, portanto, buscar mais dados com este tipo de uso/cobertura. Foram selecionados dados de perda solo de 5 testes realizados em Argissolos (classe de solo mais representativa da área de estudo em Pinheiral) localizados no município de Seropédica. Nesta área foram realizadas uma aração e duas gradagens de forma a representar fator C da USLE igual a 1,0 (CARVALHO et al., 2015). Estes dados de perda de solo foram obtidos com chuva simulada com as mesmas características dos testes em Pinheiral, ou seja, foi utilizado o mesmo simulador de chuva (ALVES SOBRINHO, 2008) com mesma intensidade de precipitação (60 mm h^{-1}) e tempo de simulação de chuva (uma hora contada a partir do início do escoamento) (CARVALHO et al., 2015).

Os dados de sensoriamento remoto foram obtidos de imagem RapidEye de 12/07/2015 do município de Pinheiral. Foram selecionados 5 pixels que representassem áreas de solo exposto (cobertura característica de áreas aradas e gradeadas). Destes pixels foram calculados os índices de vegetação e seus resultados foram combinados aleatoriamente com a perda de solo de cada um dos 5 testes realizados em Seropédica.

O passo seguinte foi ajustar um modelo de predição com os 76 pontos no CurveExpert 1.4 (HYAMS, 2010). O valor de PS apresentado na estabilização dos modelos foram utilizados para normalizar a PS e desta forma representam valores de fator C = 1 (Figuras 9 e 10). Após a normalização foi ajustado um outro modelo que descreve o fator C em função de NDVI (C_{NDVI}) e EVI2 (C_{EVI2}) baseado em PS, medida em campo, normalizados.

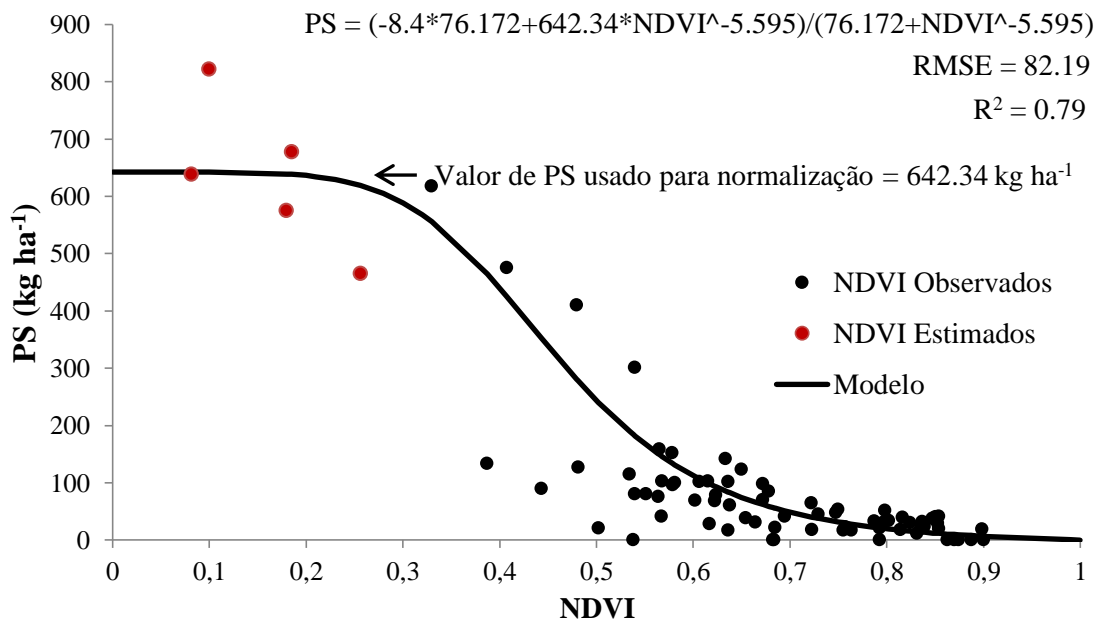


Figura 9. Perda de solo em função de NDVI.

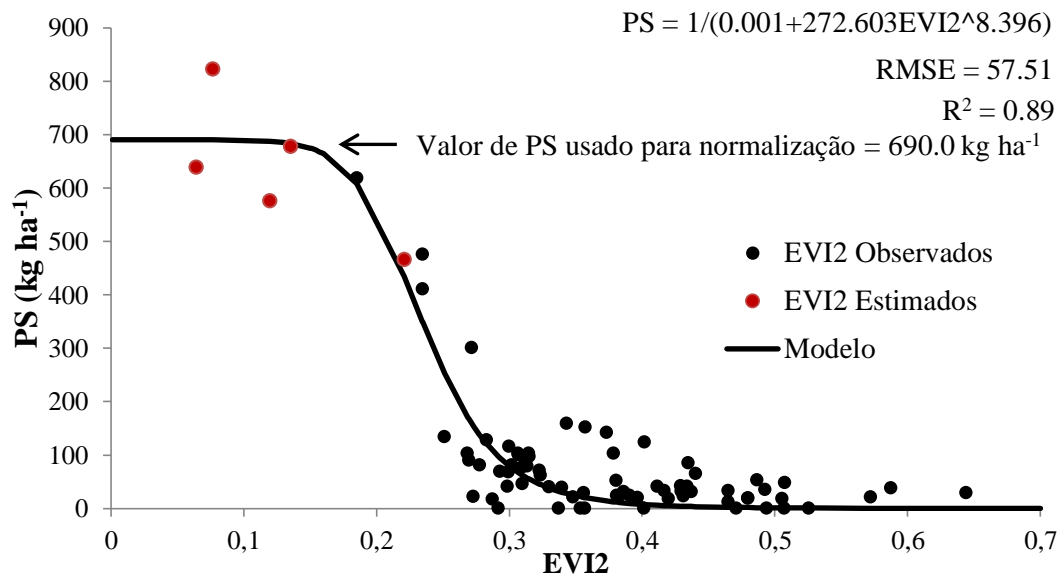


Figura 10. Perda de solo em função de EVI2.

3.8 Covariáveis Ambientais de Terreno

3.8.1 Modelo digital de elevação (MDE)

Foi utilizado um MDE de resolução espacial de 20 m, denominado projeto RJ 25, disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (disponível em ftp://geoftp.ibge.gov.br/modelo_digital_de_elevacao/projeto_rj_escalas_25mil/). Este foi importado em formato ASCII (pontos) no software ArcGis 10.0 e reamostrado pela ferramenta *Topo To Raster* gerando um MDE hidrológicamente consistente, com resolução espacial final de 5 m. Após a confecção do MDE foi utilizada a ferramenta *Fill* com o intuito de corrigir depressões espúrias.

3.8.2 Atributos de terreno (derivados do MDE)

Os mapas de atributos de terreno foram gerados no software Saga Gis 2.0.8, sendo divididos em primários (calculados diretamente do MDE) e secundários (calculados a partir da combinação de dois ou mais atributos primários do terreno), compondo:

- Primários:

- Declividade (DECLIV): descreve o gradiente de elevação, expresso em porcentagem.
- Curvatura horizontal (CH): descreve a transversal ao sentido do declive, mede a convergência ou divergência bem como a concentração de água na paisagem (MOORE et al., 1991).
- Curvatura vertical (CV): descreve direção do máximo declive e é, portanto, importante para fluxos de água e transporte de sedimentos (MOORE et al., 1991).
- Curvatura (CURV): descreve a combinação entre CV e CH.
- Índice de posicionamento topográfico em um raio de 50 m (IPT50): é a diferença de altitude entre a célula e a média da altitude das células em um raio pré-determinado (neste caso 50 m) (WEISS et al 2000). Este foi proposto por GUISSAN (1999), e é literalmente o mesmo que a diferença para o cálculo da média proposto por WILSON & GALLANT (2000).
- Índice de posicionamento topográfico em um raio de 100 m (IPT100): mesmo índice que o anterior, porém com raio pré-definido para 100 m.

- Secundários:

- Área de concentração (AC): descreve a acumulação de fluxo e parâmetros relacionados. Esses algoritmos rastreiam o fluxo de cada célula do MDE separadamente até que finalmente deixa o MDE ou termina em uma área de acumulação de água (COSTA-CABRAL et al., 1994).
 - Área de concentração modificada (ACM): é similar ao AC porem descreve o fluxo como um canal não tão fino (geralmente do tamanho da célula), tornando-o mais realístico (BOEHNER et al., 2002).
 - Índice de umidade topográfica (IUT): caracteriza zonas de saturação de água superficial e o conteúdo de água nos solos, através da combinação entre a declividade e a área de captação. (BEVEN et al., 1979; MOORE et al., 1991)
 - Índice de umidade topográfica do SAGA (IUT_SAGA):é semelhante ao IUT, porém é baseado na ACM. Como resultado, ele descreve para as células situadas em vales e baixadas, um maior potencial de umidade do solo, sendo mais realista em relação ao IUT padrão (BOEHNER et al., 2002).
 - Índice de potência de canal (IPC): descreve a potência dos canais de drenagem através da declividade (DECLIV) e a área de concentração (AC).
- As Figuras de 11 a 16 apresentam os atributos de terreno (MDE e seu derivados) utilizados como covariáveis (dados de entrada) nos modelos de predição da erosão hídrica.

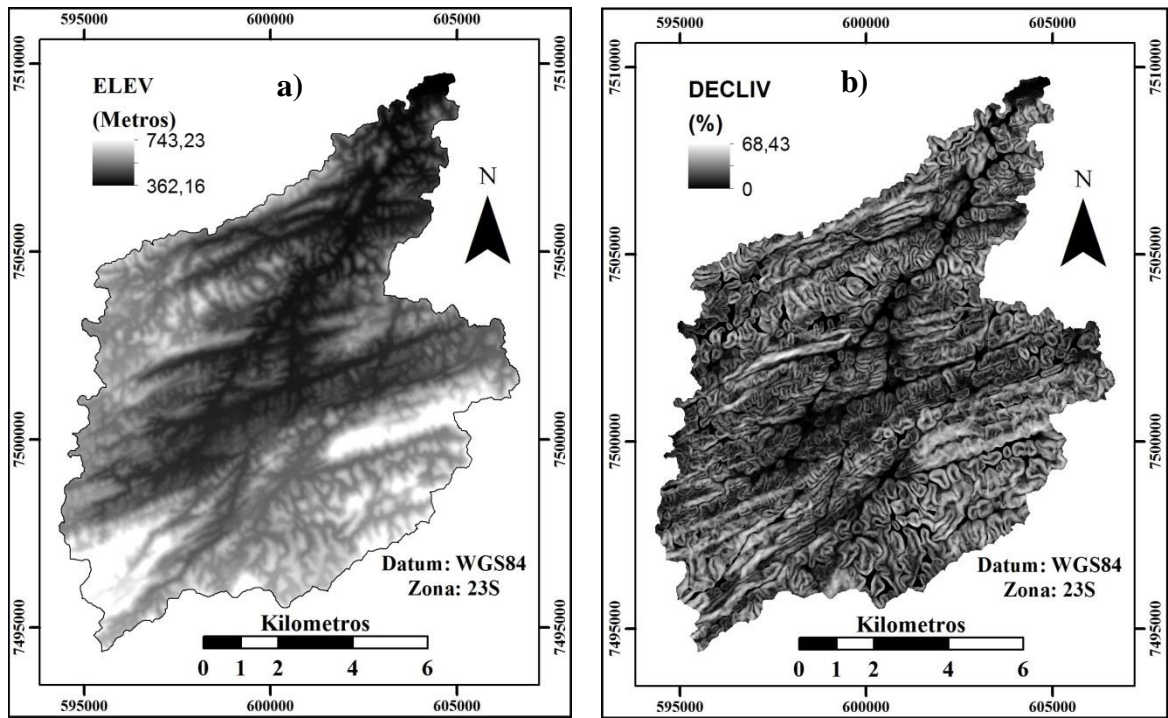


Figura 11. Mapas de elevação (ELEV) (a) e declividade (DECLIV) (b) da bacia do ribeirão Cachimbal.

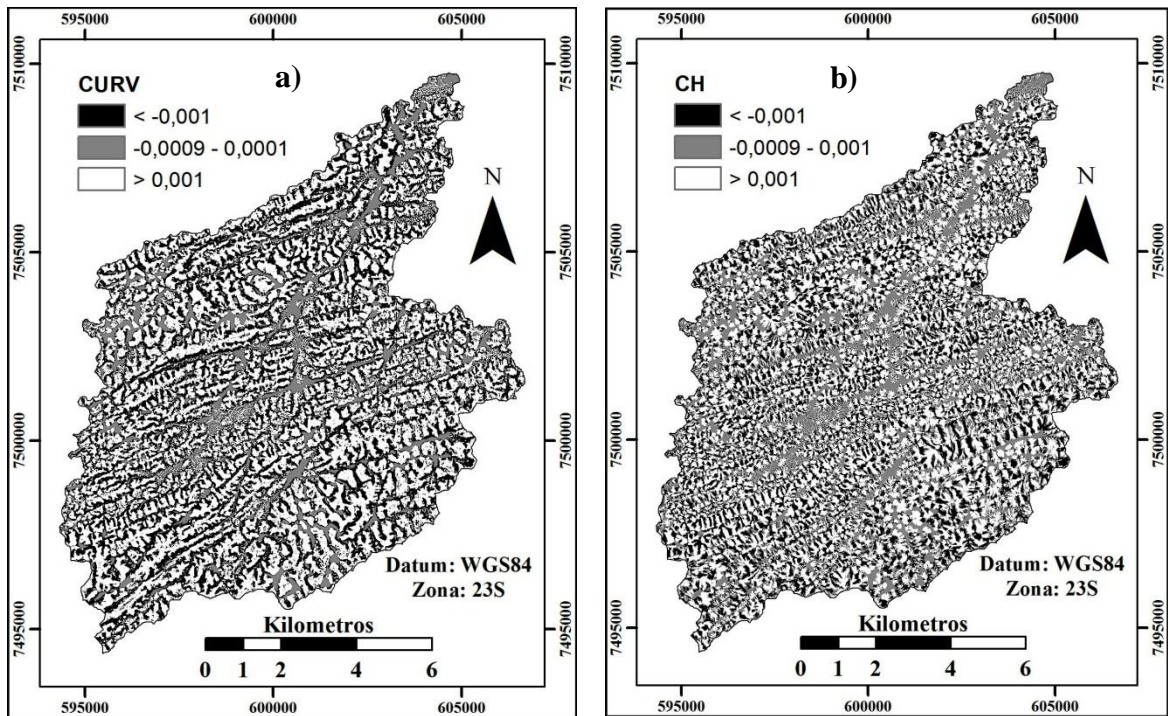


Figura 12. Mapas de curvatura (a) e curvatura horizontal (b) da bacia do ribeirão Cachimbal.

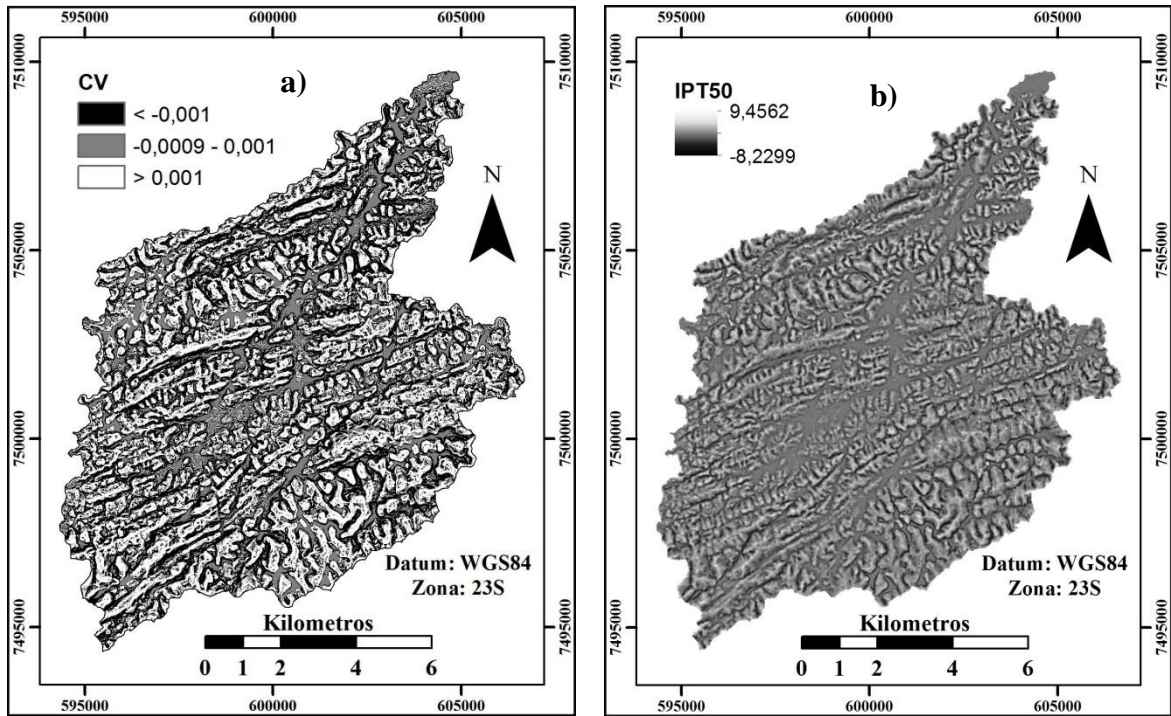


Figura 13. Mapas de curvatura vertical (a) e índice de posicionamento topográfico com raio de 50m (b) da bacia do ribeirão Cachimbal.

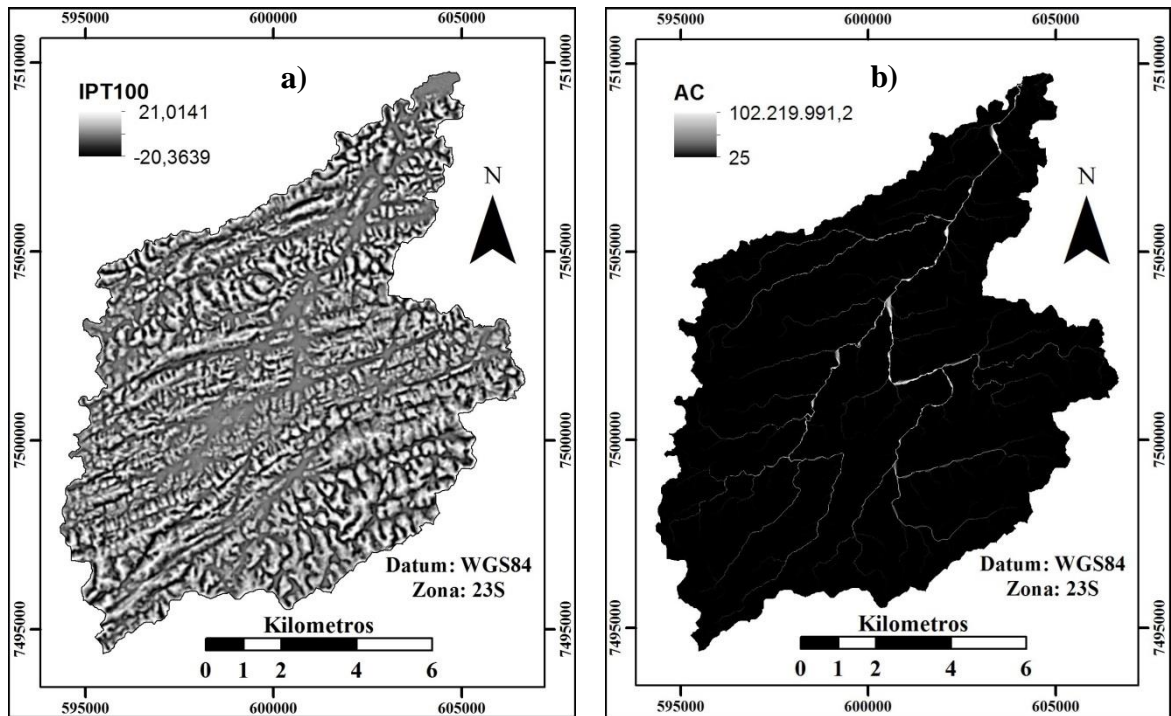


Figura 14. Mapas de índice de posicionamento topográfico com raio de 100 m (IPT100) (a) e área de concentração (AC) (b) da bacia do ribeirão Cachimbal.

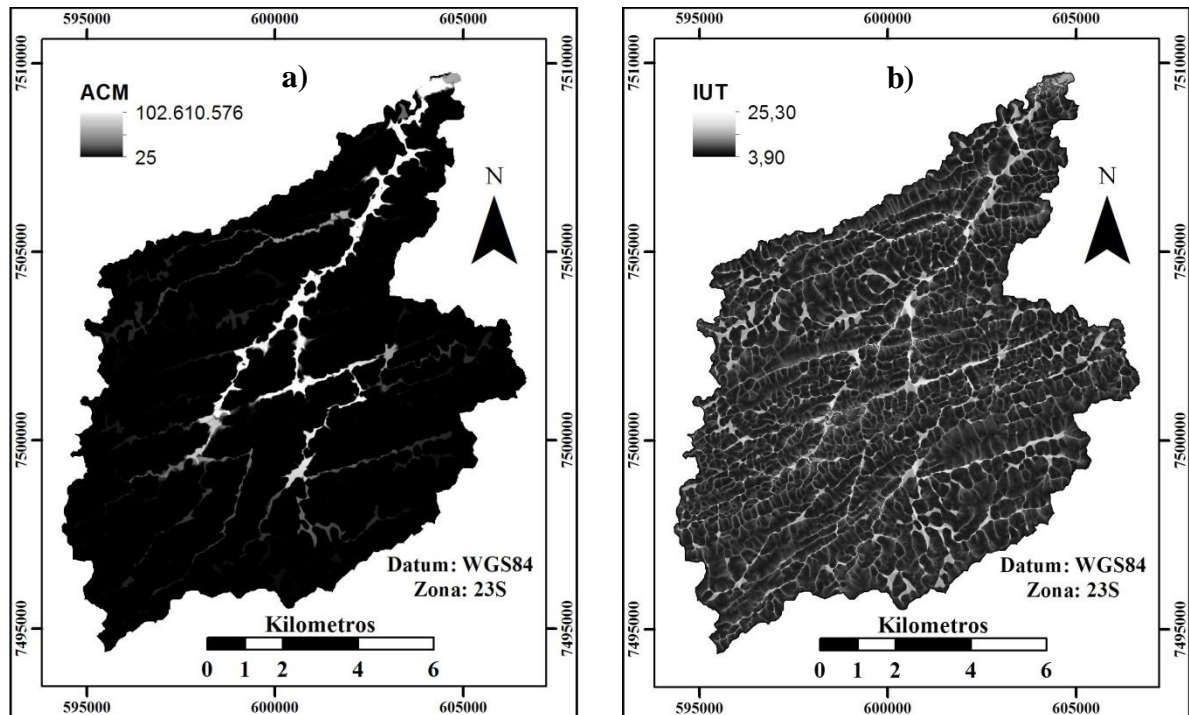


Figura 15. Mapas de área de concentração modificada (ACM) (a) e índice de umidade topográfica (IUT) (b) da bacia do ribeirão Cachimbal.

