

SARA MACIEL PENACHIO

**PREDIÇÃO DO FATOR ERODIBILIDADE DO SOLO POR MEIO DE REGRESSÃO
KRIGAGEM**

Botucatu

2021

SARA MACIEL PENACHIO

**PREDIÇÃO DO FATOR ERODIBILIDADE DO SOLO POR MEIO DE REGRESSÃO
KRIGAGEM**

Tese apresentada à Faculdade de
Ciências Agronômicas da Unesp Campus
de Botucatu, para obtenção do título de
Doutor em Agronomia – Energia na
Agricultura

Orientador: Luís Gustavo Frediani Lessa

Coorientador: Donizeti Aparecido Pastori
Nicolete

Botucatu

2021

P397p Penachio, Sara Maciel
Predição do fator erodibilidade do solo por meio de regressão krigagem / Sara Maciel Penachio. -- Botucatu, 2021
81 p. : tabs., mapas

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu
Orientador: Luís Gustavo Frediani Lessa
Coorientador: Donizeti Aparecido Pastori Nicolete

1. Agronomia. 2. Solos conservação. 3. Erosão. 4. Análise espacial (estatística). I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: PREDIÇÃO DO FATOR ERODIBILIDADE DO SOLO POR MEIO DE REGRESSÃO KRIGAGEM

AUTORA: SARA MACIEL PENACHIO

ORIENTADOR: LUIS GUSTAVO FREDIANI LESSA

COORIENTADOR: DONIZETI APARECIDO PASTORI NICOLETE

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Doutora em AGRONOMIA (ENERGIA NA AGRICULTURA), pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. LUIS GUSTAVO FREDIANI LESSA (Participação Virtual)
Ciência Florestal, Solos e Ambiente / Faculdade de Ciências Agronômicas de Botucatu - UNESP



Dr.^a YARA MANFRIN GARCIA (Participação Virtual)
Bauru/SP / .



Prof. Dr. SILVIO CARLOS SANTOS NAGY (Participação Virtual)
Ciência Florestal, Solos e Ambiente / Faculdade de Ciências Agronômicas de Botucatu - UNESP



Prof. Dr. OSMAR DELMANTO JUNIOR (Participação Virtual)
Agronegócio / Faculdade de Tecnologia de Botucatu



Prof.^a Dr.^a BRUNA SOARES XAVIER DE BARROS (Participação Virtual)
/ UniFSP - Centro Universitário Sudoeste Paulista



Botucatu, 20 de julho de 2021

Ao meu amado sobrinho,

Vicente,

dedico

AGRADECIMENTOS

À Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, pelo acolhimento na pós-graduação.

Ao meu Orientador Luís Gustavo Frediani Lessa.

Ao meu Coorientador Donizeti Aparecido Pastori Nicolete.

A todos os funcionários do Departamento de Ciência Florestal, Solos e Ambiente.

À minha ex. Orientadora Célia Regina Lopes Zimback pelos ensinamentos que tanto me deram suporte para toda a pós-graduação e vida acadêmica.

Aos meus queridos pais, irmã e família pelo apoio e amizade incondicional.

Ao meu companheiro Samuel, pelo suporte técnico, ensinamentos e paciência.

Aos meus amigos que trouxeram leveza e alegria para a pós-graduação.

Ao meu sobrinho Vicente que trouxe alegria, amor e esperança para essa jornada;

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

“A alegria não chega apenas no encontro do achado, mas faz parte do processo da busca. E ensinar e aprender não pode dar-se fora da procura, fora da boniteza e da alegria”

RESUMO

O desafio do homem em combater a erosão é tão antigo quanto a agricultura. A erodibilidade do solo (fator K) representa a fragilidade do mesmo sob ação da chuva e escoamento superficial, não sendo uma variável de simples mensuração, pois inclui todas as características do solo (tanto estáticas quanto dinâmicas) que controlam uma amplitude de sub processos, os quais afetam sua suscetibilidade à erosão. Este trabalho objetiva avaliar a qualidade da predição de erodibilidade do solo por meio da Regressão Krigagem (RK). A área de estudo compreende a Fazenda Experimental Edgárdia, que possui uma área de aproximadamente 1200 hectares localizados no Município de Botucatu – SP, da qual os atributos de solo para obtenção dos valores de referência de erodibilidade, foram obtidos de maneira direta ou indireta do Levantamento Semidetalhado dos Solos. Como fatores relacionados aos processos de formação e atributos do solo, foram testadas como covariáveis para a predição da erodibilidade do solo variáveis do relevo e índices espectrais obtidos a partir de imagens do satélite Landsat 5. O geoprocessamento possibilita uma gama de aplicações matemáticas para a organização, interpretação e representação gráfica de dados e a geoestatística trata de problemas referentes às variáveis regionalizadas com aparente continuidade no espaço. A análise geoestatística foi utilizada numa aplicação de metodologias sequenciais para predição, de modo que, por meio de variogramas e validações, foi possível determinar o grau de incerteza da predição da erodibilidade do solo. A hipótese de que o método de predição “Regressão Krigagem” tem melhor estimativa estatística (baixa incerteza do modelo), foi confirmada, uma vez que houve uma redução, ainda que pequena, do RMSE da Regressão Krigagem em relação a Krigagem Ordinária (KO), embora a distribuição espacial do conjunto amostral possa ter prejudicado o modelo determinístico em função de um possível agrupamento não geográfico.

Palavras-chave: geoprocessamento; geoestatística; fator K; conservação de solos.

ABSTRACT

Man's challenge to fight against soil erosion is as old as agriculture itself. Soil erodibility (K factor) is the soil frailty under rainy and runoff conditions, being hard to measure since it is a resultant of different static and dynamic soil properties that control several erosion susceptibilities related subprocess. This thesis aims to evaluate the Regression Kriging quality in soil erodibility prediction. The study site is known as Fazenda Experimental Edgárdia, with an area by the vicinity of 1200 hectares, located at Botucatu - SP municipality, of which soil data for reference erodibility values was collected directly or indirectly from a previous survey named Levantamento Semidetalhado dos Solos. Pedogenetics factors like terrain indices will be tested as covariates for soil erodibility as well as normalized difference indices from Landsat imagery. Geoprocessing allows a wide range of mathematical applications for an organization, interpreting and graphical representations of data, and the geostatistics is a topic that addresses problems related to regionalized variables with an apparent continuity in space. Then the geostatistical analysis was based on an application of sequential methodologies for prediction, so that, through variograms and validations, it was possible to determine the degree of uncertainty of the prediction of soil erodibility. The hypothesis that the prediction method "Regression Kriging" has a better statistical estimate (low model uncertainty), was confirmed, since the Regression Kriging RMSE had slightly decreased compared to Ordinary Kriging, although the spatial scattering of the samples may have compromised the deterministic model as a result of a possible non-geographic clustering.

Keywords: geoprocessing; geostatistics; k factor; soil conservation.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	17
2	REVISÃO DE LITERATURA	18
2.1	Solos.....	18
2.1.1	Matéria Orgânica.....	19
2.1.2	Textura	19
2.1.3	Estrutura	21
2.1.4	Permeabilidade	22
2.2	Conservação do solo	22
2.2.1	Erosão	23
2.2.2	Equação universal de perda de solo (usle).....	24
2.2.3	Erodibilidade do solo (fator k).....	26
2.2.4	Covariáveis ambientais	28
2.2.4.1	<i>Variáveis de relevo.....</i>	<i>28</i>
2.2.4.2	<i>Razões entre bandas espectrais</i>	<i>29</i>
2.2.5	Usos e coberturas do solo	30
2.3	Modelos de predição espacial	31
2.3.1	Geoestatística	31
2.3.1.1	Regressão Krigagem	34
3	MATERIAL E MÉTODOS	36
3.1	Área de estudo	36
3.1.1	Geologia e geomorfologia.....	39
3.1.2	Classes de solos	39
3.2	MATERIAL.....	40
3.3	Métodos.....	43
3.3.1	Cálculo da erodibilidade do solo	45
3.3.2	Covariáveis.....	46
3.3.2.1	<i>Índices de relevo.....</i>	<i>46</i>

3.3.2.2	<i>Diferença normalizada entre bandas espectrais.....</i>	47
3.3.3	Testes geoestatísticos e validações	48
3.3.3.1	Regressão linear múltipla	49
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	53
4.1	Análise de covariáveis	54
4.2	Regressão Krigagem.....	58
4.3	Erodibilidade	69
5	CONCLUSÕES	74
	REFERÊNCIAS.....	73

1 INTRODUÇÃO

A erodibilidade do solo representa a susceptibilidade deste ao processo erosivo por ação da chuva e seu escoamento superficial, sendo difícil mensurá-la, já que o solo é um corpo complexo, composto por diferentes materiais nos estados sólido, líquido e gasoso em constante interação e transformação.

Os avanços na interpretação dos processos de erosão do solo são relevantes em diferentes escalas de espaço e tempo, assim como, as pesquisas ou o desenvolvimento de modelos fisicamente orientados, que têm importância não somente nas questões político-sociais, como também científica no que se refere ao entendimento de processos e previsões generalistas das dinâmicas do ecossistema.

O Geoprocessamento é a aplicação de uma ou mais ferramentas que possibilitam a organização e visualização de diversos atributos ambientais, como o avanço dos processos erosivos, por exemplo. Por meio de um conjunto amostral ou pelo Sensoriamento Remoto é possível visualizar a distribuição espacial dos atributos, viabilizando estudos precisos em um menor período de tempo.

Entendendo-se o solo como um recurso natural valioso para a sustentabilidade de uma sociedade e biodiversidade, são necessários estudos que busquem mensurar espacialmente os processos de degradação e atributos deste, de forma que as informações obtidas possibilitem o diagnóstico e soluções mais acuradas no espaço-tempo, assim, estudos da erodibilidade com o auxílio do geoprocessamento podem contribuir significativamente para a ciência do solo.

Uma das ferramentas que auxiliam nesse estudo é a geoestatística, que trata de problemas referentes às variáveis regionalizadas que apresentam uma aparente continuidade no espaço. Diante do exposto justifica-se o estudo da suscetibilidade dos solos à erosão utilizando-se do geoprocessamento e geoestatística na obtenção da erodibilidade dos solos. Com a hipótese de que o método de predição “Regressão Krigagem” tenha melhor estimativa estatística (baixa incerteza do modelo), este trabalho tem como objetivo obter a erodibilidade do solo por meio de covariáveis ambientais.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Solos

De acordo com o Departamento de Agricultura dos Estados Unidos, o solo é um meio natural para o crescimento de plantas terrestres ou mais formalmente, um corpo natural composto de sólidos, líquidos e gases que ocorre na superfície terrestre. Ocupa um espaço e é caracterizado por um ou mais dos seguintes elementos: horizontes ou camadas que são distinguíveis do material de origem, resultantes de adições, perdas, transferências e transformações de energia e matéria, ou ainda a habilidade de servir de substrato para plantas no seu ambiente natural, sendo seu limite inferior até onde chega a atividade biológica ou dois metros de profundidade (GARDINER; MILLER, 2004).

Segundo Amundson et al. (2015), o solo foi discutido de uma maneira abrangente como um recurso essencial para a segurança da humanidade, juntamente com clima e segurança alimentar, sendo suas principais ameaças as erosões eólica e hídrica, desde que o homem iniciou a agricultura até o século 21.

A ciência do solo denomina o solo como um recurso natural da superfície da Terra, incluindo sua formação, classificação e mapeamento. Ela estuda dentre outras coisas seus atributos físicos, químicos e biológicos, assim como a sua fertilidade e seu uso e manejo. Muitas vezes os termos Pedologia e Edafologia são usados como sinônimos para a ciência do solo, mas são apenas ramos desta ciência. Existem diferentes nomenclaturas para o estudo do solo por conta de seus diferentes usos e dos diferentes profissionais que o estudam (LEPSCH, 2011).

Pesquisadores da escola russa constataram que o solo possuía características próprias e diferentes das rochas, que dependiam de outros fatores além do material de origem, sendo eles o clima, a vegetação e de outros fatores os quais o solo se submetesse (FREIRE, 2006).

Sendo assim o solo é um corpo com diversos constituintes e, portanto, seus atributos são resultantes da interação dos mesmos, dentre eles a matéria orgânica do solo tem a capacidade de conferir ao solo propriedades de interesses conservacionistas e edafológicos.

2.1.1 Matéria Orgânica

A matéria orgânica do solo (MOS) inclui todo material natural derivado de plantas e animais, incorporados ao solo ou sobre a sua superfície a qual é composta por seres vivos ou em vários estágios de decomposição, mas exclui-se a parte aérea das plantas vivas. Os componentes vivos da matéria orgânica do solo incluem a raiz das plantas (fitomassa), animais que habitam o solo e microrganismos (tamanho inferior a 0,2 mm) (FULLEN; CATT, 2004). Para os mesmos autores a importância da matéria orgânica se dá, entre outras coisas, na maneira como fortalece e estabiliza a estrutura do solo, minimizando o escoamento superficial e a erosão.

A MOS é um dos componentes do solo que são considerados na determinação da erodibilidade como fator redutor da suscetibilidade deste aos processos erosivos, seja pela capacidade de aumentar a estabilidade dos agregados como pela redução da densidade do solo e aumento da taxa de infiltração (BELASRI et al., 2017; JELOUDAR et al., 2018; GHOLOUBI et al., 2018).

No sistema de plantio direto, que promove aumento de matéria orgânica, observa-se uma redução da densidade do solo ao longo do tempo até atingir um equilíbrio entre a redução e incremento de matéria orgânica no mesmo, indicando a importância da MOS na estruturação e qualidades físicas do solo (MOREIRA et al., 2016).

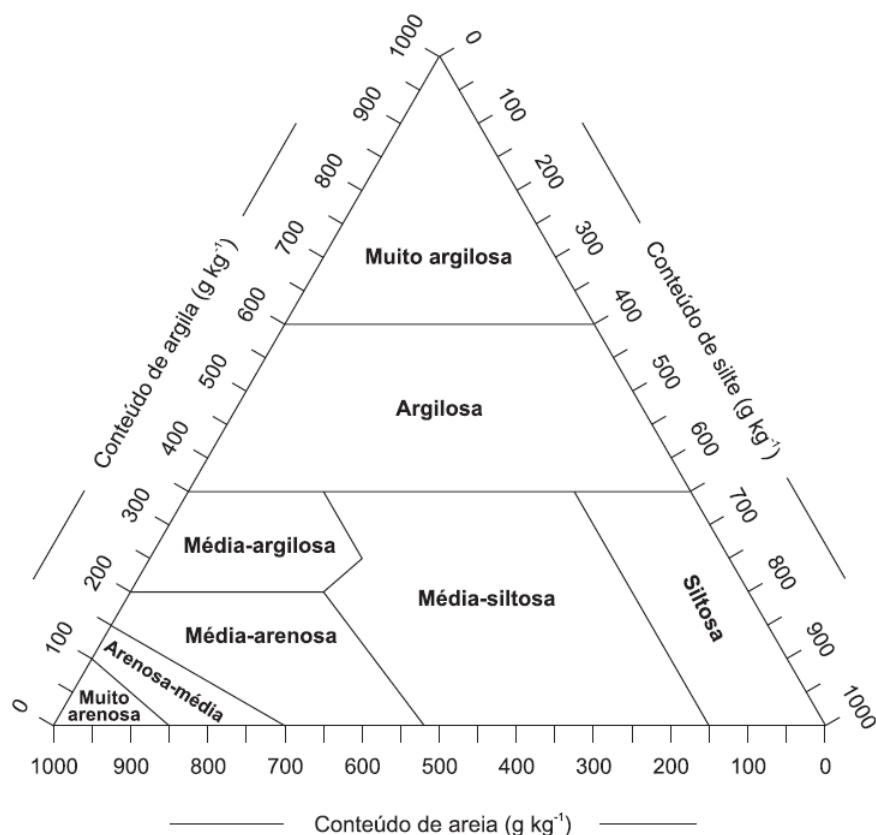
Assim como a matéria orgânica, a textura do solo é outro fator de extrema importância para a pedologia, fazendo referência ao tamanho das partículas que compõe o solo.

2.1.2 Textura

A textura do solo é resultado das proporções granulométricas de suas partículas. As partículas podem ser classificadas pelo seu tamanho, que quando inferiores a 0,002 mm são denominadas argilas, entre 0,002 e 0,05 mm - silte e por fim, tamanhos entre 0,05 e 2 mm - areia (SOIL SCIENCE DIVISION STAFF – SSDS, 2017).

De acordo com os valores das proporções de areia, silte e argila, um solo pode ser classificado em 8 classes de textura, como descrito na Figura 1. Segundo Freire (2006) existem diversos diagramas texturais, no entanto o do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Figura 1) é o utilizado no Brasil.

Figura 1 – Triângulo textural



Fonte: Santos et al. (2018)

As 8 classes texturas são denominadas:

- Textura muito arenosa: classe textural areia;
- Textura arenosa-média: classe textural areia franca;
- Textura média-arenosa: classe textural francoarenosa, com mais de 520g kg⁻¹ de areia;
- Textura média-argilosa: classe textural franco-argiloarenosa;
- Textura média-siltosa: composição granulométrica com menos de 350g kg⁻¹ de argila e mais de 150 g kg⁻¹ de areia, com exceção das classes texturais areia, areia franca, franco-argiloarenosa e francoarenosa com mais de 520g kg⁻¹ de areia;
- Textura siltosa: composição granulométrica com menos de 350 g kg⁻¹ de argila e menos de 150g kg⁻¹ de areia;
- Textura argilosa: composição granulométrica com conteúdo de argila entre 350g kg⁻¹ e 600g kg⁻¹;

- Textura muito argilosa: composição granulométrica com teor de argila superior a 600g kg^{-1} .

Pequenas quantidades de argila (30%) são suficientes para classificar uma porção de solo como franca argilosa. Para ser siltosa uma porção de solo deve ter pelo menos 40% de Silte e para ser arenoso deve ter pelo menos 55% de areia na porção de solo. Sendo assim, a argila possui maior influência, seguida do silte e depois a areia (LEPSCH, 2011).

A erodibilidade do solo pode ser facilmente estimada com base na textura do solo em regiões de clima semiárido, dado que em regiões de semiárido tem-se pouca matéria orgânica que também tem correlação com valor de K (VAEZI et al., 2016).

Diferente da textura, que é um atributo pouco variável e predominantemente uma característica quantitativa do solo, a estrutura corresponde à disposição das partículas na massa do solo (KLEIN, 2008).

2.1.3 Estrutura

A estrutura pode ser estudada por meios diretos e indiretos, como por exemplo, por meio da agregação, porosidade e permeabilidade. Embora a maioria dos solos de textura argilosa sejam mais estruturados do que os de textura arenosa, a textura em si não tem efeito direto sobre a porosidade, pois é a estrutura que caracteriza a porosidade do solo (FREIRE, 2006).

Klein e Libardi (2002) propuseram uma classificação onde os poros do solo podem ser separados em macroporos, microporos e criptoporos. Os macroporos são os poros que perdem água quando recebem uma tensão de 0,6 mca (capacidade de campo) e possuem diâmetro de poros maior que 0,05 mm. Os microporos tem diâmetro entre 0,05 e 0,0002 mm perdendo água com uma tensão de 150 mca (Ponto de Murcha Permanente), já os criptoporos são caracterizados pelo seu diâmetro inferior à 0,0002 mm, que mesmo com uma tensão de 150 mca, não perdem água.

Mesmo em condições de sazonalidade do ciclo hídrico (seca e chuva), cultivos em plantio direto mostraram melhorias na estrutura do solo ao longo do tempo, principalmente em um período de cinco anos, nos quais essas melhorias se tornaram

estáveis (MOREIRA, 2016), mostrando como a estrutura pode ser alterada com diferentes manejos de solo.

Associada à estrutura do solo, a permeabilidade é um parâmetro do solo que sofre alterações não somente pelo resultado dos diferentes manejos, como também de outras características do solo.

2.1.4 Permeabilidade

A permeabilidade pode ser entendida como a aptidão para a passagem do líquido entre os espaços vazios da massa do solo, sendo que esses espaços vazios dependem do tamanho e da forma das partículas pertencentes à essa massa (ALAM et al., 2015) e tem correlação com a estrutura e outras características físicas do solo (SAMPAIO et al., 2006).

A permeabilidade do solo é diretamente proporcional à granulometria de suas partículas e, portanto, os solos de textura arenosa são mais permeáveis e menos suscetíveis à erosão comparados com os de textura muito argilosa, no entanto, solos arenosos quando saturados pela infiltração da água são mais suscetíveis à erosão do que os de textura mais fina por conta da menor agregação das partículas (DEMARCHI; ZIMBACK, 2014).

