UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS

Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel

Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água

Dissertação

Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS

Rafael Junqueira Moro

Pelotas, 2025

Rafael Junqueira Moro

Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água da Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador	**Dr. Pablo Miguel**
Coorientadores	**Drª. Lizete Stumpf**
	Dr. Stefan Domingues Nachtigall

Pelotas, 2025

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação da Publicação

M867e Moro, Rafael Junqueira

Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS [recurso eletrônico] / Rafael Junqueira Moro ; Pablo Miguel, orientador ; Lizete Stumpf, Stefan Domingues Nachtigall, coorientadores. — Pelotas, 2025.
74 f.

Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, 2025.

1. Mapeamento digital de solos. 2. Áreas planas. 3. Paisagem natural. 4. Aprendizado de máquina. 5. Agricultura de precisão. I. Miguel, Pablo, orient. II. Stumpf, Lizete, coorient. III. Nachtigall, Stefan Domingues, coorient. IV. Título.

CDD 631.41

Elaborada por Gabriela Machado Lopes CRB: 10/1842

Rafael Junqueira Moro

Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências, Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas.

Data da Defesa: 30/05/2025

Banca examinadora:

Prof. Dr. Pablo Miguel (Orientador)
Doutor em Ciência do Solo pela Universidade Federal de Santa Maria

Prof. Dra. Gizele Ingrid Gadotti
Doutora em Ciência e Tecnologia de Sementes pela Universidade Federal de Pelotas

Prof. Dr. Mastrângello Enivar Lanzanova
Doutor em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal de Santa Maria

Prof. Dr. Ramiro Pereira Bisognin
Doutor em Engenharia Civil pela Universidade Federal de Santa Maria

Ao amor da minha vida, meu filho Rodrigo

Agradecimentos

À minha esposa Eliana Cadoná, que esteve sempre ao meu lado me apoiando e ajudando em todas as demandas que ocorreram durante as etapas dessa jornada. Pela compreensão e atenção fornecidas nos momentos difíceis.

Ao meu orientador e amigo Prof. Dr. Pablo Miguel, pelo altruísmo e versatilidade em ajudar, por tempo integral na construção do trabalho. E pelos conhecimentos compartilhados para a conclusão, sempre buscando inovar em seu campo de atuação.

Aos coorientadores Drª. Lizete Stumpf e Dr. Stefan Domingues Nachtigall, pela amizade e suporte oferecido durante todo o período esclarecendo dúvidas, conselhos, críticas e ajuda oferecidas e, principalmente, pelo tempo disponibilizado.

Agradeço também, a todos os meus demais amigos do grupo de Pedologia e de grupo Gecasa da Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, os quais foram de fundamental importância na minha formação e a realização desse estudo. Em especial ao Victor Krusser e Larissa Pereira Faria, pelo trabalho à campo e todo o empenho nos laboratórios; Ana Carolina N. da Silva e Tainara Vaz de Melo, pela presteza e eficiência nas atividades laboratoriais.

Agradeço a todo suporte que a EMBRAPA Clima Temperado ofereceu durante o trabalho a campo, em especial o Dr. José Maria Filippini Alba, que enfrentou as dificuldades naturais da paisagem, nos conduzindo aos locais de amostragem, e nos divertindo com situações inusitadas.

Ao PPG MACSA e Universidade Federal de Pelotas por viabilizar desde minha formação, desde minha graduação. Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento do Pessoal de Educação Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudo, da qual muitos de nós (estudantes) dependem desse recurso. Aproveito para agradecer ao povo brasileiro por subsidiar meus estudos, e espero que com este, retribua à sociedade.

Muito obrigado!

“Sobre os ombros de gigantes” (Bernardo de Chartres)

“O único homem que está isento de erros é aquele que não arrisca acertar” (Albert Einstein)

Resumo

MORO, R. J. **Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS.** 2025. 74f. Dissertação (Mestrado em Manejo e Conservação do Solo e da Água) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, 2025.

A crescente demanda de se obter informações a respeito de atributos de solo, fica evidenciada pela necessidade global em atenuar os efeitos das mudanças climáticas. Estudos envolvendo a determinação de atributos de solo em escala municipal são escassos, e se tornam ferramentas cada vez mais importantes para auxiliar na tomada de decisão, perante a atual realidade climática e ambiental. A quantificação espacial e vertical do estoque de carbono orgânico do solo (ECOS) em paisagem natural, recebe atenção especial, pois está intimamente relacionado com as mudanças climáticas. Dessa forma, o mapeamento digital de solos (MDS) surge como uma ferramenta eficiente possibilitando o processamento das informações e resultados de forma rápida e satisfatória. Esse estudo realizou a estimativa espacial e em profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping* do ECOS no município de São José do Norte - RS, utilizando técnicas de aprendizado de máquina, *Random Forest* (RF) e cLHS (*Conditioned Latin Hypercube Sampling*) para otimizar a malha amostral. Para modelagem foi utilizado o modelo digital de elevação (MDE) da missão Alos Palsar DEM e imagens de sensoriamento remoto do LANDSAT-OLI 8, ambos com resolução espacial de 30m. Em geral, dentre o conjunto de covariáveis que contribuíram para melhor acurácia do modelo proposto e menor incerteza da espacialização realizada, são oriundas da geologia, pelo fato do município possuir áreas planas e banhados em praticamente toda sua extensão. Essas características geomorfológicas dificultaram a coleta em profundidade além de reduzir a capacidade de espacialização do estoque de carbono orgânico do solo.

Palavras-chave: Mapeamento digital de solos. Áreas planas. Paisagem natural. Aprendizado de máquina. Agricultura de Precisão

Abstract

Resumo

MORO, R. J. **Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte - RS.** 2025. 74f. Dissertação (Mestrado em Manejo e Conservação do Solo e da Água) – Programa de Pós-Graduação em Manejo e Conservação do Solo e da Água, Universidade Federal de Pelotas, 2025.

The growing demand for information on soil attributes is evident in the global need to mitigate the effects of climate change. Studies involving the determination of soil attributes at the municipal level are scarce and are becoming increasingly important tools to aid decision-making in the face of the current climate and environmental reality. The spatial and vertical quantification of soil organic carbon stock (ECOS) in natural landscapes receives special attention, as it is closely related to climate change. Thus, digital soil mapping (DSM) emerges as an efficient tool, enabling the processing of information and results in a fast and satisfactory manner. This study performed spatial and depth estimates established by Global Soil Mapping of ECOS in the municipality of São José do Norte - RS, using machine learning techniques, Random Forest (RF) and cLHS (Conditioned Latin Hypercube Sampling) to optimize the sampling grid. For modeling, the digital elevation model (DEM) from the Alos Palsar DEM mission and remote sensing images from LANDSAT-OLI 8 were used, both with a spatial resolution of 30m. In general, among the set of covariates that contributed to the improved accuracy of the proposed model and reduced uncertainty in the spatialization performed, those originating from geology were most significant, due to the fact that the municipality has flat areas and wetlands throughout practically its entire extension. These geomorphological characteristics made in-depth collection difficult, in addition to reducing the capacity for spatialization of the soil organic carbon stock.

Keywords: Digital soil mapping. Flat areas. Natural landscape. Machine learning. Precision Agriculture

Lista de figuras

Figura 1 - Localização do Município de São José do Norte 30
Figura 2 - Classificação preliminar de solos do município de São José do Norte 31
Figura 3 - Altitude do Município de São José do Norte, elaborada com MDE 30 m, gerado pelo sensor AW3D30 32
Figura 4 - Pontos amostrais de São José do Norte 34
Figura 5 - Resumo do tratamento das amostras conforme a coleta 36
Figura 6 - Buffer usado para gerar mais pontos com as mesmas características obtidas em laboratório. 37
Figura 7 - Exemplo de amostragem para realização do spline 39
Figura 8 - Resumo do tratamento das covariáveis e o banco de dados 45
Figura 9 - Coeficiente de correlação entre as variáveis explicativas 48
Figura 10 - Gráfico de Normalidade Q-Q do banco de dados amostral 48
Figura 11 - Gráfico de alavancagem e a distância de influência de Cook 49
Figura 12 - Gráfico Scale-Location dos resultados obtidos pela FPT 49
Figura 13 - Gráfico dos valores observados e mensurados com a linha de tendência 50
Figura 14 - Média do estoque de carbono nas camadas e o desvio padrão das amostras 51
Figura 15 - Estimativa espacializada do estoque de carbono e a incerteza associada 52
Figura 16 - Importância das covariáveis. 54

Lista de tabelas

Tabela 1 - Principais trabalhos realizados com função de pedotransferência.. 25
Tabela 2 - Data das expedições realizadas em São José do Norte. 33
Tabela 3 - Variáveis de entrada da modelagem para estimar o estoque de carbono. 40
Tabela 4 - Banco de dados amostral utilizado na espacialização do estoque de carbono. 41
Tabela 5 - Covariáveis utilizadas na modelagem do estoque de carbono. 41
Tabela 6 - Desempenho das variáveis explicativas da função de pedotransferência..... 47
Tabela 7 - Capacidade de espacializar a estimativa do estoque de carbono... 53