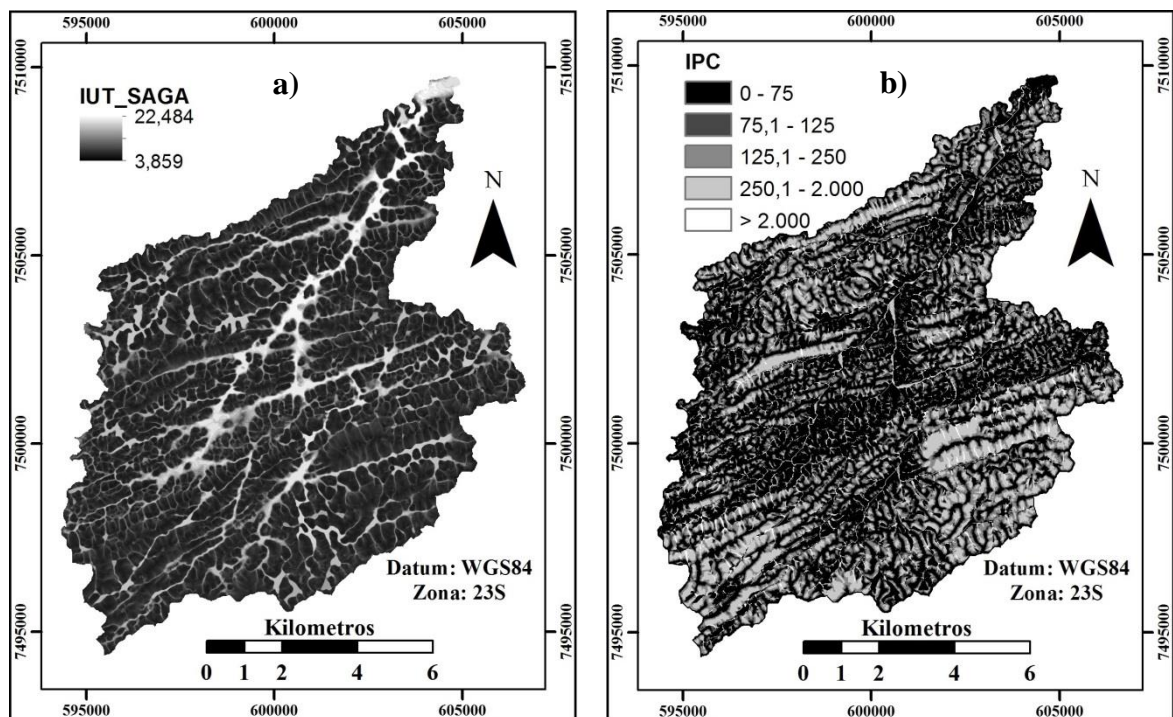


Figura 16. Mapas de índice de umidade topográfica do SAGA (IUT-SAGA)(a) e índice de potência de canal (IPC) (b) da bacia ribeirão do Cachimbal.

3.9 Mapas de Atributos Físicos e Químicos do Solo

Os atributos químicos e físicos do solo que se mostraram úteis nos modelos foram espacializados por Krigagem Ordinária (KO) (ISSAK e SIRIVASTAVA, 1989), usando o pacote Gstat no software R. Para tanto foram utilizadas análises dos solos amostradas nos 71 pontos de realização dos testes com chuva simulada. Na predição da PS, foram utilizados os

mapas de terra fina e carbono orgânico do solo na profundidade de 0-5 cm (Figura 17), equanto que para prederzir TIE foram selecionados areia total e densidade do solo na profundidade de 0-5 cm (Figura 18).

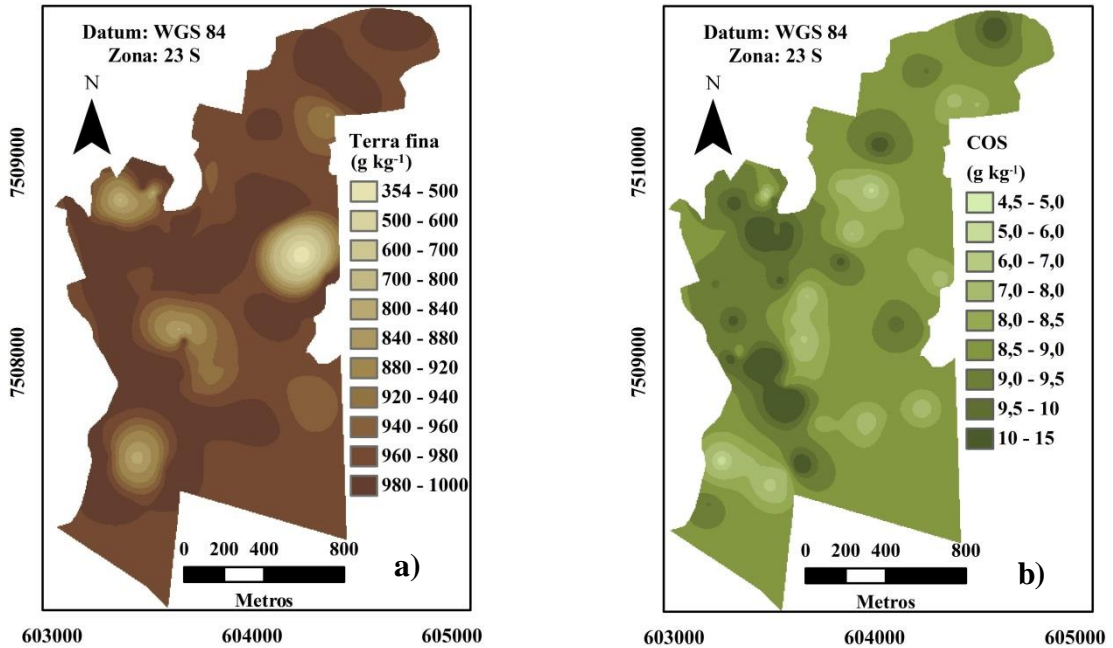


Figura 17. Mapas de terra fina (a) e carbono orgânico do solo (COS) (b) na profundidade de 0 - 5 cm.

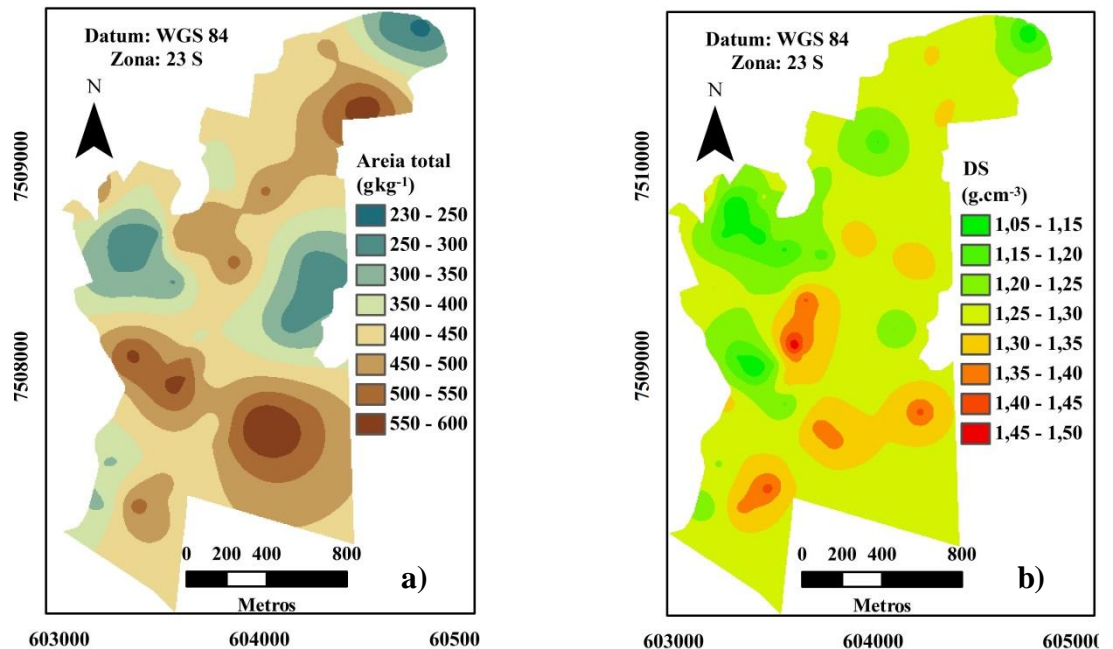


Figura 18. Mapas de areia total (a) e Densidade do solo (DS) (b) na profundidade de 0 - 5 cm.

3.10 Criação de Modelos Preditivos

Modelos de regressão linear simples foram criados em uma versão gratuita do software CurveExpert 1.4 (HYAMS, 2010). Os modelos de regressões lineares múltiplas foram criados a partir da função *stepwise* bidirecional implementada no pacote MASS usando os Critérios de Informação Akaike (AIC). Este procedimento permite a seleção de covariáveis com maior contribuição para o modelo de regressão gerado (VENABLES e RIPLEY, 2002).

Para evitar o efeito negativo de multicolinearidade, foi adotada a seguinte estratégia (MORAES, 2013): foi criada uma matriz de correlação das covariáveis e, a partir desta, foi feita uma tabela guia (Tabela 3) que indica as covariáveis com forte correlação de Pearson ($R \geq 0,5$). Depois da seleção dos modelos por stepwise regression, a tabela guia foi consultada para que as covariáveis redundantes não fossem usadas no mesmo modelo. Quando isso acontecia, as covariáveis redundantes com maior significância foram mantidas, enquanto as com menor significância foram descartadas do modelo.

Tabela 3. Tabela guia para evitar multicolinearidade (correlação de Pearson maior que 0,5).

| Covariável | Covariáveis correlatas | Covariável | Covariáveis correlatas |
|-------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| DS | C, | DECLIV | ELEV, SAGA_IUT |
| AT | AF, AG,SILTE | CURV | CH,CV, IPT50, IPT100 |
| AF | AT | CH | CURV, IPT50, IPT100 |
| AG | AT | CV | CURV, IPT50, IPT100 |
| SILTE | AT, AG | AC | ACM,IPC |
| pH | Al, H+Al | ACM | AC |
| Mg | CTC | IPT50 | ELEV, CURV, CH, CV |
| H+Al | SB, pH | IPT100 | ELEV, CURV, CH, CV |
| K | CTC | SAGA_IUT | ACM, DECLIV |
| C | DS | Fator C_{EVI2} | NDVI |
| CTC | Mg, K | NDVI | Fator C _{EVI2} |
| SB | Al, H+Al | ELEV | DECLIV, IPT50, IPT100 |

OBS: DS = densidade do solo; AT = areia total; AG = areia grossa, AF = areia fina; C= carbono orgânico; ELEV = elevação; DECLIV = Declividade; CURV= Curvatura; CH = Curvatura horizontal; CV = curvatura vertical; AC = área de concentração; ACM = área de concentração modificada; IPT50 e IPT100 = índice do posicionamento topográfico no raio de 50 e 100 metros, respectivamente; CTC = capacidade de troca catiônica; SB =soma de bases.

Foram escolhidos no máximo seis covariáveis por modelo, pois, a partir de modelos mais simples (com um menor número de covariáveis) é possível identificar como cada uma influencia o processo estudado. Desta forma, as que tiveram a maior significância permaneceram no modelo em detrimento àquelas de menor significância que foram removidas.

3.11 Avaliação e Ajustes dos Modelos

A avaliação da relação entre os diferentes atributos derivados de sensoriamento remoto e também entre diferentes sensores foi realizada pelos coeficientes de determinação R^2 e raiz quadrada do erro médio (RMSE), obtidos entre a PS e TIE observados e preditos. Os modelos de predição de TIE e PS foram comparados utilizando 3 índices estatísticos diferentes como sugerido por MORIASI et al. (2007): a Nash-Sutcliffe eficiência (NSE) (NASH e SUTCLIFFE, 1970), o Percent Bias (PBIAS) (GUPTA et al., 1999) e a razão de desvio padrão das observações (RSR) (SINGH et al., 2004).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Perda de Solo em Diferentes Unidades de Mapeamento e Tipos de Cobertura do Solo

Após a aplicação de chuvas simuladas com 60 min de duração, a perda de solo média encontrada na área de estudo foi de 74,4 kg ha⁻¹ com mínima de 0,0 kg ha⁻¹ e máxima de 618 kg ha⁻¹. Assim como para TIE, a perda de solo (PS) quantificada durante os testes com chuva simulada também foi confrontada com a cobertura do solo e respectivas unidades de mapeamento de solo.

As maiores médias de PS foram encontradas nas unidades I e II (84,3 e 82,1 kg ha⁻¹, respectivamente) (Tabela 4), que apresentaram as menores TIE e desta maneira, maior escoamento superficial e, conseqüentemente, maior perda de solo. A unidade IV apresentou a terceira maior perda de solo, onde predominam classes de solos de alta erodibilidade como Argissolos e Cambissolos (SALOMÃO, 1992; CALDERANO FILHO, 2014). A unidade III apresentou a quarta maior média de PS (66,7 kg ha⁻¹) e também apresentou baixa TIE. As unidades de mapeamento V, VI e VII apresentaram as menores PS (21,8; 0,0 e 33,7 kg ha⁻¹, respectivamente) e estão associadas a solos de bem drenados a fortemente drenados, apresentando alta TIE, baixo escoamento superficial e, conseqüentemente, baixa PS. Estas classes de solos também são classificadas como de baixa erodibilidade, de acordo com SALOMÃO et al. (1992) e CALDERANO FILHO et al. (2014). No entanto, não se observa grande variação nas médias de perda de solo entre as unidades de mapeamento.

Tabela 4. Perda de solo média em função das unidades de mapeamento

| Unidades de mapeamento | PS Média (kg ha ⁻¹) |
|--|---------------------------------|
| I-Várzeas do Paraíba | 84,3 |
| II-Vales encaixados | 82,1 |
| III-Cones de dejeção | 66,7 |
| IV-Morros em gnaisse | 81,0 |
| V- Morros em bacia sed. Volta Redonda | 0,0 |
| VI- Morros em basanita | 21,8 |
| VII-Diques marginais | 78,2 |

Obs: PS = Perda de solo; classes de solos dominantes em cada classe de solo: **I** - GX; **II** - GX; **III** - SX, GX; **IV** - PVA, CX; **V** - LVA, PVA; **VI** - LVA, NX; **VII** - CY, RY.

As unidades I, II, III, IV e VII apresentaram valores semelhantes de PS, variando de 66,7 kg ha⁻¹ a 84,3 kg ha⁻¹, enquanto as unidades V e VI apresentaram os menores valores (0,0 kg ha⁻¹ e 21,8 kg ha⁻¹, respectivamente). Os baixos valores de perda do solo encontrados nessas unidades de mapeamento são devidos ao tipo de cobertura presente nestes testes. Na unidade V foram feitos testes apenas em áreas de mata enquanto que na unidade VI foram feitos testes em áreas de mata e área abandonada, que tiveram grande influência nestes resultados.

Na Figura 19 é possível observar que há grande variação de perda de solo dentro de cada unidade de mapeamento, com destaque para as unidades IV e VII. Esta grande variação pode ser explicada pelos diferentes tipos de cobertura do solo. Na unidade IV foram observados pelo menos três valores discrepantes de PS que são devidos a testes realizados em

pastagens degradadas. Na unidade VII observa-se apenas um valor discrepante que se refere a um teste feito em área gradeada e preparada para plantio de mandioca.

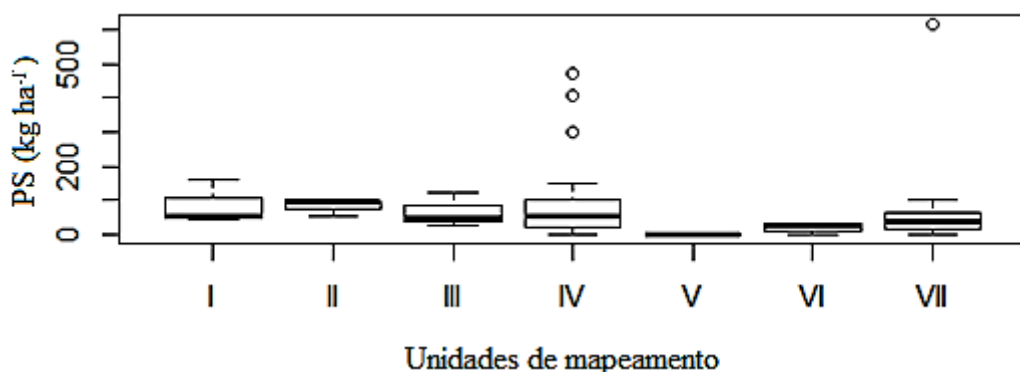


Figura 19. Box plot da perda de solo em função de unidades de mapeamento do solo (usando todos os dados).

O efeito do tipo de cobertura na perda de solo referente à unidade IV é avaliado na Tabela 5 e Figura 20. Nesta unidade de mapeamento as maiores PS foram encontradas nas áreas com pastagens degradadas, seguida pelas pastagens, áreas abandonadas, pastagens sujas e matas. Para as respectivas posições, esta sequência é inversa àquela apresentada para a TIE (exceto para pastagens sujas e área abandonada), indicando a alta correlação negativa entre os dois fenômenos. Estes resultados também indicam que a cobertura do solo é o fator de maior influência sobre a variável estudada (BERTONI & LOMBARDI NETO, 2010). Na unidade de mapeamento IV as áreas com pastagem degradada apresentaram PS médias 324% maior que as pastagens (segunda maior PS) e 1434 % maior que as matas.

Tabela 5. Perda de solo média na Unidade de mapeamento IV em função da cobertura do solo

| Cobertura do solo | PS média da UM IV (kg ha ⁻¹) |
|--------------------|---|
| Mata | 15,6 |
| Área abandonada | 57,6 |
| Pastagem suja | 27,0 |
| Pastagem | 69,2 |
| Pastagem degradada | 223,8 |

Obs: PS = Perda de solo; UM = unidade de mapeamento

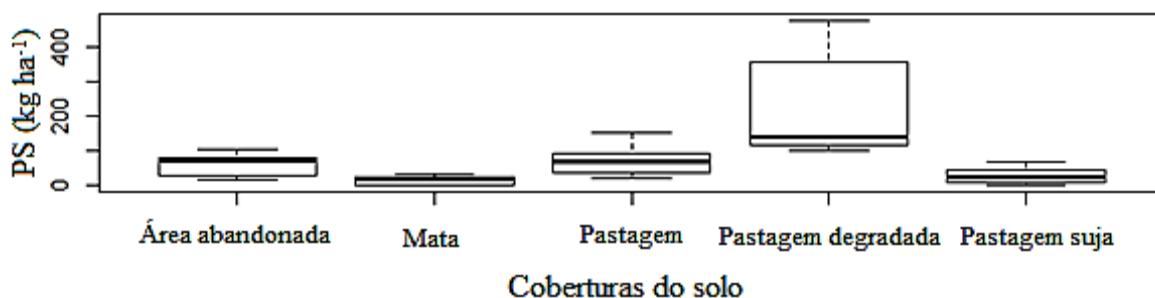


Figura 20. Box plot da perda de solo (PS) em função de coberturas de solo na unidade IV.

A influência da cobertura do solo sobre os valores médios de PS (utilizando todos os dados) pode ser observada na Tabela 6 (direita) e na Figura 21. A PS média em função da cobertura do solo apresentou maiores valores na área gradeada (618,0 kg ha⁻¹) seguida por

pastagens degradadas (223,0 kg ha⁻¹), pastagens (66,7 kg ha⁻¹), área abandonada (47,4 kg ha⁻¹), pastagens sujas (34,8 kg ha⁻¹) e mata (15,2 kg ha⁻¹), mesma sequência observada dentro da unidade de mapeamento de solo IV. Estudos com chuva natural tem proporcionado resultados semelhantes, com maior PS ocorrendo em áreas de solo gradeado e expostos e pastagens degradadas, e valores menores em sistemas naturais (matas nativas) (PIRES et al., 2006; MARTINS et al., 2003). A presença de apenas um teste sobre área gradeada é devida à pouca representatividade deste tipo de manejo na área de estudo.

Tabela 6. Perda de solo média em função da cobertura do solo usando todos os dados

| Cobertura do solo | PS média (kg ha ⁻¹) |
|--------------------|---------------------------------|
| Mata | 15,2 |
| Área abandonada | 47,4 |
| Pastagem suja | 34,8 |
| Pastagem | 66,7 |
| Pastagem degradada | 223,0 |
| Área gradeada | 618,0* |

Obs: PS = Perda de solo; * = único teste.

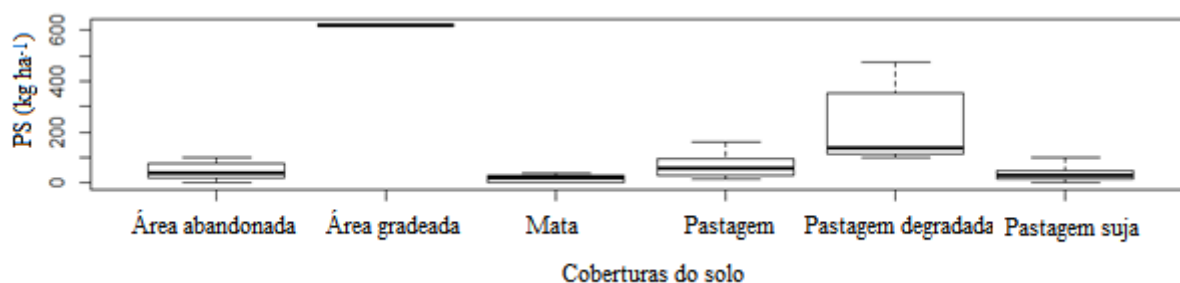


Figura 21. Box plot da perda de solo em função da cobertura do solo.

O teste realizado em área gradeada, preparada para plantio de mandioca, apresentou a maior perda de solo dentre todos os testes (618 kg ha⁻¹). Esta área, além de apresentar solo exposto, também sofreu efeitos mecânicos da gradagem que promove desagregação das partículas do solo, tornando-o mais susceptível ao processo erosivo (Figura 22).



Figura 22. Parcela cravada sobre área gradeada.

As pastagens degradadas apresentaram valores médios de PS (223,0 kg ha⁻¹), e se encontram em estágio avançado de degradação, apresentando, pelo menos, indícios de erosão em sulcos e/ou áreas queimadas (sem cobertura vegetal). Estes solos desprovidos de proteção vegetal e compactados pelo pisoteio do gado são facilmente impactados pelas gotas da chuva, aumentando o desprendimento de partículas e o selamento da superfície do solo, diminuindo a capacidade de infiltração da água, aumentando o escoamento superficial, resultando em maiores PS. As pastagens degradadas apresentaram valores de PS 334% maior que a pastagem e 1467% maior que a mata.

As áreas de pastagens, que apresentaram a segunda maior perda de solo (66,7 kg ha⁻¹), possuem cobertura vegetal relativamente homogênea, porém estão comumente associadas à erosão laminar moderada a forte. Em ambientes agrícolas instáveis, as gramíneas têm papel importante na formação de agregados do solo, devido ao vasto sistema radicular fasciculado e grande capacidade de regeneração, produção de matéria seca e aumento da retenção de água (MORAES et al., 2009; TISDAL e OADES, 1982). No entanto, pastagens sobre solos de baixa fertilidade natural sem manejo adequado (calagem, adubação, controle da taxa de lotação, escolha de gramíneas adaptadas e etc...) associadas a queimadas apresentam maiores perdas de solo quando comparadas com pastagens manejadas (BONO et al., 1996). Ainda, de acordo com Rocha Junior (2017), pastagens com manejo convencional e manejadas com fogo, usualmente encontradas no bioma Mata Atlântica, causam maior perda de solo, matéria orgânica e nutrientes, quando comparadas a pastagens bem manejadas e fertilizadas.

Áreas abandonadas (Figura 23) que apresentaram a terceira maior perda de solo (47,4 kg ha⁻¹) foram isoladas com o intuito de serem reflorestadas, mas sem a implantação de espécies florestais. Estas estão tipicamente cobertas por capim colônio (*Panicum Maximum*) e frequentemente sofrem queimadas durante a época seca do ano, não proporcionando a regeneração natural da floresta, favorecendo, dessa forma, a continuidade do processo erosivo.



Figura 23. Parcela experimental cravada sobre área abandonada.