Segundo Martins et al. (2002) esta variável pode ser utilizada com indicador de qualidade de estrutura do solo e consequentemente indicador de qualidade de um solo, pois apresenta boa resposta nos efeitos proporcionados pela introdução de povoamentos exóticos no lugar de população nativa, por exemplo.

2.2 Conservação do Solo

O desafio do homem em combater a erosão é tão antigo quanto a agricultura. Por deixar de ser nômade e passar a cultivar as terras em lugares fixos, o uso do solo ficou mais intenso, resultando na destruição de sua cobertura e expondo o solo à erosão. A erosão pode ser definida como o desprendimento e arraste acelerado de partículas do solo por conta do vento e da água, sendo a causa principal do empobrecimento das terras (BERTONI; LOMBARDI NETO, 2010).

A erosão é um processo natural que moldou o relevo e as paisagens da terra, e se tornou um dos principais fatores de degradação das camadas superficiais do solo devido sua aceleração por atividades antrópicas, como a agricultura, desmatamento e impermeabilização do solo (FAO,2020).

A adoção de medidas conservacionistas no solo é lenta e pouco incentivada em muitas áreas do mundo, já que não trazem benefícios diretos e rápidos para os pequenos e grandes agricultores, entretanto a não adoção dessas práticas pode trazer prejuízos a longo prazo (FAO, 2015).

Segundo Bertoni e Lombardi Neto (2010), existem 6 fatores que afetam as perdas de solo, sendo eles a chuva (R), a erodibilidade do solo (K), o comprimento e grau de declive (LS), o uso e manejo do solo e por fim as práticas conservacionistas.

2.2.1 Erosão

Erosão é a desagregação e transporte de material do solo que pode ocorrer naturalmente ou de forma acelerada pela atividade humana. Ela tem um impacto negativo direto na produtividade do local (fertilidade da área cultivada) e, portanto, de grande importância para a área agrônômica e ambiental. Seu processo pode ocorrer principalmente por influência do vento e da água, podendo de ter proporções reversíveis ou não (SOIL SCIENCE DIVISION STAFF – SSDS, 2017).

Ainda, de acordo com a publicação anterior, os autores afirmam que é difícil de mensurá-la por meio de espessura (volume) de solo já que outros processos naturais ou antrópicos influenciam na sua espessura. Sendo assim a confecção de mapas que permitam a visualização dos diferentes graus de perda do solo baseado nas suas propriedades, daria suporte ao planejamento de seu uso e manejo

Segundo Borrelli et al. (2013) em uma análise mundial sobre as perdas de solo e seus usos, nos anos de 2001 até 2012, verificaram que em 2001 a perda de solo foi de 35 bilhões de toneladas por ano, com uma média de perda global de 2,8 toneladas por hectare por ano. Em 2012 foi estimado um aumento geral de 2,5% na erosão do solo, ocasionado pelas mudanças do uso da terra. Em 2001, a América do Sul, quando comparada com os outros continentes, mostrou a maior taxa de erosão do solo com valor de 3,53 t/ha/ano, tendo um aumento de 8% em 2012 devido ao desmatamento

e expansão de áreas agrícolas. O Brasil é o segundo país que possui maior porcentagem de área com erosões em níveis críticos (superiores a 20 ton/ha/ano), perdendo apenas para a China.

Addis e Klik (2015), afirmam que na bacia de Gumara-Maksegnit, na Etiópia, o grande desmatamento de florestas nativas para produção agrícola contribuiu amplamente para a erosão acelerada do solo causada pelas chuvas e consequente declínio da produtividade agrícola.

São indispensáveis os avanços na interpretação de processos de erosão do solo em diferentes escalas de espaço e tempo, assim como pesquisas ou desenvolvimentos de modelos fisicamente orientados, que têm importância não somente nas questões político-sociais, como também científica (para o entendimento de processos e predições generalistas das dinâmicas do ecossistema) (ALEWELL et al., 2019).

2.2.2 Equação Universal de Perda de Solo (USLE)

Existem diferentes modelos para mensuração das quantidades de perda de solo, ao passo que a escolha do melhor modelo vai depender dos dados disponíveis para uma determinada área de estudo, como também a forma que o modelo vai adaptar ou alterar informações de outros estudos às condições de clima, solo e relevo dessa área da qual ele será aplicado (BENAVIDEZ et al., 2018). Alewell et al. (2019) afirmam que os atuais modelos do tipo USLE não são mais incertos quando comparados com modelos mais complexos.

Wischmeier e Smith (1978) desenvolveram o modelo USLE para a estimativa da perda média anual de solo. Ele foi desenvolvido observando inúmeras parcelas padronizadas de 0,008 ha (3,5 metros de largura e 22,1 metros de comprimento) e 9% de declividade. O modelo está representado pela Equação 1:

$$PS = R * K * LS * C * P \quad (1)$$

Onde PS é a perda de solo média anual em $t \text{ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$; R é o fator de erosividade da chuva em $\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ ha}^{-1}$; K é o fator de erodibilidade do solo em $t \text{ há}^{-1}/(\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1})$; L é o fator de comprimento de encosta, adimensional; S é o fator de

declividade da encosta, adimensional; C é o fator de uso e manejo do solo, adimensional e P é fator de práticas conservacionistas, adimensional.

O fator R é um índice numérico que expressa a capacidade, em dada localidade, de causar erosão em uma área desprotegida. Apenas este fator é calculado a partir de registros pluviométricos, já que os outros têm relação com a parcela padrão (PRUSKI, 2009).

O fator K , como afirmou Sanchis, et al. (2008), representa a suscetibilidade do solo sob ação da chuva e escoamento superficial. O fator LS (comprimento e declividade da encosta) é calculado no Brasil pela fórmula ajustada (para os principais tipos de solo do estado de São Paulo) por Bertoni e Lombardi Neto (1990), representada pela Equação 2:

$$LS = 0,00984 * L^{0,063} * S^{1,18} \quad (2)$$

Onde S é declividade da encosta, em porcentagem e L é o comprimento da encosta, em metros.

De acordo com Lane et al. (1992), o fator uso e manejo do solo (C) é resultado da taxa de perda de solo durante determinado estágio de desenvolvimento de uma cultura, comparada à perda de solo na parcela-padrão. Existem valores tabelados do fator C para diferentes culturas e tipos de manejo (PRUSKI, 2009).

O Fator P representa o resultado de práticas conservacionistas como plantio em nível, terraceamento e plantio em faixas na erosão do solo, mostrando a relação de perda de solo entre um local com determinada prática conservacionista e esse mesmo lugar com uma cultura implantada morro abaixo (no sentido do declive). Existem valores tabelados do fator P , obtidos pela Seção de Conservação do Solo do Instituto Agrônomo de Campinas (PRUSKI, 2009).

A estrutura básica da USLE foi modificada nas últimas décadas baseada em processos de cada um dos seus cinco fatores, assim como foi integrada aos Sistemas de Informação Geográfica e ferramentas de geoestatística (ALEWELL et al., 2019).

2.2.3 Erodibilidade do Solo (Fator K)

De acordo com Sanchis et al. (2008), erodibilidade (K) representa a suscetibilidade do solo sob ação da chuva e escoamento superficial. Por tal definição, esta não é uma variável de simples mensuração pois inclui todas as características do solo (tanto estáticas quanto dinâmicas) que controlam uma amplitude de sub processos que afetam a erosão do solo.

Mapas de erodibilidade, assim como a equação USLE, tem sido bastante utilizado para mapeamento de solo de forma não gradativa, desconsiderando a variabilidade espacial do solo. A validação estatística mostra ainda que a equação do fator K de Wischmeier e Smith não leva em conta componentes importantes do solo e que deve ser aplicada corretamente levando em conta suas restrições em relação ao silte, matéria orgânica e pedregosidade. Para os autores, existem outros processos mais simples que representam melhor os dados de campo e perda de solo, quando comparado com a USLE, principalmente em grandes áreas, entretanto esses métodos necessitam de informações adicionais (*expert – based criteria*) (IAAICH et al., 2016).

Borselli et al. (2012) recomendam o uso do algoritmo KUERY para uma avaliação mais confiável da erodibilidade do solo. O algoritmo avalia a distribuição da probabilidade dos valores de erodibilidade encontrados em modelos do tipo USLE, com diferentes solos e diferentes climas. Os valores médios de K obtidos por esse algoritmo são distantes dos valores encontrados pelo nomógrafo, que é outra maneira de se obter valores de K.

Segundo Laflen e Moldenhauer (2003) o fator K caracteriza uma taxa de perda de solo em função da erosividade por unidade de precipitação medida num bloco unitário.

O nomógrafo da equação universal de perda de solo é um método essencial para o cálculo do fator K, que no estudo da bacia hidrográfica de Gumara-Maksegnit na Etiópia foi empregado com sucesso para estimar a variação espacial desse fator (ADDIS; KLIK, 2015). Segundo Wischmeier e Smith (1978) e Borselli et al. (2009) o nomógrafo de Wischmeier (1971) não é aplicável quando o teor de silte ultrapassa 70%.

De acordo com o grande número de estudos, os quais utilizam o fator K, Auerswald et al. (2014) pressupõem que o nomógrafo de Wischmeier (1971) é a melhor ferramenta existente para estimar a erodibilidade com seus diferentes aspectos, como por exemplo, disposição de escoamento superficial, desagregabilidade e trasportabilidade. Afirmam ainda que em muitos casos essas predições podem estar equivocadas, por exemplo ao ignorar a sazonalidade ou interferência do clima, entretanto, os equívocos podem ser intensificados se a equação de Wischmeier e Smith (1978) para obtenção do fator K for erroneamente utilizada substituindo o nomógrafo, nos casos em que este é recomendado.

Para Bonilla e Johnson (2012) o método de Römken et al. (1997) para encontrar o fator K é uma alternativa viável pois ela usa o diâmetro médio das partículas do solo para estimar erodibilidade e não possui limitações quanto ao conteúdo de matéria orgânica (MO), ao contrário do método de Wischmeier e Smith (1978) que só pode ser aplicado quando se tem quantidade menor ou igual a 4% de MO.

Os autores afirmam ainda que, por meio de um conjunto de amostras de solo para obtenção de valores de fator (K) para erodibilidade, que, quando agrupados pela textura, todos os solos com menos de 40% de silte tiveram os menores valores de K observados, e afirmaram também que os maiores valores foram observados nas amostras com maiores teores de silte. A erodibilidade decresceu ao passo que o teor de areia aumentou. Solos de textura fina (argilosos ou siltosos) mostraram maiores níveis de matéria orgânica que solos de textura mais grosseira, relação essa que explica a não correlação dos teores de matéria orgânica com o fator k ($r = 0.086$). Constataram ainda que por existir uma grande variação de textura e consequentemente uma variabilidade nos valores de (K) para os mesmos tipos de solo, ficou impossibilitada a estimativa do fator K por meio da classificação taxonômica.

Benavidez et al (2018) elencaram diferentes autores que criaram e/ou adaptaram modelos para a obtenção de valores de K, ao passo que alguns modelos são mais complexos, pois englobam dados de areia, silte, argila, matéria orgânica, estrutura e permeabilidade do solo. Já outros modelos são mais restritivos e levam em conta, principalmente, a textura do solo. Algumas das diferentes equações criadas posteriormente ao nomógrafo de Wischmeier e Smith foram desenvolvidas para

aplicações mais específicas, sendo recomendadas para determinadas regiões ou grupos taxonômicos específicos.

Para Auerswald et al. (2014) o nomógrafo do fator K (dispositivo gráfico para a obtenção de valores de erodibilidade em função de atributos do solo) é a ferramenta mais importante na modelagem da erosão do solo. Sendo assim os autores propuseram uma combinação de equações que se assemelham ao nomógrafo a fim de evitar erros oriundos das limitações existentes na equação clássica de Wischmeier e Smith (1978).

2.2.4 Covariáveis Ambientais

As covariáveis são elementos que possuem relação conceitual com a erodibilidade do solo (variável de interesse), que por meio de análises de correlação e metodologias geoestatísticas de predição, podem ser utilizadas na estimativa de erodibilidade do solo.

A mensuração da erodibilidade do solo por meio de seus atributos, embora seja mais acurada e precisa, é monetariamente onerosa e demanda um longo tempo quando comparado com a predição por meio de covariáveis ambientais como índices de relevo e imageamento por sensores orbitais, que são facilmente obtidas por bases cartográficas e, uma vez que apresentam boa correlação com atributos do solo, se mostram bons candidatos a preditores de erodibilidade do mesmo.

O mapeamento digital de solos é um ramo da ciência do solo bem estabelecido que possui grupos de trabalho ativos na União Internacional de Ciência do solo que reúne cientistas comprometidos com este novo campo de atuação (Boettinger et al., 2010) e nesse contexto se fazem necessários meios de se estimar atributos do solo geoespacializados para compor banco de dados bem como estudos que visam a operacionalização de informações em larga escala e com maior confiabilidade.

2.2.4.1 Variáveis de Relevo

O Sistema Brasileiro de Classificação de Solos utiliza alguns critérios para discriminação de unidades de mapeamento do solo para subdivisões mais homogêneas de suas classes, que refletem condições que interferem direta ou indiretamente no comportamento e nas qualidades dos mesmos. Uma das fases

utilizadas para tais discriminações são as classes de relevo que expressam a declividade em porcentagem: plano 0% a 3%, suave ondulado de 3% a 8%, ondulado de 8% a 20%, forte ondulado de 20% a 45%, montanhoso de 45% a 75% e escarpado, acima de 75% (SANTOS et al., 2018).

Muitos autores utilizam a topossequência como fator indicador das variações das características do solo devido a sua influência nos processos pedogenéticos (BISWAS; ZHANG, 2018). Para Deressa et al. (2018), a formação e propriedades do solo, assim como padrão de propriedades químicas e unidades taxonômicas, foram explicadas em grande parte por características de relevo (regional e local), clima e uso do solo, na Bacia de Didessa na Etiópia Ocidental. Os mesmos autores também afirmam que o fator relevo teve um efeito mais dominante nos processos pedogenéticos que o material de origem, em locais de média e elevada altitude.

De acordo com Dessalegn et al. (2014) o relevo se mostrou o fator de maior influência nos processos pedogenéticos e propriedades físicas e químicas dos solos (CTC, Carbono orgânico, fósforo lábil, relação C/N, nitrogênio total), sendo que houve incremento de carbono orgânico e argila da parte alta para a parte baixa da vertente.

O grau relativo de magnitude de processos hidrológicos, geomorfológicos e biológicos que atuam em paisagens naturais são sensíveis a posição no relevo. Índices destes processos podem ser obtidos por meio de funções da distribuição dos solos, vegetação e particularmente variáveis de relevo, para o qual métodos computacionais de análise de terreno permitem a obtenção de diferentes derivadas de modelos digitais de elevação (MOORE et al., 1991).

Modelos preditivos da distribuição espacial de valores texturais de solos podem ser elaborados de maneira satisfatória tendo como variáveis preditoras variáveis de relevo como elevação, declividade, índices de curvatura, índice topográfico de umidade, entre outros (SAMUEL-ROSA et al., 2013).

2.2.4.2 Razões entre bandas espectrais

Kulikov et al. (2020) demonstraram uma forte relação entre dados de erodibilidade e índices obtidos remotamente de imagens do satélite *Landsat 7* e, portanto, podem ser utilizados como dados auxiliares no mapeamento de erodibilidade do solo, já que

são dados econômicos, quando comparados com dados de campo. Os mesmos autores afirmam que dados remotos e Sistemas de Informação Geográficos de acesso livre, quando combinados com dados de campo, podem gerar um equilíbrio entre custo e precisão no mapeamento das informações.

Gholoubi et al. (2018) propuseram o uso de sensoriamento remoto (SR) para determinar a estabilidade de agregados do solo por meio de índices de refletância, ampliando o espaço do sensoriamento remoto na obtenção de informações de características do solo.

Boettinger et al. (2008) afirmam que os dados espectrais do Landsat podem ser utilizados como covariáveis para características de solos, material de origem e vegetação, sendo utilizados em mapeamentos digitais de solos. Bandas espectrais Landsat, particularmente na faixa de infravermelho de ondas curtas, podem ser utilizadas para representar as variáveis ambientais do material de origem e/ou Solos. As bandas espectrais são processadas em ambiente SIG (Sistemas de Informação Geográfica) de diferentes maneiras (índices por diferença normalizada, composição de bandas, por exemplo) para posterior análise de correlação.

2.2.5 Usos e coberturas do solo

Para Gollany (2017), o cultivo intensivo, baixo incremento de biomassa, sistema de pousio e queimadas diminuíram consideravelmente o estoque de carbono orgânico no solo nas últimas décadas, na região de Centro-Norte do Estado de Oregon, nos Estados Unidos. A introdução de culturas alternativas, como por exemplo as leguminosas e culturas de raízes profundas, aos atuais sistemas de rotação de cultura, poderiam aumentar o carbono orgânico no solo, inclusive em profundidade.

O uso da terra e as variáveis topográficas influenciam fortemente a distribuição horizontal e vertical do carbono orgânico do solo. A influência do uso do solo foi intensificada com o aumento da distância em relação as partes altas da vertente, tendo maior influência nas proximidades do talvegue indicando interações entre o fator topográfico e uso do solo (SUN, ZHU, GUO; 2015).

2.3 Modelos de predição espacial

Segundo Borrelli et al., (2018) a agricultura e mudanças associadas ao uso da terra são as principais causas da erosão acelerada do solo. Embora condições de cobertura de solo e suas mudanças no espaço-tempo desempenhem um papel importante nos processos erosivos, ela tem sido frequentemente negligenciada na utilização de modelos preditivos. Os mesmos autores utilizaram um fator aperfeiçoado na equação RUSLE (Equação Universal de Perdas de Solo Revisada), por meio de sensoriamento remoto, que possibilita melhores estimativas espaciais e temporais na cobertura do solo, por exemplo.

Existem diversos modelos de predição espacial, que podem ser classificados em modelos determinísticos, modelos probabilísticos e outros modelos específicos. Nos modelos determinísticos não se pode avaliar a incerteza associada à predição, enquanto que nos modelos probabilísticos essa incerteza pode ser estimada (HENGL, 2009).

2.3.1 Geoestatística

Qualquer medição na natureza está vinculada ao espaço e tempo, mesmo que em alguns casos essas informações sejam ignoradas. Essa referência pode ser determinada por pelo menos quatro parâmetros, sendo eles: localização geográfica, elevação, horário da medição e informações auxiliares (tamanho de bloco e intervalo de tempo entre as medições) (HENGL, 2009).

Para Landim (1998), geoestatística é um tópico que trata de problemas referentes às variáveis regionalizadas que apresentam uma aparente continuidade no espaço (tendência de apresentar valores próximos de pontos vizinhos e valores diferentes de pontos distantes), sendo representadas por funções numéricas ordinárias que assumem um valor definido a cada ponto no espaço e por meio da matemática descrevem um fenômeno natural. Assim como na estatística comum, é necessário saber a ocorrência da variável regionalizada (função da densidade de probabilidade), que pode ser baseado num modelo teórico como também em uma análise fundamentada em uma amostragem satisfatória.

De acordo com o autor citado anteriormente, existem duas ferramentas fundamentais que fazem parte do estudo do comportamento de variáveis regionalizadas: o semivariograma e a krigagem. A inferência de uma variável regionalizada pode ser feita por meio de valores amostrais, tendo como base a estatística de pares de pontos que possuem uma certa distância entre eles.

Um semivariograma experimental é uma representação gráfica que mostra como a metade do quadrado das diferenças entre os valores amostrais (semivariância) muda de acordo com a distância entre os pontos pareados. Dessa forma é esperado observar menores semivariâncias a distâncias curtas entre os pontos, como semivariâncias mais próximas da variância global a distâncias longas, para variáveis com dependência espacial (HENGL, 2009).

Para determinação do modelo de correlação espacial da variável regionalizada, utiliza-se os pontos amostrais/variograma (para então ajustar um modelo teórico), que permite determinar a correlação espacial para qualquer distância dentro dos limites do espaço amostrado (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

O variograma é a ferramenta central da geoestatística. Permite aos pesquisadores saberem se os dados estão espacialmente correlacionados, assim como o alcance desta correlação. Com um modelo ajustado ao variograma, combinado aos dados amostrais, é possível fazer previsões por meio da krigagem (OLIVER; WEBSTER, 2015).