Lista de abreviaturas e siglas

CIA	Critério de Informação de Akaike
cLHS	conditioned Latin Hypercube Sampling
COS	Carbono Orgânico do Solo
ECOS	Estoque de Carbono Orgânico do Solo
FPT	Função de Pedotransferência
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Soil Partnership
GSM	Global Soil Mapping
MDS	Mapeamento Digital de Solos
MDE	Modelo Digital de Elevação
MOS	Matéria Orgânica do Solo
QRF	Quantile Regression Forest
R^2	Coeficiente de Determinação
RF	Random Forest
RLM	Regressão Linear Multipla
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio
SR	Sensoriamento Remoto

Sumário

1. Introdução 11
2. Hipótese 13
3. Objetivo Geral 13
3.1. Objetivos Específicos 13
4. Revisão de literatura 14
4.1. Pedometria 14
4.2. Mapeamento do estoque de carbono orgânico do solo 19
4.3. Função de Pedotransferência 23
5. Capítulo 1 - Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte 28
5.1. Introdução 28
5.2. Metodologia 30
5.2.1. Área de estudo 30
5.2.2. Amostragem e análises de solos para determinação do COS 32
5.3 Modelagem do ECOS 36
5.3.1 Função de pedotransferência 36
5.3.2 Equal-Area Spline 38
5.3.3 Estimativa do estoque de carbono orgânico do solo 40
6. Resultados 47
6.1. Acurácia da função de pedotransferência 47
6.2. Estimativa e acurácia do modelo 51
6.3. Importância das covariáveis 53
7. Discussão 55
8. Conclusão 60
Referências 61

1. Introdução

O solo é um recurso natural precioso, possibilitando o desenvolvimento da fauna e flora, desde os tempos remotos, corroborando com a expansão da humanidade, sendo esse recurso utilizado para finalidades exploratórias. Na natureza, o solo é um sistema heterogêneo sendo modificado de acordo com a complexa interação de outros fatores da paisagem, clima e organismos presentes nele, contribuindo para a variabilidade de seus atributos, principalmente a matéria orgânica.

Durante o período digital, a ciência do solo passou por transformações que marcariam uma nova forma de realizar investigações e inferências sobre atributos do solo. Desde então, as ferramentas tecnológicas estão presentes na realização de coleta, análise, integrando informações do solo e permitindo compreender a distribuição de suas características na paisagem. Nesse contexto tecnológico, a forma de realizar mapeamento de solos modernizou-se com a introdução de recursos computacionais e modelos estatísticos matemáticos, surgindo a técnica do mapeamento digital de solos (MDS).

O MDS tem como característica inicial a repartição da paisagem em diversas covariáveis, permitindo que sejam expressas em valores quantitativos, fornecendo parâmetros para os modelos treinados. Essas covariáveis, em maioria, são oriundas dos produtos gerados pelo Sensoriamento Remoto (SR), imagens espectrais e modelo digital de elevação (MDE). O MDS diverge das técnicas de mapeamento convencional do solo, onde o observador especialista busca por informações visíveis na paisagem, com finalidade de obtenção de parâmetros balizadores e as relação dos fatores de formação do solo.

O solo se faz protagonista na amenização dos efeitos climáticos como um reservatório natural de carbono e considerando a capacidade de obter informações sobre os teores de carbono armazenados, em escala adequada, associado à atual capacidade de tratar a variabilidade espacial dos dados geográficos, o desafio que permeia na técnica do MDS aplicado ao estoque de carbono é a modelagem em paisagem natural inseridas em ambientes de planície costeira, ocorrendo solos com aspecto arenoso e formações de banhados, pela necessidade de representação das covariáveis ambientais no modelo.

Diante da relevância do tema, há uma carência significativa por informações do solo que possam servir de referência para subsidiar políticas públicas, visando amenizar os impactos ambientais causados por ações antrópicas e superar os desafios climáticos, garantindo segurança na qualidade dos recursos naturais. Para que isso seja tangível, a quantificação espacial do estoque de carbono no solo (ECOS), em escala municipal na paisagem natural do município de São José do Norte, depende da aplicação de técnicas de MDS, e identificação das covariáveis que representem a complexa formação da paisagem com o (COS).

2. Hipótese

O mapeamento digital de solos é capaz de estimar o estoque de carbono do solo em ambientes de planície costeira, com predomínio de solos arenosos obtendo incerteza abaixo de 50%, em profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping*, utilizando função de pedotransferência.

3. Objetivo Geral

Estimar e espacializar o estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte, utilizando 595 amostras distribuídas nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping*.

3.1. Objetivos Específicos

i. Identificar quais conjuntos de covariáveis melhor proporcionam melhores desempenhos ao modelo de estimativa;
ii. Quantificar os estoques de carbono orgânico do solo em escala municipal para o município de São José do Norte - RS, nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping*, com resolução espacial de 30m;
iii. Quantificar a incerteza associada à estimativa do estoque de carbono nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping.*

4. Revisão de literatura

4.1. Pedometria

O termo *Pedologie* foi introduzido pelo alemão Friedrich Albert Fallou, e significa um ramo da ciência que tem por finalidade estudar o solo em sua posição natural, sendo originada pela necessidade de melhor compreensão da relação do solo com o ambiente. Durante o século XIX, vários cientistas naturalistas, majoritariamente europeus, já haviam iniciado alguns estudos pontuais sobre minerais do solo e sua relação com a rocha matriz. Esses conhecimentos provocaram o embate sobre a criação de uma ciência especifica para estudar de forma minuciosa e direcionada os fenômenos envolvendo solo (FALLOU, 1862, ESPINDOLA, 2018).

Este novo conceito possibilitou que a recente ciência do solo passasse de um compilado de conhecimentos de áreas correlatas para uma ciência central e independente, ganhando ênfase e grandes contribuições de Vasily Vasilievich Dokuchaev (1846-1903). Este, inspirado pela recente teoria do evolucionismo de Charles Darwin, propôs que o solo também era originado por uma evolução com a interação de fatores climáticos, topográficos e organismos com a rocha-mãe, agindo incessantemente ao longo do tempo (Dokuchaev, 1879; Espindola, 2018).

Ampliando a notável contribuição da escola russa para a pedologia, durante a exposição mundial de Paris que ocorreu em 1899, Dokuchaev apresentou a primeira espacialização de classes de solos, representando um produto cartográfico, influenciando Konstantin D. Glinka a publicar, em 1906, o primeiro mapa de solos do mundo. Este mapa apresentava 18 classes de solos, ligadas às zonas climáticas da Terra, em escala 1:80.000.000, abrindo um precedente ao entendimento da época com o estudo da distribuição espacial dos solos na superfície terrestre, representada cartograficamente como mapas de solos (Espindola, 2018; Rodrigo-Comino *et al*. 2018). Seguindo na linha científica da pedologia, Curtis F. Marbut, passou a ter grande influência com seus trabalhos e publicou o primeiro mapa de solos dos Estados Unidos da América (EUA), em 1938 (ESPINDOLA, 2018; RODRIGO-COMINO *et al*. 2018; MACHADO *et al*. 2022).

Indo ao encontro para melhor entendimento dos processos de formação dos solos, envolvido na gênese, Hans Jenny (1941) equacionou o solo como sendo produto da ação integrada de cinco fatores: o clima (cl), os organismos (o), o relevo (r), o material parental (p) e o tempo (t) como fatores em que sua interação resulta no tipo de solo (S).

$$S = (cl, o, r, p, t) \quad \text{Eq. 1.}$$

Esse modelo, conhecido como *"clorpt"*, é a base do mapeamento convencional de solos. A partir dele foi possível explicar a distribuição geográfica dos solos, mudando a forma de como o solo era visto, podendo ser descrito quantitativamente em relação aos seus fatores de formação. A partir dessa equação, um dos fatores pode ser estudado individualmente mantendo os demais fatores constantes (WADOUX *et al*. 2020). Sendo assim, diversos autores publicaram trabalhos sobre a predominância dos fatores sobre o solo. Dentre esses autores, Milne (1935), recebe o destaque por ser o pioneiro, que se dedicou a compreender as relações entre solo e relevo, relacionando o desenvolvimento dos solos e o comportamento de suas propriedades aos aspectos topográficos em sequencias estudadas no oeste da África (LIMA *et al*. 2013; BREVIK, 2016; MACHADO *et al*. 2022).

Os levantamentos pedológicos foram utilizados em todo o mundo, para descrever atributos e classes de solos. No Brasil os levantamentos se deram, inicialmente, com viés agrícola, pela necessidade de identificar solos cultiváveis em climas tropicais, utilizando técnicas tradicionais, em locais onde eram de interesse econômico no período imperial (ESPINDOLA, 2018; MACHADO *et al*. 2022). Entre a década de 70 e 80, por questões político-econômica, o projeto RADAMBRASIL contemplou o território brasileiro em escala 1:750.000, gerando informações que são utilizadas até o presente momento, inclusive, podendo ser usado como informação complementar (MATTOS, 2002; BRASIL; 2018).