A pastagem suja (Figura 24) apresentou a segunda menor perda de solo (34,8 kg ha⁻¹). Estas são compostas por espécies vegetais de pouco interesse pelo gado e conseqüentemente recebem menor pisoteio, também apresentam maior variedade de espécies vegetais de diferentes tamanhos e hábitos de crescimento que protegem de melhor forma o solo.



Figura 24. Parcela experimental cravada sobre pastagem suja.

Mesmo com os testes de chuva simulada sendo realizados sob a copa das árvores, as áreas de mata apresentaram a menor PS média ($15,2 \text{ kg ha}^{-1}$). Este efeito causado pela cobertura vegetal e a serrapilheira na redução da erosão hídrica em sistemas naturais (florestas) está relacionado à sua capacidade de amortecer as gotas da chuva e de amenizar o escoamento superficial. Resultados semelhantes foram encontrados por Martins et al., (2003) e Pires et al., (2006).

Para demonstrar o efeito dos tipos de solo na PS, são expostos dados de PS médias das pastagens em função das unidades de mapeamento (Tabela 7). Estes resultados são semelhantes aos apresentados anteriormente, onde a unidade I apresenta o maior valor de PS ($84,2 \text{ kg ha}^{-1}$) seguidas por IV ($69,2 \text{ kg ha}^{-1}$) e III ($66,7 \text{ kg ha}^{-1}$) com valores semelhantes e VII ($53,5 \text{ kg ha}^{-1}$) com o menor valor médio de PS. Assim como observado anteriormente, também não existe grande variação da PS entre unidades de mapeamento. Estes resultados indicam que a cobertura do solo possui maior influência sobre o processo de perda do solo que as próprias unidades de mapeamento (classes de solo). No entanto, ressalta-se que as unidades de mapeamento parecem influenciar de maneira mais marcante as TIE quando comparada com as PS.

Tabela 7. Perda de solo média das pastagens em função das unidades de mapeamento

| Unidades de mapeamento | PS Média das pastagens (kg ha^{-1}) |
|-----------------------------|---|
| I-Várzeas do Paraíba | 84,2 |
| III-Cones de dejeção | 66,7 |
| IV-Morros em gnaisse | 69,2 |
| VII-Diques marginais | 53,5 |

Obs: PS = Perda de solo; classes de solos dominantes em cada classe de solo: **I** - GX; **III** - SX, GX; **IV** - PVA, CX; **VII** - CY, RY.

4.2 Taxa de Infiltração Estável (TIE) de Água em Diferentes Unidades de Mapeamento de Solo e Tipos de Cobertura

A taxa de infiltração média encontrada na área de estudo foi de 30,2 mm h⁻¹, com valor mínimo de 0,5 mm h⁻¹ e máximo de 60 mm h⁻¹. Os testes que não apresentaram escoamento após uma hora de chuva simulada foram definidos como 60 mm h⁻¹ (intensidade de precipitação utilizada).

Na Tabela 8 é possível observar a influência dos diferentes tipos de solo (unidades de mapeamento) sobre a TIE. As unidades I e II apresentaram as menores médias (1,7 e 7,4 mm h⁻¹, respectivamente). Estas duas unidades de mapeamento têm como classe de solo predominante os Gleissolos Háplicos, solos hidromórficos, mal a muito mal drenados que possuem características resultantes da influência do excesso de umidade permanente ou temporário, devido à presença do lençol freático próximo à superfície, durante um determinado período do ano (EMBRAPA, 2013; SANTOS et al., 2013). A diferença entre as unidades I e II, embora apresentem as mesmas classes de solo, é a sua posição na paisagem, uma vez que a unidade I está localizada nas planícies de inundação próximas ao rio Paraíba do Sul, enquanto a unidade II está localizada nos vales encaixados.

Tabela 8. Taxa de infiltração estável média em função das unidades de mapeamento

| Unidades de mapeamento | TIE Média (mm h⁻¹) |
|---|--|
| I-Várzeas do Paraíba | 1,7 |
| II-Vales encaixados | 7,4 |
| III-Cones de dejeção | 19,4 |
| IV-Morros em gnaisse | 29,1 |
| V- Morros em bacia. Sed. Volta Redonda | 60,0 |
| VI- Morros em basanita | 43,0 |
| VII-Diques marginais | 41,6 |

Obs: classes de solos dominantes em cada classe de solo: **I** - GX; **II**- GX; **III** – SX, GX; **IV** – PVA, CX; **V**- LVA, PVA; **VI** – LVA, NX; **VII** – CY, RY.

A unidade III apresentou a terceira menor média de TIE (19,4 mm h⁻¹) e tem como classes de solos predominantes os Planossolos Háplicos e Gleissolos Háplicos, que possuem perfil de drenagem de má a muito má, respectivamente (SANTOS et al., 2013). Planossolos ocorrem tipicamente em áreas de cotas baixas, planas a suave onduladas, sendo geralmente pouco profundos com horizonte superficial de cores claras e textura arenosa ou média, seguido de um horizonte B plânico (horizonte característicos dos Planossolos), de textura média, argilosa ou muito argilosa, adensado, pouco permeável (EMBRAPA (2013).

A unidade IV apresentou valor intermediário de TIE (29,1 mm h⁻¹). As classes de solos predominantes nesta unidade são os Argissolos Vermelhos Amarelos e Cambissolos Háplicos, frequentemente relacionados a perfis de drenagem moderada (SANTOS et al., 2013). Argissolos possuem horizonte de acúmulo de argila que influencia negativamente a infiltração de água, enquanto Cambissolos Háplicos são solos rasos e pouco desenvolvidos (EMBRAPA, 2013). Nesta região, ambos estão associados a relevo fortemente ondulado tornando-os mais susceptíveis à erosão.

Unidades VI e VII apresentaram valores médios de TIE semelhantes (43,0 e 41,6 mm h⁻¹ respectivamente). A unidade VI possui predominância de solos das classes Latossolos Vermelho-Amarelos e Nitossolos Háplicos, classes de solos desenvolvidos bem estruturados, geralmente associados a perfis fortemente drenados (EMBRAPA,2013). A unidade VII apresenta Cambissolos e Neossolos Flúvicos, localizados próximos ao ribeirão Cachimbal e

ao rio Paraíba do Sul e possuem constituição arenosa e também perfis fortemente drenados (SANTOS et al., 2013).

A unidade V apresentou a maior média de TIE deste estudo, esta unidade possui predominâncias das classes de solos Latossolos Vermelhos Amarelo e Argissolos Vermelho Amarelos. Frequentemente relacionados a perfis de drenagem de fortemente a bem drenados, respectivamente (SANTOS et al., 2013). No entanto, todos os testes realizados nesta unidade de mapeamento foram sobre a cobertura de mata que teve grande influência nos resultados.

Observa-se na Figura 25 variação da TIE dentro de cada unidade de mapeamento, principalmente nas unidades III, IV e VII. Esta variação deve-se principalmente à variação da cobertura do solo.

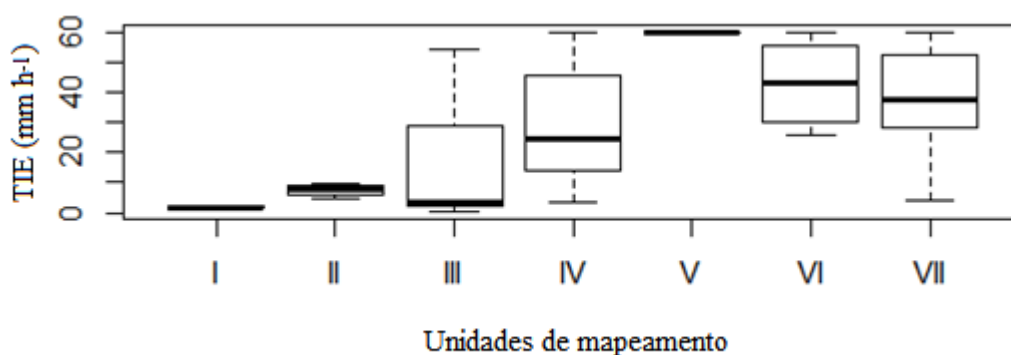


Figura 25. Boxplot da taxa de infiltração estável em diferentes unidades de mapeamento de solos. OBS: TIE = taxa de infiltração estável; I = Várzeas do Paraíba, II = Vales encaixados; III = Cone de dejeção, IV = Morros em gnaíse; V = Morros em basanita, VI = Morros em Bacia sed. Volta Redonda; VII = Diques marginais.

Os resultados apresentados na Tabela 9 e Figura 26 exemplificam este efeito: as TIE médias e Boxplot da TIE em diferentes coberturas do solo em uma única unidade de mapeamento, a unidade IV. As menores médias de TIE encontradas nesta unidade de mapeamento estão associadas às pastagens degradadas, seguidas por pastagens, pastagens sujas, áreas abandonadas e matas. PINHEIRO et al. (2009) encontraram resultados semelhantes, onde os maiores valores de TIE foram obtidos em matas nativas e os menores em pastagens.

Tabela 9. Taxa de infiltração estável (TIE) na Unidade de mapeamento IV em função da cobertura do solo

| Cobertura do solo | TIE média da UM IV (mm h ⁻¹) |
|--------------------|--|
| Mata | 51,5 |
| Área abandonada | 38,0 |
| Pastagem Suja | 34,6 |
| Pastagem | 24,0 |
| Pastagem degradada | 10,7 |

Obs: UM = unidade de mapeamento.

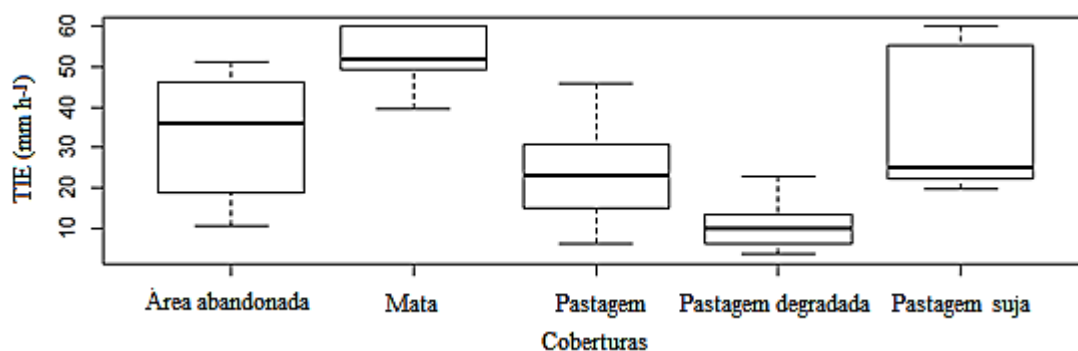


Figura 26. Boxplot da taxa de infiltração estável (TIE) da unidade de mapeamento de solos IV sob diferentes coberturas de solo.

Na unidade de mapeamento IV as pastagens degradadas (Figura 27) apresentam os menores valores médios de TIE ($10,7 \text{ mm h}^{-1}$) (Tabela 9, direita), pois se encontram em estágios avançados de degradação, apresentando, pelo menos, indícios de erosão em sulcos e/ou áreas queimadas (sem cobertura vegetal). Estes solos, desprovidos de proteção vegetal e compactados pelo pisoteio do gado (Tabela 10), são facilmente impactados pelas gotas da chuva, aumentando o desprendimento de partículas e o selamento da superfície do solo, diminuindo sua capacidade de infiltração de água.

Tabela 10. Densidade do solo (g cm^{-3}) por classes de cobertura na profundidade de 0-5 cm

| Atributos | Mata | A. A. | P. S. | Pastagem | P. D. | A. G. |
|----------------------|------|-------|-------|----------|-------|-------|
| Média | 1,14 | 1,25 | 1,30 | 1,31 | 1,42 | 1,20* |
| Desvio Padrão | 0,11 | 0,10 | 0,14 | 0,13 | 0,13 | - |
| Mínimo | 0,93 | 1,10 | 0,96 | 0,97 | 1,29 | - |
| Máximo | 1,28 | 1,39 | 1,51 | 1,53 | 1,68 | - |

Obs: A. A. = Área abandonada; P. S. = Pastagem suja; P. D. = Pastagem degradada; A. G. = Área gradeada * = único teste.



Figura 27. Parcela experimental instalada em área de pastagem degradada.

As áreas de pastagem (Figura 28) apresentam a segunda menor TIE média (24 mm h^{-1}), devido ao pisoteio pelo gado e consequente alteração de atributos físicos do solo como a densidade (Tabela 10), que influencia na infiltração de água no solo.

As áreas de pastagem sujas são compostas por espécies vegetais de baixo interesse para o gado, promovendo o menor pisoteio, além do desenvolvimento de espécies vegetais variadas. Neste tipo de cobertura, a TIE média ($34,6 \text{ mm h}^{-1}$) ficou entre as pastagens e as áreas abandonadas ($24,0$ e $38,0 \text{ mm h}^{-1}$, respectivamente), que são áreas isoladas visando reflorestamento, porém sem a implantação de espécies florestais. Estas se apresentam tipicamente cobertas por capim colônia. A ausência de uso agropecuário parece proporcionar maior cobertura do solo e recuperação dos atributos físicos do solo, fazendo com que apresente alta TIE.



Figura 28. Parcela experimental cravada sobre pastagem.

As áreas de mata (Figura 29) apresentaram a maior TIE média ($51,5 \text{ mm h}^{-1}$), em função da proteção do solo pela vegetação e serrapilheira, que influenciam no aporte de matéria orgânica (Tabela 11) e na atividade da biota do solo, resultando em solos de baixa densidade (Tabela 10) e bem estruturados.

Tabela 11. Carbono orgânico (g kg^{-1}) por classes de uso na profundidade de 0-5 cm

| | Mata | A.A | P.S. | Past. | P.D. | A. G. |
|---------------|------|------|------|-------|------|-------|
| Média | 11,1 | 8,5 | 7,2 | 8,9 | 7,3 | 8,2* |
| D.P. | 3,2 | 2,1 | 1,8 | 2,6 | 1,1 | - |
| Mínimo | 7,2 | 4,2 | 3,7 | 2,9 | 5,7 | - |
| Máximo | 19,3 | 11,7 | 10,6 | 13,6 | 9,0 | - |

Obs: A. A. = Área abandonada; P. S. = Pastagem suja; P. D. = Pastagem degradada; AG = área gradeada. * = único teste.



Figura 29. Parcela experimental cravada sob a mata.

Observa-se a influência da cobertura do solo sobre na TIE na Tabela 12 e na Figura 30, que apresentam os valores médios de TIE referente a todos os pontos amostrados em relação à cobertura do solo. Assim como observado anteriormente, a menor taxa de infiltração média foi encontrada na pastagem degradada ($10,7 \text{ mm h}^{-1}$) seguida pela pastagem ($20,7 \text{ mm h}^{-1}$), área gradeada ($21,3 \text{ mm h}^{-1}$), pastagem suja ($31,6 \text{ mm h}^{-1}$), área abandonada ($37,7 \text{ mm h}^{-1}$) e mata ($52,7 \text{ mm h}^{-1}$). Resultados semelhantes foram encontrados por Pires (2006), que verificou perda de água em mata nativa 13% menor que em pastagem plantada, 71% menor que o solo exposto, e por Martins (2003), nos quais a TIE médias das matas nativas foi de $34,7 \text{ mm h}^{-1}$, $10,1 \text{ mm.h}^{-1}$ nos plantios de eucalipto e $10,7 \text{ mm h}^{-1}$ sob solo descoberto. O valor relativamente alto de TIE encontrado na área gradeada é devido, apesar da falta de cobertura vegetal, ao efeito mecânico da grade que, ao desagregar o solo, aumenta a aeração e diminui a densidade do solo, consequentemente, aumentando a TIE no curto prazo (PINHEIRO et al., 2009).

Tabela 12. Taxa de infiltração estável (TIE) média em função da cobertura do solo

| Cobertura do solo | TIE média (mm h^{-1}) |
|--------------------|----------------------------------|
| Mata | 52,7 |
| Área abandonada | 37,7 |
| Pastagem Suja | 31,6 |
| Pastagem | 20,7 |
| Pastagem degradada | 10,7 |
| Área gradeada | 21,3* |

* único teste.

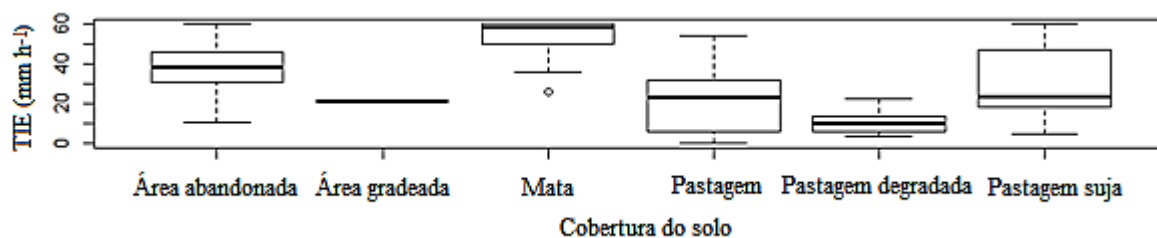


Figura 30. Boxplot da taxa de infiltração estável sob diferentes coberturas de solo usando todos os dados.

Ao se confrontar dados das diferentes unidades de mapeamento de solo para a cobertura com pastagem, observa-se a menor taxa de infiltração média na unidade de mapeamento I (composta principalmente por Gleissolos), seguida pelas unidades III (composta por Planossolos e Gleissolos), unidade IV (composta por Argissolos e Cambissolo Háplicos) e unidade VII (composta por Cambissolos e Neossolos Flúvicos) (Figura 31 e Tabela 13).

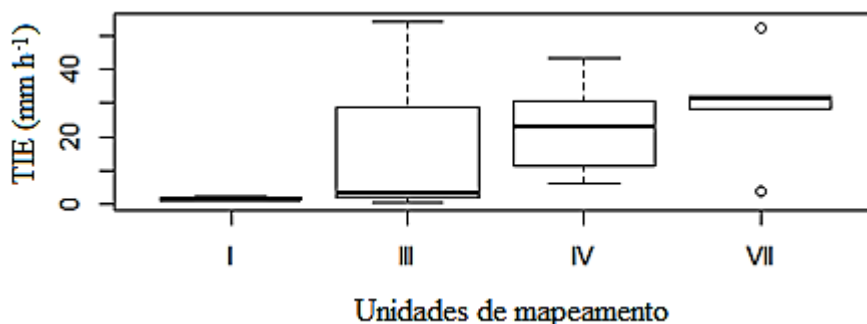


Figura 31. Boxplot da taxa de infiltração estável das pastagens em diferentes unidades de mapeamento de solo. Obs: TIE = Taxa de infiltração estável; classes de solos dominantes em cada classe de solo: I - GX; III – SX, GX; IV – PVA, CX; VII – CY, RY.

Tabela 13. Taxa de infiltração estável média das pastagens em função das unidades de mapeamento

| Unidades de mapeamento | TIE Média (mm h ⁻¹) |
|-------------------------------|---------------------------------|
| I - Várzeas do Paraíba | 1.6 |
| III - Cones de dejeção | 19.4 |
| IV - Morros em gnaisse | 22.2 |
| VII - Diques marginais | 29.6 |

Obs: TIE = Taxa de infiltração estável; classes de solos dominantes em cada classe de solo: I - GX; II- GX; III – SX, GX; IV – PVA, CX; V-LVA, NX; VI – LVA, PVA; VII – CY, RY. *único teste.

4.3 Atributos de Sensoriamento Remoto e a Cobertura do Solo

Os valores médios mínimos e máximos dos índices de vegetação e frações de componente puro (FCP) para as diferentes coberturas avaliadas para a imagem RapidEye são apresentadas na Tabela 14. De maneira geral, os maiores valores de NDVI, SAVI, EVI, EVI2 e FCP_{veg} são encontrados na mata e os menores nas pastagens degradadas e área gradeada e o inverso pra FCP_{se}. Estes resultados são consistentes, pois maiores valores dos índices de vegetação e FCP_{veg} estão relacionados a coberturas mais densas da vegetação (ROUSE et al.; 1974; HUET, 1998; HUET et al., 1997 e JIANG et al., 2008) enquanto altos valores de FCP_{se} estão relacionados a solos expostos (ASSIS & OMASSA, 2007).

Tabela 14. Valores médios mínimos e máximos dos atributos derivados de sensoriamento remoto dos principais tipos de cobertura do solo da área de estudo (imagem RapidEye)

| Dados de sensoriamento remoto | | Classes de cobertura do solo | | | | | |
|-------------------------------|------|------------------------------|------|------|----------|------|------|
| | | Mata | PSU | AA | Pastagem | PD | AG* |
| NDVI | Med. | 0,84 | 0,75 | 0,69 | 0,69 | 0,52 | 0,33 |
| | Max. | 0,90 | 0,85 | 0,84 | 0,85 | 0,63 | |
| | Min | 0,80 | 0,62 | 0,61 | 0,44 | 0,39 | |
| SAVI | Med. | 0,43 | 0,39 | 0,39 | 0,38 | 0,30 | 0,20 |
| | Max. | 0,52 | 0,47 | 0,56 | 0,61 | 0,38 | |
| | Min | 0,35 | 0,31 | 0,30 | 0,29 | 0,25 | |
| EVI | Med. | 0,41 | 0,36 | 0,36 | 0,35 | 0,26 | 0,17 |
| | Max. | 0,52 | 0,45 | 0,57 | 0,55 | 0,35 | |
| | Min | 0,32 | 0,28 | 0,28 | 0,24 | 0,21 | |
| EVI 2 | Med. | 0,42 | 0,38 | 0,38 | 0,37 | 0,28 | 0,19 |
| | Max. | 0,51 | 0,48 | 0,59 | 0,51 | 0,37 | |
| | Min | 0,35 | 0,30 | 0,29 | 0,27 | 0,23 | |
| FCP _{sombra} | Med. | 0,47 | 0,47 | 0,33 | 0,43 | 0,32 | 0,16 |
| | Max. | 0,65 | 0,65 | 0,60 | 0,58 | 0,56 | |
| | Min | 0,29 | 0,17 | 0,10 | 0,06 | 0,24 | |
| FCP _{veg} | Med. | 0,52 | 0,46 | 0,49 | 0,45 | 0,44 | 0,44 |
| | Max. | 0,71 | 0,60 | 0,87 | 0,85 | 0,47 | |
| | Min | 0,38 | 0,32 | 0,31 | 0,27 | 0,26 | |
| FCP _{se} | Med. | 0,02 | 0,07 | 0,16 | 0,17 | 0,24 | 0,39 |
| | Max. | 0,06 | 0,19 | 0,26 | 0,32 | 0,44 | |
| | Min | 0,00 | 0,02 | 0,01 | 0,07 | 0,18 | |

Obs: PSU = Pasto sujo; AA = Área abandonada; PD = Pastagem degradada, AG = Área gradeada; *único teste.

Os resultados evidenciam a diferença entre os valores dos atributos para mata e pastagens degradadas, mas apresentam valores semelhantes para pastagem suja, área abandonada e pastagem. A variação entre os valores mínimos e máximos observados dentro de cada cobertura do solo pode ser explicada pela heterogeneidade da cobertura dentro de cada classe.

4.4 Relação Entre Dados de Sensoriamento Remoto e a Erosão em Entressulcos Medidos em Campo

4.4.1 Comparação entre os diferentes dados de sensoriamento testados

Os modelos gerados a partir dos índices derivados da imagem RapidEye apresentaram o melhor ajuste com a PS, sendo o EVI2 o que apresentou maior R^2 (0,74) e menor RMSE (54,15 kg ha⁻¹), seguido pelo EVI (0,72 e 56,37 kg ha⁻¹), SAVI (0,70 e 57,63 kg ha⁻¹) e NDVI (0,66 e 62,41 kg ha⁻¹) (Tabela 15 e Figura 32). SAVI, EVI e EVI2 são modificações do NDVI. O SAVI possui fator de correção ao solo e o EVI possui o fator de correção ao solo e adota a banda azul para a correção da banda do vermelho quanto ao espalhamento atmosférico por aerossóis, enquanto o EVI2 é uma modificação do EVI, que não utiliza a banda do azul.