O variograma experimental é aquele que se baseia em uma amostra de dados, sendo necessário escolher uma função que melhor represente esses dados. Uma das funções mais populares é o modelo isotrópico mais efeito pepita. A função exponencial, gaussiana e modelos de potência também são bastante utilizadas. O ajuste de modelos pode ser um aspecto controverso na geoestatística, pois pode ser feito a olho (procedimento não muito confiável) como também em programas específicos para essa função (OLIVER; WEBSTER, 2014).

Vários fatores afetam a confiabilidade de um variograma experimental, sendo eles: tamanho da amostra; intervalo de distância entre os pontos amostrais assim como a variação permitida; distribuição marginal dos dados (análise da simetria da distribuição

de frequência dos valores da variável de interesse); anisotropia e tendência (OLIVER; WEBSTER, 2014).

Para Oliver e Webster (2014) deve-se ter cautela ao derivar inferências à uma determinada variável fundamentadas apenas no variograma. Para tanto, dados de campo adicionais e excedentes são necessários, assim como fundamentações teóricas que possam embasar essas inferências. Um exemplo é a maneira como alguns autores deduzem uma tendência nos dados por meio da observação do crescimento indefinido da curva do modelo do variograma, sendo que se a taxa de crescimento segue uma potência maior ou igual a 2 então pode-se assumir uma tendência, caso o valor da potência seja menor que 2 então é necessário fazer uma análise associada a outras evidências.

Para Addis e Klik (2015) a função gaussiana foi a que apresentou o melhor modelo de semivariograma para explicar a distribuição espacial da estimativa do fator de erodibilidade do solo em uma bacia hidrográfica. A escolha do melhor modelo foi com base nos valores de RSS (redução mínima da soma dos quadrados) que mede a diferença entre os dados observados e os valores estimados por meio de um modelo de previsão, sendo um dos melhores critérios para este fim.

A krigagem pode ser vista como uma sofisticação da interpolação pelo inverso da distância, sendo que o problema chave dessa interpolação é determinar qual o grau de importância (pesos) dado para cada ponto amostral, para que essa ponderação seja de fato, representativa. O que difere a krigagem da interpolação pelo inverso da distância é que na krigagem, os pesos dados aos pontos amostrais tem origem no modelo do semivariograma (HENGL, 2009).

O mesmo autor afirma que em teoria a Regressão Krigagem (RK), a krigagem Universal (KU) e Krigagem com Deriva Externa (KDE) são a mesma técnica. Na prática, existem algumas diferenças: no caso da RK as previsões determinísticas e estocásticas são feitas separadamente, na KDE essas duas componentes são preditas ao mesmo tempo e a KU se dá quando a componente determinística é feita em função das coordenadas posicionais.

Avalos et al., 2018 mostraram que para erodibilidade do Argissolo vermelho amarelo, a krigagem com deriva externa teve melhor confiabilidade quando

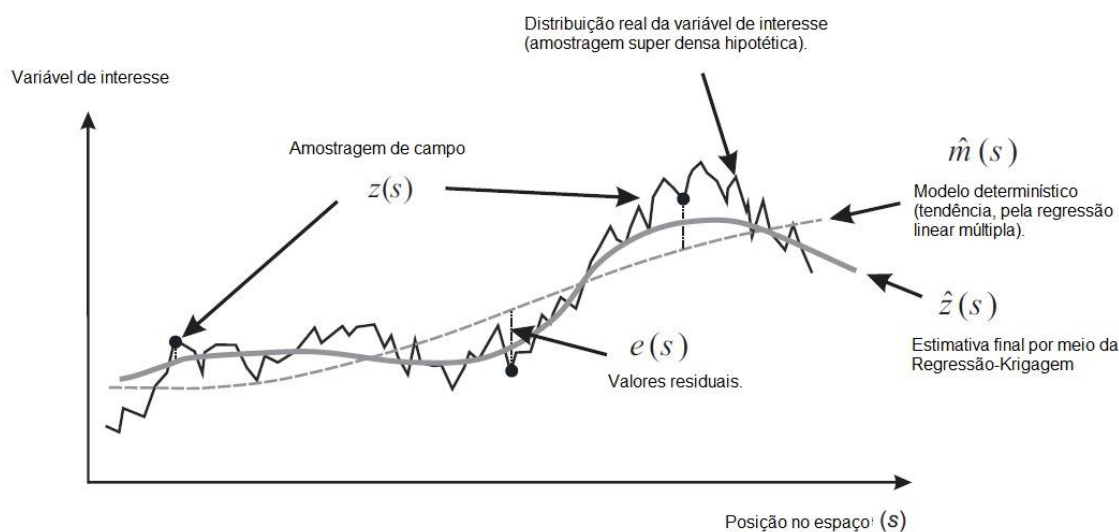
comparada com a krigagem ordinária, pois ao remover a tendência dos dados por meio da modelagem determinística, observou-se que o comportamento dos padrões das propriedades do solo são reflexos dos fatores de formação do solo, como por exemplo o relevo.

2.3.1.1 Regressão Krigagem

A krigagem é o método geoestatístico de predição. É considerado o melhor preditor linear imparcial, pois a variância dos erros é minimizada, sendo na prática uma média ponderada cujos pesos têm origem no modelo do variograma e na disposição dos pontos amostrais em relação ao ponto de interesse. A krigagem ordinária é o método mais popular, por ser mais robusta em suas fundamentações. Existem, entretanto, inúmeros tipos avançados de krigagem (para tarefas específicas) (OLIVER; WEBSTER, 2015).

Hengl (2009) cita como método genérico e que engloba diversos tipos de krigagem, inclusive a Krigagem ordinária, a Regressão Krigagem, onde a componente determinística e estocástica (krigagem ordinária dos resíduos) são preditas separadamente. A Figura 2 exemplifica a Regressão krigagem.

Figura 2 – Regressão Krigagem



Fonte: Adaptado de Hengl (2009).

Os diferentes tipos de krigagem tem sido utilizado por diversos autores na predição de diferentes variáveis ambientais, e mais especificamente, de maneira direta ou indireta, na USLE (GANASRI; RAMESH, 2016; EFTHIMIOU, 2018). O uso dessas técnicas fica restritas a um número amostral relativamente grande, fazendo com que alguns autores tenham que utilizar outros modelos de predição espacial.

A validação cruzada envolve a divisão aleatória do conjunto amostral de observações em duas partes, um conjunto de treinamento e um conjunto de validação. O modelo a ser validado (no caso, a regressão krigagem) é estimado com base no conjunto de treinamento para então ser testado em comparação ao conjunto de validação (JAMES et al. 2013).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A área de estudo, a Fazenda Experimental Edgárdia, pertencente à Matrícula da Fazenda Lageado e Edgárdia, possui uma área de 1200 hectares localizados no município de Botucatu – SP entre as latitudes geográficas 22°47'30" a 22°50' 00" Sul e longitudes 48°26'15" a 48°22'30" Oeste (CARVALHO; PANOSO; MORAES, 1991).

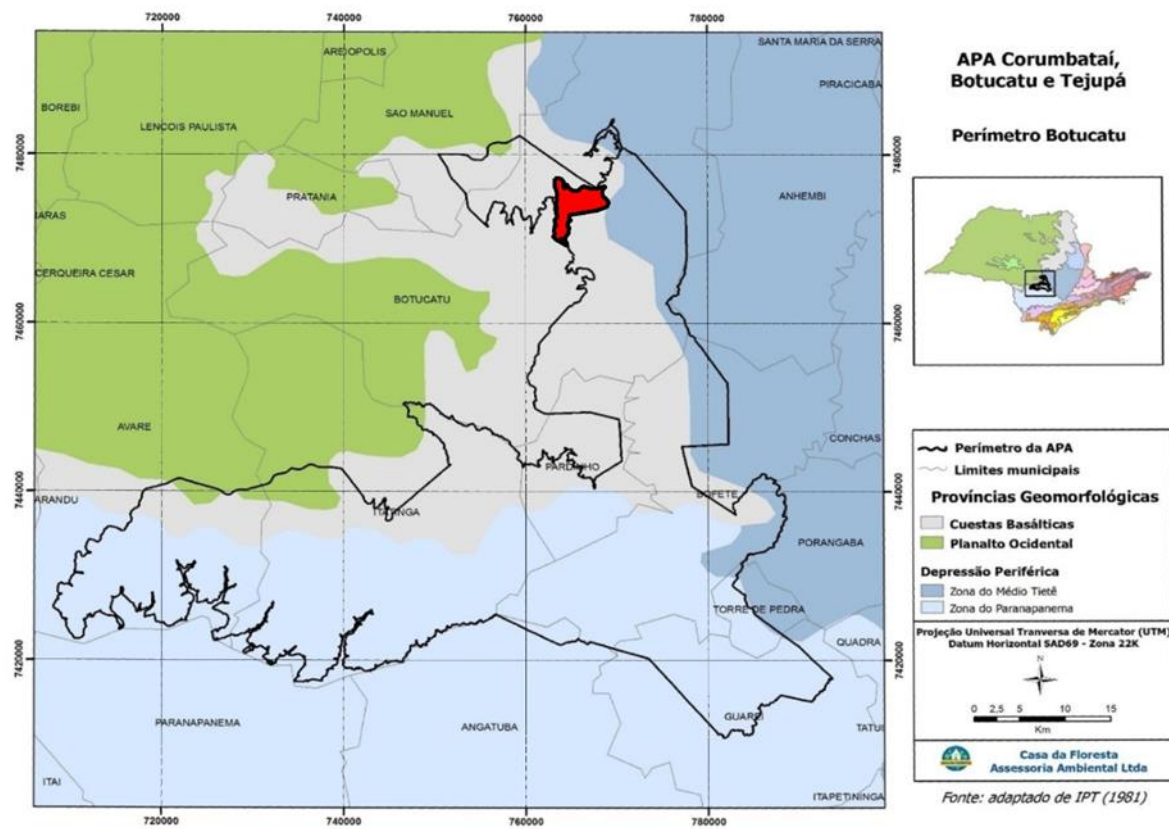
Juntamente com a Fazenda Experimental Lageado, a área de estudo é utilizada para fins de pesquisas e experimentações dentro da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”- UNESP, nela são realizadas atividades de extensão, estágio para graduandos e programa de residência agrária, além de possuir atividades produtivas propriamente ditas (UNESP, 2019).

Segundo a estação meteorológica da Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu, o clima dessa região é caracterizado pelo método *Köppen* como *Cfa* - clima temperado quente (mesotérmico) úmido, com temperatura média do mês mais quente superior a 22°C. Ocorrem deficiências hídricas nos meses de abril, julho e agosto, e o período chuvoso se concentra nos meses de primavera-verão, com índices hídricos relativamente elevados (CUNHA; MARTINS, 2009).

A Fazenda Experimental Edgárdia está localizada na cuesta de Botucatu e possui cinco fragmentos de vegetação natural das tipologias Floresta Estacional Semidecidual e cerradão e está localizada na bacia do rio Capivara que pertence à Área de Proteção Ambiental – APA de Botucatu (JORGE; SARTORI, 2002).

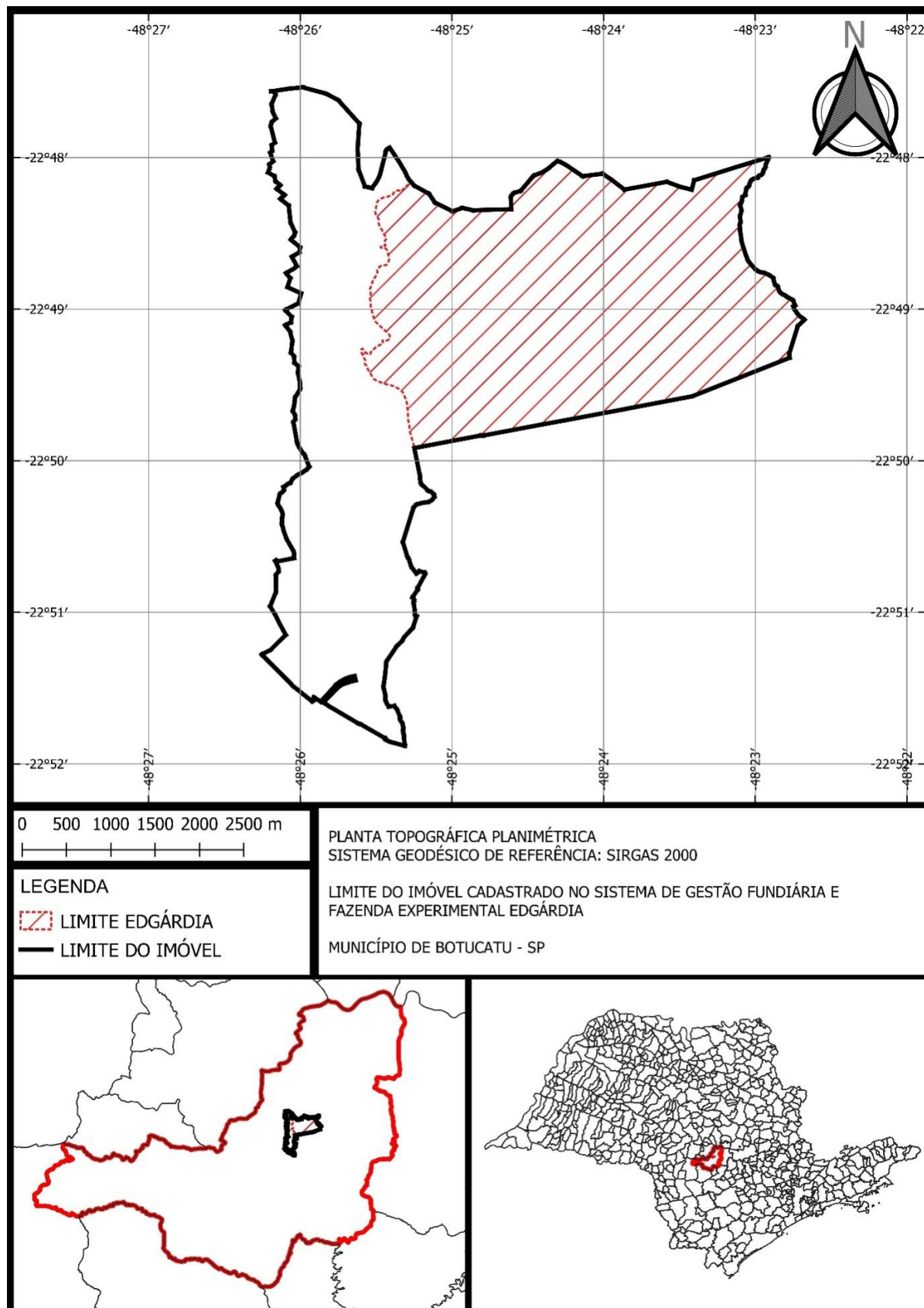
A Figura 3 mostra o limite da área de proteção ambiental e indicação em vermelho das Fazendas Lageado e Edgárdia. A Figura 4 representa o limite do imóvel rural em que se encontra a área de estudo, segundo o Sistema de Gestão Fundiária – INCRA.

Figura 3 – Área de Proteção Ambiental



Fonte: Fundação Florestal: Plano de manejo (2012) - adaptado de IPT (1981)

Figura 4 – Limite da Fazenda Edgárdia



Fonte: Penachio (2020).

3.1.1 Geologia e Geomorfologia

Segundo o Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo – IPT, na área de estudo ocorrem terrenos do Mesozóico, que pertencem ao grupo São Bento (Triássico Inferior e Jurássico) e compõe três Formações: Pirambóia, Botucatu e Serra Geral. A Formação Pirambóia é representada por arenitos eólicos e fluviais, a Formação Botucatu por arenitos eólicos e por fim, a Formação Serra Geral é representada por rochas eruptivas basálticas (CARVALHO; PANOSO; MORAES, 1991).

Segundo os mesmos autores, na área de estudo são encontradas apenas duas províncias geomorfológicas (do total de três existentes no município de Botucatu), as Cuestas Basálticas e a Depressão Periférica, sendo que esta última compreende as áreas de arenitos e sedimentos aluviais (principalmente a leste da área, rebaixada 250 metros em relação às Cuestas Basálticas).

3.1.2 Classes de solos

Baseado no Levantamento Semidetalhado de Solos da Fazenda Edgárdia, listados apenas até o 2º ou 3º nível categórico e adaptados para a nova nomenclatura segundo a classificação brasileira de solos (SANTOS et al. 2018), existem as seguintes classe de solos na área de estudo:

- LVA - LATOSSOLO VERMELHO AMARELO Distrófico;
- LVdf - Associação entre LATOSSOLO VERMELHO Distroférrico, LATOSSOLO VERMELHO Eutroférrico e NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico;
- LVef - LATOSSOLO VERMELHO Eutroférrico;
- NVe - NITOSSOLO VERMELHO Eutrófico;
- NXe - NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico;
- PVAe (1 e 2) - ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico;
- PVAe3 - Associação entre ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico, LATOSSOLO VERMELHO Distroférrico e NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico;
- PVAe4 – Associação entre ARGISSOLO VERMELHO-AMARELO Eutrófico, NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutróficos, NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS Distróficos e NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS Eutróficos;

- MX1 - CHERNOSSOLO HÁPLICO;
- MX2 - Associação entre CHERNOSSOLO HÁPLICO, NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico, NITOSSOLO VERMELHO e NITOSSOLO HÁPLICO Eutrófico;
- GXvd - GLEISSOLO HÁPLICO Ta Distrófico;
- GXve1 - GLEISSOLO HÁPLICO Ta Eutrófico;
- GXve2 - Associação entre GLEISSOLO HÁPLICO Eutrófico, GLEISSOLO Distrófico, GLEISSOLO HÁPLICO Distrófico;
- RQ1 - NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Distrófico;
- RQ2 - Associação de NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS Distróficos e NEOSSOLOS LITÓLICOS Eutróficos;
- RQg - NEOSSOLO QUARTZARÊNICO HIDROMÓRFICO Distrófico;
- RYve (1,2 e 3) - NEOSSOLO FLÚVICO Eutrófico;
- RYve4 - Associação entre NEOSSOLO FLÚVICO e GLEISSOLO HÁPLICO;
- RYve5 - Associação entre NEOSSOLO FLÚVICO e NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS HIDROMÓRFICOS;
- RLe - NEOSSOLO LITÓLICO Eutrófico.

3.2 Material

O material deste trabalho inclui parte dos dados de campo do Levantamento Semidetalhado dos solos da Fazenda Experimental Edgárdia, base cartográfica, dados de sensoriamento remoto e programas computacionais. Cada tema será abordado com detalhes nos tópicos subsequentes.