Embora sejam métodos tradicionais de levantamento, amplamente utilizados, foram observados obstáculos em vários aspectos, por diversos autores, e questionado, principalmente quanto a precisão e eficácia limitadas pelas técnicas de cartografia, além de desconsiderar a dependência espacial

entre as unidades de mapeamento, em levantamentos detalhados, ou em áreas onde não são evidenciados os limites entre os solos (LIMA *et al*. 2013).

Sendo assim, a demanda por novos métodos quantitativos para caracterizar e avaliar com precisão as classes e os atributos dos solos abriram um precedente para o pesquisador Webster (1994) nomear esse novo ramo da ciência do solo, de Pedometria. Contribuindo com a tendencia de associar modelos matemáticos com pedologia, Alex McBratney, da Universidade de Sydney, descreveu pela primeira vez o estudo quantitativo da variação do solo. Essa nova abordagem só foi possível com os avanços tecnológicos aplicados à geotecnia, sendo possível estimar a precisão dos resultados obtidos, através de mensuração das incertezas (LAGACHERIE, MCBRATNEY, 2007; CATEN, 2012; ARROUAYS *et al*. 2020).

A Pedometria consiste na aplicação de métodos matemáticos e estatísticos para a modelagem do solo e seus atributos, com a finalidade de analisar sua gênese e distribuição, possibilitando a predição e espacialização de classes e atributos de solos na paisagem, estabelecendo relações matemáticas entre variáveis quantitativas e qualitativas, diante da complexidade inerentes às propriedades do solo (MCBRATNEY *et al*. 2003; MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2003; MACHADO *et al*. 2022).

Nesse sentido, o modelo utilizado na pedometria, apresentado na Equação 2, foi proposto por McBratney, Mendonça-Santos e Minasny (2003) que é baseado no modelo de Jenny (1941) e considera 7 fatores e suas interações, sendo: (s) fator referente ao solo e seus atributos previamente mensurados em um ponto; (c) representa a variável clima e as propriedades climáticas em um ponto; (o) representa os organismos nos solos, incluindo vegetação e cobertura; (r) são informações referentes ao relevo topográfico, incluindo os atributos e classes, mensurados em um ponto; (p) é referente ao material de origem litológica que posteriormente veio formar o solo; (a) é o fator tempo; (n) refere-se à posição espacial de ocupação, localização geográfica.

$$S = (s, c, o, r, p, a, n) \qquad \text{Eq. 2}$$

Esse novo modelo apresentado como "*SCORPAN*" propiciou a integração entre as covariáveis ambientais e o relacionamento delas com as

classes e/ou atributos dos solos, objetivando a predição dessas classes ou atributos do solo ao gerar os mapas, baseado em técnicas pedométricas e ferramentas computacionais permitindo que a modelagem da distribuição espacial das classes e/ou atributos possa ser expressa. O modelo é associado a métodos perceptivos de observação em campo e laboratório, dessa forma, tornando-se uma nova técnica menos onerosa e mais eficiente (LIMA *et al*. 2013; SAMUEL-ROSA *et al*. 2020).

No início dos anos 2000 o mapeamento digital de solos começou a se popularizar e apresentar rápido desenvolvimento de novos métodos de modelagem para predição de classes e atributos como Funções Espaciais de Predição do Solo (*Soil Spatial Prediction Function* – SSPF), sendo impulsionado pela consolidação de Sistemas de Informações Geográficas (*GIS*). É importante o conhecimento de cada método, como exposto por McBratney, Mendonça-Santos e Minasny (2003), pois esses dependem de vários fatores a serem considerados para garantir a qualidade das informações do produto. Nessa perspectiva, é de fundamental importância o conhecimento prévio das diretrizes do levantamento a ser realizado para estabelecer a avaliação da incerteza e, consequentemente, a acurácia (LIMA *et al*. 2013; ARROUAYS *et al*. 2020).

Dentre os diversos modelos, Coelho e Giasson (2010) compararam cinco métodos para modelagem na classificação e predição de classe e atributos, sendo Regressões Logísticas Múltiplas Multinomiais, classificador de Bayes e três métodos de classificação em árvore (J48, CART – *Classification and Regression Trees* – e LMT – *Logistic Model Trees*). Os resultados mostraram-se promissores na classificação em árvore, apresentaram melhor acurácias não tendo grandes variações entre os três algoritmos utilizados na modelagem.

No Brasil, a utilização de técnicas de Árvore Regressão e Classificação foi empregada pela primeira vez, em estudos envolvendo solos, por Giasson *et al*. (2010), no município de Sentinela do Sul, localizado no sudeste do Rio Grande do Sul, a fim de avaliar a metodologia com um mapa de referência, oriundo de mapeamento com técnicas tradicionais em escala 1:50.000. As informações sobre o relevo foram extraídas do Modelo Digital de Elevação (MDE) *SRTM (Shuttle Radar Topography Mission*), com resolução de aproximadamente 90 m, utilizando 9 variáveis ambientais: declividade, perfil de

curvatura, plano de curvatura, curvatura, direção de fluxo, fluxo acumulado, comprimento de fluxo, índice de potência do fluxo e índice de umidade topográfica. Em posse das variáveis ambientais e o MDE, os autores distribuíram 7.500 pontos de treinamento do algoritmo, correlacionando o mapa de referência com as covariáveis ambientais e o Modelo Digital de Elevação, obtendo índice de acurácia geral, apresentando resultados satisfatórios entre 48% e 61,5% de acurácia na predição de classificação de solos. A partir desses resultados, ficou evidente que a constante evolução da pedometria depende diretamente de áreas distintas do conhecimento, além de ser uma técnica recente e muito promissora que ainda necessita de ter seu potencial explorado.

Kempen *et al*. (2014), na Holanda, compararam o Mapeamento Tradicional de Solos e Mapeamento Digital de Solos, de classes e atributos de solos, em termos de custo e acurácia. Os autores concluíram que o MDS reduziu em quase quatro vezes o custo do mapeamento tradicional, além de proporcionar maior velocidade no processamento das informações para tomada de decisão, e sendo possível mensurar sua acurácia por meios geoestatísticos, o que não é possível com mapeamento tradicional de solos. O MDS também possibilitou a redução da malha amostral, que refletiu na redução do custo total, em comparação ao mapeamento tradicional de solo, se mostrando uma técnica promissora (BURS *et al*. 2014).

Dessa forma, a pedometria e o mapeamento Digital de Solos (MDS), com utilização de métodos de modelagem com Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*), estão se tornando a técnica oficial de produção de informação espacial do solo em todo o mundo (SAMUEL-ROSA *et al*. 2020; WADOUX *et al*. 2020). Sua aplicação em grandes extensões, inclusive em alta resolução, se tornou uma realidade, produzindo grande volume de informações. No entanto, as dificuldades, no âmbito computacional, em lidar com grande volume de informações repercutiram de forma que na primeira década desse milênio, grande parte dos estudos foram direcionados aos métodos de amostragem (HARTEMINK, *et al*. 2008; SAMUEL-ROSA *et al*. 2020).

Nessa perspectiva, Schmidt, Behrens e Scholten (2008), avaliaram o efeito do tamanho das amostragens e suas consequências nas modelagens, com intuito de otimizar, não somente o trabalho da coleta em campo, mas também a produção das informações de entrada no método, visando melhores

resultados dos produtos gerados, em termos de acurácia, utilizando metodologias de amostragens como o *Latin Hypercube Sampling* – LHS, obtendo resultados positivos, eficientes e assegurando a qualidade do MDS. Essa técnica de amostragem pode ser aplicada para gerar pontos de amostragem com base na paisagem e suas características com baixa densidade de pontos, e principalmente, não dependendo de observações feitas à campo por especialista (CARRÉ *et al*. 2007; LIMA *et al*. 2013; SAMUEL-ROSA, 2012; ARROUAYS *et al*. 2017).

Embora o MDS apresente uma grande vantagem em diversos aspectos sobre os métodos tradicionais, algumas precauções foram apresentadas em Arrouays *et al*. (2020), onde os autores abordaram os pontos positivos e negativos, no âmbito de estimar a incerteza e seus devidos cuidados. Nesse sentido, a sensação que permeia os tempos atuais é de obsolescência de práticas de mapeamento tradicional, devido a aplicação de técnicas avançadas em ferramentas computacionais. No entanto, durante o processo de amostragem é essencial ter informações de observações a campo, permitindo adotar estratégias para selecionar covariáveis ambientais de forma a ser representativa da incerteza pelos pontos coletados. Sendo assim, o MDS surgiu para superar as dificuldades encontradas em técnicas tradicionais, bem como suprimir a carência de informações sobre solos, de uma forma rápida de baixo custo, produzindo mapas com confiabilidade, mais fidedignos e compatível com as observações a campo (WADOUX *et al*. 2020; MC BRATNEY *et al*. 2020).