Os índices de vegetação melhorados (EVI e EVI2) apresentam melhores respostas à vegetação (HUETE et al., 1997 e JIANG et al., 2008) e, portanto, maior potencial de correlação com a perda de solo.

Dentre as FCP derivadas a partir MLME, a fração vegetação (FCP_{veg}) apresentou melhor ajuste com a PS, com R² de 0,64 e RMSE de 62,72 kg ha⁻¹, seguida pela fração solo exposto (FCP_{se}). Ao testar MLME e NDVI para predição do fator C da RUSLE, ASSIS & OMASSA (2007) encontraram melhores ajustes para as FCP_{veg} e FCP_{se} quando comparadas ao NDVI. No entanto, o trabalho buscava correlacionar os atributos de sensoriamento ao fator C e não à PS, diretamente. Como de certa forma esperado, a fração sombra (FCP_{sombra}) apresentou a menor correlação com a PS (R² = 0,01) pelo fato da variável sombra não apresentar interferência no processo erosivo.

Tabela 15. Modelos, coeficientes de determinação (R²) e raiz quadrada do erro médio (RMSE, em kg ha⁻¹) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros (FCPs) nas imagens RapidEye, Sentinel 2A e Landsat 8 OLI

| Atributos | Modelo | R ² | RMSE |
|-----------------------|---|----------------|--------|
| RapidEye | | | |
| NDVI | PS = 14,473NDVI ^{-3,335} | 0,66 | 62,41 |
| SAVI | PS = 0,762SAVI ^{-4,201} | 0,70 | 57,63 |
| EVI | PS = 0,869EVI ^{-3,739} | 0,72 | 56,37 |
| EVI 2 | PS = 0,590EVI2 ^{-4,229} | 0,74 | 54,15 |
| FCP _{sombra} | PS = 99,675FCP _{sombra} ^{0,309} | 0,01 | 105,16 |
| FCP _{veg} | PS = 6,527FCP _{veg} ^{-2,503} | 0,64 | 62,72 |
| FCP _{se} | PS = 1192,513FCP _{se} ^{1,468} | 0,41 | 82,16 |
| Sentinel 2A | | | |
| NDVI | PS = 177,473 - 182,573NDVI | 0,07 | 102,17 |
| SAVI | PS = -8,280 - 69,708lnSAVI | 0,03 | 104,07 |
| EVI | PS = 7,580 - 55,441lnEVI | 0,03 | 104,41 |
| EVI2 | PS = -65,944 - 6,595lnEVI2 | 0,03 | 103,94 |
| FCP _{sombra} | PS = 93,185 - 45,270FCP _{sombra} | 0,00 | 105,58 |
| FCP _{veg} | PS = 28,262 - 48,419FCP _{veg} | 0,03 | 104,31 |
| FCP _{se} | PS = 37,251 - 209,527FCP _{se} | 0,05 | 102,87 |
| Landsat8 OLI | | | |
| NDVI | PS = 211,447 - 163,303NDVI | 0,03 | 103,94 |
| SAVI | PS = 67,597 + 17,897SAVI | 0,00 | 105,75 |
| EVI | PS = 73,110 + 3,510EVI | 0,00 | 105,76 |
| EVI2 | PS = 72,1771 + 6,115EVI2 | 0,00 | 105,76 |
| FCP _{sombra} | PS = 98,271 - 68,557FCP _{sombra} | 0,01 | 105,19 |
| FCP _{veg} | PS = 75,959 - 2,687FCP _{veg} | 0,00 | 105,76 |
| FCP _{se} | PS = 133,355FCP _{se} ^{-19,711} | 0,04 | 103,72 |

O baixo rendimento dos modelos de mistura espectral pode ser atribuído ao relevo movimentado da região, que gera muitas áreas sombreadas, as quais mascaram os alvos de maior interesse, como solo exposto e vegetação abundante. Apesar disso, foram realizadas tentativas utilizando outras combinações de membros puros, não proporcionando resultado satisfatório, pois os RMSE eram muito altos, assim como a quantidade pixels com valores menores que 0,0 e maiores que 1,0 nas FCPs.

A média dos RMSE do MLME apresentado foi de 0,009 (Figura 34) e a quantidade de pixels com valores menores que 0,0 e maiores que 1,0 nas FCP foram 0,1%, indicando que a

escolha dos membros puros foi correta (SHIMABUKURO & SMITH, 1991). É esperado que este método apresente melhores resultados para predição de erosão em áreas de relevo menos acidentado, onde o efeito da sombra gerado pelo relevo é menor.

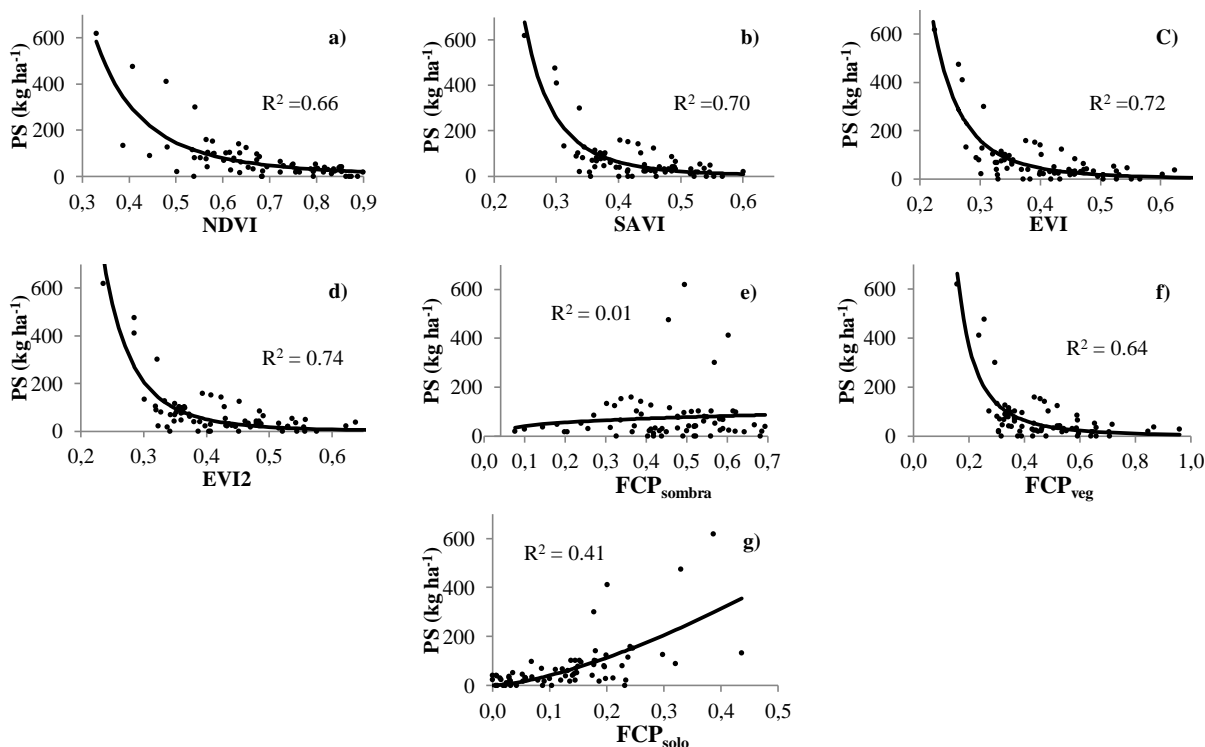


Figura 32. Relação entre perda do solo (PS) e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP_{se} , FCP_{veg} e FCP_{sombra} derivados de imagem RapidEye.

Os modelos exponenciais foram ajustados para todas as variáveis derivadas da imagem RapiEye (Tabela 15 e Figura 32) e representam de maneira mais adequada a relação entre os dados de sensoriamento testados e a PS medida em campo. VAN DER KNIJFF (1999) propôs que modelos exponenciais seriam mais adequados que modelos lineares para estimar o Fator C da RUSLE a partir de NDVI. Porém, naquele momento ainda não havia dados de campo que dessem suporte a sua proposta. Os resultados deste trabalho corroboram a proposta de VAN DER KNIJFF (1999) e se opõe a DURIGON et al. (2014), ASHIAGBOR et al. (2013) e DE JOING et al. (1999) que usaram modelos lineares para representar a relação entre índices de vegetação e PS.

A interação entre o NDVI derivado da imagem RapidEye e a PS para as diferentes classes de cobertura do solo é apresentada na Figura 33. A baixa perda de solo medida na área de mata está associada a altos valores de NDVI, enquanto o oposto é observado em pastagens degradadas e na área gradeada. É possível observar uma mudança gradual da PS da mata até pastagem e uma mudança abrupta de pastagem para pastagem degradada e área gradeada, caracterizando a forma exponencial da relação entre NDVI e PS.

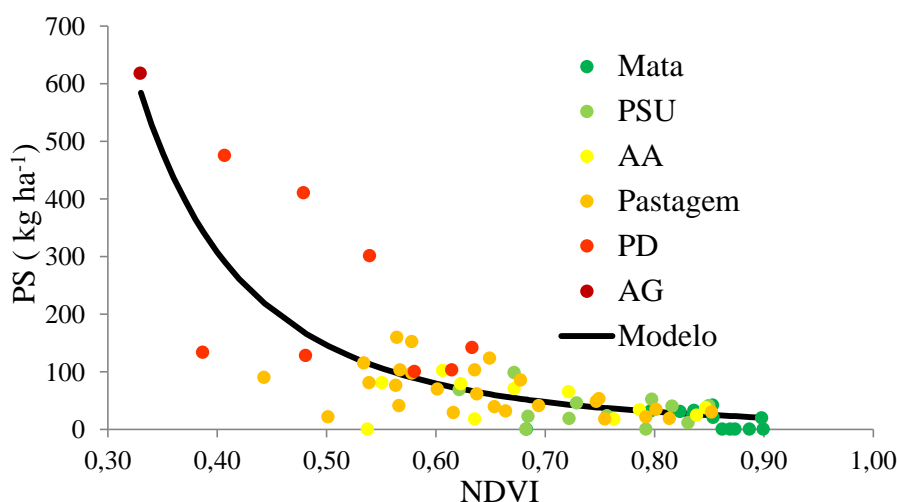


Figura 33. Relação entre NDVI e PS para as diferentes classes de cobertura do solo. OBS: PSU = Pasto sujo; AA = Área abandonada; PD = Pastagem degradada; AG = Área gradada.

4.4.2 Comparação entre imagens

De maneira geral, os melhores resultados foram obtidos a partir da imagem RapidEye, enquanto que os ajustes obtidos entre as covariáveis derivadas do satélite Sentinel 2A foram muito baixos e praticamente nulos para as covariáveis derivadas do Landsat 8 OLI (Tabela 15). Com a diminuição da resolução espacial, os ajustes de todos os atributos testados tornam-se piores, devido à heterogeneidade da cobertura do solo da região, influenciada pelos fragmentos dos diferentes tipos de cobertura do solo de tamanhos relativamente pequenos. Em imagens de resolução de 30 m (Landsat 8 OLI) e 10 m (Sentinel 2A), vários fragmentos de coberturas do solo podem estar presentes em um mesmo pixel, resultando em uma mistura nos valores de reflectância. Assim, a utilização de imagens de resolução espacial de 10 (Sentinel 2A) e 30 m (Landsat 8 OLI) se mostraram inadequadas para este estudo, onde a parcela experimental dos testes com chuva simulada era de apenas 0,70 m². A diferença entre um mesmo atributo derivado para as diferentes imagens pode ser observada nas Figuras 34, 35 e 36, demonstrando o maior (RapidEye) e menor (Landsat 8 OLI) nível de detalhamento oferecido por cada imagem.

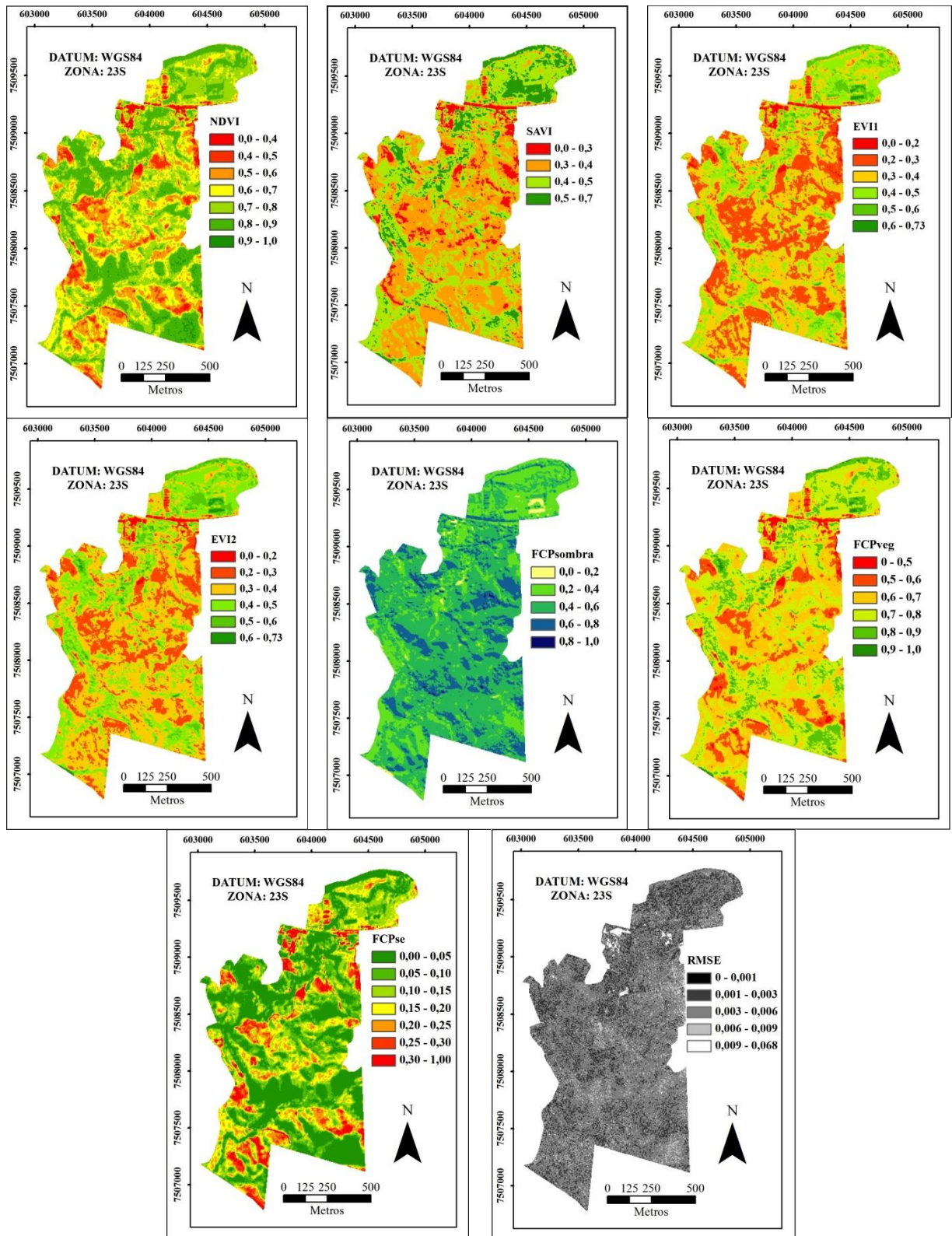


Figura 34. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra (FCP_{sombra}), vegetação abundante (FCP_{veg}) solo exposto (FCP_{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem RapidEye.

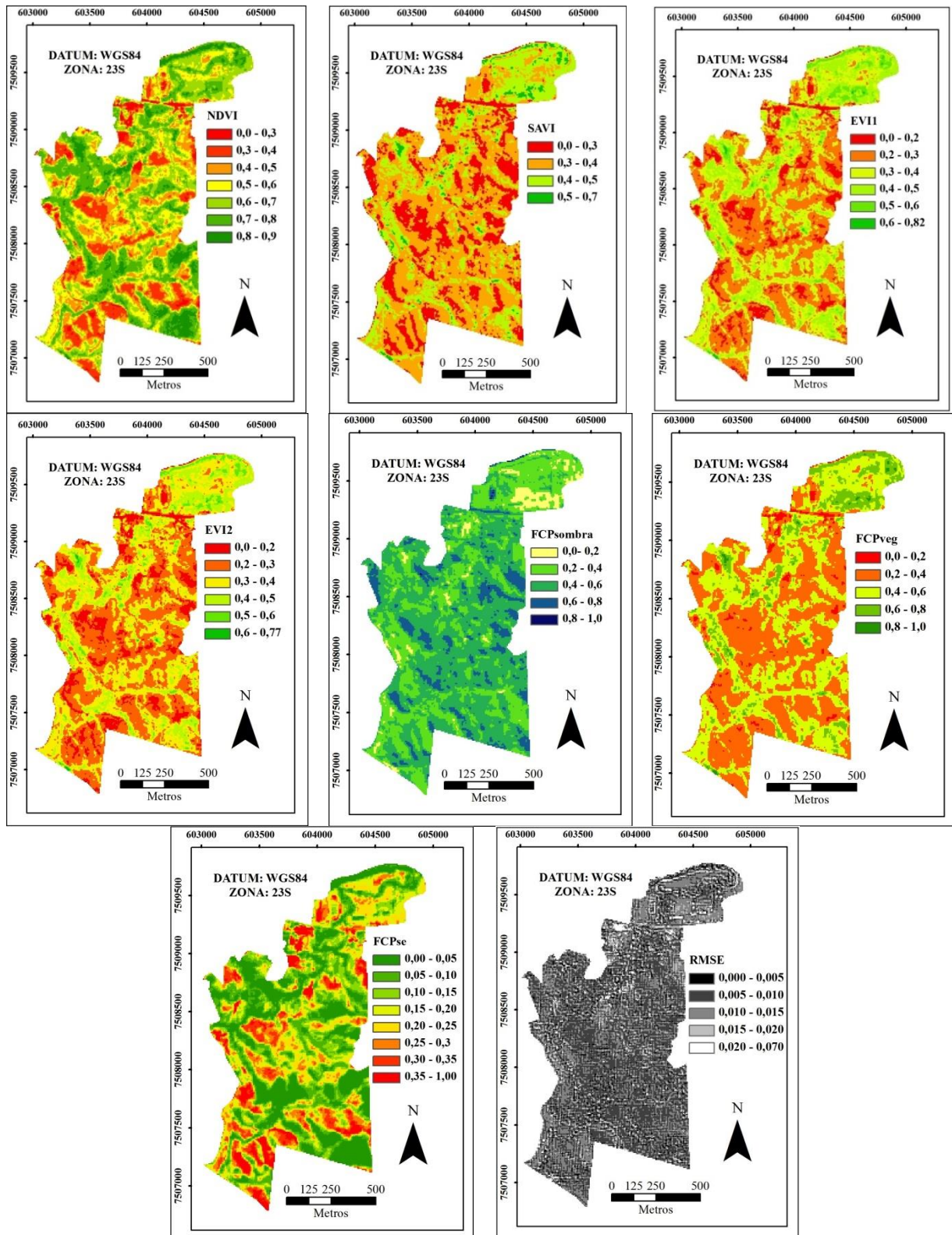


Figura 35. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra (FCP_{sombra}), vegetação abundante (FCP_{veg}) solo exposto (FCP_{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem Sentinel 2A.

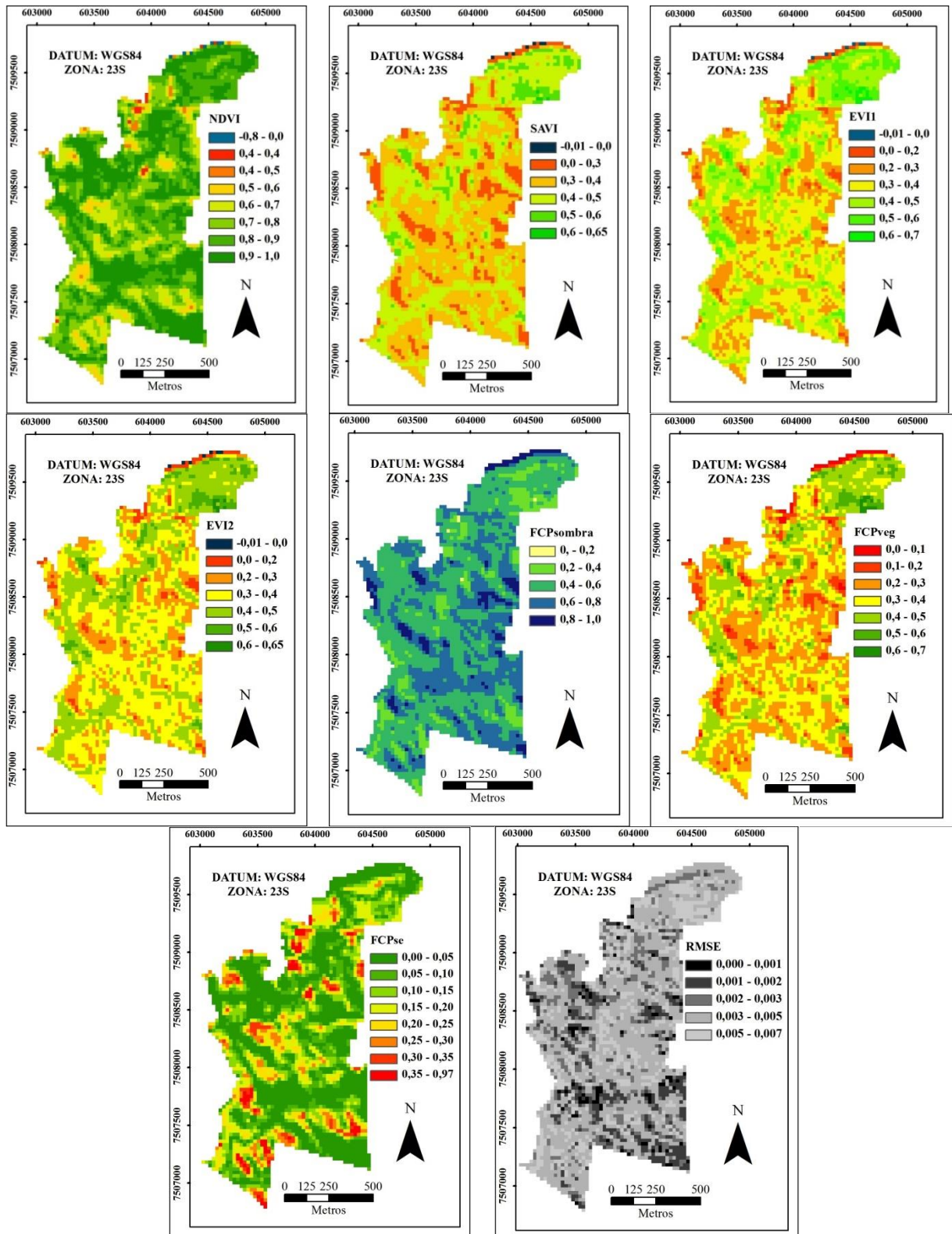


Figura 36. Índices de vegetação NDVI, SAVI, EVI, EVI2 EVI2 e frações de componentes puros (FCP) derivados de modelos lineares de mistura espectral (MLME) sombra (FCP_{sombra}), vegetação abundante (FCP_{veg}) solo exposto (FCP_{se}) e RMSE do MLME derivado de imagem Landsat 8 OLI.