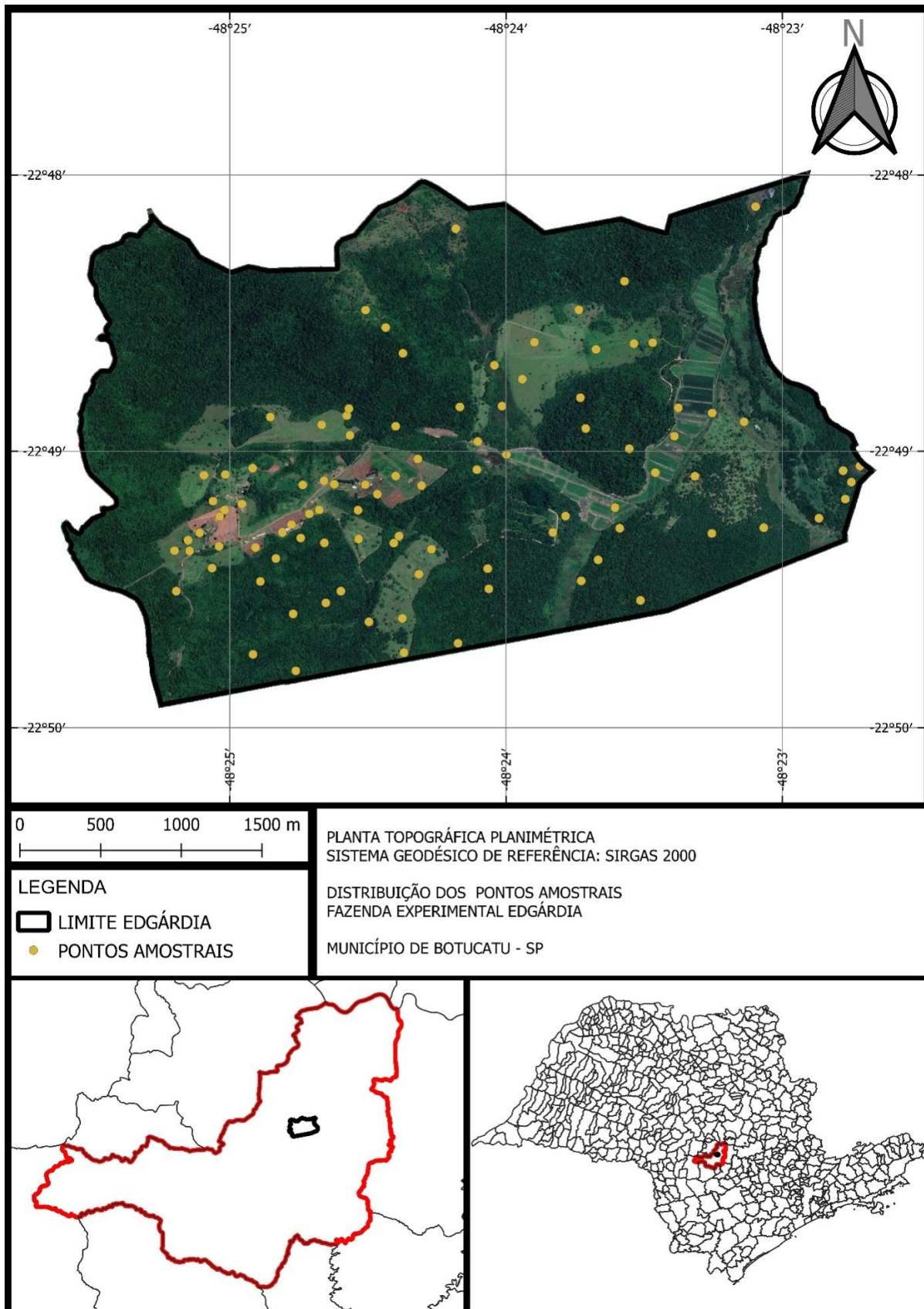
A base cartográfica compõe a carta topográfica SF-22-Z-B-VI-3-NO-D (código da folha 074/077), que é resultado do levantamento aerofotogramétrico com fotografias aéreas de 1977, fomentado pelo governo do Estado de São Paulo, que inclui a área de estudo. Os dados estão disponíveis no Instituto Geográfico e Cartográfico (IGC). A carta topográfica possui escala de 1:10.000 e a equidistância vertical entre as curvas de nível são de 5 metros.

Os dados de textura, matéria orgânica, permeabilidade, estrutura e usos do solo foram extraídos de maneira direta ou indireta do Levantamento Semidetalhado dos Solos realizado desde 1983 com finalização em 1991, por Carvalho, Panoso e

Moraes. Este trabalho contou com a colaboração do Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (SNLCS/EMBRAPA). Os dados de textura, matéria orgânica e estrutura e uso do solo são resultados direto do levantamento, enquanto que a permeabilidade é resultado indireto da classificação hidráulica e textural de cada ponto amostrado.

A Figura 5 representa graficamente a distribuição dos 94 pontos amostrais para o levantamento detalhado dos diferentes tipos de solo da fazenda Experimental Edgárdia.

Figura 5 – Fazenda Experimental Edgárdia e pontos amostrais



Fonte: Penachio (2020).

As imagens utilizadas são do satélite Landsat 5, que estão disponíveis na plataforma *United States Geological Survey* (USGS) e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). A escolha do satélite teve como base as datas de imageamento, que coincidem com as datas do levantamento semidetalhado de solos. As imagens são de 24/09/1984, 14/09/1986, 15/07/1987 e 14/10/1991.

As imagens disponíveis do satélite Landsat 5 correspondem ao período de 1984 até 2011, o que possibilitou o trabalho com esse tipo de ferramenta para a época em que as amostras de solo foram coletadas.

A série Landsat teve início na década 60, a partir de um projeto desenvolvido pela Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA - EUA), sendo dedicado exclusivamente à observação dos recursos naturais terrestres. Esse programa foi inicialmente denominado ERTS (*Earth Resources Technology Satellite*) e em 1975 passou a se denominar Landsat. O primeiro satélite a ser lançado foi o LANDSAT-1 em 1972. As imagens utilizadas do LANDSAT-5 possuem sensor *Thematic Mapper* (TM) de 30 metros de resolução espacial e 16 dias de resolução temporal (INPE, 2020).

Para realização de mapas, calculadora *raster* e aplicação da geoestatística, serão utilizados os programas Excel (tabulação de dados legados e estatística descritiva), R Studio (Análises de Regressão), SAGA (índices de relevo e análises geoestatísticas) e por fim o QGis (confecção e álgebra de mapas).

3.3 Métodos

Com base no Levantamento Semidetalhado dos Solos da Fazenda Experimental Edgárdia, os dados geolocalizados de textura, matéria orgânica, permeabilidade e estrutura foram tabulados, para posterior cálculo da erodibilidade para cada ponto amostral. Além dos dados necessários para a fórmula, também foram tabulados os dados de uso e ocupação do solo em cada ponto amostral.

Os dados de textura foram obtidos de maneira direta do levantamento Semidetalhado, enquanto que a matéria orgânica foi obtida de forma indireta por meio dos valores de carbono orgânico do mesmo levantamento. Alguns pontos amostrais continham apenas dados de areia total, sendo necessário, utilizar a proporção de areia

fina e grossa de um solo semelhante, para chegar em valores parciais de areias. Para os solos litólicos, a proporção de areia fina e grossa foi retirada da literatura, já que nos pontos amostrais não existia nenhum dado dessa proporção para esse tipo de solo. Segundo Alho (2007) a proporção de areia fina em relação à areia grossa, para solos litólicos é de 90%.

Silvério e Gonçalves (2008) relatam diversos fatores de conversão do carbono orgânico total (COT) para dados de matéria orgânica do solo e afirmam ainda que não existe um fator universal, já que existem variações de solo para solo e dentro de um mesmo solo, nas suas diferentes profundidades e horizontes. O tipo de matéria orgânica também pode variar. Um exemplo citado é o fator de *Bemmelen* de 1,724 que se baseia no fato de que a matéria orgânica contém 58% de carbono orgânico. Outro fator citado é na verdade um intervalo, que vai de 1,724 a 2,5 e são referenciados por Nelson e Sommers (1996). Por último os autores citam um intervalo de 1,9 a 2,5 utilizados em solos de superfície e subsuperfície recomendados por Broadbent, em 1953.

Neste trabalho, por se tratar do potencial de um solo em ser conservado e também pelos dados amostrados fazerem referência ao horizonte A, foi utilizado o valor de 1,9 que, entre os fatores citados, corresponde a um valor mais baixo, dentre os recomendados para solos de superfície, o que garante uma subestimativa de valores de matéria orgânica, criando-se um cenário negativo para melhor avaliar o potencial de erodibilidade dos solos da área de estudo.

Para a permeabilidade foi utilizado o estudo de Sartori et al. (2005) que relaciona a permeabilidade do solo com a classificação hidrológica dos mesmos. Para isso foi utilizado a classificação prévia do serviço de conservação do solo do Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA) que categoriza os grupos hidrológicos em A, B, C e D com aumento de escoamento superficial e diminuição de infiltração, respectivamente.

Além disso, os mesmos autores utilizaram as adaptações feitas por Lombardi Neto et al. (1989) com base da pedologia dos solos, que diferente da classificação dos solos dos Estados Unidos, solos arenosos podem estar inclusos nos grupos hidrológicos C e D, justificados pelo incremento de argila no horizonte subsuperficial, aumentando assim o escoamento superficial e os processos erosivos devido a saturação do horizonte A. Ainda com diferenças da classificação americana, as classes de solos argilosos inclusas nos grupos hidrológicos A e B são justificadas pela

ausência de argila de alta atividade (não expansivas) e possuem boa porosidade e pequena razão textural entre seus horizontes.

A permeabilidade é resultado de informações de textura e classificação hidrológica dos solos (RENARD et al. 1997). Para cada ponto amostrado tem-se uma classificação de permeabilidade que será inserida na fórmula de erodibilidade, juntamente com a textura, estrutura e matéria orgânica, para mapeamento digital do fator K.

Por último, a componente estrutura do solo foi obtida de maneira direta do levantamento detalhado de solos da Fazenda Edgárdia, e com base na classificação de Wischmeier e Smith (1978) foi categorizada em 1, 2, 3 ou 4, no qual 1 faz referência a uma estrutura granular muito fina, 2 a estrutura granular fina, 3 a estrutura granular média a grosseira e por fim 4, que são estruturas em blocos, laminares ou maciças.

A partir dos valores de erodibilidade calculados para cada ponto amostral, foi feita a predição dos valores de K (fator de erodibilidade do solo) por meio de técnicas de geoestatística.

3.3.1 Cálculo da erodibilidade do solo

Os valores de erodibilidade de solo (fator K) foram calculados por meio dos valores obtidos nas análises de solo no Levantamento Semidetalhado de Solos da Fazenda Edgárdia. As equações utilizadas foram propostas por Auerswald et al. (2014), as quais foram uma adaptação do nomógrafo de Wischmeier e Smith, em 1978, incluindo melhorias, onde o autor propõe equações que preencham lacunas deixadas pela equação proposta por Wischmeier e Smith, que não representam o nomógrafo para condições de silte + areia fina > 70%, valores baixos de erodibilidade (< 0,2) e matéria orgânica acima de 4%. Sendo assim, as Equações 3, 4 e 5 representam o cálculo do fator K:

$$K_1 = 2.77 * 10^{-5} * \left(f_{Si+vfSa} * (100 - f_{Cl}) \right)^{1.14} \text{ para } f_{Si+vfSa} < 70\% \quad (3)$$

$$K_1 = 1.75 * 10^{-5} * \left(f_{Si+vfSa} * (100 - f_{Cl}) \right)^{1.14} + 0.0024 * f_{Si+vfSa} + 0.16 \text{ for } f_{Si+vfSa} > 70\%$$

$$K_2 = (12 - f_{OM})/10 \text{ para } f_{OM} < 4\% \quad (4)$$

$$K_2 = 0.8 \text{ para } f_{OM} > 4\%$$

$$K_3 = K_1 * K_2 + 0.043 * (A - 2) + 0.033 * (P - 3) \text{ para } K_1 * K_2 > 0.2 \quad (5)$$

$$K_3 = 0.091 - 0.34 * K_1 * K_2 + 1.79 * (K_1 * K_2)^2$$

$$+ 0.24 * K_1 * K_2 * A + 0.033 * (P - 3) \text{ para } K_1 * K_2 < 0.2$$

Sendo K_1 , K_2 e K_3 a erodibilidade do solo ($t \text{ h ha}^{-1} \text{ N}^{-1}$), $f_{Si+vfSa}$ a soma das frações silte e areia muito fina (%), f_{Cl} a fração argila (%) e f_{OM} os teores de matéria orgânica (%). Os valores foram convertidos em ($\text{Mg h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$) posteriormente.

Para estrutura, adotar:

1 = granular muito fina, 2 = granular fina, 3 = granular média ou grosseira e 4 = blocos, laminar ou maciça.

Para permeabilidade, adotar:

1 = rápida, 2 = moderadamente rápida, 3 = moderada, 4 = moderadamente lenta, 5 = lenta e 6 = muito lenta.

3.3.2 Covariáveis

Como fatores relacionados aos processos de formação e atributos do solo, foram utilizadas como covariáveis da erodibilidade, nas épocas em que os levantamentos foram realizados, variáveis de relevo e relações por diferenças normalizadas de bandas que compõe as imagens de satélite.

3.3.2.1 Índices de relevo

A obtenção das variáveis de relevo se dá, a princípio, na vetorização das linhas em nível da carta do IGC, visando a elaboração de um documento digital em formato *shapefile* do tipo linha, que possibilita a interpolação dos dados de altimetria em ambiente SIG para elaboração de um modelo digital de elevação (MDE), arquivo em formato *geotiff*, com estimativas da altimetria atreladas a informações georreferenciadas de uma malha regular de pontos ou *pixels*.

A partir do MDE e por meio do programa *System for Automated Geoscientific Analyses* (SAGA) foram computadas as informações de terreno para posterior análise de regressão.

3.3.2.2 Diferença normalizada entre bandas espectrais

Como covariáveis ambientais obtidas por sensoriamento remoto (SR) foram computados três índices que utilizam a razão entre imagens obtidas pelos sensores orbitais de diferentes faixas do espectro eletromagnético, sendo eles o NDVI (Equação 6) GSI (Equação 7) e CI (Equação 8).

$$NDVI = \frac{(\rho_{0,76 \text{ até } 0,90 \mu m} - \rho_{0,63 \text{ até } 0,69 \mu m})}{(\rho_{0,76 \text{ até } 0,90 \mu m} + \rho_{0,63 \text{ até } 0,69 \mu m})} \quad (6)$$

Onde: ρ é a refletância no comprimento de onda das bandas 3 e 4 do Landsat 5 TM.

O NDVI (ROUSE et al., 1973) indica a qualidade fotossintética da vegetação, no qual os valores variam de -1 a 1, em que os menores valores indicam uma vegetação mais estressada, menos densa ou áreas não vegetadas e os maiores valores indicam áreas de vegetação com maior vigor.

$$GSI = \frac{(\rho_{0,63 \text{ até } 0,69}) - (\rho_{0,45 \text{ até } 0,52})}{(\rho_{0,63 \text{ até } 0,69}) + (\rho_{0,45 \text{ até } 0,52}) + (\rho_{0,52 \text{ até } 0,60})} \quad (7)$$

Onde: ρ é a refletância no comprimento de onda das bandas 1, 2 e 3 do Landsat 5 TM.

O GSI (XIAO et al., 2006) identifica áreas de desertificação por meio do conteúdo de areia fina na camada superficial do solo, no qual valores negativos ou próximos de zero representam áreas vegetadas ou corpos d'água e valores próximo de 0,2 indicam alto conteúdo de areia fina.

Por fim, o CI (Clay index) é um índice criado por Hengl (2007), que calcula valores por meio das bandas do infravermelho médio e infravermelho médio 2, que correlacionam com o conteúdo de argila da camada superficial do solo.

$$CI = \frac{\rho_{1,55 \text{ até } 1,75}}{\rho_{2,08 \text{ até } 2,35}} \quad (8)$$

Onde: ρ é a reflectancia no comprimento de onda das bandas 5 e 7 do Landsat 5 TM.

Dado que a matéria orgânica é um dos fatores que compõe a equação de erodibilidade e os usos e coberturas do solo influenciam diretamente na quantidade de carbono orgânico (matéria orgânica), os usos foram utilizados como elementos complementares para a discussão das correlações geoestatísticas, já que os diferentes tipos de coberturas correlacionam com os índices de vegetação (principalmente o NDVI).

3.3.3 Testes geoestatísticos e validações

A análise geoestatística foi baseada numa aplicação de metodologias sequenciais para predição, de modo que, por meio de variogramas e validações, foi possível determinar o grau de incerteza da predição da erodibilidade do solo. Segundo a equação proposta por Matheron (1969) o valor de uma variável de interesse numa determinada localidade pode ser modelado com a soma de componentes determinísticas e estocásticas (modelo universal de variação espacial) representado pela Equação 9:

$$Z(s) = m(s) + \varepsilon'(s) + \varepsilon'' \quad (9)$$

Onde: $Z(s)$ é o valor da variável de interesse para a posição 's' no espaço, $m(s)$ é a componente explicada pelo modelo determinístico, $\varepsilon'(s)$ é a componente estocástica espacialmente dependente e ε'' é o ruído puro (variações de pequena escala + variações por erros de medição).

Para aplicação das metodologias geoestatísticas e em posse de dados espacializados, tendo como objetivo a predição de uma variável de interesse em pontos não amostrados, foi utilizada a Regressão Krigagem (conjunto de diferentes técnicas de predição).

Para a execução da RK, tendo em vista o modelo universal de variação espacial, as componentes determinística e estocástica foram modeladas separadamente.

Por meio de regressão linear múltipla foi obtido um modelo matemático que visa explicar a componente determinística em função de covariáveis, e os resíduos foram obtidos pelas diferenças entre os valores calculados de erodibilidade (K segundo Auerswald et al. 2014) e a superfície estimada pelo modelo. A componente estocástica que está presente nos resíduos foi analisada por meio de um variograma experimental, e posterior modelagem matemática deste, para utilização como parâmetro de covariância no processo de krigagem ordinária dos resíduos.

Em posse da superfície gerada pela regressão linear múltipla e da superfície gerada pela krigagem ordinária dos resíduos, finalizou-se a regressão krigagem pela soma das duas superfícies representantes das componentes determinísticas e estocásticas, respectivamente.

Os ruídos não explicados pela regressão linear múltipla como também pela krigagem ordinária dos resíduos foram observados por meio do processo de validação, tendo função de aferir a qualidade da regressão krigagem.

O processo da KO dos resíduos foi executado concomitante a testes de validação cruzada do tipo 10 *-fold*, a fim de se determinar o valor do *Root Mean Squared Error (RMSE)*.

3.3.3.1 Regressão linear múltipla

Para fundamentar a aplicação da regressão linear múltipla, foram obtidos os coeficientes das correlações entre as covariáveis e a erodibilidade do solo, em diferentes níveis de significância, ou seja, foi verificada a correlação linear entre a erodibilidade e cada covariável.

A partir dos valores de erodibilidade e dos valores das covariáveis para cada ponto amostral, foram eliminadas covariáveis que apresentaram colinearidade (matriz de correlação) e baixa correlação com a variável dependente (Método *Alias*), no RStudio. A partir disto, foram feitas regressões lineares múltiplas para obtenção de modelos determinísticos em que a erodibilidade seja melhor explicada pelas covariáveis. O melhor modelo foi selecionado pelo método *stepwise* por meio do AIC (*Akaike Information Criterion*), que é um procedimento para a identificação de modelos determinísticos que seleciona a melhor combinação de variáveis independentes para

o modelo (AKAIKE, 1974). Além do método *Alias* e *Stepwise*, foi levado em conta o princípio da parcimônia, a fim de reduzir o número de variáveis (MINASNY; HARTEMINK, 2011). As regressões e o procedimento do *stepwise* também foram realizados por meio do programa R Studio da versão 3.6.0 para obtenção do melhor modelo determinístico.

Durante o processo de Regressão, foi necessário gerar um variograma do fator K (com base na fórmula de *Auerswald*) para verificar a presença ou não de tendência nos dados, e assim definir a necessidade de incluir as coordenadas E e N no modelo determinístico.

Os resíduos de erodibilidade foram obtidos pela diferença entre os valores de K das equações de *Auerswald* et al. (2014) e os valores obtidos por meio do modelo selecionado nos procedimentos *Alias*, *Stepwise* e Princípio da Parcimônia. A partir da obtenção dos valores residuais foi feito um variograma experimental com a finalidade de analisar a dependência espacial dos resíduos, sendo que o variograma serviu de base para a krigagem ordinária. Dessa forma têm-se uma superfície de estimativas de resíduos associada a uma superfície de estimativa de erros.

A Equação 10, proposta por Journel em 1989, representa os valores estimados de variância em função da distância entre pontos amostrais.

$$\gamma(s) = \left(\frac{1}{2N(s)} \right) \sum_{i=1}^{N(s)} [Z(x_i) - Z(x_i + s)]^2 \quad (10)$$

Onde: $\gamma(s)$ é o estimador da variância para cada distância s , $N(s)$ é o número de pares experimentais de observações e $Z(x_i)$ e $Z(x_i + s)$ são pares de pontos separados por uma distância s .

Oliver e Webster (2015) não recomendam a modelagem do variograma de forma visual “by eye” apenas, sendo assim foi feito uma combinação de inspeção visual com modelagem estatística. A partir do variograma experimental foram escolhidos modelos, como por exemplo: esférico, gaussiano e exponencial, seguida de análise visual gráfica dos modelos ajustados sobrepostos ao variograma experimental. A partir dos modelos plausíveis que demonstraram melhor ajuste, foi escolhido o que teve o menor RMSE.

Segundo Oliver e Webster (2015) a krigagem pode ser representada pelas Equações 11 e 12:

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i) \quad (11)$$

Onde: $\hat{Z}(x_0)$ é o valor da variável de interesse predita pela krigagem para o ponto (x_0) ; N é o número de dados; λ_i é o peso dado para o valor de z no ponto amostral (x_i) .

$$\lambda = A^{-1} * b \quad (12)$$

Onde: λ é a matriz de pesos do conjunto amostral para a predição de um ponto (x_0) ; A^{-1} é a matriz invertida da semicovariância e b é o vetor de semicovariância entre cada ponto amostral e o ponto de interesse.