4.2. Mapeamento do estoque de carbono orgânico do solo

Durante o século XXI o planeta Terra enfrentou experiências severas resultantes dos altos níveis de CO_2 na atmosfera. O evidente aumento de temperatura terrestre aliado a superpopulação, intensificou o debate sobre vários aspectos acerca do futuro da humanidade, despertando preocupações sobre segurança alimentar; segurança de água potável; preservação da biodiversidade, sendo esses, os principais temas abordados nos encontros do painel *Intergovernamental Panel on Climate Change* (IPCC), segundo os relatórios do IPCC (CHEN *et al*. 2022; CALVIN *et al*. 2023; NEGASSA *et al*. 2023). Baseado nesse cenário, refletiu-se preocupações e debates na comunidade científica evidenciando a fundamental importância que desempenha

o solo para regularização climática, atenuando os drásticos efeitos, por apresentar capacidade de armazenamento de carbono sequestrados da atmosfera, pelo sistema solo-planta-atmosfera (SILVA *et al*. 2020).

Nesse sentido, a matéria orgânica do solo (MOS) é constituída por vários elementos químicos, sendo C o principal elemento presente na sua estrutura, constituindo cerca de 58%. Portanto, para finalidades de estudo do carbono oriundo da MOS, é comumente denominado na literatura como Carbono Orgânico do Solo (COS). O COS possui grande relevância para determinar o Estoque de Carbono Orgânico do Solo (ECOS), bem como está associado a melhorias de condições de agregação da estrutura do solo, redução da densidade, incremento de acúmulo de nutrientes disponíveis para plantas, aumentando a retenção de água (PRYBIL, 2010; SÁ *et al*. 2019; ANTHONY *et al*. 2020; BETTIOL *et al*. 2023).

A crescente demanda por informações sobre os solos em diferentes condições geoclimáticas, abriram possibilidades de estudos voltados para quantificação de Estoque de Carbono Orgânico no Solo (ECOS) cuja síntese está na mitigação do efeito estufa causado pela ação antrópica. Em um ecossistema natural, na teoria, o ECOS está em equilíbrio dinâmico com suas relações de trocas de C entre solo-planta-atmosfera, sendo que a saída de C é compensada pelo incremento. Portanto, quantificar a distribuição espacial e em profundidade do carbono retido no solo, em paisagem natural, é de fundamental importância para contribuição do entendimento da dinâmica do fluxo desse carbono e sua interação com o ambiente (LAL, 2006; ARROUAYS, 2020; JI *et al*. 2020; SANDERSON *et al*. 2020).

Confluindo com essa perspectiva ambiental, durante a primeira década do século XXI ocorreram os 1st e 2nd *Global Workshop on Digital Soil Mapping*, em 2004 em Montpellier (França) e 2006 no Rio de Janeiro (Brasil), respectivamente, onde os especialistas debateram sobre temas relevantes para mapeamento digital de propriedades do solo, principalmente no que tange a integração de informações e a criação de um banco de dados contendo COS que seria quantificado e mapeado por diversos trabalhos em vários locais pelo mundo, sendo o princípio do projeto *GlobalSoilMap.net* (GSM) (LAGACHERIE *et al*. 2007; ZHANG *et al*, 2016).

Sendo assim, em 2012, a FAO criou o departamento *Global Soil Partnership* (GSP), em parceria com a União Europeia para oferecer uma plataforma de desenvolvimento social sustentável, inclusive no âmbito de utilização do solo. Pela relevância do tema, posteriormente a GSP estabeleceu parceria com a *GlobalSoilMap.net* (GSM) e com a *International Union Soil Science* (IUSS), com intenção de elaborar MDS com resolução espacial de 100 m em escala global, mapeando classes e atributos de solos, inclusive COS. Durante os *1st* e *2nd Global Conference*, ocorridos em 2013 e 2017, em Orleans (França) e Moscou (Rússia), respectivamente, foram padronizadas as profundidades amostrais de solo para a elaboração de mapas de estoque de carbono, visto a variabilidade espacial com que as classes de solos distinguem em suas características morfológicas (MULDER *et al*, 2019; MONTANARELLA, 2015; CHEN *et al*. 2021).

Indo ao encontro do MDS do ECOS, em 2015 no Brasil, foi criado o projeto MapBiomas, fruto de esforços com o Sistema de Estimativa de Emissões de Gases do Efeito Estufa (SEEG), em parceria com Observatório do Clima, recebendo apoio de ONGs, Universidades, Institutos de Pesquisas e empresas de tecnologias, sendo cada um atuante dentro de suas responsabilidades profissionais, oferecendo informações gratuitas de seus monitoramentos aos pesquisadores e demais profissionais da área. Atualmente o MapBiomas é destacado por monitorar os seis biomas oficiais Brasileiros, inclusive o ECOS em profundidade de 0 a 30 cm em escala nacional, na profundidade somente de 0 a 30 cm, visto a dificuldade de coleta de informações de propriedades do solo em profundidades, bem como a criação de um banco de dados reunindo diversas informações das amostras. Atualmente o MapBiomas utiliza informações contidas no repositório *SoilData* (SOUZA; AZEVEDO, 2017; MAPBIOMAS, 2023). Nessa mesma linha de contribuição, em 2018 a EMBRAPA Solos mapeou o ECOS em todo território brasileiro, em profundidade de 0 a 30 cm em escala 1:5.000.000, usando covariáveis ambientais e softwares livres, disponibilizados gratuitamente no repositório de mapas (VASQUES *et al*. 2018).

Gomes *et al.* (2019) mapearam a distribuição vertical e lateral do estoque de carbono em todo o Brasil, e compararam o desempenho de alguns

métodos de aprendizado de máquina (*machine learnig*) como, *Random Forest* (RF), *Cubist*, *Support Vector Machines* e *Generalized Linear Models*, utilizando dados gerados pelo RADAM, incluindo 74 covariáveis representativas dos biomas brasileiros. O algoritmo RF obteve melhores resultados na estimativa espacial do estoque de carbono, atingindo a maior acurácia ao se comparar com os demais modelos. Dessa forma, os autores reforçam que o MDS é uma técnica importante para estimar atributos do solo, pois com os algoritmos classificadores incorporados, é possível mensurar seu erro e sua capacidade na estimativa. No entanto, a utilização em excesso de covariáveis que não representam o modelo, pode causar aumento da incerteza na estimativa, influenciando negativamente nos resultados (MINASNY *et al*. 2013; CHEN *et al*. 2021).

Conforme novos estudos foram sendo realizados com aplicação da técnica do MDS, foi possível observar a relação das covariáveis com os níveis de carbono do solo. De acordo com Minasny *et al*. (2013) dependendo do tamanho da área de estudo, condições topográficas, material de origem e organismos aumentam sua importância na previsão na estimativa do ECOS, representadas pelos fatores “s”, “r” e “o”, respectivamente, do modelo “*scorpan*” (MCBRATNEY, MENDONÇA-SANTOS E MINASNY, 2003).

Em trabalhos internacionais, realizado por Wiesmeier *et al*. (2010), mapeando a província de Xilingol (China), com clima semiárido, os autores mostraram que o material de origem influencia na textura do solo, que por sua vez, influencia a retenção da matéria orgânica. Em outro estudo realizado por Adhikari *et al*. (2014), utilizando o MDS para estimar o ECOS em toda extensão territorial da Dinamarca, com predomínio de classes de solos em porções inferiores da catena, concluíram que entre as 18 covariáveis ambientais utilizadas, as que mais representaram o modelo foram do clima, organismo e material de origem, sendo este o fator que mais influencia o estoque em profundidade, o que estaria relacionado com diferença das características físicas e químicas do solo, quando se compara o ECOS em superfície e em profundidade.

No entanto, no que tange às covariáveis, o MDS é aplicado na maioria dos estudos em áreas onde ocorrem diferenças significativas de relevo, pois possibilitam variações espaciais de relevo, tendendo a apresentar propriedades de solos mais características conforme a variação topográfica, na classe de solo,

características hidrográficas e de vegetação, proporcionando melhor a distinção das condições ambientais pelo uso do sensoriamento remoto, sendo assim, apresentando condições favoráveis para aplicação da técnica de MDS (MULDER *et al*. 2011; ADENIYI *et al*. 2024).

Ainda há poucos estudos na aplicação do MDS para estimar estoque de carbono em ambientes de planícies costeiras pois possuem condições ambientais adversas, e são caracterizadas pela sutil amplitude topográfica, e por serem áreas mal drenadas, condiciona o ambiente para formação de lagos. Outra característica importante que muitas vezes ocorre em áreas planas é alta taxa de acúmulo de matéria orgânica devido à baixa capacidade de drenar água, em locais específicos ao longo da paisagem. Essas áreas também servem de locais de deposição de sedimentos erodidos por ventos, enchentes, conferindo variações na composição textural e consequentemente em outras propriedades e classes de solos. Regiões de planícies costeiras podem apresentar inclusive salinidade elevada, afetando o crescimento da vegetação e dificultando utilização da aplicação do sensoriamento remoto, utilizado na técnica do MDS (LIMA *et al*. 2009; IKKALA *et al*. 2021; ADENIYI *et al*. 2024).