4.5 Relação entre Dados de Sensoriamento Remoto e a Taxa de Infiltração Estável Medida em Campo

4.5.1 Comparação entre os diferentes dados de sensoriamento testados

Os ajustes dos modelos indicam relação positiva entre a TIE e índices de vegetação e FCP_{veg} , e relação negativa com FCP_{se} , resultando em relação positiva entre a TIE e a cobertura vegetal (Tabela 16 e Figura 37). À medida que o manejo do solo, ou a falta do mesmo, elimina a cobertura vegetal, a superfície fica mais exposta à ação do impacto das gotas de chuva e da enxurrada. Dessa forma, tanto o impacto das gotas de chuva quanto a ação cisalhante da enxurrada modificam as condições físicas da superfície do solo, como a rugosidade e a porosidade, e, conseqüentemente, a taxa de infiltração de água (ALBUQUERQUE et al., 2002; PANACHUKI et al., 2011; ALVES SOBRINHO et al., 2003).

Dentre os índices de vegetação avaliados, derivados da imagem RapidEye, o NDVI apresentou o melhor ajuste com a TIE, com R^2 da regressão 0,38 e RMSE 15,6 $mm\ h^{-1}$, seguido pelo EVI (0,16 e 18,1 $mm\ h^{-1}$), SAVI (0,15 e 18,1 $mm\ h^{-1}$) e EVI2 (0,14 e 18,2 $mm\ h^{-1}$) (Tabela 16 e Figura 27). Dentre as FCPs testadas, derivadas da imagem RapidEye, a FCP_{se} apresentou o melhor ajuste com a taxa de infiltração estável com R^2 da regressão de 0,34 e RMSE de 15,8 $mm\ h^{-1}$, seguido pelo FCP_{veg} (0,09 e 18,8 $mm\ h^{-1}$) e FCP_{sombra} (0,01 e 19,6 $mm\ h^{-1}$). Os modelos ajustados para a TIE apresentaram coeficientes de determinação menores que os obtidos para PS usando os mesmos métodos, indicando que a cobertura do solo apresenta maior influência sobre a PS do que sobre a infiltração. A TIE sofre influência de vários fatores como, por exemplo, o tipo de solo, sobretudo quanto à sua classe de drenagem, como observado no item 4.1.

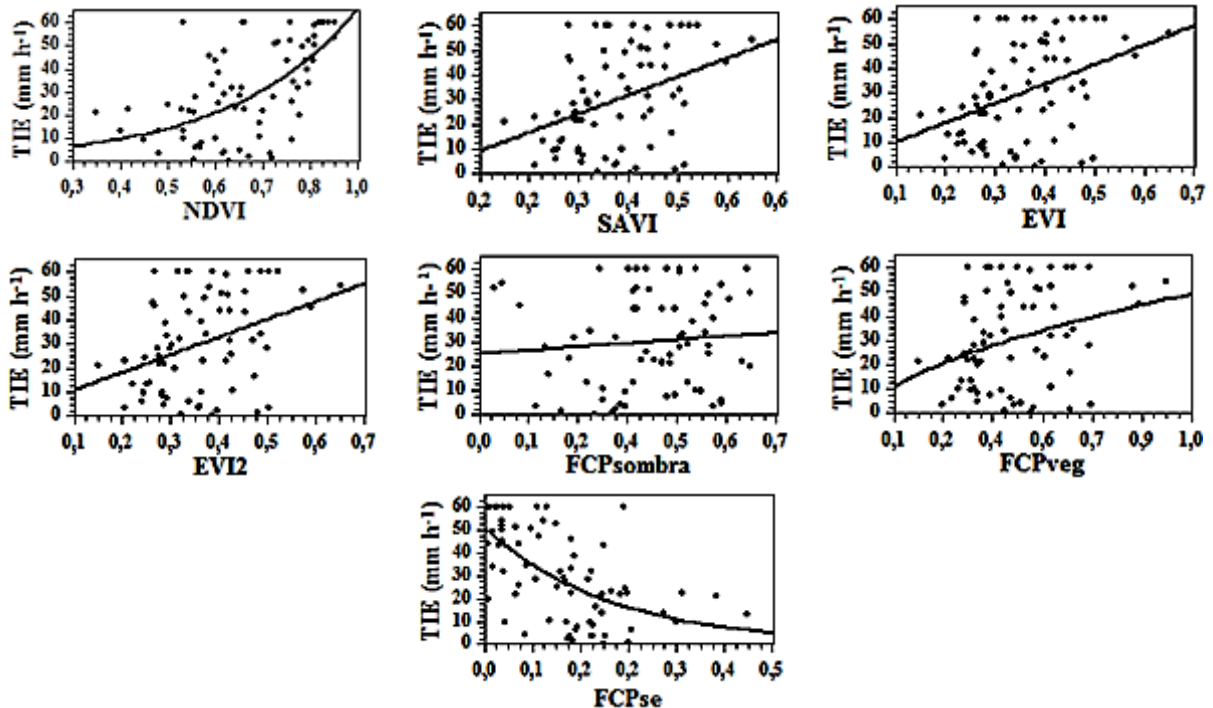


Figura 37. Relação entre taxa de infiltração estável (TIE) e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP_{se} , FCP_{veg} e FCP_{sombra} derivados de imagem RapidEye.

Tabela 16. Modelos de predição da Taxa de Infiltração Estável (TIE), coeficientes de determinação (R^2) e desvio padrão dos resíduos (RMSE, mm h^{-1}) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros nas imagens RapidEye, Sentinel 2A e Landsat 8 OLI

| Atributos | Modelo | R^2 | RMSE |
|-----------------------|--|-------|------|
| RapidEye | | | |
| NDVI | $TIE = 2,796 \times 27,516^{NDVI}$ | 0,38 | 15,6 |
| SAVI | $TIE = -5,052 + 92,161SAVI$ | 0,15 | 18,1 |
| EVI | $TIE = -0,406 + 85,102EVI$ | 0,16 | 18,1 |
| EVI 2 | $TIE = 11,665 + 80,142EVI2$ | 0,14 | 18,2 |
| FCP _{sombra} | $TIE = 25,139 + 12,378FCP_{sombra}$ | 0,01 | 19,6 |
| FCP _{veg} | $TIE = 48,176FCP_{veg}^{0,585}$ | 0,09 | 18,8 |
| FCP _{se} | $TIE = 50,798 \times 0,008^{FCP_{se}}$ | 0,34 | 15,8 |
| Sentinel 2A | | | |
| NDVI | $TIE = 177,473 + 182,573NDVI$ | 0,13 | 18,3 |
| SAVI | $TIE = 52,606.SAVI^{0,472}$ | 0,04 | 19,3 |
| EVI | $TIE = 46,919.EVI^{0,368}$ | 0,03 | 19,4 |
| EVI2 | $TIE = 49,972.EVI^{0,413}$ | 0,04 | 19,3 |
| FCP _{sombra} | $TIE = 20,824 + 22,096FCP_{sombra}$ | 0,02 | 18,6 |
| FCP _{veg} | $TIE = 19,363 + 26,363FCP_{veg}$ | 0,04 | 19,3 |
| FCP _{se} | $TIE = 43,937 \times 0,009^{FCP_{se}}$ | 0,13 | 18,3 |
| Landsat8 OLI | | | |
| NDVI | $TIE = 11,642 + 22,205NDVI$ | 0,02 | 19,5 |
| SAVI | $TIE = 31,719 - 3,704SAVI$ | 0,00 | 19,7 |
| EVI | $TIE = 30,498 - 0,605EVI$ | 0,00 | 19,7 |
| EVI2 | $TIE = 31,2342 - 2,513EVI2$ | 0,00 | 19,7 |
| FCP _{sombra} | $TIE = 27,464 + 8,067FCP_{sombra}$ | 0,00 | 19,7 |
| FCP _{veg} | $TIE = 30,761 - 0,862FCP_{veg}$ | 0,00 | 19,7 |
| FCP _{se} | $TIE = 31,881,3 - 17,300FCP_{se}$ | 0,00 | 19,7 |

A relação entre NDVI e a TIE em cada classe de cobertura do solo é apresentada na Figura 38. Os pontos da classe mata estão concentrados no canto superior direito da Figura, com altos valores de NDVI e TIE, enquanto os pontos relativos a pastagem degradada se concentram no parte inferior esquerda da Figura, com baixos valores de NDVI e TIE. As outras classes de cobertura apresentam grande variação de TIE e encontram-se dispersas pela Figura, com ênfase em pastagens e pasto sujo. Os altos valores do desvio padrão da TIE observado nessas classes (Tabela 17) corroboram o padrão observado na Figura 38. Essas grandes variações foram principalmente devidas à variabilidade do solo na área de estudo.

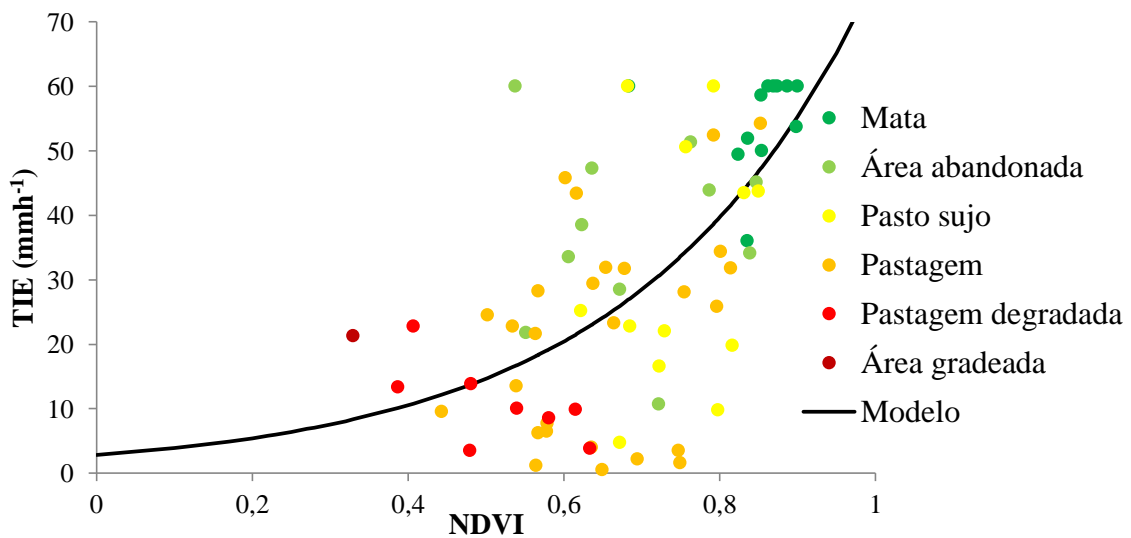


Figura 38. Relação entre NDVI e PS para as diferentes classes de cobertura do solo. Obs: TIE = taxa de infiltração estável.

Tabela 17. Taxa de infiltração estável média por classe de cobertura

| Classe de Cobertura | TIE média (mm h ⁻¹) | Desvio padrão | Testes por classe de cobertura |
|---------------------|---------------------------------|---------------|--------------------------------|
| Mata | 52,7 | 7,3 | 13 |
| Área abandonada | 37,7 | 14,4 | 12 |
| Pasto sujo | 31,6 | 19,5 | 11 |
| Pastagem | 20,7 | 16,25 | 26 |
| Pastagem degradada | 10,7 | 6,18 | 8 |
| Área gradeada | 21,3 | - | 1 |

A fim de melhor avaliar o efeito das classes de solo sobre a taxa de infiltração e reduzir o número de variáveis que influenciam no processo (neste caso, classes de solo), dando destaque à cobertura do solo, foram gerados outros modelos considerando apenas os pontos presentes em uma mesma unidade de mapeamento (unidade IV), sendo testados os mesmos atributos utilizados anteriormente (Tabela 18 e Figura 39). Todos os atributos apresentaram melhora relativa, com destaque para o NDVI que apresentou evolução de R^2 da regressão de 0,38 para 0,47 e RMSE de 15,6 mm h⁻¹ para 12,9 mm h⁻¹ e para o FCP_{se} que apresentou evolução de R^2 da regressão de 0,34 para 0,45 e RMSE de 15,8 mm h⁻¹ para 13,0 mm h⁻¹. O mesmo procedimento foi testado para PS, porém não foram observadas diferenças, indicando mais uma vez que classes de solo possuem mais influência sobre a TIE do que sobre a PS.

Tabela 18. Modelos de predição de Taxa de infiltração estável, coeficientes de determinação (R^2) e raiz quadrada do erro médio (RMSE, mm h^{-1}) dos diferentes índices de vegetação e frações de componentes puros na imagem RapidEye, utilizando apenas os pontos amostrados na unidade IV do mapa de solos.

| Atributos | Modelo | R^2 | RMSE |
|-----------------------|--|-------|------|
| NDVI | $TIE = 67,331\text{NDVI}^{2,058}$ | 0,47 | 12,9 |
| SAVI | $TIE = -13,048 + 119,096\text{SAVI}$ | 0,23 | 15,5 |
| EVI | $TIE = -7,325 + 111,401\text{EVI}$ | 0,24 | 15,3 |
| EVI 2 | $TIE = 71,954 + 31,162\ln\text{EVI}2$ | 0,22 | 15,5 |
| FCP _{sombra} | $TIE = 17,984 + 25,2498\text{FCP}_{\text{sombra}}$ | 0,03 | 17,3 |
| FCP _{veg} | $TIE = 54,258\text{FCP}_{\text{veg}}^{0,675}$ | 0,14 | 16,4 |
| FCP _{se} | $TIE = 52,434 \times 0,009^{\text{FCP}_{\text{se}}}$ | 0,45 | 13,0 |

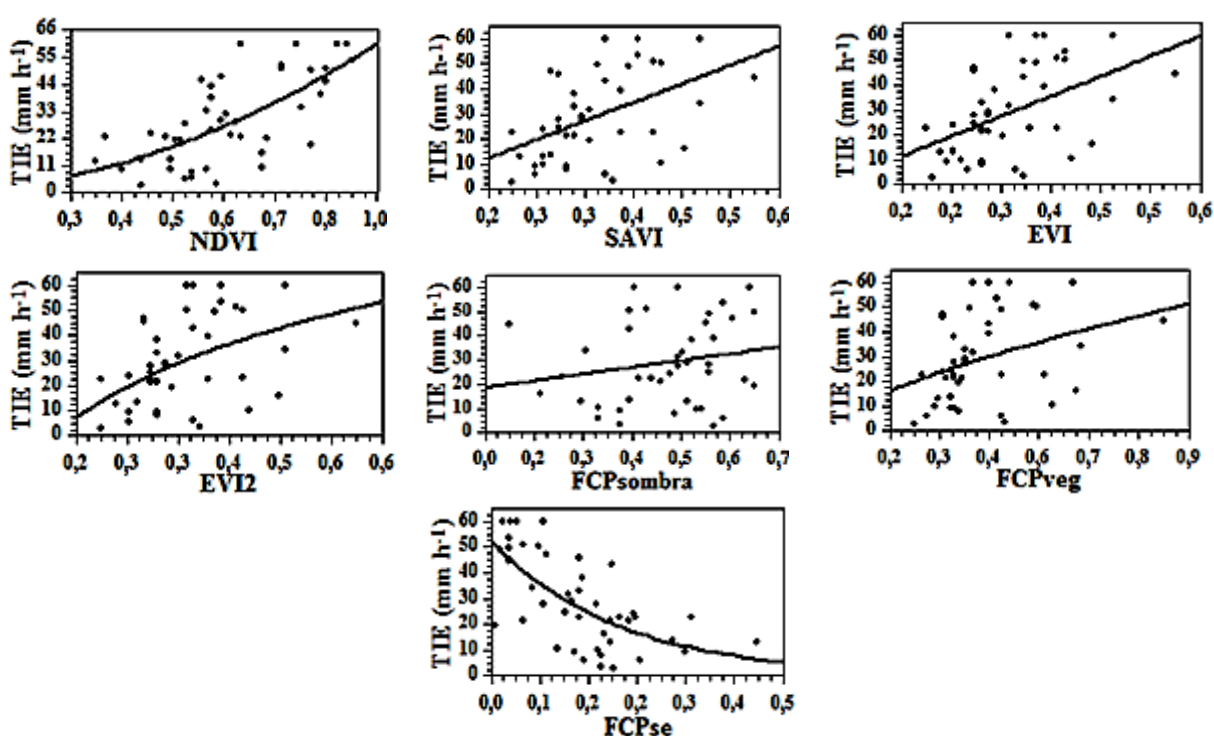


Figura 39. Relação entre taxa de infiltração estável e NDVI, SAVI, EVI, EVI2, FCP_{se}, FCP_{veg} e FCP_{sombra} derivados de imagem RapidEye utilizando apenas pontos da unidade IV do mapa de solos.

4.5.2 Comparação entre imagens

Foi observado o mesmo padrão apresentado para PS. Com a diminuição da resolução espacial, todos os índices apresentaram valores menores (Tabela 16), demonstrando que para as condições de estudo, com parcela experimental de $0,7 \text{ m}^2$, imagens com maior resolução espacial como a RapidEye (6,5 m) são mais indicadas quando comparadas a Sentinel 2A (10 m) e Landsat 8 OLI (30 m) (Figuras 34 a 37).

4.6 Fator Cobertura do Solo Derivado de Sensoriamento Remoto para ser Utilizado em Modelos de Predição da Erosão do Solo

O novo modelo proposto é baseado em respostas de NDVI e usa relação com perdas de solo medidas por meio de chuva simulada. O modelo ajustado mostra três fases distintas (Figura 40). De NDVI 0 a 0,25, o índice é praticamente 1,0. A faixa de 0,25 a 0,80 caracteriza

uma fase de transição e a partir de 0,80 o índice possui valores menores que 0,03, tendendo a zero quando NDVI igual a 1,0. A primeira fase deve-se ao fato de que valores baixos de NDVI (0 a 0,3) estarem relacionados a solos expostos e, conseqüentemente, altos valores de PS. A segunda fase (0,25 a 0,80) mostra a variação da cobertura vegetal desde solo exposto até a cobertura vegetal mais densa (mata), que apresenta maior proteção ao solo. A terceira fase representa a cobertura mais densa da mata onde são observadas as menores perdas de solo.

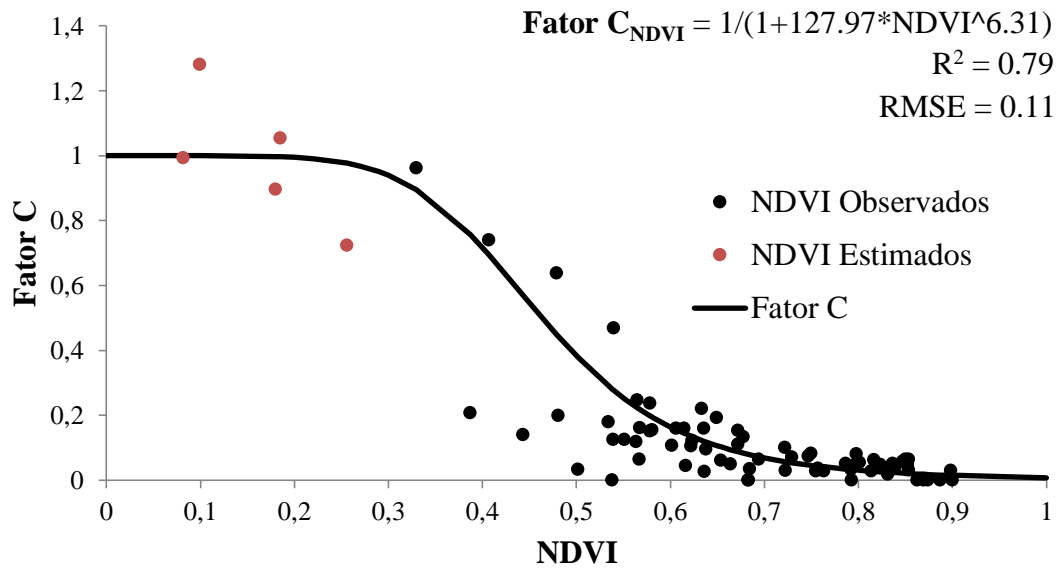


Figura 40. Fator C em função da relação de NDVI e dados de perda do solo medidos em campo.

Na Figura 41 e Tabela 19 podem ser observadas as principais diferenças entre as formas de se calcular o fator de cobertura a partir de NDVI, descritas na literatura. Ao se empregar uma equação linear não se captura a real relação entre o NDVI e a perda de solo. Na equação descrita como “linear” (Figura 41), onde se assume que a proteção máxima (fator C = 0) do solo ocorreria em NDVI igual a 1,0 e a mínima (fator C = 1) em NDVI igual a 0, os valores de fator C são subestimados para valores de NDVI de 0 a 0,5 e superestimados, para valores de NDVI de 0,5 a 1,0.

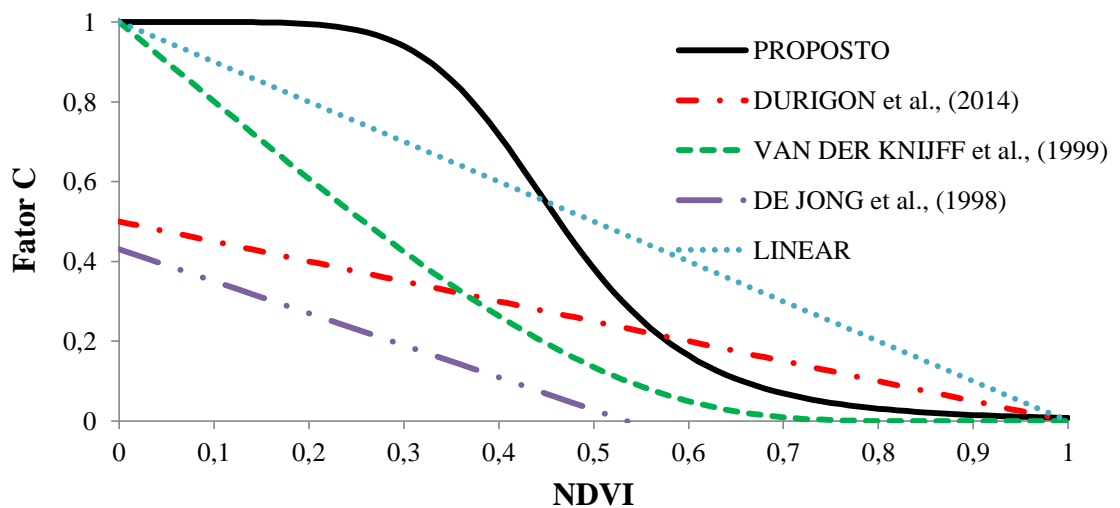


Figura 41. Diferentes formas de calcular fator C a partir de NDVI.

Tabela 19. Diferentes formas de calcular fator C a partir de NDVI

| Modelos | Equações |
|-------------------------------|--|
| Proposto | $C = \frac{1}{(1 + 127,971 * NDVI^{6,3})}$ |
| Durigon et al., (2014) | $C = \frac{(-NDVI + 1)}{2}$ |
| Van Der Knijff et al., (1999) | $C = EXP(-2 * (\frac{NDVI}{1 - NDVI}))$ |
| De Jong et al., (1999) | $C = 0,431 - 0,805 * NDVI$ |
| Linear | $C = -NDVI + 1$ |

Outro modelo linear como o proposto por De Jong et al (1999) apresenta como características valores negativos de fator C para valores de NDVI maiores que 0,53, além de não apresentar valores maiores que 0,43 de fator C. O modelo linear proposto por Durigon et al (2014) não apresenta valores de fator C maiores que 0,5. O modelo proposto por Van Der Knijff (1999) é o que mais assemelha ao proposto por este trabalho. Neste modelo exponencial, valores de fator C são praticamente 0 para valores de NDVI acima de 0,7 (devido à cobertura densa da vegetação associada a estes valores de NDVI), porém, este não considera que todos os valores abaixo de 0,25 estão associados a solo exposto, subestimando valores de fator C nesta faixa de NDVI.