A fim de encontrar os melhores modelos de regressão linear múltipla para predição da erodibilidade por meio de covariáveis e os melhores modelos de ajuste do variograma experimental, foi utilizado o método *K-fold* de validação cruzada, em que o valor de K é o número pelo qual a amostra foi dividida em sub amostras para uma sequência de verificações. Segundo Hengl (2009) muitos autores recomendam o método *10-fold* por ser um processo mais robusto de abordagem.

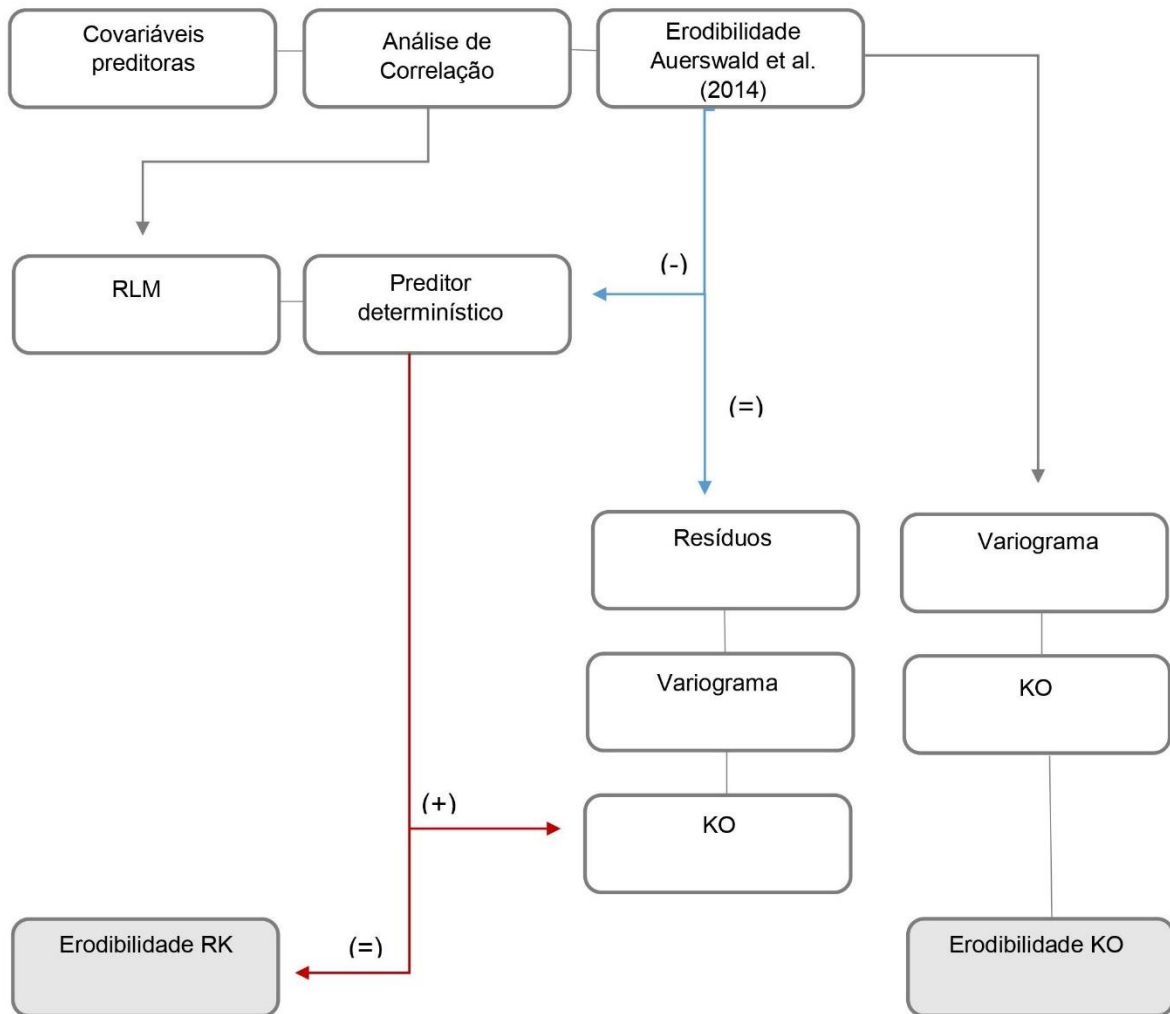
Como resultado da validação têm-se valores de diferença entre erodibilidade estimada pela regressão krigagem e valores de erodibilidade obtidas pela equação de Auerswald et al. (2014), nos quais aplicou-se a técnica estatística de *Root Mean Squared error (RMSE)*.

$$RMSE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{Z(x_i) - \hat{Z}(x_i)\}^2 \right)^{0,5} \quad (13)$$

Onde N é número de observações, $Z(x_i)$ é o valor obtido pela equação de Auerswald e $\hat{Z}(x_i)$ é o valor de erodibilidade estimado pela regressão krigagem

A partir dos materiais e métodos supracitados foi possível executar os processamentos necessários para obtenção e discussão dos resultados. A Figura 6 representa a síntese da metodologia acima.

Figura 6 – Fluxograma metodológico



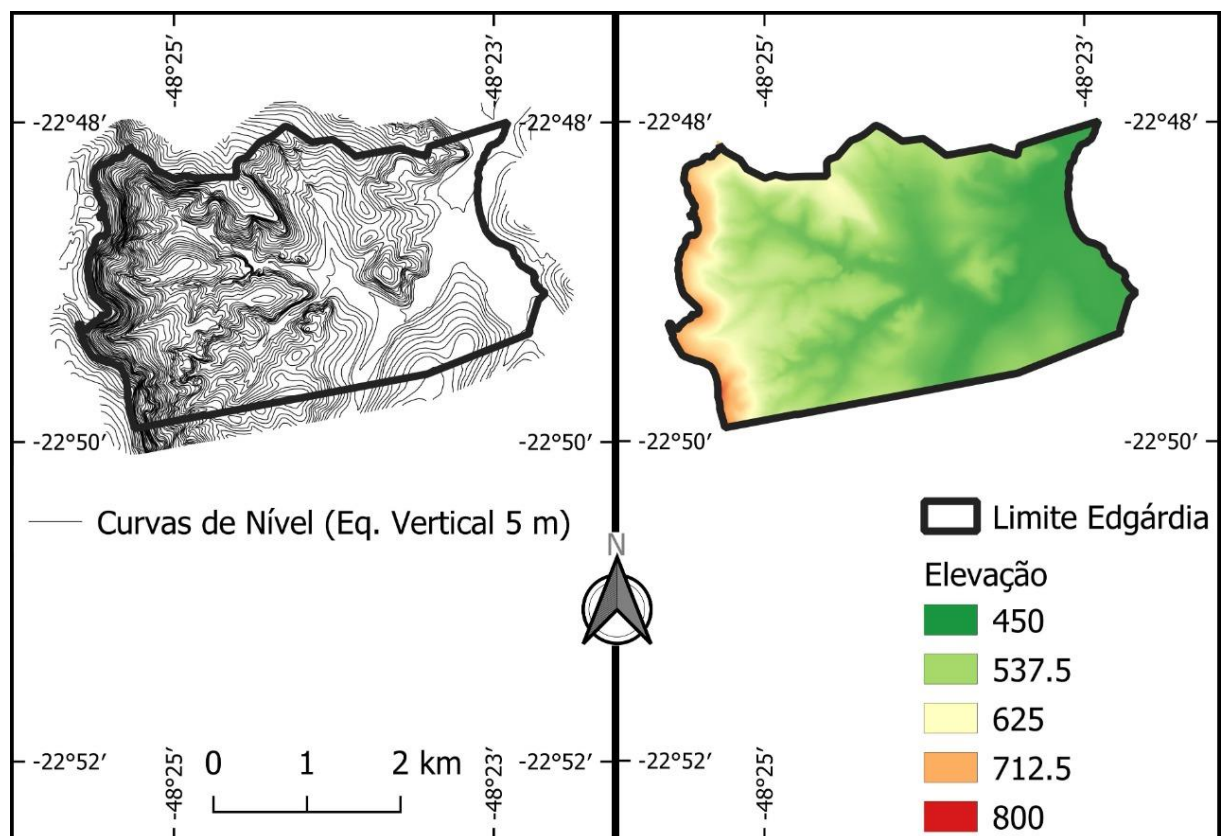
Fonte: Penachio (2021).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para cada ponto coletado foi aplicada a fórmula de Auerswald et al. (2014) com todos os itens descritos na metodologia, tendo como resultado valores de K com base no levantamento Semidetalhado. Além dos valores de K, foram tabulados os respectivos usos e coberturas da terra, ao passo que para os 94 pontos amostrados, o uso da terra variou nas seguintes coberturas: pastagem, floresta tropical subperenifólia, cerrado, milho, capoeira, feijão, citrus, campo tropical hidrófilo de várzea, arroz e mandioca.

Com base na vetorização das curvas de nível da carta do IGC foi gerado um arquivo *shapefile* e partir das curvas de nível obteve-se o modelo digital de elevação em arquivo *raster*, representados pela Figura 7, que foi base para o posterior cálculo dos índices de revelo e seus respectivos mapas. Todos os mapas gerados no presente trabalho estão no Datum Sirgas 2000.

Figura 7 – Curvas de nível e Modelo digital de elevação da área de estudo



Fonte: Penachio (2021).

Como resultado dos cálculos dos índices de vegetação e dos índices de relevo na área de estudo, foi possível obter arquivos matriciais, os quais fizeram parte das avaliações estatísticas subsequentes.

4.1 Análise de covariáveis

Uma vez que os valores de K de Auerswald et al. (2014) não apresentaram tendência geográfica nos dados, como se observa nos semivariogramas das Figuras 11 e 12, as coordenadas geográficas não foram utilizadas como covariáveis preditoras no modelo determinístico.

A partir da análise da assimetria da curva de frequência de densidade de probabilidade para cada covariável, seguida da aplicação do método *Alias* e *Stepwise* (com o critério AIC) no programa R Studio, foi possível selecionar as covariáveis com maior probabilidade de predição para a regressão linear múltipla.

A análise de assimetria foi feita com base nos valores resultantes da aplicação da fórmula de *Skewness* (distorção), em que foi possível detectar e eliminar covariáveis que não apresentaram uma distribuição normal dos dados e que poderiam prejudicar o processo de Regressão linear múltipla para a elaboração do modelo determinístico. Como resultado da aplicação do método *Alias*, não foi observado multicolinearidade perfeita, não havendo a necessidade de retirar covariáveis.

Apesar do método *Alias* não ter indicado multicolinearidade perfeita, foi feita a análise da matriz de correlação das variáveis dependentes e independentes, a partir da qual foram verificados pares de covariáveis que apresentaram valores de coeficiente de correlação acima de 0,4. De cada par selecionado, a variável com menor correlação com o valor de K de Auerswald et al. (2014), foi eliminada a fim de remover multicolinearidades que também poderiam prejudicar a regressão linear múltipla.

Como resultado da seleção feita pelo método *Stepwise*, têm-se as covariáveis que apresentaram maior probabilidade de explicar os valores de K. O método *Stepwise* realizou uma série de iterações que por meio dos valores AIC cada covariável do conjunto total foi adicionada ou removida do modelo de regressão de modo a manter o modelo com menor valor de AIC, pois o menor valor deste representa o número

mínimo de variáveis na regressão e o melhor ajuste do modelo, garantindo também o ajuste do modelo pelo princípio da parcimônia. O Quadro 1 representa o resultado do processo de eliminação das covariáveis.

Quadro 1 – Seleção das covariáveis para o modelo determinístico

Covariáveis	Assimetria	Alias	Matriz de Cor.	Stepwise
<i>2nd Derivative</i>	X	X	X	X
<i>Aspect</i>	✓	✓	✓	✓
<i>Aspect Cossine</i>	✓	✓	X	X
<i>Aspect Sine</i>	✓	✓	X	X
<i>Channel Network Base Level</i>	✓	✓	✓	X
<i>Channel Network Distance</i>	✓	✓	X	X
<i>Convergence Index</i>	✓	✓	✓	X
<i>Cross Section Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Flow Line Curvature</i>	X	X	X	X
<i>General Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Longitudinal Curvature</i>	✓	✓	X	X
<i>LS-Factor</i>	X	X	X	X
<i>Maximal Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Minimal Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Plan Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Profile Curvature</i>	✓	✓	✓	✓
<i>Relative Slope Position</i>	✓	✓	X	X
<i>Slope</i>	✓	✓	✓	X
<i>Slope Tangent</i>	✓	✓	X	X
<i>Tangential Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Topographic Wetness Index</i>	X	X	X	X
<i>Total Catchment Area</i>	X	X	X	X
<i>Total Curvature</i>	X	X	X	X
<i>Valley Depth</i>	✓	✓	✓	X
CI	✓	✓	✓	X
GSI	X	X	X	X
NDVI	✓	✓	X	X

Fonte: Penachio (2021).

Com base na regressão linear múltipla que originou os coeficientes das covariáveis e interceptação, representados na Tabela 1, foi possível confeccionar um mapa da erodibilidade da área de estudo (Figura 8). A Tabela 1 apresenta o modelo determinístico final com as covariáveis selecionadas na análise estatística.

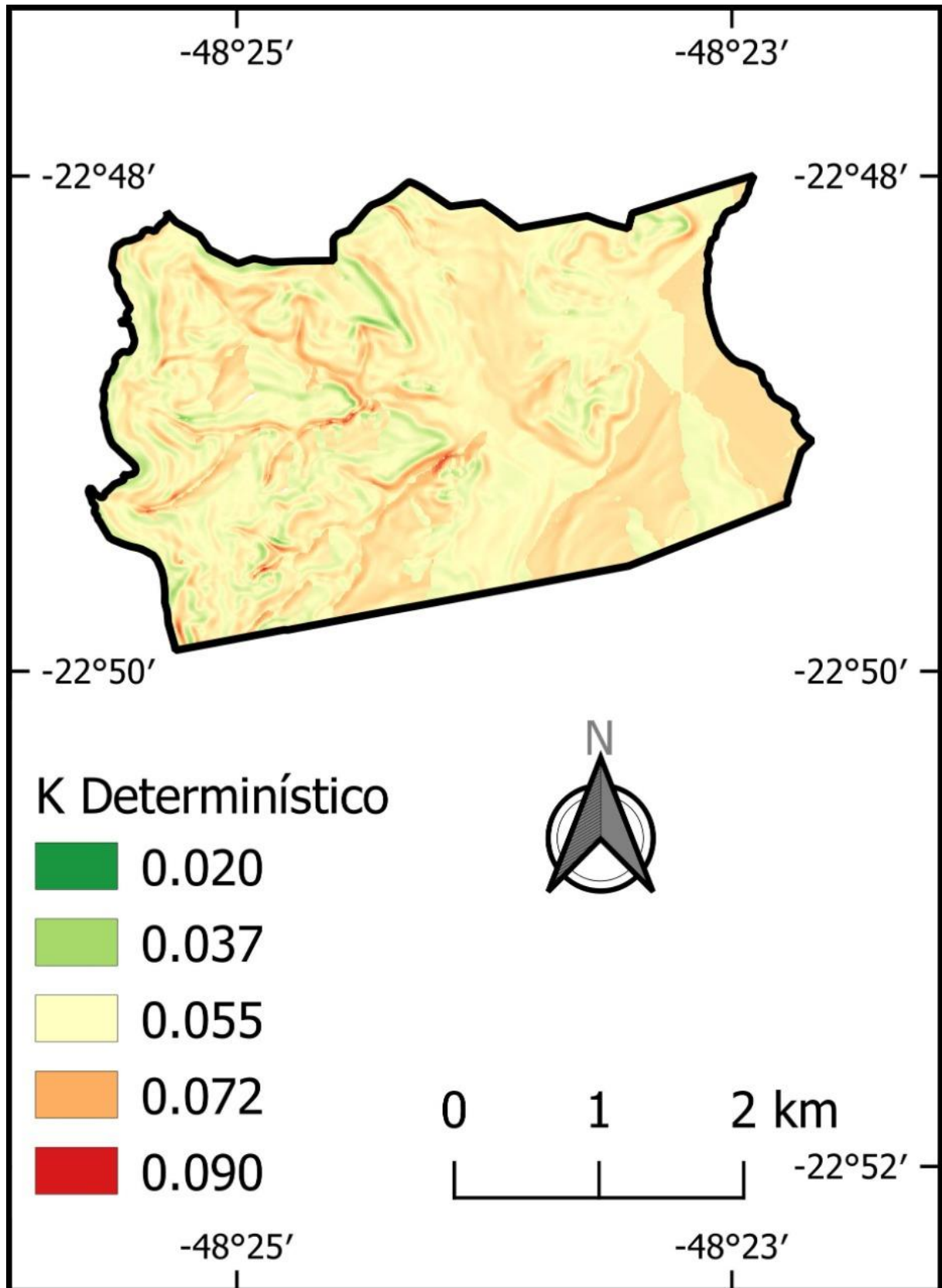
O aspecto ou *Aspect* faz referência à direção da linha de maior declive e a curvatura do perfil ou *Profile Curvature* faz referência à curvatura da linha de maior declive.

Tabela 1 – Modelo determinístico final

Coeficientes:	Estimadores	Desvio Padrão	Valor de t	Pr(> t)
Intercepto	0.052866	0.002949	17.93	0
Aspecto	0.001529	0.000944	1.62	0.1086
Curvatura do perfil	-1.92953	0.953477	-2.024	0.0459
Desvio Padrão residual: 0.01671 em 91 graus de liberdade				
R ² Múltiplo: 0.06968 e R ² Ajustado: 0.04924				
Valor de p: 0.03739				

Fonte: Penachio (2021).

Figura 8 – K determinístico



Fonte: Penachio (2021).

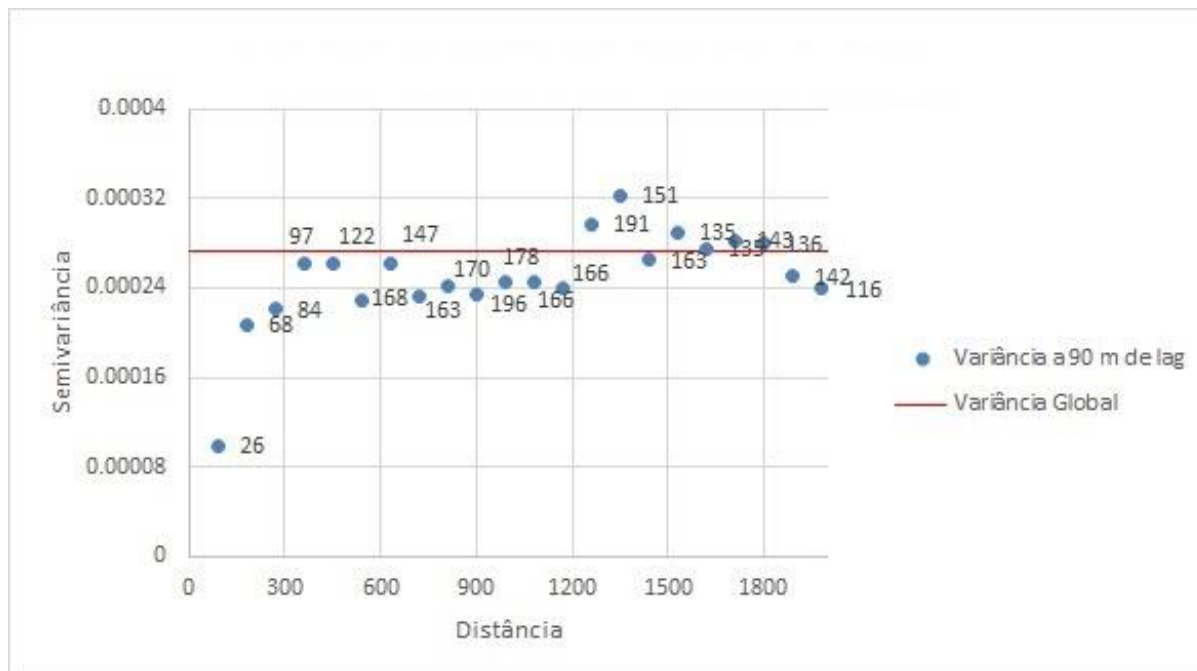
4.2 Regressão Krigagem

A partir do modelo determinístico foi feita a estimativa dos valores de K para cada ponto amostral e assim, foram subtraídos dos valores de K obtidos pela equação de Auerswald et al. (2014). O resultado da subtração faz referência aos resíduos, nos quais foram feitas as análises estocásticas como parte da análise geoestatística “Regressão Krigagem”.