4.3. Função de Pedotransferência

As propriedades do solo são frequentemente utilizadas em diversos estudos, e nesses termos a demanda por informações de propriedades do solo torna-se evidente. Em muitos casso, as condições naturais do ambiente podem dificultar ou inviabilizar a coleta à campo, resultando na ausência da informação. Dessa forma a Função de Pedotransferência (FPT), permite estimar quantitativamente propriedades do solo a partir de outras propriedades quantitativas, sendo possível mensurar o erro. Normalmente uma FPT é expressa em formato de equação, obtida por modelos que contém propriedades e características de básicas como parâmetros de entrada (SOARES *et al.* 2014; PEREIRA *et al*. 2018)

O primeiro estudo que utilizaram modelos matemáticos para estimativa de propriedades do solo remota de 1907, feito Briggs e McLane, onde determinara o ponto de murcha permanente através da textura do solo, por regressão linear, e os autores a chamaram de função de transferência. Nesse mesmo contexto, outros trabalhos surgiram abrangendo a mesma ideia de

utilização de modelos matemáticos para estimar atributos do solo (Cresswell *et al.* 2000).

O termo Função de Pedotransferência (FPT) foi utilizada a primeira vez por Bouma (1989), na Universidade de Wageningen (Holanda), para estimar propriedades hidráulicas do solo, as quais eram onerosas para se obter e muitas vezes com recursos e ferramentas escassas. Sua pioneira aplicação era determinar a curva de retenção de água no solo a partir de propriedades do solo, como classe textural, utilizando modelos de regressão linear. A partir de então, diversos estudos abrangeram o termo Função de Pedotransferência (SOUZA *et al*. 2016; PERREAULT *et al*. 2022).

Dos anos seguintes, até os anos atuais, as FPT são majoritariamente utilizadas para estimativas de propriedades hidráulicas do solo, pois a maior parte dos estudos precisavam das informações hidráulicas, e assim foram realizados diversos estudos aplicando regressões lineares para obtenção de curva de retenção de água a partir de classe textural. Tomasella e Hoodnett (1998) desenvolveram uma FPT baseada em Regressão Linear Múltipla (RLM) para estimar parâmetros capilares de Brooks-Corey a partir da textura e densidade do solo, no qual foi observada alta correlação entre as propriedades (MINASNY; HARTEMINK, 2011; PERREAULT *et al*. 2022).

Dentro das funções de pedotransferência com viés da estimativa de estoque de carbono, são encontrados na literatura trabalhos com diversas densidades amostrais. Chen *et al*. (2024) utilizaram 6.000 amostras na tentativa de criar uma FPT que expressasse a densidade nas diversas classes de solos na Europa. Em outro estudo, Reis *et al*. (2024), utilizaram 3.050 amostras provenientes de dois bancos de dados distintos, com informações de classes de solos ocorridas no Brasil, para avaliação de algumas das FPTs já existentes na literatura. Assim como Waldir *et al*. (2013), que criaram uma FPT para uma região compreendida em uma área de 385 km² do município do RJ, com utilização de 163 amostras.

Da mesma forma que ocorreu com MDS, à medida que a FTP foi se tornando popular, estudos mais específicos começaram a surgir. No Brasil, estudos como o de Gaiser *et al.* (2000), onde foi verificado a influência da mineralogia de argilas na retenção de água no solo no semiárido da África Ocidental e do Nordeste do Brasil, mostraram a diferença significativa entre solos

com alta e baixa atividade de argila, em função do teor de carbono orgânico. A tabela abaixo ilustra os estudos pioneiros no Brasil, envolvendo FPT bem como as características morfológicas utilizadas (Gaiser *et al*. 2000).

Tabela 1 - Principais trabalhos realizados com função de pedotransferência

Variável estimada	Variável explicativa	Localização	Referência
Condutividade Hidráulica	Curvas de retenção de água	Latossolos Amarelos cauliníticos da Amazônia	Tomasella *et al* (1997)
Parâmetros de Brooks - Corey	Textura, densidade do solo, porosidade, teor de água	Amazônia brasileira	Tomasella & Hodnett (1998)
Parâmetros de Brooks - Corey	Grranulometria, densidade do solo	Latossolos do Brasil	Van den Berg *et al*. (1997)
Relações entre a equação de van Genuchten e parâmetros de retenção de água	Textura, carbono orgânico, umidade equivalente, densidade do solo	Dados gerais de relatórios de levantamentos de solos do Brasil	Tomasella *et al* (2000)
Mineralogia de argilas e retenção de água	Carbono orgânico, silte	Solos do semiárido da África Ocidental e Nordeste do Brasil	Gaiser *et al*. (2000)
Parâmetros de retenção de água usados na equação de van Genuchten	Textura, densidade do solo, mineralogia de argilas	Ferralsols, Andosols e outros	Hodnett & Tomasella (2002)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A partir das duas últimas décadas, com o avanço de recursos computacionais e aprimoramento de métodos matemáticos, principalmente com a introdução do *machine learning*, foram surgindo novas alternativas para aplicação da FPT. Tomasella *et al*. 2003 desenvolveram uma FPT para determinar a curva de retenção de água, a base de Rede Neural (*Neural Networking*), na qual possibilitou a determinação de pontos específicos de umidade. Assim podendo-se obter valores de interesse com base em outras propriedades das quais as informações são parciais (TAMASELLA *et al*. 2003).

Confluindo com a tendência da aplicação de *machine learning*, Souza *et al*. 2016 criaram duas FPT para estimativa de densidade do solo, com RLM e *Random Forest* (RF) com finalidade de comparar os resultados, sendo que para isso, as variáveis explicativas dos modelos eram os teores de argila, areia, silte e carbono orgânico do solo. O estudo foi conduzido na Bacia do Rio Doce localizada em Minas Gerais, com área total de 70.000 km², e foi usado um banco de dados com informações de 125 perfis de solo espalhados ao longo da área. O resultado obtido foi similar para os dois algoritmos, não resultado em diferença

estatística entre eles, mostrando o quão promissor é a técnica de FPT (SOUZA *et al*. 2016).

A utilização dessa técnica deve ser cautelosa, pois requer uma ampla base de dados de solos contendo muitas informações morfológicos e determinações de laboratório. Uma FPT não deve ser interpolada ou extrapolada além do ambiente pedológico ou tipo de solo em que foi desenvolvida, pois as propriedades do solo variam conforme a região (MINASNY *et al*. 2003; BOSCHI *et al*. 2018). Nesse sentido, Boschi *et al*. (2018) estudaram a performance de 25 FPT desenvolvidas a partir de banco de dados internacionais e aplicados aos biomas brasileiros. Nesse estudo foram utilizados 222 dados morfológicos abrangendo todas as regiões brasileiras, com diferentes características ambientais. Os resultados encontrados foram ruins pois as FPT tinham sido criadas para uma área de estudo específica, na qual distinguiam suas características pedológicas e ambientais dos biomas brasileiros (BOSCHI *et al*. 2018).

O solo é um sistema que possui uma certa complexidade, devido interações entre processos químicos, físicos e biológicos que ocorrem. Diante disso, é comum encontrar na literatura tentativas de calibração de FPT, adaptando parâmetros para as condições diferentes de solos, portanto, nem sempre as FPT disponíveis podem ser aplicáveis de forma satisfatória para obter com exatidão o resultado que o estudo requer (CASTELLINI; IOVINO, 2019; PICCIAFUOCO *et al*. 2019).

Entre os princípios básicos das FPTs, encontra-se a eficiência na qual estabelece que a viabilidade de mensurar ou determinar as variáveis preditoras (os parâmetros de entrada) devem ser menores ao da variável estimada. Dessa forma, a estimativa da densidade do solo por meio de uma FPT, mesmo essa sendo utilizada para estimar outros atributos do solo, até mesmo os mais complexos, pode ser considerada que a FPT cumpre o princípio da eficiência, uma vez que a densidade do solo raramente é encontrada em relatórios de levantamento de solos e banco de dados (MINASNY *et al.* 2003; MEDEIROS *et al*. 2014).

A densidade do solo é um atributo físico, estando intrinsecamente relacionado com a classe textural e aporte de matéria orgânica, tornando-a uma característica importante de ser avaliada, e podendo ser usada como indicador

de qualidade do solo. Além disso, a densidade é uma propriedade usada para cálculo do estoque de carbono no solo e na maioria dos estudos, são difíceis de serem mensuradas, portanto, é uma ferramenta poderosa que pode auxiliar em estimativas de carbono orgânico do solo (ECOS) (MINASNY *et al.* 2003; QIAO *et al*. 2018). Quando a criação da FPT está inserida no contexto de Mapeamento Digital de Solos, recebe atributos espaciais de geolocalização, nos quais são fundamentais para produzir mapas de ECOS, por exemplo. Assim, alguns autores a denominam de Funções de Pedotransferência Espacial, para diferenciar sua aplicação (MCBRATNEY *et al*. 2018).