Os dados foram discutidos para valores de NDVI entre 0 e 1, desde que valores negativos estão relacionados a corpos d'água (XAVIER, 2002; SOUZA, 1997) e não fazem parte do processo erosivo estudado. No entanto, o índice de vegetação EVI2 é o que possui maior ajuste com a PS dentre os índices testados. O mesmo tipo de equação foi usado para representar a relação entre EVI2 e a perda de solo e consequentemente Fator C_{EVI2} (perda de solo normalizada), apresentando o mesmo padrão observado para C_{NDVI} , porém com maior R^2 (0,89) e menor RMSE (0,08) (Figura 42).

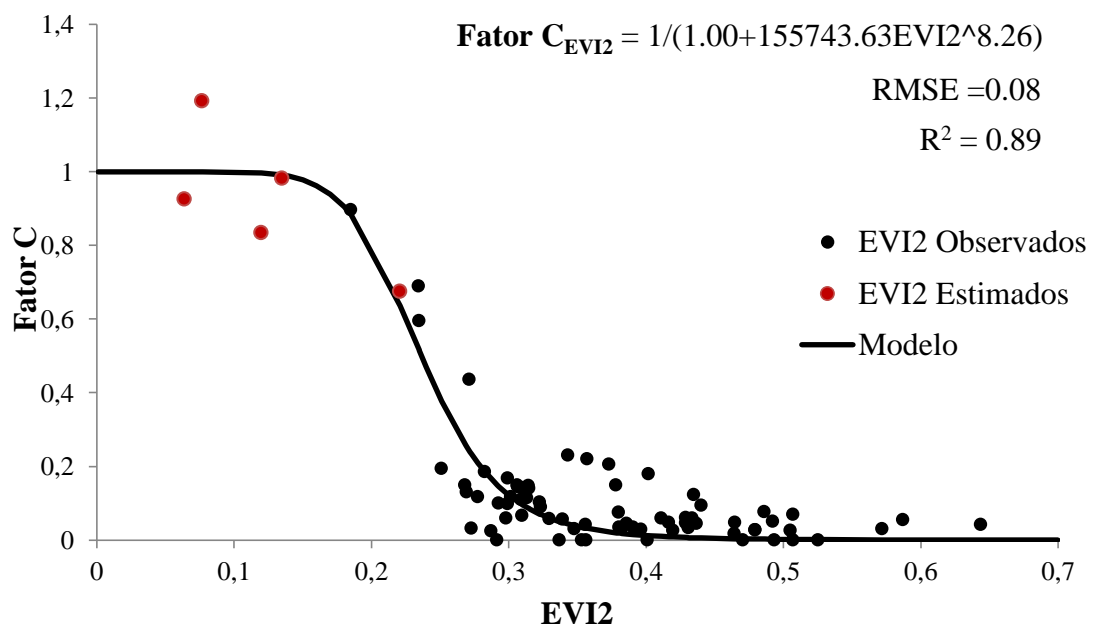


Figura 42. Fator C em função de EVI2 baseado em dados de perda do solo.

A diferença visual entre fator C_{NDVI} e fator C_{EVI2} pode ser observada na Figura 43. O mapa de Fator C_{EVI2} apresenta maior área de fator $C = 0$ enquanto que fator C_{NDVI} apresenta maior área entre 0,05 e 0,15. Isto se deve à forma mais suave com que o fator C_{NDVI} se aproxima de zero enquanto o fator C_{EVI2} apresenta curva mais acentuada, resultando em uma maior faixa de valores de Fator C_{EVI2} iguais a 0,0 em EVI2 maior ou igual 0,41 (Figuras 40 e 42).

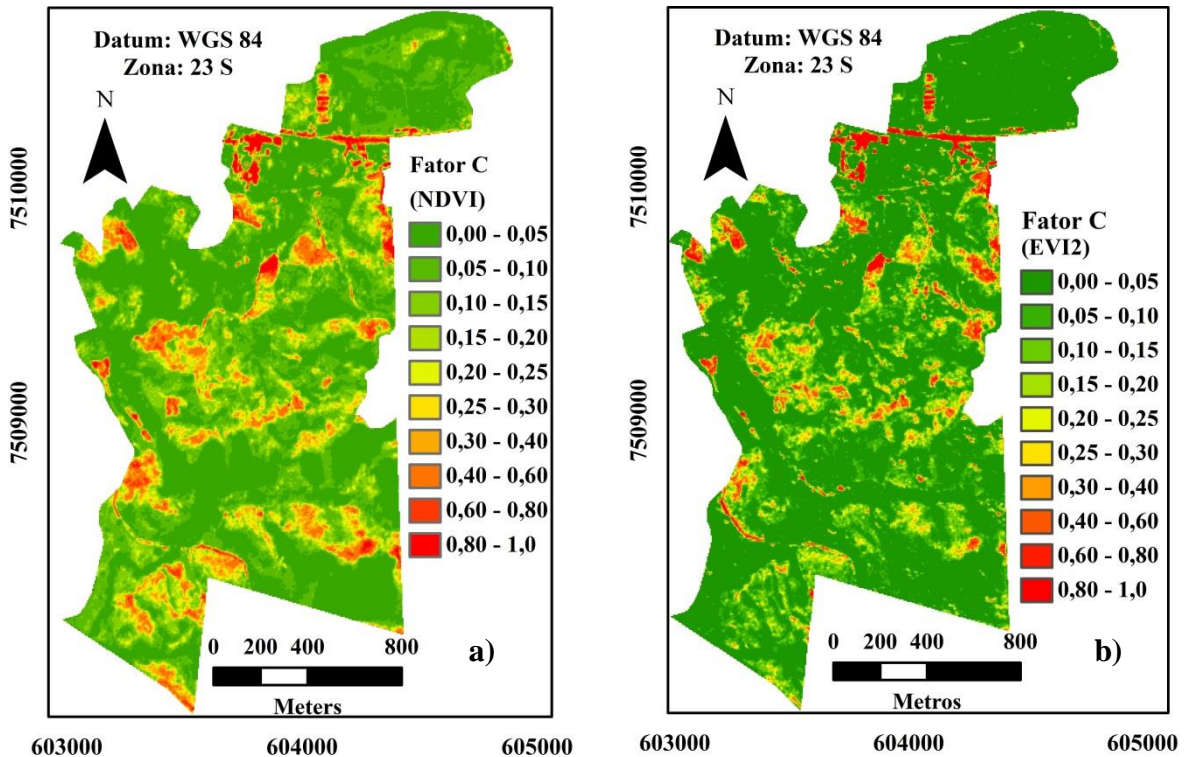


Figura 43. Fator C derivado de NDVI (a) e fator C de EVI2 (b).

4.7 Modelos de Predição Espacial da Erosão em Entressulcos

Foram criados 4 modelos de predição de erosão entressulcos (Tabela 20), diferindo entre si quanto à quantidade e tipo de covariáveis utilizadas. O modelo 1 é o mais simples e usando apenas C_{EVI2} como covariável. Este apresenta $NSE = 0,75$, $SRS = 0,49$ e $PBIAS = -22,76$ (Tabela 21 e Figuras 44 e 45). Os valores de NSE e SRS apresentados são considerados bons, porém o $PBIAS$ negativo indica que o modelo está subestimando a perda de solo. As subpredições ocorrem principalmente nas áreas localizadas próximas ao rio Paraíba do Sul e ribeirão Cachimbal. Estas áreas apresentam perda de solo relativamente baixas, porém, estão cobertas por pastagens homogêneas que apresentam respostas de $EVI2$ relativamente altas que resultam em $C_{EVI2} = 0$ e, conseqüentemente, valores de PS preditos iguais a $20,88 \text{ kg ha}^{-1}$ (valor do intercepto) e abaixo dos observados nestas condições.

Tabela 20. Modelos de predição da perda de solo em entressulcos

| Modelos | Equações |
|---------|--|
| 1 | $PS = 20,886 + 634,052C_{EVI2}$ |
| 2 | $PS = -9,634 + 657,183C_{EVI2} + 3,167IUT$ |
| 3 | $PS = 72,5 + 649,14C_{EVI2} + UM$ |
| 4 | $PS = 193,049 + 663,7694C_{EVI2} + UM - 0,168TF + 4,279C_{org} - 6,905IPT50$ |

Obs: PS = perda do solo; C_{EVI2} – Fator cobertura do solo calculado partir de $EVI2$; UM – unidade de mapeamento; TF – terra fina; C_{org} – carbono orgânico; $IPT50$ – Índice de posicionamento topográfico no raio de 50 m; IUT – índice de umidade topográfica.

No modelo 2 são combinados C_{EVI2} e covariável do terreno, como o índice de umidade topográfico (IUT) (Tabela 20). Este apresenta valores mais altos nas partes mais baixas da paisagem, onde há acúmulo de umidade (BEVEN et al., 1979; MOORE et al., 1991) e corrige em parte o problema observado no modelo 1. Este modelo apresenta NSE = 0,79, SRS = 0,45 e PBIAS = 0,00, apresentando evolução em todos os índices avaliados quando comparados ao modelo 1 (Tabela 21 e Figuras 44 e 45).

Tabela 21. Índices de ajustes dos modelos

| Modelos | RSR | PBIAS | NSE |
|---------|------|--------|------|
| 1 | 0,49 | -22,76 | 0,75 |
| 2 | 0,45 | 0,00 | 0,79 |
| 3 | 0,43 | 0,37 | 0,80 |
| 4 | 0,40 | 1,40 | 0,84 |

Obs: NSE = Nash-Sutcliffe eficiencia; PBIAS = Percent Bias; RSR = razão do desvio padrão das observações.

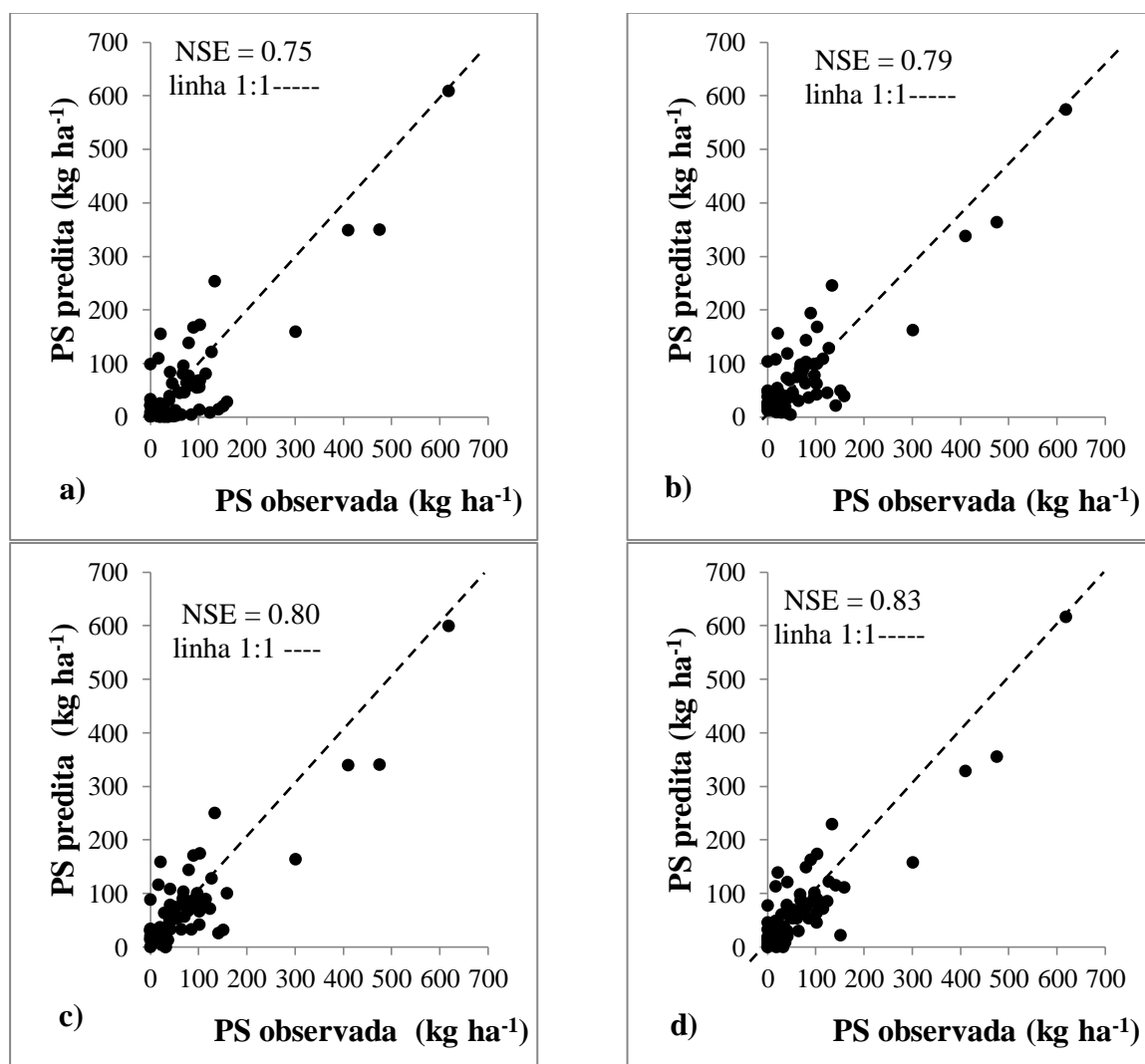


Figura 44. Perda de solo predita vs observada: a) modelo 1; b) modelo 2; c) modelo 3 e d) modelo 4.

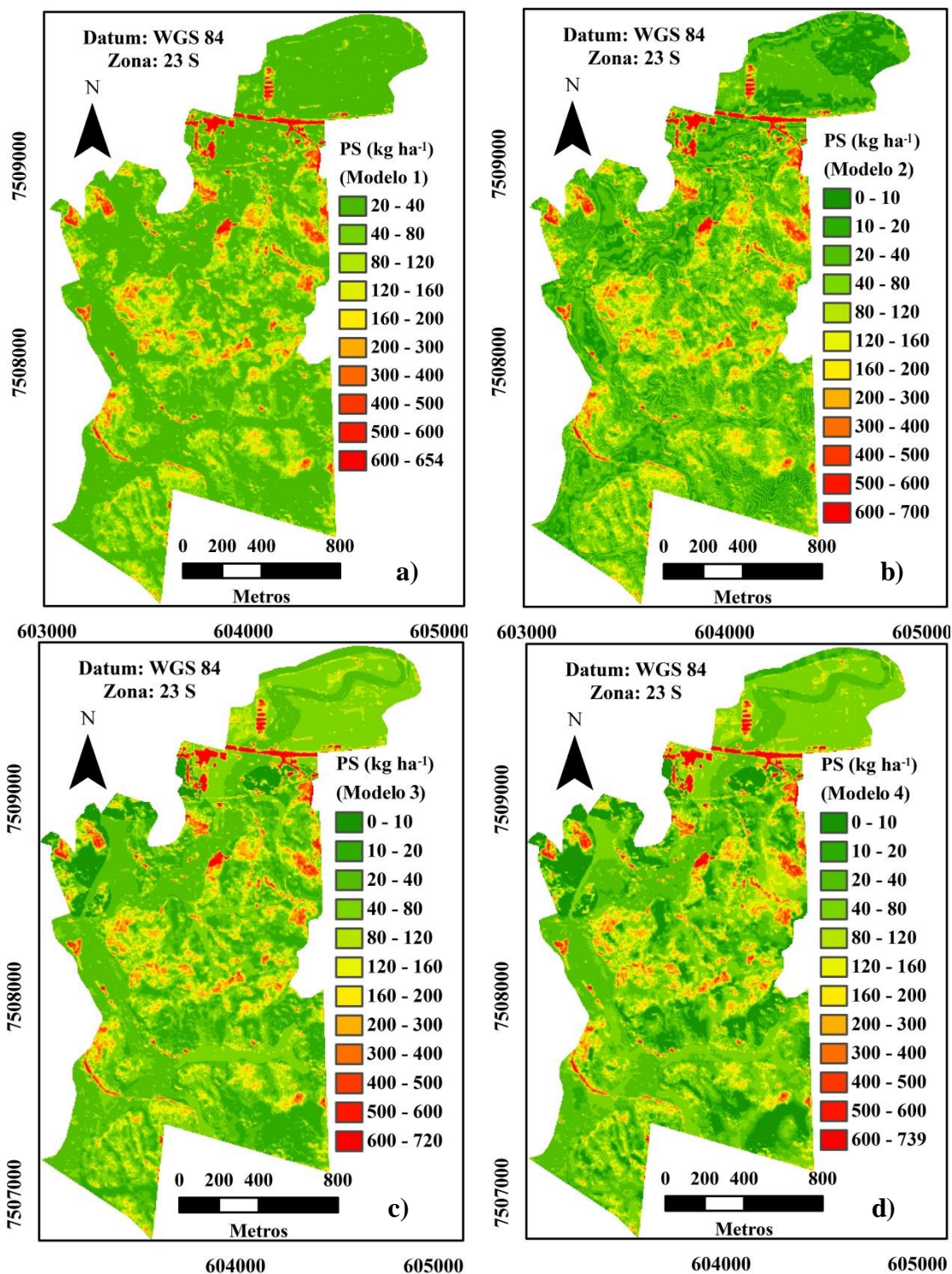


Figura 45. Mapas de perda de solo (PS): a) modelo 1; b) modelo 2; c) modelo 3 e d) modelo 4.

O modelo 3 combina C_{EVI2} e mapa de solo na forma de unidades de mapeamento (UM). Este modelo apresenta alto valor de intercepto (72,5) (Tabela 20) e usa valores negativos nas UM (Tabela 22) para corrigir a superestimativa de PS. Observa-se que menores correções são feitas nas unidades I e III, nas quais estão presentes os pontos que apresentam maiores erros de subpredição no modelo 1. O modelo 3, com $NSE = 0,80$, $SRS = 0,43$ e $PBIAS = 0,37$ (Tabela 21 e Figuras 44 e 45), apresenta pequena evolução quando comparado ao modelo 2.

Tabela 22. Valores de perda de solo (PS) atribuídos a cada unidade de mapeamento (UM) em cada modelo

| Unidades de mapeamento | Modelo 3 | Modelo 4 | Média |
|------------------------|------------------------------------|----------|---------|
| | -----(kg ha^{-1}) ----- | | |
| I | 1 | 1 | 1 |
| II | -31,80 | -33,21 | -32,50 |
| III | -8,77 | 1,06 | -3,85 |
| IV | -60,21 | -57,88 | -59,045 |
| V | -89,34 | -83,93 | -86,63 |
| VI | -78,07 | -87,77 | -82,92 |
| VII | -43,80 | -42,87 | -43,33 |

O modelo 4 é o mais completo e possui informações derivadas de sensoriamento remoto (C_{EVI2}), terreno (IPT50), mapa de classes de solo (UM) e mapas de atributos químicos (C_{org}) e físicos de solo (TF). Com $NSE = 0,83$, $SRS = 0,40$ e $PBIAS = 1,04$ (Tabela 21 e Figuras 44 e 45), apresenta os melhores resultados entre os modelos avaliados. C_{EVI2} e UM apresentam-se de maneira semelhante ao modelo 3.

A utilização da covariável terra fina (TF) indica que áreas com maior pedregosidade são mais susceptíveis à erosão. Também é possível argumentar que as áreas que já estão em processo de degradação possuem solum mais raso e pedregoso e é nestas condições que são encontradas as pastagens degradadas que apresentam as maiores perdas de solo.

A seleção de carbono orgânico do solo como covariável corrobora a já discutida capacidade da matéria orgânica de aumentar a atividade biológica e melhorar a estruturação do solo (MORAES et al., 2009), aumentando a taxa de infiltração e diminuindo a PS (ALMEIDA et al., 2018; PINHEIRO et al., 2009; MIAN et al., 2009). O C_{org} também é usado como dado de entrada em vários modelos de previsão da erosão como a USLE (USDA 2015) e WEPP (FLANGAN & NEARING, 1995).

O índice de posicionamento topográfico (IPT50) atribui valores altos as áreas altas da paisagem, valores baixos às áreas planas (em torno de 0) e valores negativos aos vales encaixados. A utilização do IPT50 de forma negativa no modelo apresenta função semelhante ao IUT no modelo 2, corrigindo para cima, os valores de PS subestimados pelo C_{EVI2} nas áreas mais baixas da paisagem.

Os modelos 1 e 2 utilizam dados de relativamente fácil aquisição como covariáveis derivadas de sensoriamento remoto (C_{EVI2}) e geoprocessamento (IUT) e podem ser aplicados em áreas onde não há dados de solos como os utilizados nos modelos 3 e 4, que apesar de utilizarem mais dados de entrada, não apresentam grande evolução quando comparados aos modelos mais simples.

4.8 Modelos de Predição Espacial da Taxa de Infiltração Estável

Foram criados seis diferentes modelos de predição espacial de taxa de infiltração estável (TIE) (Tabela 23), diferindo entre si na quantidade e no tipo de covariáveis usadas. O modelo 1 é o mais simples e emprega apenas NDVI como covariável. O NDVI representa a cobertura do solo por vegetação, o que tem uma grande influência na infiltração de água no solo. Protege o solo contra o impacto direto da chuva evitando o selamento (vedação superficial), além de influenciar positivamente a estrutura do solo por meio da deposição de matéria orgânica e aumento da atividade biológica, aumentando assim a taxa de infiltração (ALMEIDA et al., 2018; PINHEIRO et al., 2009; MIAN et al., 2009).

Tabela 23. Modelos de predição de taxa de infiltração estável

| Modelos | Equações |
|---------|---|
| 1 | $TIE = 2,796 * 27,516^{NDVI}$ |
| 2 | $TIE = 9,323 + 2,740 * 27,516^{NDVI} - 715,973CURV + 4,043IPT50 - 0,961IUT$ |
| 3 | $TIE = -22,136 + 2,504 * 27,516^{NDVI} + UM$ |
| 4 | $TIE = 5,578 + 2,180 * 27,516^{NDVI} + UM + -23,433DS + 0,0166AT$ |
| 5 | $TIE = -7,811 + 2,152 * 27,516^{NDVI} + UM - 21,274DS + 0,039AT - 564,974CURV + 1,268 IPT100$ |
| 6 | $TIE = 76,121 + UM - 63,013DS + 0,022AT$ |

Obs: para todas as equações, se $TIE < 0.5 \text{ mm h}^{-1}$, $TIE = 0.5 \text{ mm h}^{-1}$; se $TIE > 60 \text{ mm h}^{-1}$, $TIE = 60 \text{ mm h}^{-1}$. UM – unidade de mapeamento; DS – Densidade do solo (g cm^{-3}); AT – Areia total (g cm^{-3}); CURV – curvatura (1/m); IPT50 – índice de posicionamento topográfico usando raio de 50 metros.

Entre todos os modelos avaliados, o modelo 1 apresentou os menores valores de NSE (0,37) e RSR (0,79) (Tabela 24; Figuras 46 e 47). Esses resultados indicam que, embora o modelo 1 tenha os valores NSE e SRS menos favoráveis entre os apresentados, ainda mostrou potencial para o uso de índices de vegetação na predição do TIE, especialmente em regiões onde não há dados espaciais do solo e / ou terreno disponíveis.

Tabela 24. Índices de ajustes dos modelos

| Modelos | SRS | PBIAS | NSE |
|---------|------|-------|------|
| 1 | 0,79 | 0,00 | 0,37 |
| 2 | 0,73 | 0,00 | 0,46 |
| 3 | 0,67 | -0,12 | 0,58 |
| 4 | 0,62 | 0,12 | 0,61 |
| 5 | 0,57 | 0,26 | 0,66 |
| 6 | 0,75 | 0,00 | 0,43 |

Obs: NSE = Nash-Sutcliffe eficiência; PBIAS = Percent Bias; RSR = razão de desvio padrão das observações.