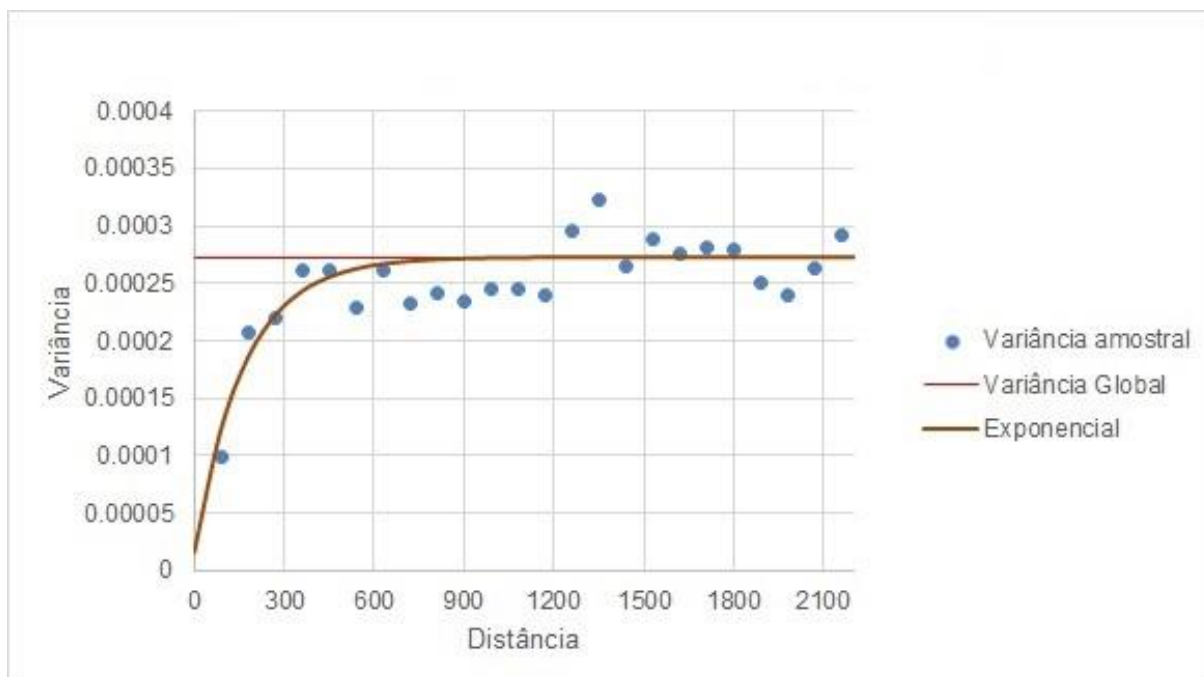
Antes da elaboração do semivariograma, foi calculado o valor de assimetria dos resíduos (*Skewness*), o qual foi de -0.15, e que segundo Oliver e Webster (2015) se enquadra no intervalo de -1 até 1, o que descarta a necessidade de transformar os valores para uma escala logarítmica para uma redução de uma possível assimetria na distribuição de probabilidade dos resíduos.

As Figuras 9 e 10 representam os variogramas dos resíduos.

Figura 9 – Semivariograma experimental dos Resíduos



Fonte: Penachio (2021).

Figura 10 – Semivariograma dos Resíduos - Modelo Exponencial

Fonte: Penachio (2021).

A Tabela 2 representa os valores de RMSE para cada modelo ajustado.

Tabela 2 – Valores dos parâmetros dos semivariogramas teóricos (Resíduos)

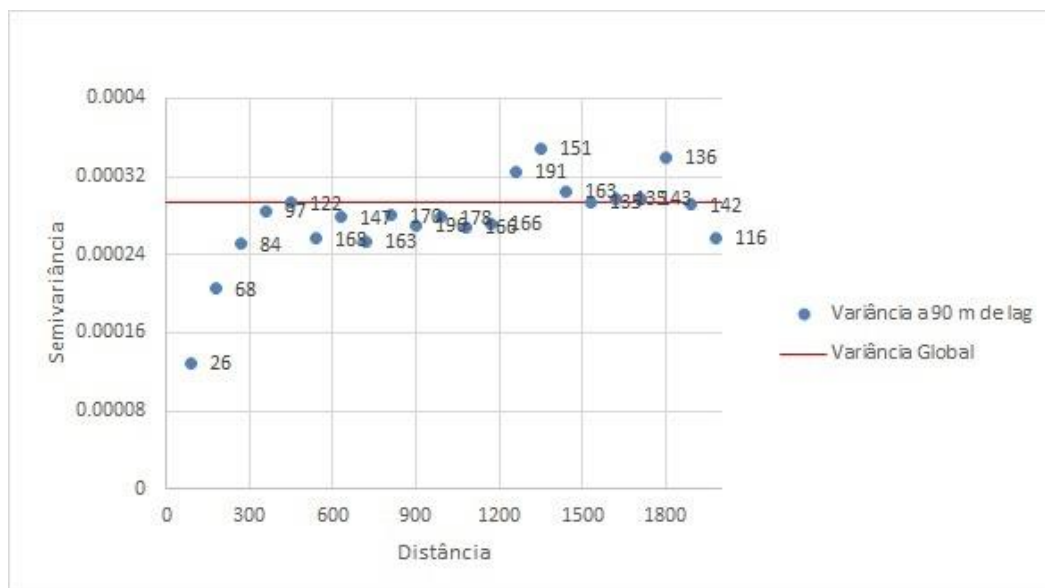
Resíduos	Modelo Exponencial	Modelo Gaussiano	Modelo Esférico
Alcance	500	400	400
Efeito pepita	1.60E-05	7.00E-05	4.00E-05
Patamar	2.73E-04	2.73E-04	2.73E-04
Contribuição	2.57E-04	2.03E-04	2.33E-04
RMSE	2.016E-05	2.489E-05	2.504E-05

Fonte: Penachio (2021).

Por meio da observação dos valores de RMSE e ajuste a semivariogramas, foi escolhido o modelo exponencial, com 94% de IDE (razão entre a contribuição e o patamar) que melhor representou os dados.

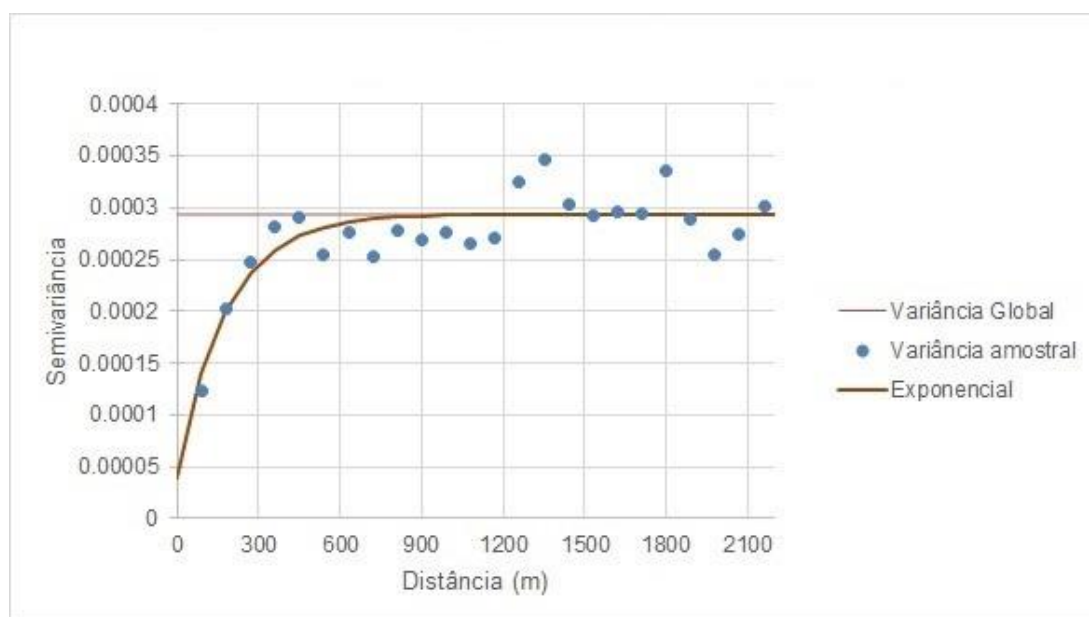
A fim de se verificar a qualidade da predição da regressão krigagem, foi necessária a análise geoestatística dos valores de K da equação de Auerswald et al. (2014) com uso da krigagem ordinária. As Figuras 11 e 12 representam os semivariogramas dos valores de K.

Figura 11 – Semivariograma experimental de K



Fonte: Penachio (2021).

Figura 12 – Semivariograma de K – Modelo Exponencial



Fonte: Penachio (2021).

A Tabela 3 representa os valores de RMSE para cada modelo ajustado

Tabela 3 – Valores dos parâmetros dos semivariogramas teóricos (K)

K (Auerswald et al 2014)	Modelo Exponencial	Modelo Gaussiano	Modelo Esférico
Alcance	540	440	410
Efeito pepita	4.000E-05	1.000E-04	4.000E-05
Patamar	2.946E-04	2.936E-04	2.936E-04
Contribuição	2.536E-04	1.936E-04	2.536E-04
RMSE	1.815E-05	2.039E-05	2.076E-05

Fonte: Penachio (2021).

A partir da análise do semivariograma exponencial, selecionado a sentimento e com menor valor de RMSE, foi possível constatar a dependência espacial com IDE de 86,4% dos dados, em que não é observada uma tendência geográfica nos valores na escala do espaço amostral, demonstrando a possibilidade da predição por meio da krigagem ordinária para esses dados segundo afirmam Oliver e Webster (2015).

Da mesma forma que os resíduos, foi calculado o valor de assimetria dos valores de K (*Skewness*), o qual foi de -0.04, que também se enquadra no intervalo de -1 até 1, o que descartou a necessidade de transformar os valores para uma escala logarítmica.

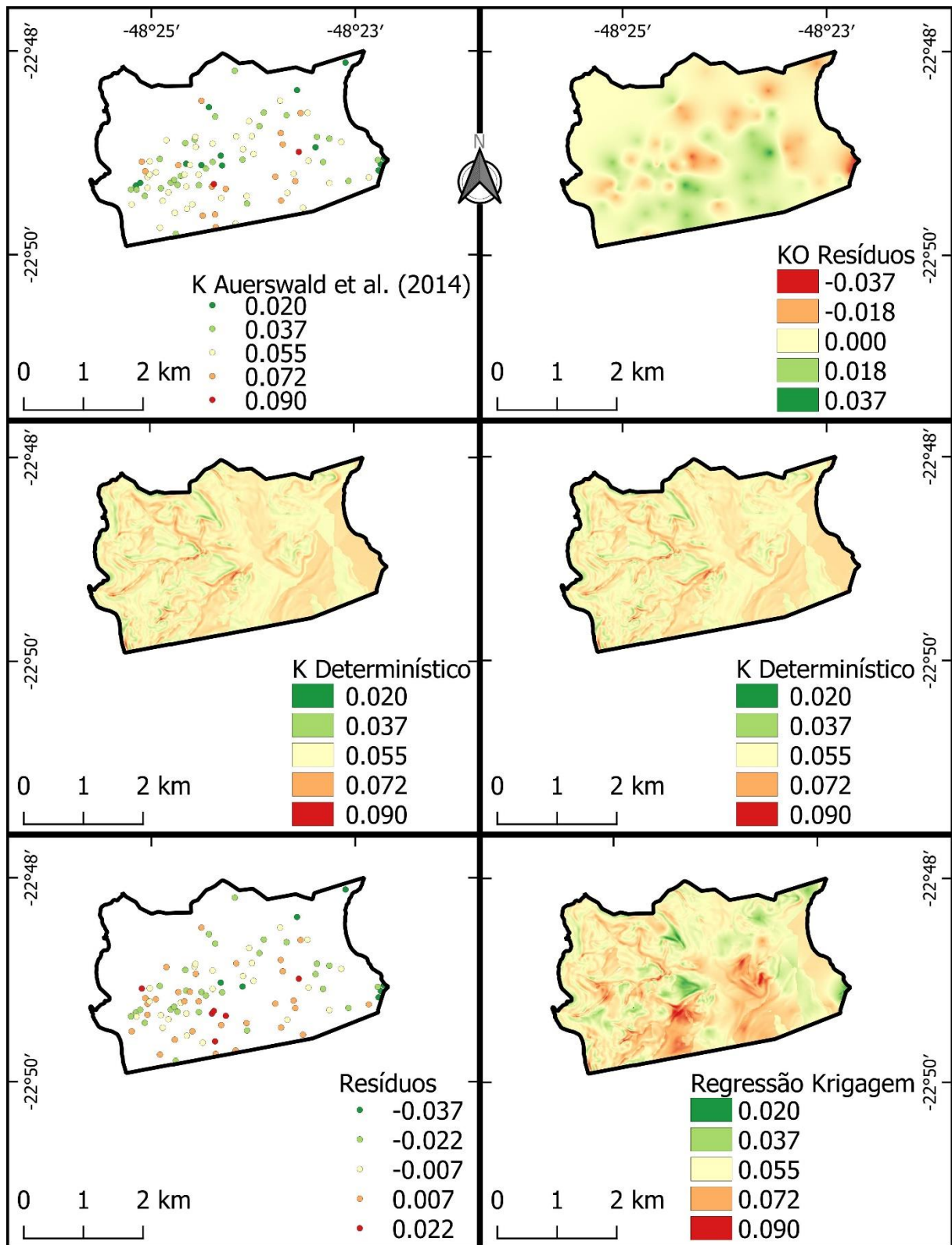
Para Addis e Klik (2015), o modelo de variograma que melhor representou os dados de erodibilidade do solo para uma bacia hidrográfica da Etiópia, foi o Gaussiano para um conjunto amostral com malha regular de 500 metros, malha semelhante ao estudo de Arraes et al. (2010) ao passo que no presente trabalho, por se tratar de uma malha irregular e mais densa, apresenta uma escala geográfica maior, indicando uma possível explicação para a diferença do comportamento da curva de variância espacialmente dependente.

Avalos et al. (2018); Raimo et al. (2019) encontraram no modelo exponencial o melhor ajuste para os valores de K. Avalos et al. (2018) ressaltam a importância de se verificar a estacionaridade intrínseca dos dados para a aplicação da Krigagem

ordinária para valores de K. Embora Raimo et al. (2019) tenham observado que o modelo exponencial representou melhor a variabilidade da erodibilidade, seu conjunto amostral e sua área de estudo diferem do presente trabalho, por se tratar da área do estado do Mato Grosso, cujo relevo é prioritariamente plano e a tolerância de distância (*lag distance*) do semivariograma utilizado foi de aproximadamente 40 km, resultando em um estudo de pequena escala geográfica.

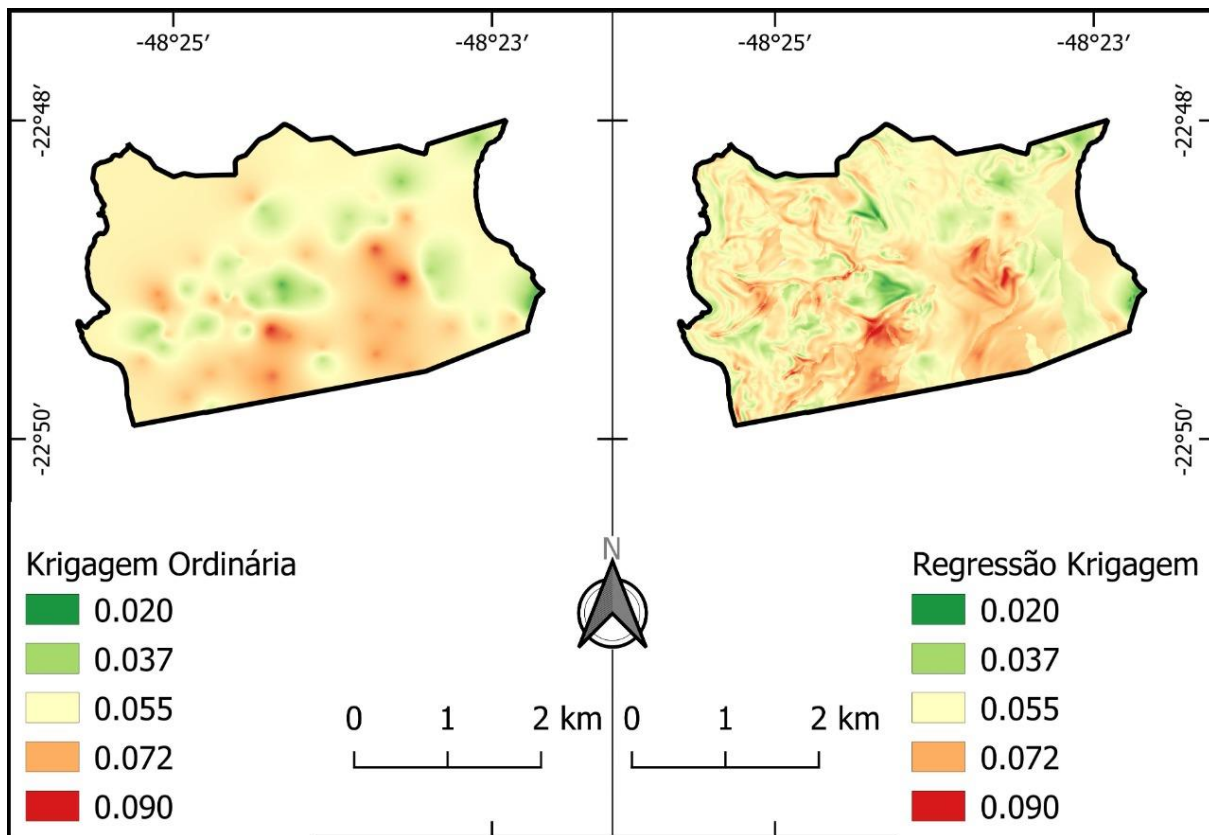
Com a escolha dos respectivos modelos, foi possível realizar a krigagem ordinária tanto dos resíduos quanto dos valores de K de Auerswal et al. (2014). O processo de krigagem se iniciou com a confecção de arquivos *shapefile* do tipo “ponto” com os valores de resíduos e K, como atributos. Em seguida, com os parâmetros dos semivariogramas teóricos, foi executada a ferramenta *Ordinary Kriging* do SAGA para os dois atributos. O resultado da krigagem ordinária dos resíduos e dos valores de K de Auerswald et al. (2014) foram seus mapas interpolados e os erros associados à predição. Como parte final do processo de “Regressão Krigagem”, foi somado ao mapa de K determinístico o mapa dos resíduos, resultando o mapa de K pela “regressão krigagem”. A Figura 13 representa o processo de RK. A Figura 14 representa o comparativo das predições de erodibilidade por KO e RK. A Figura 15 representa os erros associados às predições.

Figura 13 – Processo da Regressão Krigagem



Fonte: Penachio (2021).

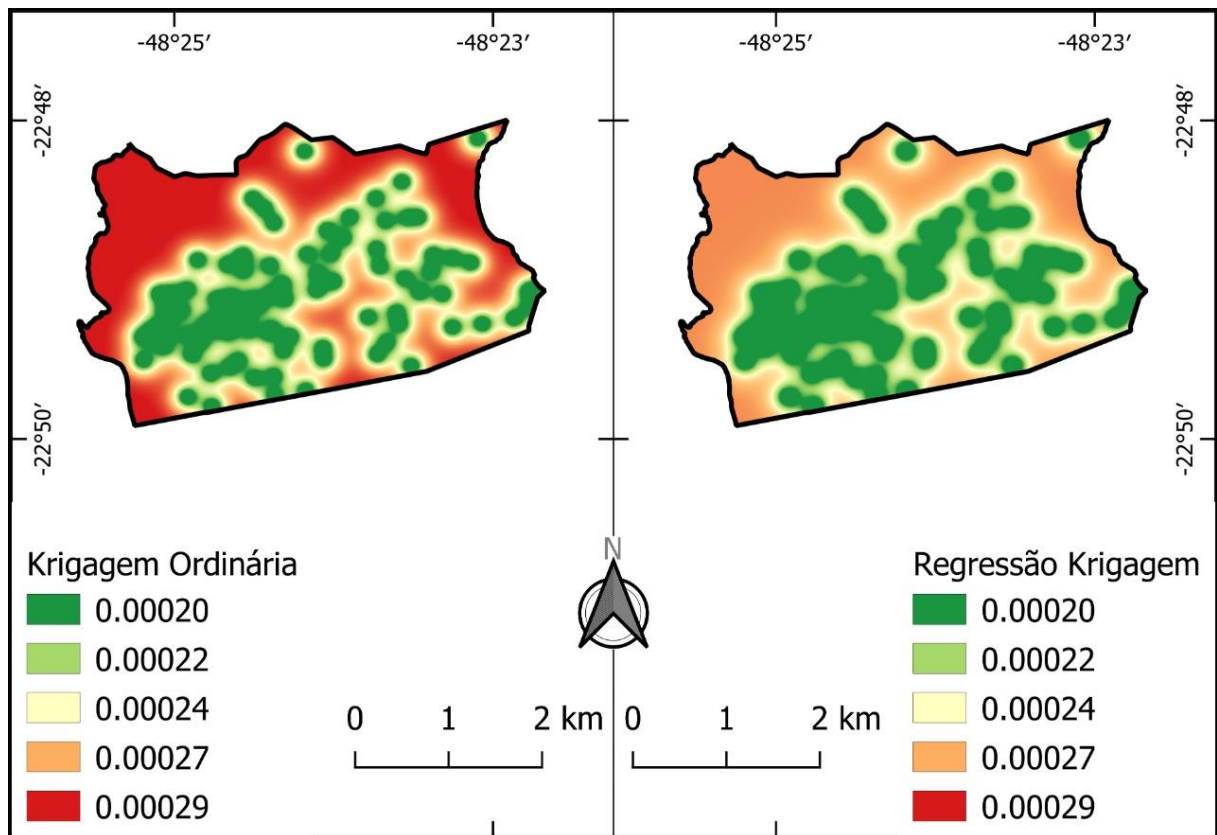
Figura 14 – Predição da erodibilidade pela KO e pela RK



Fonte: Penachio (2021).