5. Capítulo 1 - Estimativa espacial do estoque de carbono orgânico do solo no município de São José do Norte

5.1. Introdução

A segurança alimentar e ambiental é um tema recorrente na literatura mundial, ressaltado pelo aumento de temperatura global (CHEN *et al*. 2022; CALVIN *et al*. 2023; NEGASSA *et al*. 2023). Dessa forma o solo desempenha uma fundamental contribuição para regularização climática do planeta, pois se comporta como um grande reservatório de carbono (BETTIOL., 2023). Portanto, a quantificação espacial do Estoque de Carbono Orgânico no Solo (ECOS) contribui para o entendimento da dinâmica do fluxo desse carbono e sua interação com o ambiente onde em um ecossistema natural. Em teoria, o ECOS está em equilíbrio dinâmico com suas relações de trocas de C entre solo-planta-atmosfera (LAL, 2006; JI *et al*. 2020; SANDERSON *et al*. 2020).

O mapeamento digital de solos, é definido como uma técnica onde ocorre a integração de geotecnologias, métodos matemáticos e pedologia. Com a aplicação conjunta desses métodos, é possível produzir mapas com agilidade, e uma série de informações que vão além de atributos do solo, tais como, mapa de argila, carbono e demais informações oriundas de análises laboratoriais (MCBRATNEY *et al*. 2003; MACHADO *et al*. 2022). Outra vantagem na utilização do MDS é possibilidade de mensurar e espacializar a acurácia do produto gerado, por meio de índices, o que não é possível com mapeamento tradicional de solo (MCBRATNEY *et al*. 2003).

O método foi desenvolvido por McBratney, Mendonça-Santos e Minasny (2003) que é baseado no modelo de Jenny (1941), conhecido como modelo SCORPAN, que remete aos fatores de formação do solo, onde a classe de solo ou o atributo do solo se dá em função da propriedade do solo em um determinado ponto (s), do fator climático (c), dos organismos (o), do relevo (r), do material parental (p), do fator tempo (a) e da posição espacial (n) (MCBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003).

Dessa forma, o atributo de relevo, como covariável de entrada no modelo, possui relevância indispensável, pois este influencia diretamente os processos pedogenéticos (formação de solo) e a distribuição espacial das

classes e atributos de solo em uma paisagem (ADENIYI *et al*. 2024). No que tange às covariáveis, a aplicação da técnica de mapeamento digital de solos ocorre na maioria dos estudos em áreas onde há diferenças topográficas significativas, pois essas promovem variabilidade espacial de atributos e características ambientais, tornando favorável à sua utilização (MULDER *et al*. 2011; ADENIYI *et al*. 2024). Áreas planas apresentam sutil amplitude topográfica e normalmente são locais deposicionais de sedimentos oriundo de diversas fontes, implicando em características singulares da paisagem (IKKALA *et al*. 2021; ADENIYI *et al*. 2024).

No contexto do mapeamento digital de solos, a densidade é um parâmetro a ser considerado para estimativa do estoque de carbono orgânico. Normalmente essa propriedade não é encontrada em relatórios de levantamentos de classes de solos e raramente constam em bancos de dados robustos, pois são difíceis de serem mensuradas, em algumas situações são inviáveis de se obter, devido as condições ambientais da paisagem (MINASNY *et al.* 2003; MEDEIROS *et al*. 2014).

Assim, a função de pedotransferência pode ser traduzida pela estimativa de propriedades do solo através de outras propriedades mensuradas, sendo obtidas por utilização de *machine learning*. Desse modo, as FPT desempenham um papel crucial para estimar propriedades do solo nas quais foram determinadas de forma eventual, reduzindo o número extensivo de coletas, tornando o processo do mapeamento digital mais eficaz e viável, possibilitando a determinação de sua acurácia.

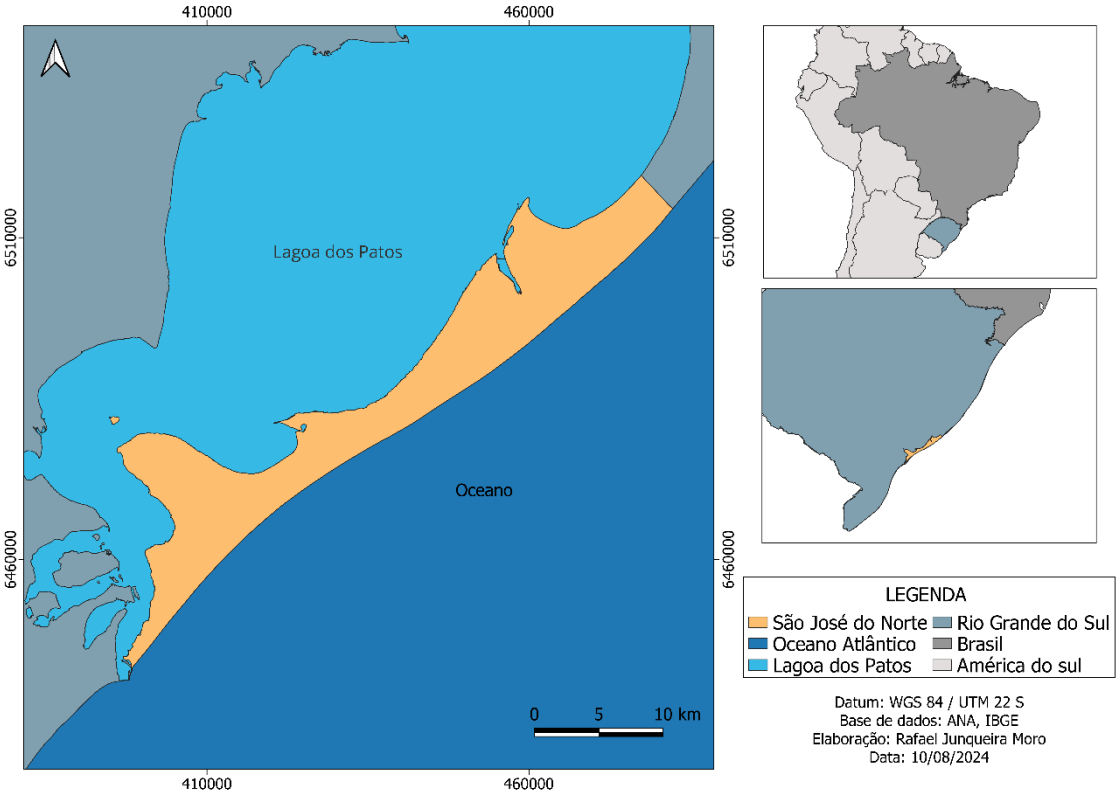
Neste contexto, o mapeamento digital de solos aliado com função de pedotransferência, surgem como uma ferramenta essencial para superar os desafios associados à escassez de dados pedológicos e à complexidade dos ecossistemas, possibilitando a exploração de informações espaciais e oferecendo uma visão mais dinâmica e integrada da paisagem. Esta integração busca explorar os fundamentos, as aplicações e o potencial transformador do mapeamento digital de solos, destacando seu papel crucial no avanço da ciência do solo e no desenvolvimento de estratégias para um futuro mais sustentável.

5.2. Metodologia

5.2.1. Área de estudo

O trabalho foi desenvolvido no município de São José do Norte – RS localizado na região sul do Estado do Rio Grande do Sul (Figura 1) sendo sua área na restinga da Lagoa dos Patos e adjacente ao oceano atlântico. O município possui 25.443 habitantes e 1.071,824 km² (IBGE 2022) economia do município é baseada no extrativismo florestal, agricultura, principalmente cebola, pecuária, possuindo alguns vilarejos pesqueiros, como a Colônia de Pescadores Z-2, sendo uma das principais fontes econômicas para o município.