O modelo 2 combina NDVI e covariáveis do terreno, indicando ligeira melhoria em relação ao modelo 1, com NSE = 0,46, RSR = 0,73 e PBIAS = 0,0 (Tabela 24; Figuras 46 e 47). As covariáveis de terreno selecionadas foram curvatura (CURV) e índice de posição topográfica em um raio de 50 metros (IPT50). A maneira como a covariável CURV funciona no modelo indica que em áreas côncavas a taxa de infiltração é maior que em áreas convexas. A outra covariável selecionada pelo Stepwise foi a IPT50 que indica que a taxa de infiltração é menor nas partes inferiores do relevo, dentro dos vales e das planícies inundáveis onde se encontram os Gleissolos e maiores nas partes mais altas da paisagem onde se encontram as classes de solo de melhor drenagem.

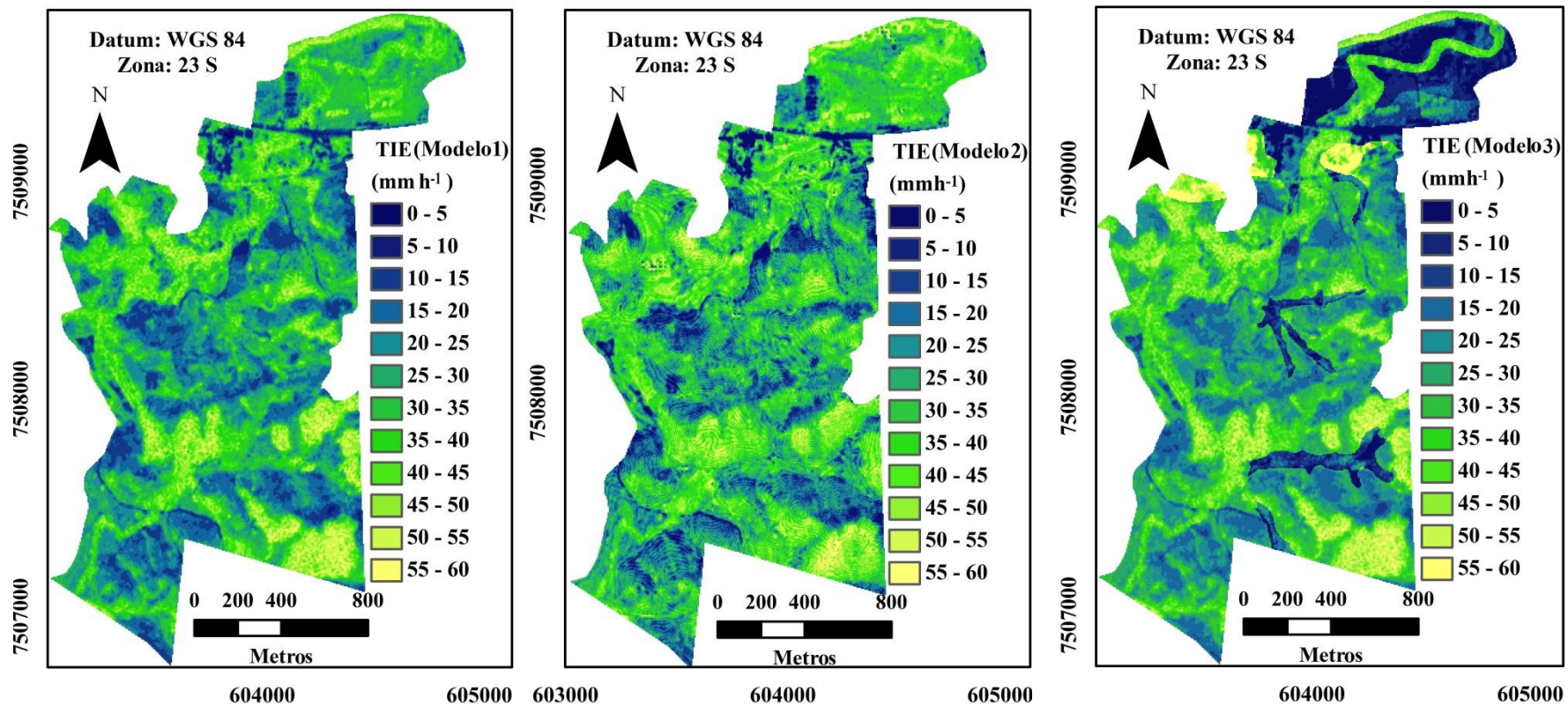


Figura 46. Mapas de taxa de infiltração estável (TIE).

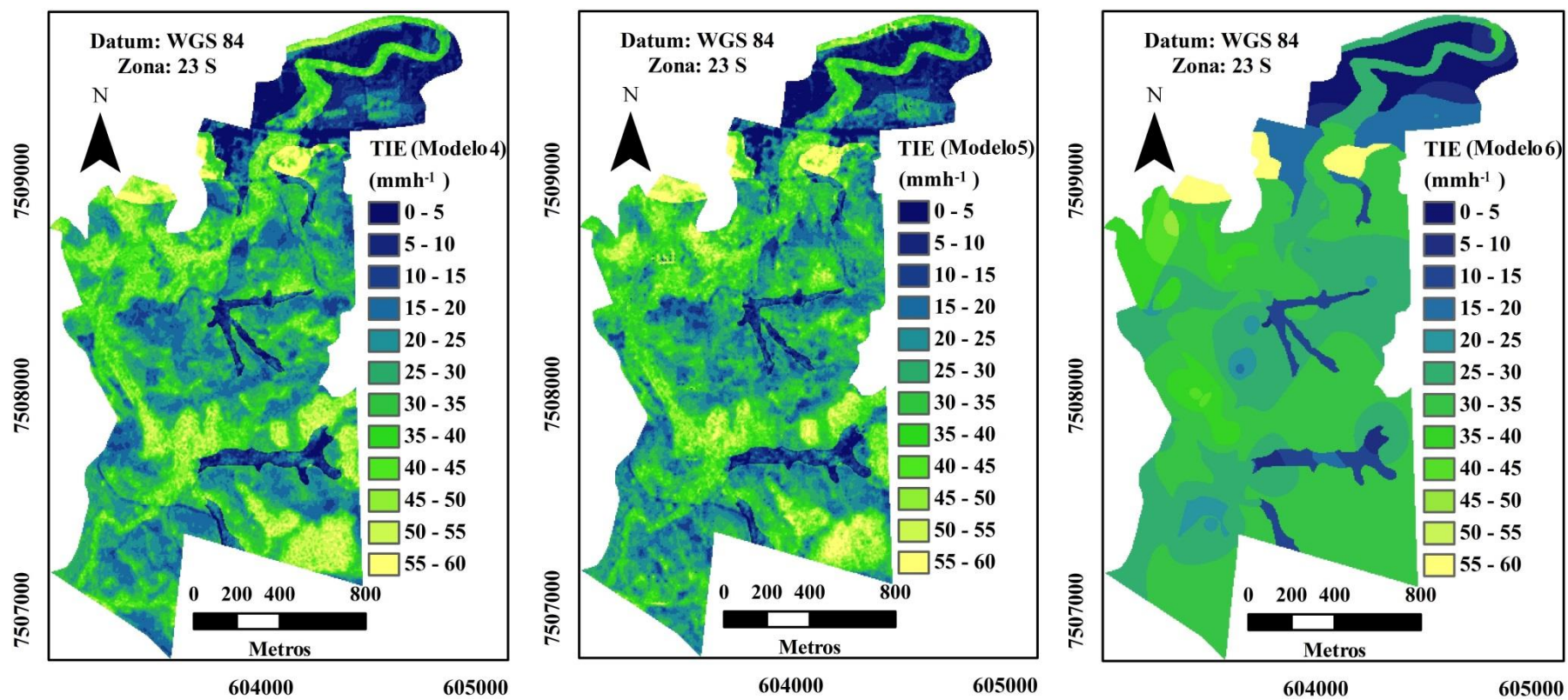


Figura 46. Mapas de taxa de infiltração estável (TIE) (continuação).

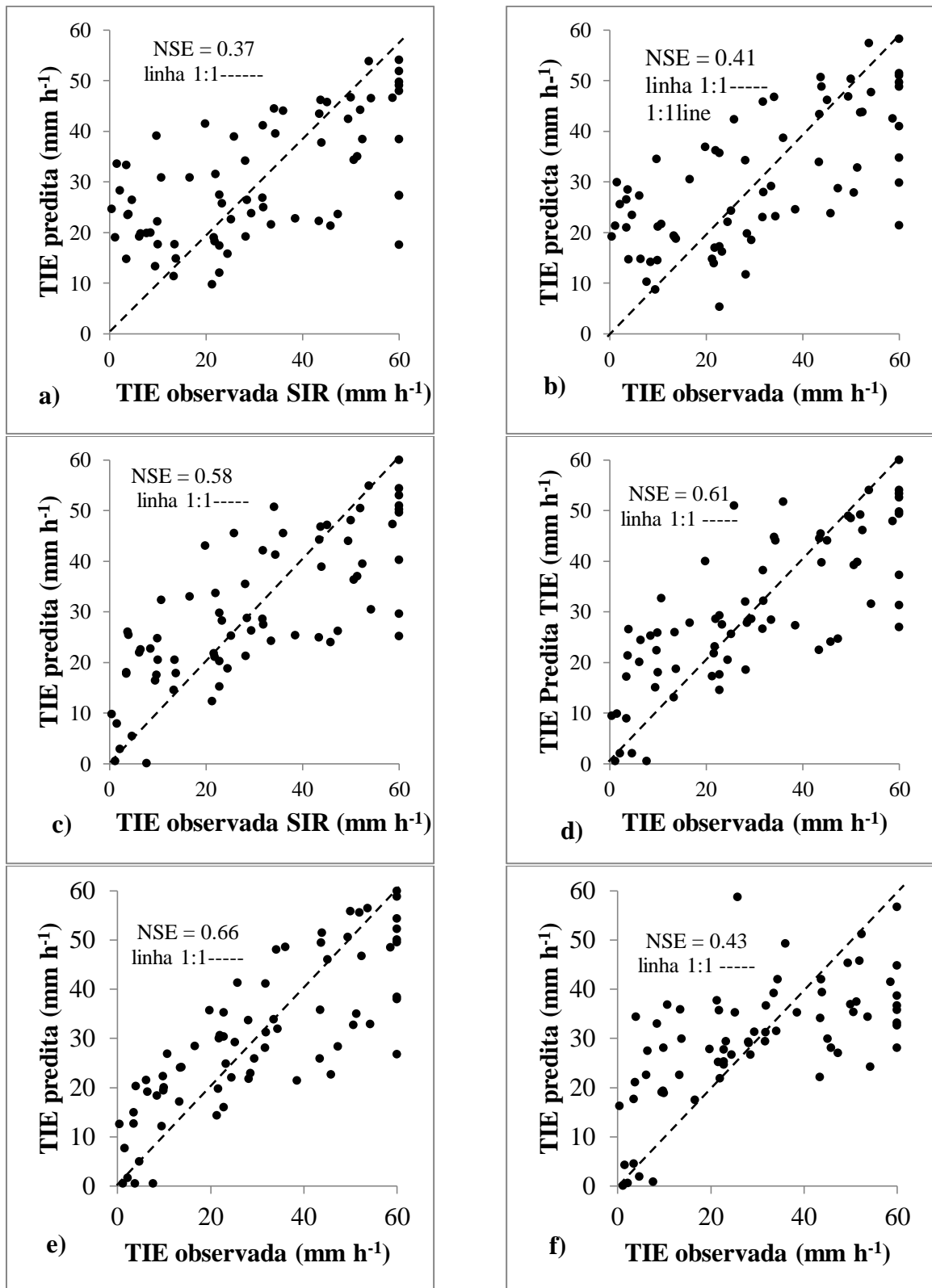


Figura 47. Taxa de infiltração estável predita vs observada: a) modelo 1, b) modelo 2, c) modelo 3, d) modelo 4, e) modelo 5 and f) modelo 6.

O modelo 3 (Tabela 23) usa o NDVI e mapa de solo, representado pelas unidades de mapeamento (UM), como covariáveis. Esta combinação mostrou uma melhoria significativa nos índices de desempenho estatístico (NSE = 0,58; SRS = 0,67; PBIAS = 0,12) (Tabela 24, Figuras 46 e 47) em comparação aos modelos 1 e 2. A Tabela 25 apresenta os valores de TIE

determinados para cada unidade de mapeamento do solo (UM) nos modelos onde o mapa do solo foi usado como covariável (Modelos 3 a 6).

Tabela 25. Valores de taxa de infiltração estável (TIE) atribuídos a cada unidade de mapeamento (UM) para os diferentes modelos

| Unidade de mapeamento | Modelo 3 | Modelo 4 | Modelo 5 | Modelo 6 | Média | TIE média observada por UM |
|-----------------------|----------------------------------|----------|----------|----------|-------|----------------------------|
| | ------(mm h ⁻¹)----- | | | | | |
| I | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1.7 |
| II | 4,33 | 4,34 | 10,01 | 9,23 | 7,86 | 7.4 |
| III | 10,28 | 6,90 | 17,05 | 12,00 | 11,55 | 19.4 |
| IV | 27,66 | 26,48 | 30,01 | 27,07 | 27,80 | 29.1 |
| V | 48,20 | 46,69 | 49,24 | 51,99 | 49,03 | 60.0 |
| VI | 32,43 | 30,79 | 33,89 | 33,78 | 32,72 | 43.0 |
| VII | 26,96 | 23,46 | 27,29 | 26,56 | 26,06 | 41.6 |

O valor de cada unidade de mapeamento (UM) pode ser visto, de certa forma, como o valor da TIE controlada pela classe de solo sem o efeito da cobertura, relevo e/ou atributos físicos e químicos do solo que podem variar dentro de uma mesma classe de solo e fazer uma grande diferença na TIE em uma mesma classe de solo. O valor UM para cada unidade de mapeamento foi semelhante nos modelos avaliados (Modelos 3 a 6). As unidades I e II apresentaram os menores valores médios de UM (1,00 e 7,86 mm h⁻¹, respectivamente), seguidos pela UM III, IV, VI e V (11,55, 26,06, 27,80, 32,72 e 49,03 respectivamente). O padrão observado é o mesmo observado nas médias de taxa de infiltração medidas em cada unidade de mapeamento (Tabela 25). Com destaque para as unidades I, II e IV que apresentam valores médios de TIE e UM similares.

No modelo 4, atributos físicos do solo foram adicionados. Os atributos selecionados por regressão stepwise foram a densidade do solo (DS) e areia total (AT). Nenhum atributo químico foi selecionado. O modelo 4 teve uma pequena melhoria em relação ao modelo 2 e 3 (NSE = 0,61, RSR = 0,62 e PBIAS = -0,12). A maneira como essas covariáveis influenciam no modelo indica o quanto a infiltração é maior quanto maior for quantidade de areia e/ou menor a densidade do solo (POTT e DE MARIA, 2003; SALES et al., 1999; EKHMAJ, 2010).

Atributos de terreno foram adicionadas no modelo 5, tornando-o o mais completo entre os apresentados, pois utiliza índices de vegetação, atributos de terreno, mapas de classes e de atributos físicos do solo. Este modelo apresentou o melhor desempenho de todos os modelos propostos (NSE = 0,66, RSR = 0,57 e PBIAS = -0,26). As covariáveis de campo selecionadas foram curvatura (CURV) e índice de posição topográfica em um raio de 100 metros (TPI100), semelhante ao modelo 2, mas desta vez TPI100 foi selecionado em vez de TPI50, enquanto que os atributos de solo selecionados foram areia total e densidade do solo, de maneira semelhante ao modelo 4.

O modelo 6 usa apenas covariáveis de solo para prever a TIE. Estas covariáveis foram UM, DS e AT. o modelo apresentou bom desempenho (NSE = 0,43, RSR = 0,75 e PBIAS = 0,00). Embora não se apresente tão bom quanto os modelos mais complexos, o modelo 6 pode ser útil para usuários que não têm acesso às imagens de satélite (valores NDVI) ou à informação topográfica como MDE e seus derivados. Este modelo também pode ser utilizado para fazer previsões pontuais onde se conhece a classe dominante do solo (necessitando que esta seja uma das apresentadas neste trabalho) e informações de densidade do solo e teor de areia na camada de 0 a 5 cm de profundidade.

5 CONCLUSÕES

A perda de solo e taxa de infiltração estável são afetadas pelo tipo de cobertura e solos. No entanto, tipos de solos afetam mais a taxa de infiltração estável do que a perda solo.

Dados de sensoriamento remoto apresentam forte correlação com a perda de solo e taxa de infiltração estável, destacando, entre os testados, o NDVI com a taxa de infiltração estável e o EVI2 com a perda de solo. Que possibilitou a criação de novo fator de cobertura do solo (Fator C_{EVI2}).

Modelos de predição espacial da erosão em entressulcos que utilizam dados de fácil aquisição (dados de sensoriamento remoto) apresentam resultados semelhantes aos modelos que utilizam dados de solos, de difícil aquisição.

Modelos de predição espacial da taxa de infiltração estável que usam dados de solos apresentam os melhores resultados. No entanto, modelos que usam apenas dados de entrada de fácil aquisição apresentaram também resultados satisfatórios e têm potencial para serem utilizados na ausência de dados de solo.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AIELLO, A.; ADAMO, M.; CANORA, F. Remote sensing and GIS to assess soil erosion with RUSLE3D and USPED at river basin scale in southern Italy. *Catena*, v.131, p.174-185, 2015.
- ALMEIDA W. S; PANACHUKI, E; OLIVEIRA, P. T. S; MENEZES, R. S; ALVES SOBRINHO, T, CARVALHO, D. F. Effect of soil tillage and vegetal cover on soil water infiltration. *Soil & Tillage Research*. 175, 130–138, 2018.
- ALVES SOBRINHO, T.; FERREIRA, P.A.; PRUSKI, F.F. Desenvolvimento de um infiltrômetro de aspersão portátil. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande, v.6, n.2, p.337-344, 2002.
- ALVES SOBRINHO, T.; MACPHERSON, H.G.; GÓMEZ, J.A. A portable integrated rainfall and overland flow simulator. *Soil Use Management*. v.24, p.163-170, 2008.
- ALVES SOBRINHO, T.; Vitorino, A. C. T.; Souza, L. C. F.; Gonçalves, M. C. & Carvalho, D. F. Infiltração de água no solo em sistemas de plantio direto e convencional. *Revista Brasileira Engenharia Agrícola Ambiental*, Campina Grande, v. 7, n. 2, p. 191-196, 2003.
- ALVES SOBRINHO, T; VITORINO, A. C. T; SOUZA L. C. F; GONÇAVES M. C.& Carvalho D. F.. Infiltração de água no solo em sistemas de plantio direto e convencional. *Rev. Bras. Eng. Agríc. Amb.*, Campina Grande, v. 7, n. 2, p. 191-196, 2003.
- ANTUNES, M. A H.; SIQUEIRA, J. C. S. Características das imagens RapidEye para mapeamento e monitoramento agrícola e ambiental. *Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, Foz do Iguaçu, PR, Brasil, INPE, 13 a 18 de abril de 2013.
- ANTUNES, M.A.H.; DEBIASI, P.; SIQUEIRA, J.C. dos S. Avaliação espectral e geométrica das imagens RapidEye e seu potencial para o mapeamento e monitoramento agrícola e ambiental. *Revista Brasileira de Cartografia*, v.66, p.101-113, 2014.
- ANTUNES, M. A. H.; DEBIASI, P. OLI image atmospheric correction sensitivity to altitude, visibility and acquisition geometry. *IGARSS IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, p. 2245-2248., Milan. 2015
- ASHIAGBOR, G.; FORKUO E K.; LARRI, P.; AABEYIR, R. Modeling soil erosion using RUSLE and GIS tools. *International Journal of Remote Sensing & Geoscience*, v.2, p.7-17, 2013.
- ASIS A. M.; OMASA K.; OKI K.; SHIMIZU Y. Accuracy and applicability of linear spectral unmixing in delineating potential erosion areas in tropical watersheds. *International Journal of Remote Sensing*.v.29, p.4151–4171, 2008.
- ASIS, A.M; OMASA, K. Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear spectral mixture analysis of Landsat ETM data. *ISPRS. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v.62, p.309- 324, 2007.

BERTOL, I. BARBOSA, F. T. BERTOL, C; LUCIANO, R. V. Water infiltration in two cultivated soils in southern Brazil. R. Bras. Ci. Solo. 39, 573-588, 2015.

BERTOL, I.; MIQUELLUTI, D.J. Perdas de solo, água e nutrientes reduzidas pela cultura do milho. Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 28, nº 10, p. 1205-1213, 1993.

BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. Conservação do solo. 7^aed. São Paulo: Editora Ícone, 2010. 355 p.

BEVEN, K.J., KIRKBY, M.J.: A physically-based variable contributing area model of basin hydrology' Hydrology Science Bulletin 24(1), p.43-69. 1979.

BOARDMAN, J. W & KRUSE, F. A. Automated spectral analysis: a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada: in Proceedings, ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, pp. I-407 - I-418, 1994,

BOARDMAN, J. W.; KRUSE, F. A.; GREEN, R. O. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: in Summaries, Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 95-1, v. 1, pp. 23-26, 1995.

BOEHNER, J., KOETHE, R. CONRAD, O., GROSS, J., RINGELER, A., SELIGE, T.: Soil Regionalisation by Means of Terrain Analysis and Process Parameterisation. European Soil Bureau, Research Report No. 7, EUR 20398 EN, Luxembourg.pp.213-222. 2002.

BORRELLI, P.; ROBINSON.; D.A.; FLEISCHER., L. R.; LUGATO, E.; BALLABIO, C.; ALEWELL1, C.; MEUSBURGER, K.; MODUGNO, S. SCHÜTT; B.; FERRO, V.; BAGARELLO, V.; VAN OOST, K.; LUCA MONTANARELLA, L.; PANAGOS, P. An assessment of the global impact of 21st century land use change on soil erosion. Nature communications. 8, 2013. 13, pp, 2017.

CALDERANO FILHO, B.; BERING, S. B.; CALDERANO.S. B.; TEIXEIRA, A. J. Susceptibilidade dos solos à erosão na microbacia do córrego Fonseca, região serrana do estado do Rio de Janeiro. Anais do Simpósio Regional de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto - GEONORDESTE 2014. Aracaju, Brasil, 18-21 novembro 2014.

CARVALHO, D. F.; EDUARDO, E.N.; ALMEIDA, W.S.; SANTOS, L.A.F.; ALVES SOBRINHO, T. Hydric erosion and water infiltration in different soil management system and corn development stage. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 19, p. 1076-1082, 2015.

CARVALHO, D. F.; Machado, R. L.; ALMEIDA, W.S.; Rouws, J. R. C.; OLIVEIRA, P. T. S. Multivariate analysis of erosivity indices and rainfall physical characteristics associated with rainfall patterns in Rio de Janeiro. Revista brasileira de ciência do solo, v. 41, p. 1-13, 2017.

CARVALHO, D.F.; MONTEBELLER, C.A.; CRUZ, E.S.; CEDDIA, M.B.; LANA, A.M.Q. Perdas de solo e água em um Argissolo Vermelho-Amarelo, submetido a diferentes intensidades de chuva simulada. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v.6, n.3, p.385-389, 2002.

CARVALHO, D. F.; ANTUNES M. A. H.; ALMEIDA, W. S. de; OLIVEIRA, P. T. S. Predicting soil erosion using Rusle and NDVI time series from TM Landsat 5. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, DF, v. 49, n. 3, p. 215-224. 2014.

CEIVAP - COMITÊ PARA INTEGRAÇÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PARAÍBA DO SUL. Relatório de Situação Bacia hidrográfica do rio Paraíba do Sul. Resende-RJ, AGEVAP, 2010. 1v.