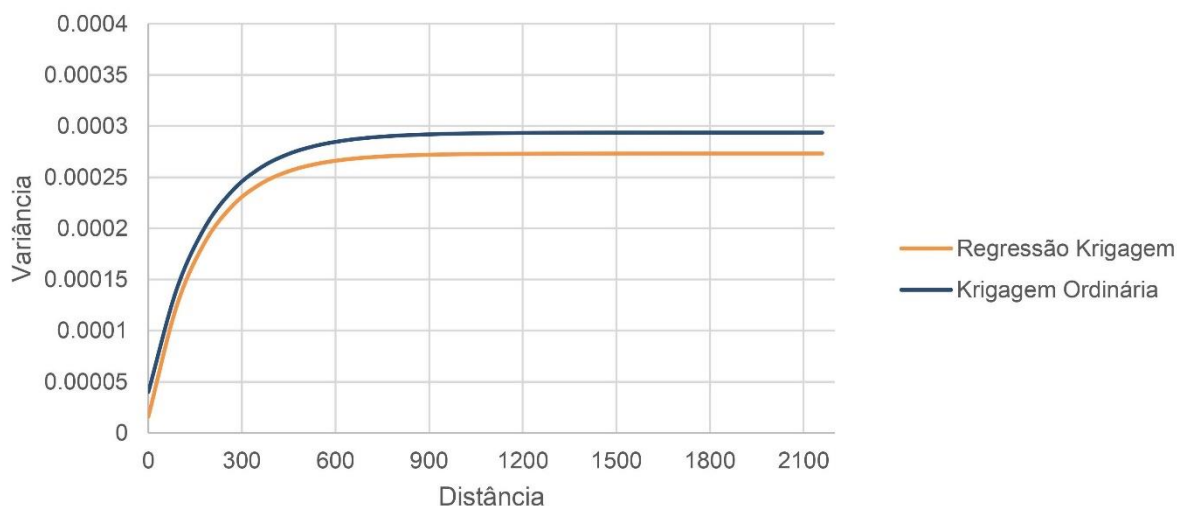
Embora na RK pode-se observar um melhor detalhamento dos valores de K e na KO uma suavização dos mesmos, ambas as predições não se contradizem.

Figuras 15 – Erros Associados às predições pela KO e RK



Fonte: Penachio (2021).

Por meio dos mapas de erros é possível afirmar que a estimativa da incerteza associada à predição da erodibilidade pela RK, é menor que do que a KO para todos os pontos da área de estudo.

Figura 16 – Semivariogramas comparados

Fonte: Penachio (2021).

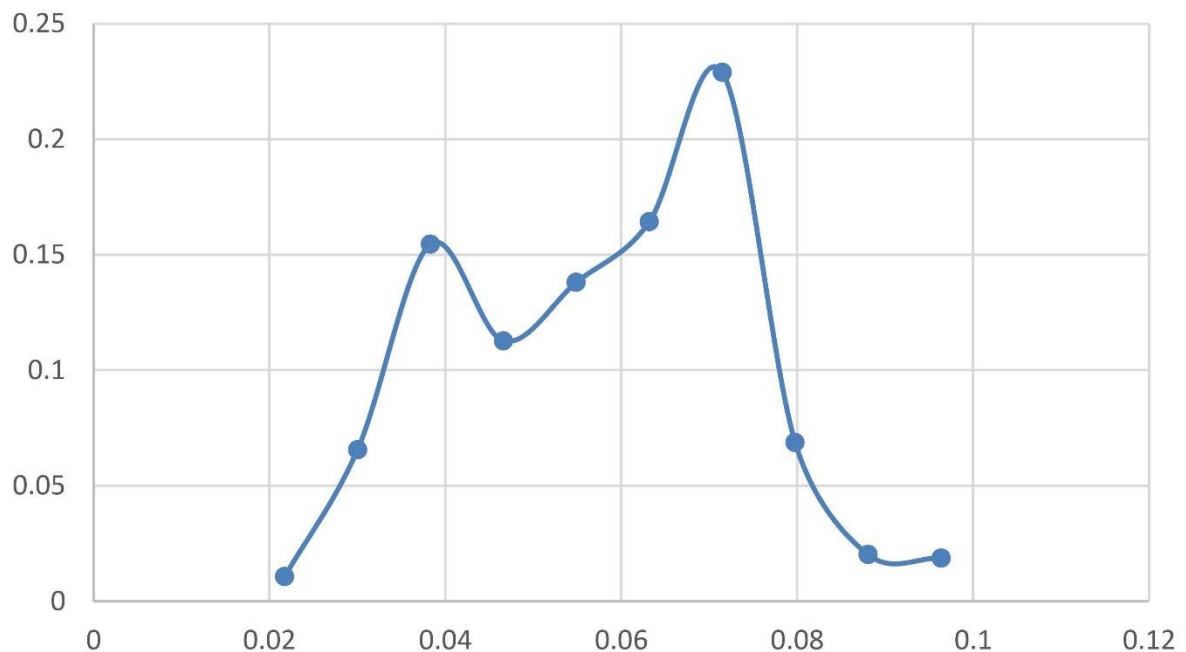
A partir da comparação dos semivariogramas é possível observar uma redução na variância global (patamar) da RK em relação a KO, o que é explicado pela utilização do modelo determinístico na RK. Também é possível observar uma pequena redução no efeito pepita que causou um melhor desempenho da RK desde as proximidades dos pontos amostrais.

Foram calculados os desvios padrões dos valores de K de Auerswald et al. (2014) e dos resíduos para o conjunto amostral, que foram respectivamente $1.71E-02$ e $1.65E-02$ o que indica uma redução de aproximadamente 4% do desvio padrão do conjunto amostral em consequência da aplicação do modelo determinístico.

A distribuição geográfica dos pontos amostrais é irregular, portanto foi necessário aplicar os polígonos de *voronoi* para remover as tendências que o adensamento dos pontos amostrais causa na curva do histograma (função de densidade de probabilidade). A partir do histograma dos valores de K calculado após ponderação pelos polígonos de *voronoi* para os pontos amostrais, Figura 17, é possível observar uma curva de distribuição que não é normal, o que pode significar algum agrupamento de pontos amostrais, uma vez que o histograma apresenta dois picos de frequência.

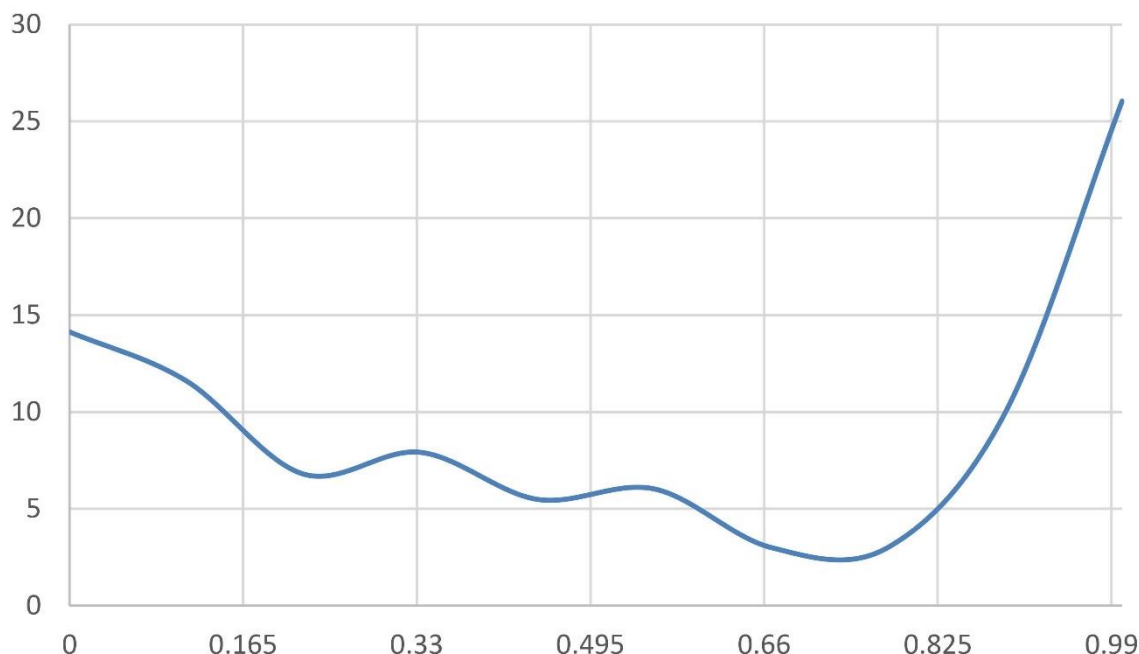
Na expectativa de encontrar a fonte de tendência na distribuição dos pontos amostrais foi calculado o histograma de um dos índices de relevo, o *Relative Slope Position* (Figura 18), uma vez que, segundo Martz (1992) a posição na vertente, como fator de formação do solo, pode influenciar nas variações espaciais dos valores de erodibilidade do solo, e foi possível observar uma defasagem na distribuição dos pontos em diferentes posições do relevo, o que pode ter criado algum viés no processo de regressão do modelo determinístico.

Figura 17 – Histograma de K



Fonte: Penachio (2021).

Figura 18 – Histograma *Relative Slope Position*



Fonte: Penachio (2021).

Atributos do terreno possuem uma relação linear baixa, porém significativa com a erodibilidade do solo (AVALOS et al., 2018) o que reafirma os resultados do presente trabalho, os quais tiveram boa significância e baixa correlação.

De acordo com Omuto e Vargas (2015), a qualidade da regressão krigagem é resultado da qualidade do modelo determinístico e da krigagem. Os atuais modelos de Regressão têm uma deficiência para reconhecer agrupamentos naturais (não geográficos) do solo num terreno. A ocorrência natural dos solos se dá em agrupamentos ao longo da topossequência, com respostas dependentes dos fatores de formação do solo.

Considerando a afirmação do Omuto e Vargas (2015) e a curva de distribuição de frequência da probabilidade do atributo "*Relative Slope Position*" e de "K de Auerswald", é possível verificar que a distribuição espacial dos pontos amostrais tenha prejudicado o processo de regressão linear múltipla e que a técnica regressão

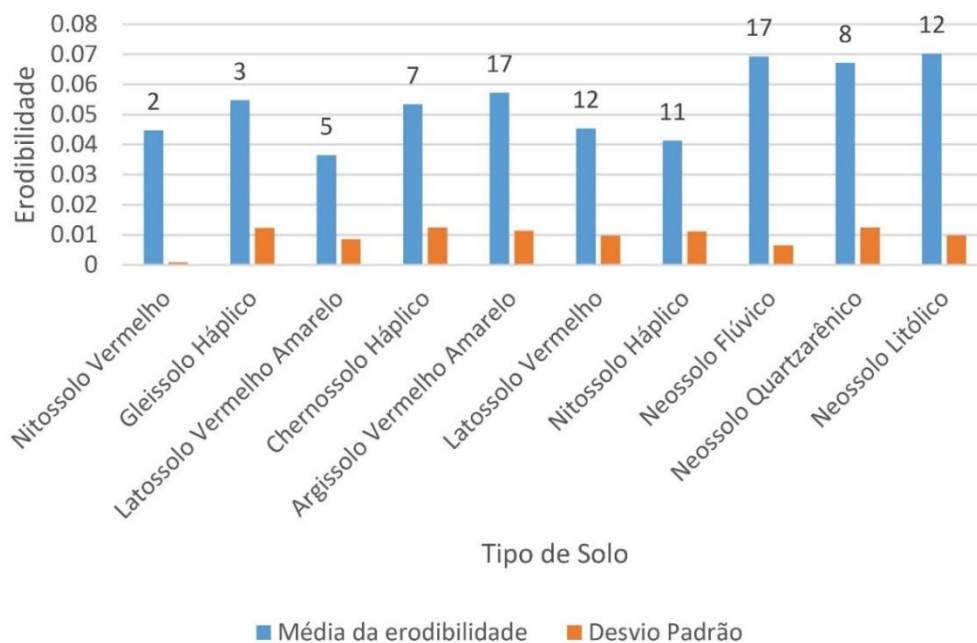
krigagem tenha sido menos acurada em função de uma tendência de amostragem. Para uma investigação mais precisa da correlação entre a erodibilidade do solo e as covariáveis, é interessante uma distribuição regular da malha amostral de forma a garantir uma representação fidedigna de todas as feições do terreno, possibilitando um possível refinamento do processo de regressão.

Concordando com Carvalho (2016), que realizou os estudos com atributos do solo e Regressão krigagem na mesma área de estudo com os mesmos pontos amostrais, a malha amostral se mostrou insatisfatória para uma modelagem acurada por meio da Regressão Krigagem.

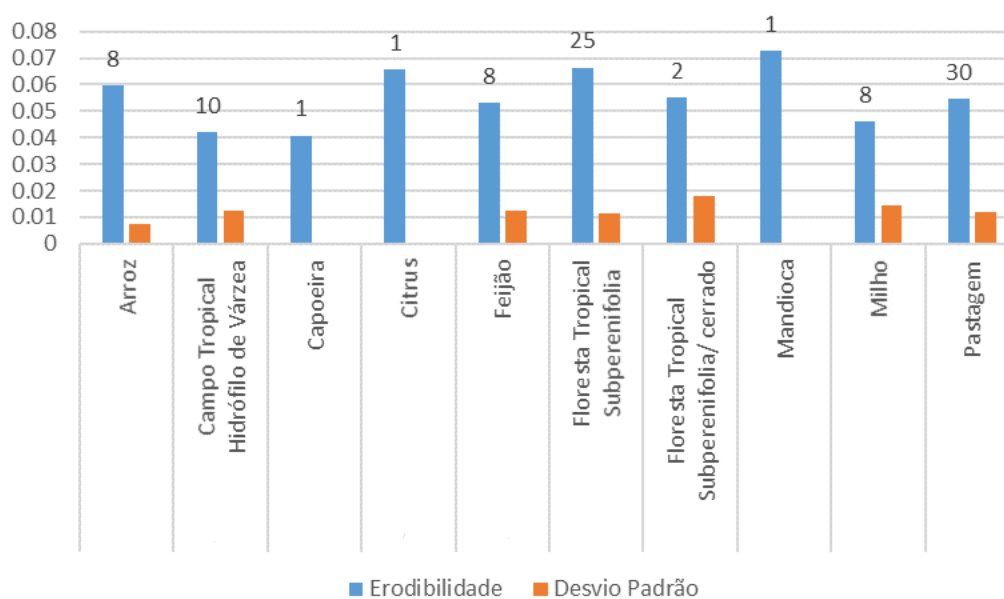
Segundo Buttafuoco et al. (2012), a determinação da incerteza do modelo utilizado para a predição de uma variável de interesse, busca encontrar a discrepância entre a realidade e a estimativa do modelo proposto. Afirma ainda que se a incerteza do modelo for alta, o resultado da aplicação do mesmo pode não indicar uma mudança real da variável de interesse, fazendo com que o modelo não tenha validade. No presente trabalho, foi obtido por meio da validação cruzada 10-fold, um RMSE de 0,0157 para os valores da KO, enquanto que na validação cruzada 10-fold da RK, o valor de RMSE foi de 0,0156, no qual mostrou uma melhora de 1,136% no processo de obtenção de K da Regressão Krigagem quando comparada com a Krigagem Ordinária.

4.3 Erodibilidade

As Figuras 19, 20 e 21 mostram os comparativos e os respectivos desvios padrões dos valores de erodibilidade com os tipos e usos do solo, assim como com a textura da camada superficial, respectivamente.

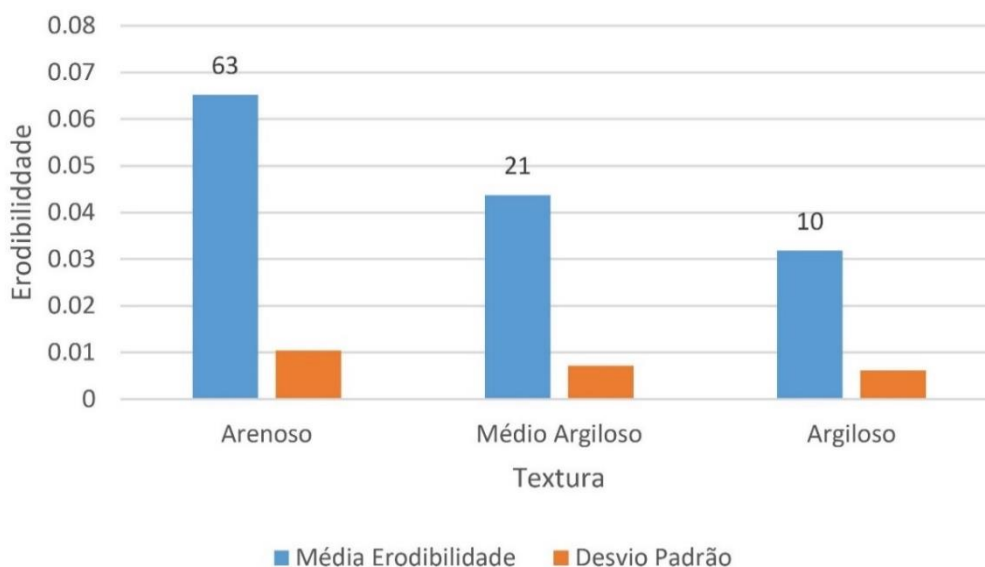
Figura 19 – Erodibilidade e Tipos de Solos

Fonte: Penachio (2021)

Figura 20 – Erodibilidade e Usos do solo

Fonte: Penachio (2021).

Figura 21 – Erodibilidade e textura do solo



Fonte: Penachio (2021).

Arraes et al. (2010) encontraram valores de erodibilidade entre 0,0232 e 0,0626 em Latossolos Vermelhos e Argissolos Vermelho Amarelo, com predomínio de valores altos (94,6% da área de estudo), os quais se assemelham aos valores de erodibilidade dos respectivos tipos de solos do presente trabalho. Belasri et al. (2017), em uma região do norte do Marrocos com solos diferentes das regiões tropicais e em diferentes tipos de relevo, também encontrou, na maior parte da sua área de estudo (71,27%) valores altos de erodibilidade, entre 0,069 e 0,085.

Sanchis et al. (2008) observaram que solos de clima mais frios foram caracterizados por maiores valores de K quando comparados com solos de clima quente, contudo o autor relata que as respostas de um solo as alterações climáticas são lentas, havendo a necessidade de mais estudos das variações temporais da erodibilidade por meio de monitoramento.

Bonilla & Johnson (2012) verificaram uma correlação em que quanto maior o conteúdo de areia maior o fator K, assim como quando a fração silte era predominante

foram encontrados os maiores valores de erodibilidade. Dentro de cada ordem de solo obtiveram diferentes valores de K, o que impossibilita a estimativa de K com base apenas na classificação taxonômica de solos. Silvia et al. (2016) também observaram por meio de mensurações diretas em solos brasileiros, o aumento da erodibilidade em função do aumento dos teores de silte, o que indica a acurácia da obtenção de valores de K por meio das equações de Auerswald et al. (2014). Zhang et al. (2004) e Zhang et al. (2008) alertam que o uso do nomógrafo de Wischmeier superestima os valores de erodibilidade quando comparados aos valores mensurados diretamente.