Figura 1 - Localização do Município de São José do Norte



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

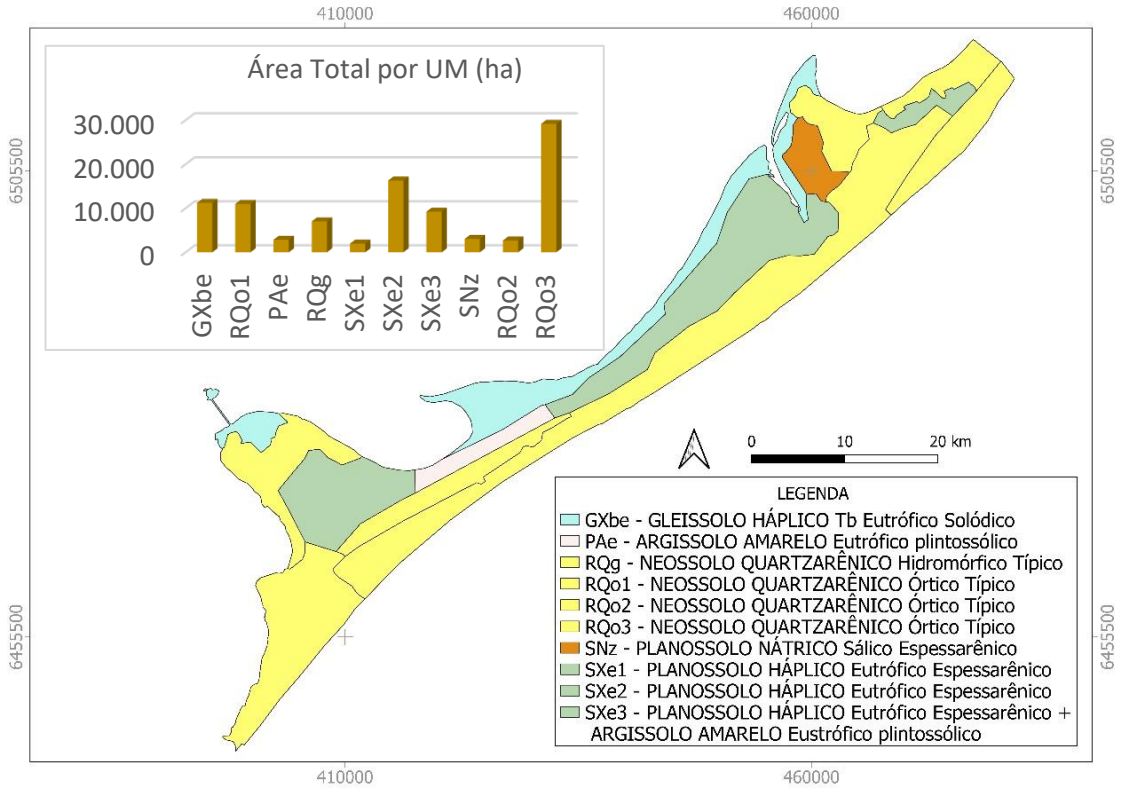
O município tem altitude média que varia entre três e cinco metros, e Clima Temperado Oceânico (Cfb), temperatura média anual de 16,5º C, sendo que durante o verão a temperatura média máxima chega a 27,8º C, e no inverno a temperatura mínima máxima chega a 9,5º C (ALVARES *et al*. 2013). O regime pluviométrico ocorre com seu ápice em meados de setembro, registrando precipitação média de 127 mm. Já durante dezembro, no verão, ocorre a menor

precipitação média, 64 mm, condicionando então um clima mais seco durante o verão e mais chuvoso no inverno.

Geologicamente, a região é constituída por depósitos marinhos de sedimentos e com aspecto mais arenoso, predominantemente com areia média a fina, devido aos eventos de transgressões e regressões marinhas ocorridas no período Quaternário, configurando o sistema Laguna-Barreira. Dessa forma o município de São José do Norte possui características bem singulares em sua formação, que definem e limitam os ambientes como terraços lagunares, laguna, lagoas, banhados e dunas (VILLWOCK, TOMAZELLI, 1995; TAGLIANE, 2002).

A área de estudo foi caracterizada por um levantamento de solos (Figura 2) em escala semidetalhada (1:50.000), utilizado como covariável ambiental servindo de referência para este estudo. O levantamento foi realizado seguindo os procedimentos descritos em EMBRAPA (1995).

Figura 2 - Classificação preliminar de solos do município de São José do Norte

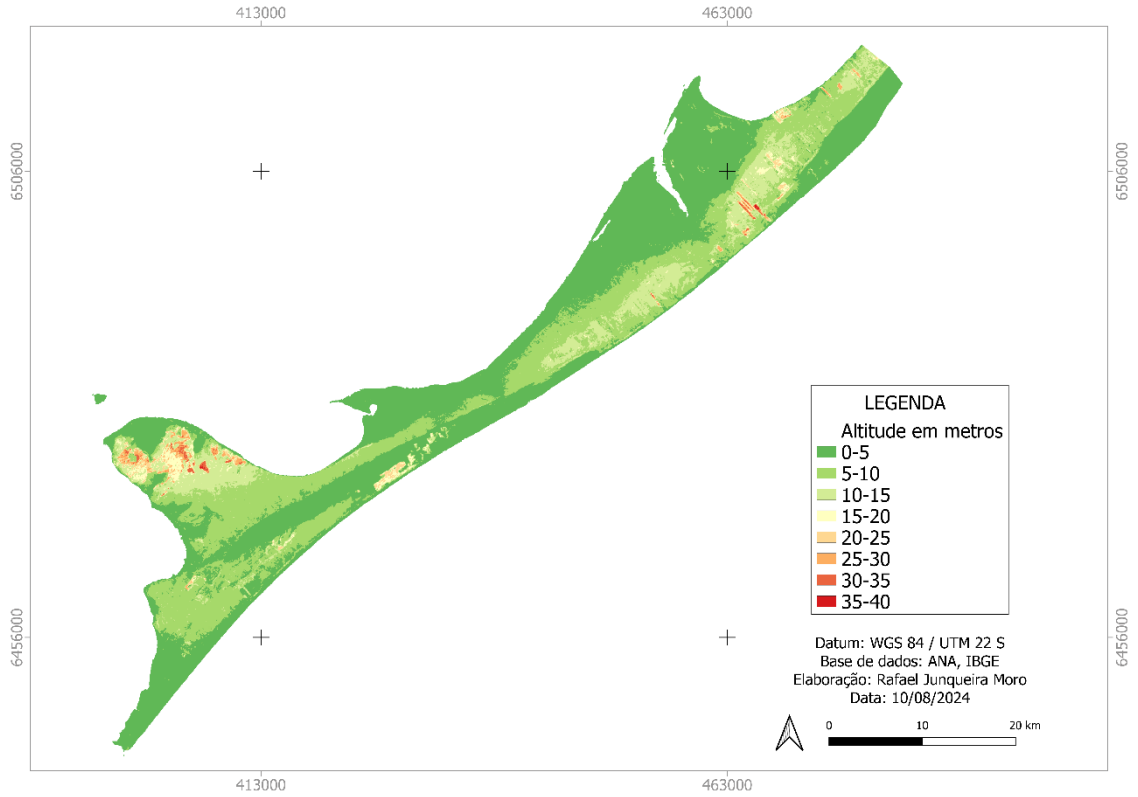


Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A altitude do município de São José do Norte (Figura 3) possui caraterística similar e contínua em quase todo município, com exclusão das

regiões que ocorrem as formações de dunas, onde a altitude chega próximo a 39 m.

Figura 3 - Altitude do Município de São José do Norte, elaborada com MDE 30 m, gerado pelo sensor AW3D30



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

5.2.2. Amostragem e análises de solos para determinação do COS

Para auxiliar a prospecção da área, foi delimitado uma malha amostral utilizando o método *conditioned Latin Hypercube Sampling* (cLHS), sendo incorporado no software R (TEAM R DEVELOPMENT CORE, 2018). O cLHS é um método para selecionar amostras de forma a capturar a variabilidade de um conjunto de dados, considerando as condições impostas pelas variáveis de entrada. Isso permite que o conjunto de amostras seja representativo de todas as combinações possíveis das variáveis, sem a necessidade de coletar uma grande quantidade de dados (MINASNY, MCBRATNEY, 2010).

Dessa forma o cLHS complementa o método de caminhamento livre, muito utilizado em levantamentos de solos tradicionais, onde os pontos de coleta

ficam condicionados somente a interpretação do pedólogo, podendo ocorrer coletas frequentes em posições semelhantes da paisagem. Inicialmente foram atribuídos 200 pontos georreferenciados, considerando como variáveis de entrada, pelo script, mapa geológico, classificação de solos realizada em escala 1:750.000 pelo projeto RADAM. Também foi utilizado como covariável de entrada as estradas municipais, para facilitar o acesso aos pontos gerados pelo cLHS.

A densidade é um atributo físico do solo, sendo um parâmetro de entrada o qual foi utilizado para estimar o estoque de carbono orgânico do solo. Dessa forma, as coletas de densidade ocorreram nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping* (0-5; 5-15; 15-30; 30-60 e 60-100 cm), para produção de mapeamento digital do ECOS. Essas coletas ocorreram com auxílio do anel volumétrico com aproximadamente 100 cm^3, com 5 cm de altura, para o posterior cálculo da densidade, conforme metodologia descrita por Teixeira *et al*. (2017).

Devido a dificuldades impostas pela paisagem e do aspecto arenoso das classes de solos, as coletas indeformadas realizadas com anel volumétrico não puderam ser realizadas em todos os 200 pontos iniciais da malha amostral, gerados pelo cLHS. Dessa forma, as coletas foram reduzidas para 10 pontos, contemplando todas as classes de solo encontrada na caracterização da área. Para complementar a densidade amostral, foram coletados 61 pontos de observações em todo o município, indicados na Figura *4*, nas profundidades superficiais (0 a 20 cm) e subsuperficiais (variando de 40 a 120 cm), seguindo os procedimentos de coleta de Santos *et al*. (2015), ocorridos em 4 expedições (Tabela 2).