CEIVAP - COMITÊ PARA INTEGRAÇÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PARAÍBA DO SUL. Plano de Recursos Hídricos da Bacia do Rio Paraíba do Sul – Resumo. Diagnóstico dos Recursos Hídricos. Relatório Final. Rio de Janeiro, Fundação Coppetec/UFRJ, 2006.

COGO, N.P.; MOLDENHAUER, W.C.; FOSTER, G.R. Soil loss reductions from conservation tillage practices as expressed by a mulch factor. *Soil Science Society of America Journal*, Madison, v.48, n.2, p.368-73, 1984.

COSTA-CABRAL, M.; BURGESS, S.J.: 'Digital Elevation Model Networks (DEMON): a model of flow over hillslopes for computation of contributing and dispersal areas', *Water Resources Research*, 30:1681-1692. 1994.

CURRAN, P.J.; DUNGAN, J.L.; GHOLZ, H.L. Seasonal LAI in Slash Pine estimated with Landsat TM. *Remote Sensing of Environment*, v. 39, p. 3-13, 1992.

DE JONG, S.M; PARACCHINI, M.L; BERTOLO F. FOLVING, S; MEGIER, J; DE ROO, A.P.J. Regional assessment of soil erosion using the distributed model SEMMED and remotely sensed data. *Catena*, v.37, p.291–308, 1999.

DURIGON, V. L. Avaliação da cobertura e perdas de solo na bacia hidrográfica Palmares-Ribeirão do Saco em Paty do Alferes e Miguel Pereira-RJ, através de técnicas de sensoriamento remoto e SIG. 2011. 139f. Tese (Doutorado em Agronomia, Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2011.

DURIGON, V.L.; CARVALHO, D.F.; ANTUNES M.A.H.; OLIVEIRA, P.T.S.; FERNANDES, M.M. NDVI time series for monitoring RUSLE cover management factor in a tropical watershed. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 35, No. 2, 441–453, 2014.

EDUARDO, E.N; CARVALHO, D. F.; MACHADO, R. L.; SOARES, P. F. C.; ALMEIDA, W. S. Erodibilidade, fatores cobertura e manejo e práticas conservacionistas em Argissolo Vermelho-amarelo, sob condições de chuva natural. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*. v. 37, p. 796-803, 2013.

EKHMAJ, A. I. Predicting Soil Infiltration Rate Using Artificial Neural Network. *International Conference on Environmental Engineering and Applications (ICEEA 2010)*. 117-121, 2010.

ELLISON, W.D. Soil erosion studies - Part I: *Agric. Eng.* 28:145-146. 1947.

EMBRAPA Centro Nacional de Pesquisa Agropecuária de Solos (Rio de Janeiro). *Manual de Métodos de análise de solo* 2a ed. ver. atual. Rio de Janeiro, 212p 1997.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3ªed. Revisada e ampliada. Brasília: Embrapa Produção de informação; Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 353p. 2013.

ENDRES, P.F.; PISSARRA, T.C.T.; BORGES, M.J.; POLITANO, W. Quantificação das classes de erosão por tipo de uso do solo no município de Franca–SP. Eng. Agríc., v.26, n.1, p.200-207, jan./abr. 2006.

ESA (European Space Agency). Sen2Cor 2.2.1 - Software Release Note.P. 18, 2016.

FIGUEIREDO, M.C.B.; TEIXEIRA, A.S.; ARAÚJO, L.F.P.; ROSA, M.F.; PAULINO, W.D.; MOTA, S.; ARAÚJO, J.C. Avaliação da vulnerabilidade ambiental de reservatórios à eutrofização. Eng. sanit. ambient.v.12, n.4, p.399-409, 2007.

FLANAGAN, D. C., and NEARING, M. A. USDA-Water Erosion Prediction Project: Hillslope profile and watershed model documentation. NSERL Report N^o. 10. West Lafayette, Ind.: USDA-ARS National Soil Erosion Research Laboratory. 1995

GALLANT, J. C.; DOWLONG, T. I.A multi-resolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. Water Resource Research, v.39, p.1347, 2003.

GANASRI, B.P. & RAMESH, H. Assessment of soil erosion by RUSLE model using remote sensing and GIS - A case study of Nethravathi Basin.Geoscience Frontiers, v. 7, p. 953- 961, 2016.

GELAGAY, H. S. & MINALE A.S. Soil loss estimation using GIS and Remote sensing techniques: A case of Koga watershed, north western Ethiopia. International Soil and Water Conservation Research, v.4, p.126–136, 2016.

GILLES, L.; COGO, N. P.; BISSANI, C. A.; BAGATINI, T.; PORTELA, J. C. Perdas de água, solo, matéria orgânica e nutriente por erosão hídrica na cultura do milho implantada em área de campo nativo, influenciadas por métodos de preparo do solo e tipos de adubação. Revista Brasileira de Ciência do Solo, Viçosa, v.33, p. 1427-1440, 2009.

GUISAN, A., WEISS, S.B., WEISS, A.D.: GLM versus CCA spatial modeling of plant species distribution. Plant Ecology 143: 107-122. 1999.

GUNAWAN, G.; SUTJININGSIH, D.; SOERYANTONO, H.; SULISTIOWENI, W. Soil erosion estimation based on GIS and remote sensing for supporting integrated water resources conservation. International Journal of Technology, .2, p.147- 156, 2013.

GUPTA, H. V., S. Sorooshian, and P. O. Yapo. Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. Journal of Hydrologic Engineering. 4(2): 135-143, 1999.

HAZARIKA, M.K. & HONDA, H. Estimation of Soil Erosion using Remote Sensing and GIS, Its Valuation & Economic Implications on Agricultural Productions. The 10th International Soil Conservation Organization Meeting at Purdue University and the USDA-ARS Soil Erosion Research Laboratory, p.1090-1093, 2001.

HUDSON, N.W. Soil Conservation. BT Batsford Ltd., London, p. 320 1973.

HUET, A.; LIU H.Q.; BATCHILY, K.; VAN LEEWEN, W.A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, v.59, p.440-451, 1997.

HUET, A.R. A soil adjusted vegetation index (SAVI), *Remote Sensing of Environment*, v.25: p.295-309, 1988.

HYAMS, D. G., CurveExpert software, <http://www.curveexpert.net>, 2010.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Manual técnico da vegetação brasileira. IBGE, Rio de Janeiro. P. 92 1992.

INPE, Manuais; Tutorial de geoprocessamento; Operações aritméticas, disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/operacao.html>. Acesso em 02/03/2015.

ISAAKS, E.; SRIVASTAVA, R. An introduction to applied geostatistics. Oxford: Oxford University, 1989. 592 p.

JIANG, Z., HUET, A. R., DIDAN, K. & MIURA T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band *Remote Sensing of Environment*, v.112, p.3833-3845, 2008.

KERGOAT, L. A model for hydrology equilibrium of the eafa rea index on a global scale. *Journal of Hydrology*, v. 212/213, p. 268-286, 1998.

KOPPEN, W. Dasgeographische system der climate. *Handbuch der klimatologie*. Berlin: Borhtraeger, 1938.

LAGEOP. Laboratório de Geoprocessamento. Departamento de Geografia do Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ). Disponível em http://www.viconsaga.com.br/lageop/downloads_bases.php. 2000.

LIMA, E.R.V. de; KUX, H.J.H.; SAUSEN, T.M. Sistema de Informações Geográficas e Técnicas de Sensoriamento Remoto na elaboração de mapa de riscos de erosão no serão da Paraíba. *Revista Brasileira de Ciências do Solo*, Campinas, v. 16, p. 257-263, 1992.

LUCIANO, R.V.; BERTOL, I. VÁZQUEZ, E.V.; FABIAN, E.L. Perdas de água e solo por erosão hídrica em duas direções de semeadura de aveia e ervilhaca. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Viçosa, Viçosa, v.33, p.669-676, 2009.

MACHADO, R.L.; CARVALHO, D.F.; COSTA, J.R.; OLIVEIRA NETO, D.H.; PINTO, M.F. Análise da erosividade das chuvas associada aos padrões de precipitação pluvial na região de Ribeirão das Lajes (RJ). *Revista Brasileira de Ciência do Solo (Impresso)*, v. 32, p. 2113-2123, 2008.

MACHADO, R.L.; CARVALHO, D.F.; ROUWS, J.R.C.; GOMES, D.P.; EDUARDO, E.N. Erosividade das chuvas associada a períodos de retorno e probabilidade de ocorrência no estado do Rio de Janeiro. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.37, p.529-547, 2013.

MACHADO, R.L.; RESENDE, A.S.; CAMPELLO, E.F.C.; OLIVEIRA, J.A.; FRANCO, A.A. Soiland nutriente losses in erosiongulliesat diferente degreesofrestoration. *Revista Brasileira de Ciência do Solo (Impresso)*, v. 34, p. 945-954, 2010.

MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA-SANTOS, M. L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. *Geoderma* 117: 3-52.2003.

MELLO, E. L.; BERTOL, I.; ZAPAROLLI, A. L. V.; CARRAFA, M. R. Perdas de solo e água em diferentes sistemas de manejo de um NitossoloHáplico submetido à chuva simulada. *Revista Brasileira Ciência do Solo*, v.27, p.901-909, 2003.

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; SANTOS, H.G. (2006), Chapter 3, The State of the Art of Brazilian Soil Mapping and Prospects for Digital Soil Mapping. *Developments in Soil Science*. 31, 39-54.

MENEZES, C. E. G. Integridade de paisagem, manejo e atributos do solo no médio vale do Paraíba do Sul, Pinheiral-RJ. 160f. Tese (doutorado em agronomia ciência do solo). Instituto de agronomia, departamento de solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2008.

MERRIT, W.S.; LETCHER, R. A; JAKEMAN, A.J.; A review of erosion and sedimenttransport models. *EnviromentalModeling& software*, 18: 761–799. 2003.

MERTEN, G.H. & MINELLA, J.P. Qualidade da água em bacias hidrográficas rurais: um desafio atual para a sobrevivência futura. *Agroecol. eDesenvol. Rur. Sustent.*, v.3, n.4, out/dez, p.33-38, 2002.

MIAN. L., WEMYI, 1, Y., WENFENG, D., JIANFENG, Y., JIANGNAN, C. Effect of grass coverage on sediment yield in the hillslope-gully side erosion system. *Journal of Geographical Sciences*. 19, 321-330, 2009.

MINASNY B & McBRATNEY A. B. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. *Geoderma*, 264, 301–311, 2016.

MONTEBELLER, C.A.; CARVALHO, D.F.; ALVES SOBRINHO, T.; NUNES, A.C.S.; RUBIO, E. Avaliação hidráulica de um simulador de chuva pendular. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.5, n.1, p.1-5, 2001.

MOORE, I. D.; GESSLER, P. E.; NIELSEN, G. A. E.; PETERSON, G. G. Soils attribute prediction using terrain analysis. *Soil Science Society of American Journal*, Madison, v. 57, n. 2, p. 443-452, 1993.

MORAES, A. G. L.. Mapeamento digital de atributos físicos e químicos do solo na Península de Keller - Ilha Rei George - Antártica Marítima. 2013. 52f. Dissertação (Mestrado em Agronomia Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2013.

MORAES, A. G. L; LOSS, A; PEREIRA, M. G.; ANJOS, L. H. C.; SILVA, E. M. R.Distribuição de agregados e diâmetro médio ponderado avaliados em diferentes sistemas de produção orgânico. *Revista Brasileira de Agroecologia*, v. 4, p. 1302-1305, 2009.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação. 3. ed. atual. ampl. Viçosa: Ed. UFV, 2005.

MORIASI, D. N.; ARNOLD J. G; VAN LIEW., M. W.; BINGER R. L, HARMEL., R. D; VEITH T. L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in

watershed simulations. American Society of Agricultural and Biological Engineers. 50(3), 885–900, 2007.

NASH, J. E. and J. V. SUTCLIFF. 1970. River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles. J. Hydrology. 10(3): 282-290.

NEARING, M.A.; DERR-ASCOUGH, L; LAFLEN, J. M. Sensitivity analysis of the WEPP hillslope profile erosion model, American society of agriculture engineers, v. 3 n. 33 p. 389-849, 1998.

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

OLIVEIRA, J.A. Caracterização física da Bacia do Ribeirão Cachimbal-Pinheiral (RJ) e de suas principais paisagens degradadas. Seropédica: UFRRJ, 1998. (Dissertação Mestrado).

OLIVEIRA, J.F.; GRIEBELER, N.P.; CORRECHEL, V.; SILVA, V.C. Erodibilidade e tensão crítica de cisalhamento em solos de estradas não pavimentadas. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v.13, p.955–960, 2009.

PANACHUKI, E; ALVEZ SOBRINHO, T. VITORINO, A. C. T; CARVALHO, D. F. URCHEI, M. A. Avaliação da infiltração de água no solo, em sistema de integração agricultura-pecuária, com uso de infiltrômetro de aspersão portátil. Acta Sci. Agron. Maringá, v. 28, n. 1, p. 129-137, Jan./March, 2006.

PINHEIRO, A.; POETA TEIXEIRA, L., KAUFMAM, V. Water infiltration capacity under different land uses and agricultural management practices. Ambiente e Água. 4 (2),188-199, 2009.

PINHEIRO, A.; POETA, L. T.; KAUFMANN, V. Capacidade de infiltração de água em solos sob diferentes usos e práticas de manejo agrícola Ambiente e Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science, Vol. 4, Núm. 2, pp. 188-199. 2009.

PORTILHO A. P.; CASTRO, M. C.; ALVES, G. S. AGUIAR, N. F. SILVA, M. S. Balanço Hídrico para Pinheiral, Rio de Janeiro. Revista Agroambiental – Agosto, p 21-28, 2011.

POTT, C. A. & DE MARIA I.C. Comparison with field methods for assessing infiltration rates. R. Bras. Ci. Solo, 27, 19-27, 2003.

POTTER, T.L.; TRUMAN, C.C.; BOSCH, D.D.; BEDNARZ, C.W. Fluometuron and pendimethalin runoff from strip and conventionally tilled cotton in the southern Atlantic Coastal Plain. Journal of Environmental Quality, v.33, p.2122–2131, 2004.

PRUSKI, F.F.; Conservação do solos e água: práticas mecânicas para o controle da erosão hídrica. 2 ed. 279 p. Viçosa: Ed. UFV, 2009.

R Development Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>. 2011.

RENARD, K. G.; FERREIRA, V. A. RUSLE model description and data base sensitivity. *Journal of Environment Quality*, v 22, p 458-466, 1993.

RENARD, K.G.; FOSTER, G.R.; WEESIES, G.A.; MCCOOL, D.K.; YODER, D.C. Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). Washington: USDA. Agriculture handbook, 703.1997, 384p.

ROSENDO, J. DOS S.; ROSA, R.: A Utilização de sensores com resolução moderada (MODIS) no estudo da vegetação na bacia do Rio Araguaria-MG. *Revista Sociedade e Natureza*, v. 33, nº 17, p. 91-104, 2005.

ROUSE, J.W.; R.H. HAAS, J.A.; SCHELL, D.W.; DEERING, J.C. HARLAN. Monitoring the vernal advancement of retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD, 371 p. 1974,

SALES, L. E. O; FERREIRA M. M., OLIVEIRA, M. S. e CURI, N. Estimation of the soil basic infiltration velocity. *Pesquisa agropecuária brasileira*. 34 (11) 2091-2095, 1999.

SALOMÃO, F.X.T. Erosão e a ocupação rural e urbana. 3º Curso de Geologia de Engenharia Aplicada a Problemas Ambientais. São Paulo, AGAMA-DIGEM. p.44-71, 1992.

SAMUEL-ROSA, A. S. Funções de predição espacial de propriedades do solo. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo). Universidade Federal de Santa Maria. 201p. 2012.

SANTOS, R. D. dos; LEMOS, R. C. de; SANTOS, H. G. dos; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C. dos; SHIMIZU, S. H. Manual de descrição e coleta de solo no campo. 6. ed. rev. e ampl. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo / Ed. Suprema Gráfica e Editora Ltda, 100 p. 2013.

SARTORI, A.; LOMBARDI NETO. F; GENOVEZ A. M. Classificação Hidrológica de Solos Brasileiros para a Estimativa da Chuva Excedente com o Método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*. 10 (4), 05-18, 2005.

SCHICK, J.; BERTOL, I.; BALBINOT JÚNIOR, A.A.; BATISTELA, O. Erosão hídrica em cambissolo húmico alumínico submetido a diferentes sistemas de preparo e cultivo do solo: II. Perdas de nutrientes e carbono orgânico. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 24:437-447, 2000.

SELLERS P. J.; BERRY, J. A.; COLLTZ, G. J.; FIELD, T.; HALL E. G. Canopy Reflectance, Photosynthesis, and Transpiration.III. A Reanalysis Using Improved Leaf Models and a New Canopy Integration Scheme. *Remote Sensing of the Environment* 42 187-216, 1992.

SELLERS, P.J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration, *International Journal of Remote sensing* 6: 1335 -1372. 1985.

SHEKLABADI M.; KHADEMI, H.; CHARKHABI, A. H. Runoff and sediment yield in soils developed on different parent materials in the Golabad watershed Ardestan. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, v.7, n.2, p. 85–101, 2003.

SHIMABUKURO, Y.E.; SMITH, J.A. The least-square mixing models to generate fraction imagens derived from remote sensing multispectral data. Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v.29, p.16-20, 1991.

SOUSA, C. L. de: Uso de imagens-índice e de imagens-proporção para avaliar a quantidade de madeira em povoamentos de Pinus spp., Dissertação de Mestrado, INPE São José dos Campos –SP. p. 125, 1997.

TEIXEIRA, A. Qual a melhor definição de SIG. Revista FATOR GIS, n.11, 1995.

TISCARENO-LOPEZ, M. Sensitivity analyses os the WEPP watershed model for rangeland applications I: hillslope processes. American society of agriculture engeneers, v. 6 n. 36 p.1659-1672, 1993.

TOLEDO, L. O. & PEREIRA, M. G. Dinâmica da deposição de serapilheira, um estudo prolongado em florestas secundárias em áreas de mata atlântica. Revista Floresta e Ambiente, v. 11, p. 39-46, 2004.

TOMAZANI, J.C., MANTOVANI, L.E., BITTENCOURT, A.V.L.; ROSA FILHO, E.F. da, A sistematização dos fatores da EUPS em SIG para quantificação da erosão laminar na Bacia do Rio Anta Gorda. Estudos Geográficos, Rio Claro, 3(1): 01-21 , 2005.

USDA. United States Department of Agriculture Agricultural. Disponível em <http://www.ars.usda.gov/Research//docs.htm?docid=10626>. Acessado em 03/03/2015.

VAHABI, J.; NIKKAMI, D. Assessing dominant factors affecting soil erosion using a portable rainfall simulator. International Journal of Sediment Research, v.23, n.4, p.376–386, 2008.

VAN DER KNIJFF, J. M., R. JONES, J. A.; MONTANARELLA, L. **Soil Erosion Risk Assessment in Italy**. Ispra: European Commission Directorate General JRC, Joint Research Centre Space Applications Institute European Soil Bureau, 1999.

VENABLES, W.N.; RIPLEY, B.D. Modern applied statistics with S. 4.ed. New York: Springer, 2002. 495p.

VERGAZONE, M.A.; GRANÃ, M. Endmember extraction methods: a short review. Springer. KES, part III, LNAI 5179, pp.400 -407. 2008.

VERMOTE, E. F., TANRE, D., DEUZE, J. L., HERMAM, M., MORCRETTE, J. J., Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An overview., IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing v 35, n 3, p 675-686, 1997.

WEISS, A.D.: Topographic Position and Landforms Analysis. poster. Disponível em http://www.jennessent.com/downloads/tpi-poster-tnc_18x22.pdf. 2000.

WILSON, J.P. & GALLANT, J.C.: Terrain Analysis - Principles and Applications. 2000.

WISCHMEIER, W.H. & SMITH, D.D. Predicting rainfall erosion losses - a guide to conservation planning. Washington, USDA, 1978. 58p. (Agricultural Hand book, 537).

XAVIER A.C. Estimativa da dinâmica do índice de área foliar uma microbacia hidrográfica por meio de técnicas de sensoriamento remoto: 2002. 111 f. Tese de Doutorado – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” - Piracicaba-SP, 2002.

XAVIER, A. C.; VETTORAZZI, C. A. Mapping leaf area index through spectral vegetation indices in a subtropical watershed. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, nº 9, p. 1661-1672, 2004.

7 ANEXOS

Tabela 26: Índices extraídos do mapa de DS (0 - 5 cm) gerado por KO.

| Modelo: Exponencial | | |
|---------------------|-------|-------------------|
| C0 | C1 | <i>a</i> |
| 0,008 | 0,013 | 102,21 |
| MPE | RMSE | r ² VC |
| -0,001 | 0,12 | 0,21 |

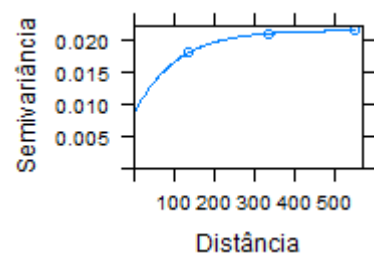


Figura 48: Semivariograma para DS (05 - 10 cm).

Tabela 27: Índices extraídos do mapa de areia total (0 - 5 cm) gerado por KO.

| Modelo: Exponencial | | |
|---------------------|-------|-------------------|
| C0 | C1 | <i>a</i> |
| 8886,5 | 16684 | 300,72 |
| MPE | RMSE | r ² VC |
| -2,07 | 149,3 | 0,06 |

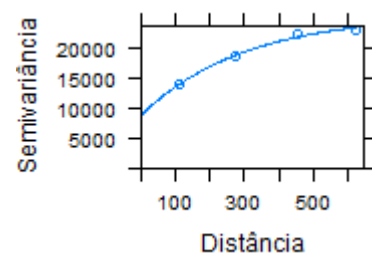


Figura 49: Semivariograma para areia total (05 - 10 cm).

Tabela 28: Índices extraídos do mapa de C_{org} (0 - 5 cm) gerado por KO.

| Modelo: Exponencial | | |
|---------------------|------|-------------------|
| C0 | C1 | <i>a</i> |
| 2,83 | 6,10 | 62,19 |
| MPE | RMSE | r ² VC |
| 0,03 | 2,7 | 0,01 |

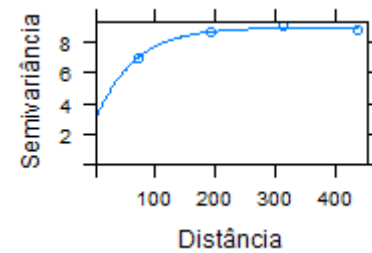


Figura 50: Semivariograma para C_{org} (KO) (05 - 10 cm).

Tabela 29: Índices extraídos do mapa de terra fina (0 - 5 cm) gerado por KO.

| Modelo: Esférico | | |
|------------------|---------|-------------------|
| C0 | C1 | <i>a</i> |
| 0,00 | 6083,05 | 269,34 |
| MPE | RMSE | r ² VC |
| 1,31 | 0,91 | 0,01 |

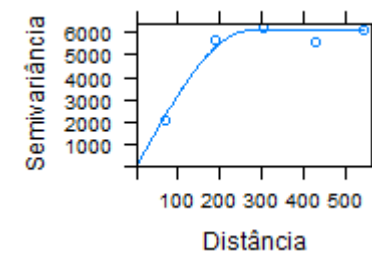


Figura 51: Semivariograma para terra fina (05 - 10 cm).

Obs.: KO = Krigagem ordinária, C0 = efeito pepita($\gamma(h)$), C1 = contribuição ($\gamma(h)$), *a* = alcance (m), VC = validação cruzada, MPE = Erro médio da predição (unidades de pH), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição e distância em metros.