Neste trabalho, concordando com Bonilla & Johnson (2012), não foi possível caracterizar os diferentes valores de erodibilidade com a taxonomia, entretanto, observou-se valores altos de K em solos Neossolos, o que pode fazer referência a profundidade, estágios de intemperismo, estratificação dos horizontes, textura arenosa, por exemplo.

De acordo com Raimo, et al. (2019) os valores de erodibilidade podem apresentar uma variabilidade dentro de uma mesma ordem de solo, sofrendo alterações em função de atributos como a textura e a drenagem.

Mannigel et al. (2002) verificaram, para solos do estado de São Paulo, uma tendência natural do aumento dos valores de K com um aumento no deslocamento de argila de um horizonte superficial para um horizonte subsuperficial, o que pode ser observado no presente trabalho ao encontrar nos Argissolos valores altos de erodibilidade.

Jeloudar et al. (2018) analisaram o impacto do uso e cobertura do solo na erodibilidade, ao passo que os maiores valores de K foram obtidos na pastagem quando comparados ao pomares e terras agrícolas. Essa relação não pode ser observada neste trabalho, já que a maioria dos usos não tem um conjunto amostral satisfatório.

A variação da erodibilidade do solo sob diferentes usos e coberturas está relacionada às características do solo próximas da superfície, ao passo que os valores de K aumentam com o volume da densidade do solo e diminuem com a espessura

biológica, conteúdo de matéria orgânica e densidade de serrapilheira e raízes (WANG et al., 2019).

Meshesha et al. (2016) observaram um aumento da erodibilidade de acordo com o aumento da declividade de uma área, o que não pode ser afirmado neste trabalho.

Kulikov et al. (2020) verificaram maiores valores de erodibilidade em locais com maior elevação, o que não pode ser observado na Fazenda Edgárdia por meio da metodologia utilizada, uma vez que nas análises de regressão os índices topográficos não demonstraram correlação satisfatória para explicar a variabilidade da erodibilidade.

Apesar dos mesmos autores terem afirmado que as geotecnologias tenham um melhor custo benefício para locais montanhosos, neste estudo foi possível perceber a necessidade de uma malha amostral regular e densa para uma modelagem mais acurada dos dados.

5 CONCLUSÕES

A partir dos resultados obtidos, pode-se concluir que:

- Os índices de relevo “*Aspect*” e “*Profile curvature*” como covariáveis preditoras da erodibilidade, embora tenham mostrado baixa correlação, tiveram boa significância;
- Foi possível observar uma defasagem na distribuição dos pontos em diferentes posições do relevo, o que permite afirmar que para uma amostragem correta para predição de erodibilidade é necessário que a malha tenha uma distribuição geograficamente uniforme e que represente todas as partes da vertente;
- Os erros associados a predição por meio da RK foram menores para toda a área de estudo, quando comparados a KO;
- Os valores de erodibilidade foram compatíveis com a literatura para solos semelhantes, entretanto foi possível perceber a necessidade de uma malha amostral regular e densa para a predição mais acurada e precisa da erodibilidade por meio de técnicas geoestatísticas.

REFERÊNCIAS

- ADDIS, H. K.; KLIK, A. Predicting the spatial distribution of soil erodibility factor using USLE nomograph in an agricultural watershed, Ethiopia. **International Soil and Water Conservation Research**, Pequim, CHN, v. 3, p. 282-290, dez. 2015.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE**, v.19, p. 716-723, 1974.
- ALAM, J. et al. Permeability of stratified soils for flow normal to bedding plane. **Aquatic Procedia**, v. 4, p. 660-667, 2015.
- ALEWELL, C.; BORRELLI, P.; MEUSBURGER, K.; PANAGOS, P. Using the USLE: Chances, challenges and limitations of soil erosion. **International Soil and Water Conservation Research**, Pequim, CHN, v. 7, p. 203-225, jun. 2019.
- ALHO, D.R.; JÚNIOR, J.M.; CAMPOS, M.C.C. Caracterização física, química e mineralógica de Neossolos Litólicos de diferentes materiais de origem. **Revista brasileira de ciências agrárias**. v.2, n. 2, p. 117-122, 2007.
- AMUNSDON, R. et al. Soil and human security in the 21st century. **Soil Science**. v. 348, n. 6235, p. 1-6, maio, 2015.
- ARRAES, C.L.; BUENO, C.R.P.; PISSARRA, T.C.T. Estimativa da erodibilidade do solo para fins conservacionistas na microbacia Córrego do Tijuco, SP. **Bioscience Journal**. Uberlândia, SP, v. 26, n.6, p. 849-857, 2010.
- AVALOS, F. A. P. et al. Digital soil erodibility mapping by soilscape trending and Kriging. **Land Degradation & Development**. Hoboken, NJ, v. 29, p. 3021-3028, jun. 2018.
- AUERSWALD, K.; FIENER, P.; MARTIN, W.; ELHAUS, D. Use and misuse of the K factor equation in soil erosion modeling: An alternative equation for determining USLE nomograph soil erodibility values. **Catena**, Amsterdam, v. 118, p. 220-225, fev. 2014.
- BELASRI, A.; LAKHOUILI, A.; IBEN HALIMA, O. Soil erodibility mapping and its correlation with soil properties of Oued El Makhazine watershed, Morocco. **JMES**, Mohammed, v. 8, n. 9, p. 3208-3215, 2017.
- BENAVIDEZ, R.; JACKSON, B.; MAXWEL, D.; NORTON, K. A review of the (Revised) Universal Soil Loss Equation ((R)USLE): with a view to increasing its global applicability and improving soil loss estimates. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 22, p. 6059–6086, 2018.
- BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. Observações gerais sobre a ocorrência da erosão. In: BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. **Conservação do solo**. 7. ed. São Paulo: Ícone, 2010. Cap. 3, p. 24-26.
- BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. Erosão. In: BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. **Conservação do solo**. 7. ed. São Paulo: Ícone, 2010. Cap. 7, p. 68-93.

BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. Equação de perdas de solo. In: BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. **Conservação do solo**. 7. ed. São Paulo: Ícone, 2010. Cap. 10, p. 248-270.

BISWAS, A.; ZHANG, Y. Sampling Designs for Validating Digital Soil Maps: A Review. **Pedosphere**, Nanjing, v. 28, p. 1-15, 2018.

BOETTINGER J. L. et al. Landsat spectral data for digital soil mapping. In: HARTEMINK, A. E. et al. **Digital soil mapping with limited data**. Springer, 2008. cap. 16, p. 193-197.

BONILLA, C. A.; JOHNSON, O. I. Soil erodibility mapping and its correlation with soil properties in Central Chile. **Geoderma**, Amsterdam, v. 189-190, p. 116-123, jul. 2012.

BORRELLI, P. et al. An assessment of the global impact of 21st century land use change on soil erosion. **Nature communications**, v.8, p. 1-13, 2013.

BORRELLI, P. et al. Object-oriented soil erosion modelling: A possible paradigm shift from potential to actual risk assessments in agricultural environments. **Land Degradation & Development**. Hoboken, NJ, v. 29, p. 1270-1281, jan. 2018.

BORSELLI, L.; CASSI, P.; SANCHIS, P. S. Soil erodibility assessment for applications at watershed scale. In: COSTANTINI, E. A. C. **Manual of methods for soil and land evaluation**. Enfield, NH: Science Publishers, 2009. cap. 5, p. 98-117.

BORSELLI, L.; TORRI, D.; POESEN, J.; IAQUINTA, P. A robust algorithm for estimating soil erodibility in different climates. **Catena**, Amsterdam, v. 97, p. 85-94, maio, 2012.

BROADBENT F.E. The Soil organic Fraction. **Adv. Agron.** v.5, p. 153-183, 1953.

BUTTAFUOCO, G. et al. Assessing spatial uncertainty in mapping soil erodibility factor using geostatistical stochastic simulation. **Environment Earth Science**. v.66, p. 1111-1125, 2012.

CARVALHO, T. M. **Modelagem digital de atributos de solo da Fazenda Edgárdia - Botucatu-SP**. 2016. Tese (Doutorado em Agronomia – Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2016.

CARVALHO, W. A.; PANOSO, L. A.; MORAES, M. H. Levantamento semidetalhado dos solos da Fazenda Experimental Edgárdia – Município de Botucatu. Botucatu: Faculdade de Ciências Agrônômicas – UNESP, 1991. 467 p. (**Boletim Científico**, v. 2, n. 1/2)

CUNHA, A. R.; MARTINS, D. Classificação climática para os municípios de Botucatu e São Manuel, SP. **Irriga**, Botucatu, v. 14, n. 1, p. 1-11, 2009.

DEMARCHI, J. C.; ZIMBACK, C. R. L. Mapeamento, erodibilidade e tolerância de perda de solo na sub-bacia do Ribeirão das perobas, **Energia na Agricultura**, Botucatu, SP, v. 29, n. 2, p. 102-114, Abril/jun. 2014.

- DERESSA, A.; HALLA, M. Y.; MOHAMED, M.; WOGI, L. Soil classification of humid Western Ethiopia: A transect study along a toposequence in Didessa watershed. **Catena**, Amsterdam, v. 163, p. 184-195, 2018.
- DESSALEGN, D. et al. Effects of topography and land use on soil characteristics along the toposequence of Ele watershed in southern Ethiopia. **Catena**, Amsterdam, v. 115, p. 47-54, 2014.
- EFTHIMIOU, N. The importance of soil data availability on erosion modeling. **Catena**, Amsterdam, v. 165, p. 551-566, 2018.
- FREIRE, O. **Solos das regiões tropicais**. 1. ed. Botucatu: FEPAF, 2006.
- FULLEN, M. A.; CATT, J. A. **Soil management: problems and solutions**. London: Arnold, 2004.
- FUNDAÇÃO FLORESTAL. **Plano de Manejo da Área de Proteção Ambiental Corumbataí, Botucatu e Tejupá – Perímetro Botucatu: plano de manejo**. São Paulo: SMA, 2012.
- 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**, Pequim, v. 7, p. 953-961, 2016.
- GARDINER, D. T.; MILLER, R. W. **Soils in our environment**. 10. Ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, 2004.
- GHOLOUBI, A.; EMAMI, H.; JONES, S. B.; TULLER, M. A Novel Shortwave Infrared Proximal Sensing Approach to Quantify the Water Stability of Soil Aggregates. **SSSA**, Madison, v. 82, n. 6, p. 1358-1366, Out. 2018.
- GOLLANY, H. T.; ELNAGGAR, A.A. Simulating soil organic carbon changes across toposequences underdryland agriculture using CQESTR. **Ecolmodel**, v. 355, p. 97-104, 2017.
- HENGL, T. **A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables**. 1 ed. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2007.
- HENGL, T. **A practical guide to geostatistical mapping**. 2 ed. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2009.
- HUETE, A. R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 25, p. 295-309, 1988.
- IAAICH, H. et al. Soil erodibility mapping using three approaches in the Tangiers province – Northern Morocco. **International Soil and Water Conservation Research**, Pequim, CHN, v. 4, n. 3, p. 159-167, set, 2016.
- JAMES, G.; WITTEN, D.; HASTIE, T. TIBSHIRANI, R. **An introduction to statistical learning: with applications in R**. New York: Springer, 2013.
- JELOUDAR, F. T.; SEPANLOU, M. G.; EMADI, S.M. Impact of land use change on soil erodibility. **GJESM**, Tehran, v. 4, n. 1, p. 59-70, jan. 2018.

JORGE, L. A. B.; SARTORI, M. S. Uso do solo e análise temporal da ocorrência de vegetação natural na Fazenda Experimental Edgárdia, em Botucatu-SP. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 26, n. 5, p. 585-592, 2002.

JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. 8 ed. Washington, DC: American Geophysical Union, 1989.

KLEIN, V. A. **Física do solo**. 1. Ed. Passo Fundo: Editora UPF, 2008. 212 p.

KLEIN, V. A.; LIBARDI, P. L. Densidade e distribuição do diâmetro dos poros de um latossolo vermelho, sob diferentes sistemas de uso e manejo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 26, p. 857-867, 2002.

KULIKOV, M.; SCHICKHOFF, U.; GRÖNGRÖFT, A.; BORCHARRDT, P. Modelling Soil Erodibility in Mountain Rangelands of South-Western Kyrgyzstan. **Pedosphere**, Nanjing, v. 30, p. 443-456, 2020.

LAFLÉN, J. M.; MOLDENHAUER, W. C. Universal soil loss equation – USLE. In: LAFLÉN, J. M.; MOLDENHAUER, W. C. **Pioneering Soil Erosion Prediction: The USLE story**. Pequin: WASWC, 2003. p. 19-32.

LANDIM, P. B. L. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Fundação Editora da UNESP, 1998.

LANE, L. J.; RENARD, K. G.; FOSTER, G. R.; LAFLÉN, J. M. Development and application of modern soil erosion prediction technology - The USDA Experience. **Soil and Water Management Conservation**, v. 30, p. 893-912, 1992.

LEPSCH, I. F. **19 Lições de pedologia**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

LOMBARDI NETO, F. et al. Nova abordagem para cálculo de espaçamento entre terraços. Simpósio sobre terraceamento agrícola. Campinas, 1989. Fundação Cargill. p. 99-124.

MANNIGEL, A. R.; CARVALHO, M. P.; MORETI, D. MEDEIROS, L. R. Fator erodibilidade e tolerância de perda dos solos do Estado de São Paulo. **Acta Scientiarum**, Maringá, v. 24, n. 5, p. 1335-1340, 2002.

MARTINS, S.G.; SILVA, M. L. N.; CURI, N.; FERREIRA, M. M. Avaliação de atributos físicos de um latossolo vermelho distroférrico sob diferentes povoamentos florestais. **Cerne**, Lavras, v. 8, n. 1, p. 32-42, 2002.

MARTZ, L. W. The variation of soil erodibility with slope position in a cultivated Canadian prairie landscape. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 17, p. 543-556, 1992.

MATHERON, G. **Le krigeage universel**. 1. ed. Paris: l'Ecole nationale Supérieure des Mines de Paris, 1969.

MESHESHA, D. T.; TSUNEKAWA, A.; HAREGEWEYN, N. Determination of soil erodibility using fluid energy method and measurement of the eroded mass. **Geoderma**, v. 284, p. 13-21, 2016.

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

FAO e ITPS. **Status of the World's Soil Resources**: Main Report. Roma: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) e Intergovernmental Technical Panel on Soils (ITPS), 2015.

FAO, ITPS, GSBI, CBD e EC. **State of knowledge of soil biodiversity: Status, challenges and potentialities** – Report. Roma: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), 2020.

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

MOREIRA, W. H. et al., Seasonal changes in soil physical properties under long-term no-tillage. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, v. 169, p. 53-64, jul. 2016.

NELSON, D.W.; SOMMERS, L.E. Total carbon, organic carbon, and organic matter. In: BLACK, C.A., ed. Methods of soil analysis. Part 3. Chemical methods. Madison, **Soil Science of America and American Society of Agronomy**, 1996. p.961-1010.

OLIVER, M.A.; WEBSTER, R. A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. **Catena**, Amsterdam, v. 113, p. 56-69, 2014.

OLIVER, M.A.; WEBSTER, R. **Basic steps in geostatistics: The variogram and Kriging**. New York: Springer, 2015.

OMUTO, C. T.; VARGAS, R.R. Re-tooling of regression kriging in R for improved digital mapping of soil properties. **Geosciences Journal**. V.19, n.1, p. 157-165, 2015.

PRUSKI, F. F. **Conservação de solo e água**: Práticas mecânicas para o controle da erosão hídrica. 2. ed. Viçosa: Editora UFV, 2009.

RAIMO, L.A.D.L.D. et al., Variabilidade espacial da erodibilidade no estado de Mato Grosso, Brasil. **Revista de Ciências Agrárias**. Pernambuco, v.42, n.1, p. 55-67, 2019.

RENARD, K.G., FOSTER, G.R., WEESIES, G.A., MCCOOL, D.K., YODER, D.C., 1997. Predicting Soil Erosion by Water: A Guide to Conservation Planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). **Agriculture Handbook**, v. 703. US Department of Agriculture, Washington, DC, p. 1-251.

RÖMKENS, M.J.M.; YOUNG, R.A.; POESEN, J.W.A.; MCCOOL, D.K.; EL-SWAIFY, S.A.; BRADFORD, J.M. Soil erodibility factor (K), In: RENARD, K.G., FOSTER, G.R., WEESIES, G.A., MCCOOL, D.K., YODER, D. **Predicting Soil Erosion by Water: A Guide to Conservation Planning With the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)**. Agric. HB n. 703, USDA, Washington, DC, USA, p. 65–99.

ROUSE, J.W.; HAAS, R. H.; SHELL, J. A. Monitoring Vegetation Systems In The Great Plains With Ertis, **Remote Sensingcenter**, Texas, v. 74, p. 309-317, 1973.

SAMPAIO, F. M. T. et al. Correlações Entre a Permeabilidade e os Atributos Físicos do Solo da Sub-Bacia do Córrego Centenário da Cidade de Lavras MG. **Ciênc. agrotec.**, Lavras, v. 30, n. 4, p. 798-803, jul./ago. 2006.

SAMUEL-ROSA, A.; DALMOLIN, R. S. D.; MIGUEL, P. Building predictive models of soil particle-size distribution. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 37, p. 422-430, 2013.

SANCHIS, M. P. S.; TORRI, D.; BORSELLI, L.; POESEN, J. Climate effects on soil erodibility. **Earth Surface Processes and Landforms**, Hoboken, NJ, v. 33, p. 1082-1097, set. 2008.

SANTOS, H. G. et al. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 5. ed. rev. ampl. Brasília: Embrapa, 2018.

SARTORI, A.; NETO, F.L.; 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**, v. 10, p. 5-18, dez. 2005.

SILVÉRIO, P.F.; GONÇALVES, C. Influência dos métodos de determinação da fração de carbono orgânico em solos nos estudos de qualidade da água subterrânea e de avaliação de risco. Anais do XV Congresso Brasileiro de Águas Subterrâneas, Natal/RN 2008.

SILVIA, L. F. S.; MARINHO, M. A.; ROCCO, E. O.; WALTER, M. K. C.; BOSCHI, R. S. Métodos indiretos de estimativa da erodibilidade de um latossolo vermelho da região de Campinas, SP. **Ciência, Tecnologia & Ambiente**, Araras, v. 3, n.1, p. 51-58, 2016.

SOIL SCIENCE DIVISION STAFF. **Soil survey manual**. Washington, DC: United States Department of Agriculture, 2017.

SUN, W.; ZHU, H.; GUO, S. Soil organic carbon as a function of land use and topography on the Loess Plateau of China. **Ecol. Eng.**, v. 83, p. 249-257, 2015.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA, Botucatu, 2019. Disponível em: <<https://www.fca.unesp.br/#!/instituicao/fazendas/principal/historico-fepe/>>

VAEZI, A. R.; HASANZADEH, H. CERDÀ, A. Developing an erodibility triangle for soil textures in semi-arid regions, NW Iran. **Catena**, Amsterdam, v.142, p. 221-232, abril, 2016.

XIAO, J.; SHEN, Y.; TATEISHI, R.; BAYAER, W. Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 27, p. 2411-2422, 2006.

ZHANG, K.; LI, S.; PENG, W.; YU, B. Erodibility of agricultural soils on the Loess Plateau of China. **Soil & Tillage Research**, v. 76, p. 157-165, 2004.

ZHANG, K. L.; SHU, A. P.; XU, X. L.; YANG, Q. K.; YU, B. Soil erodibility and its estimation for agricultural soils in China. **Journal of Arid Environments**, v. 72, p. 1002-1011, 2008.

WANG, H.; ZHANG, G.; LI, N.; ZHANG, B.; YANG, H. Variation in soil erodibility under five typical land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. **Catena**, v. 174, p. 24-35, 2019.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. Sample adequately to estimate variograms of soil properties. **Journal of soil Science**, v.43, p. 177-192, 1992.

WISCHMEIER, W. H., JONHSON, C.B., CROSS, B.V. Soil erodibility nomograph for farmland and construction sites. **Journal of Soil and Water Conservation**, v. 26, p. 189-193, 1971.

WISCHMEIER, W. H., AND SMITH, D.D. **Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning**. Washington, D.C: U.S. Department of Agriculture, 1978.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. B. L. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.