Tabela 2 - Data das expedições realizadas em São José do Norte

Data	**Objetivo**
05 de abril de 2023	Exploração da paisagem

16 de outubro de 2023	Levantamento de Solos
26 a 28 de março de 2024	
14 de setembro de 2024	
04 de dezembro de 2024	
26 a 30 de junho de 2023	Amostragem conforme cLHS
17 de outubro de 2023	
23 de janeiro de 2024	
14 de setembro de 2024	
18 de outubro de 2024	
03 de dezembro de 2024	

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 4 - Pontos amostrais de São José do Norte



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

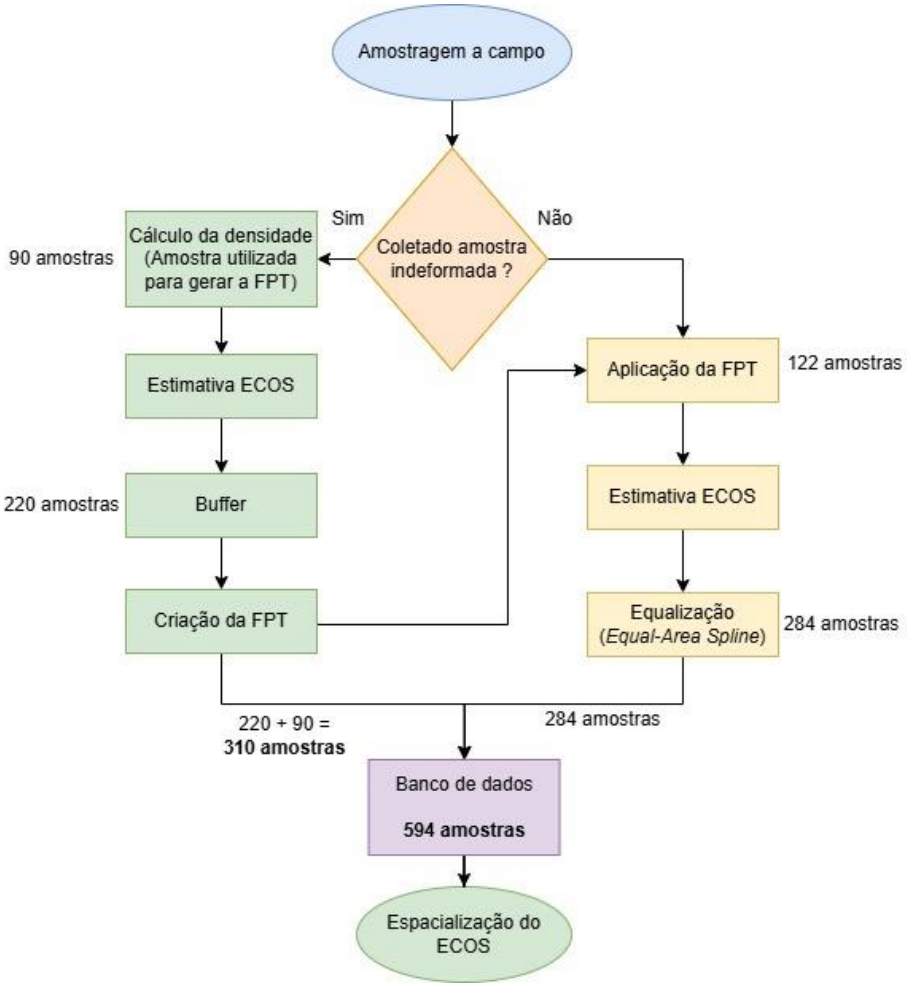
Esses pontos também serviram para auxiliar na etapa do mapeamento digital preliminar das classes de solo. Todos os pontos de coleta, em todas as profundidades, passaram por caracterização física e morfológica (principalmente cor e granulometria). Para tal, foi necessário o preparo das amostras para a obtenção da Terra Fina Seca ao Ar (TFSA), consistindo no peneiramento da amostra posterior a secagem ao ar preservando o conteúdo de carbono presente na amostra. Dessa forma, a composição granulométrica foi obtida pelo método da pipeta, seguindo os procedimentos descritos por Teixeira *et al*. (2017). Já as cores foram seguindo as normativas de Santos *et al*. (2015).

Com posse dessas informações, foi possível segregar e atribuir a classe de solos que possuíam características semelhantes, aumentando a acurácia na delimitação das Unidades de Mapeamento.

O COS foi determinado via combustão úmida pelo método *Walkley e Black* (TEIXEIRA *et al*.2017). Ao todo foram submetidas 464 amostras de solo para análises de COS, cor e composição granulométrica, nas profundidades padrão, e nas amostras coletadas dos pontos de observação (em horizonte superficial e subsuperficial). Sendo essas informações associadas as coordenadas geográficas, compuseram o banco de dados, que posteriormente foram processadas na modelagem para estimativa do estoque de carbono orgânico do solo.

Para melhor compreensão da abordagem da metodologia e a modelagem empregada no trabalho, perante a dificuldade de coleta imposta pela paisagem natural, visto que foram realizadas coletas para o levantamento de classe de solos para caracterização da área, concomitantemente com coletas para a estimativa do estoque de carbono orgânico do solo, em escala municipal, é observado amostras oriundas de formas distintas de coletas, porém, todas seguindo os procedimentos de Santos *et al*. (2015). A Figura 5 traz o fluxograma dos processos da modelagem para obtenção do estoque de carbono em São José do Norte.

Figura 5 - Resumo do tratamento das amostras conforme a coleta



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

5.3 Modelagem do ECOS

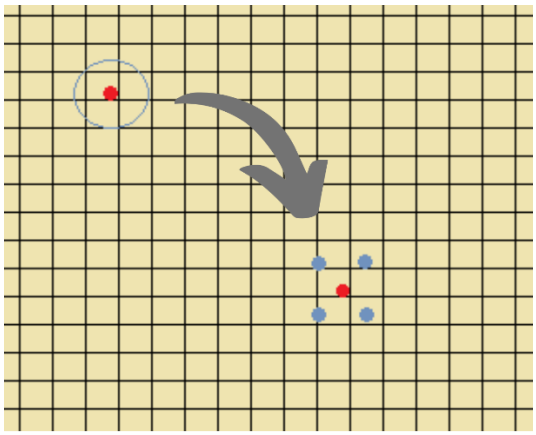
5.3.1 Função de pedotransferência

Diante da dificuldade de realizar coletas, devido a formação da paisagem e predominância de solos com textura arenosa no município de São José do Norte, para a obtenção das informações, no âmbito de atributos do solo, especialmente a densidade, foi necessário realizar procedimentos com utilização dos pontos amostrais, nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping*, posterior às análises laboratoriais descritos por Santos *et al*. (2015) e Teixeira *et al*. (2017). Nesse cenário, foi gerado a função de pedotransferência (FPT), com intenção de completar as informações da densidade nos pontos onde

foram coletadas amostras superficiais e subsuperficiais, para modelagem do estoque de carbono orgânico do solo.

Visando aumentar a densidade amostral e consequentemente a capacidade de espacialização do modelo, baseado na lógica de que o ponto coletado em determinado pixel representa uma área natural com características pedológicas associadas às condições ambientais, foi criado um buffer ao redor de cada ponto coletado nas camadas conforme *Global Soil Mapping*, gerando mais pontos, porém, com as mesmas propriedades do ponto de referência, ampliando a característica modal ao modelo, e reduzindo a incerteza. Para isso, o raio do buffer (Figura *6***Erro! Fonte de referência não encontrada.**) foi estipulado conforme a resolução espacial do modelo digital de elevação (MDE) de 30 m, dessa forma, a quantidade de amostras para a criação da FPT passou de 90 para 310. Essas informações foram organizadas em uma planilha eletrônica, e posteriormente importadas para o *script*.

Figura 6 - Buffer usado para gerar mais pontos com as mesmas características obtidas em laboratório



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A FPT foi desenvolvida por regressão linear múltipla, pela função lm e incorporado no *software* R (R Development Core Team, 2007), a partir da utilização de 4 variáveis oriunda das caracterizações granulométricas (teor de areia, argila e silte, todos em $g.kg^{-1}$), o teor de COS ($g.kg^{-1}$) e da densidade coletada e mensurada, pelo método do anel volumétrico (TEIXEIRA *et al*. 2017). Foi utilizando a técnica de *stepwise* com pacote OLSRR (*ordinary least squares regression*), concebido por Hebbali em 2017. Essa técnica consiste na criação

combinatória de todas as variáveis explicativas da que foram importadas para o *script*.

Para análise da performance da FPT, foi gerado índices avaliativos como R^2, R^2 ajustado, R^2 do valor estimado, para cada uma das combinações, e sendo selecionado a FPT com melhor desempenho do Critério de Informação de Aikaike, em inglês AIC, sendo este, o escolhido pois, indica menor complexidade das variáveis em explicar o modelo (SOUZA *et al*. 2016; HADDAD *et al*. 2018; PALLADINO *et al*. 2022). Também foi avaliado a homocedasticidade da FPT, que indica relação entre os resíduos de um modelo de regressão e as variáveis independentes, com utilização do pacote bptest presente *software* R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2007). Assim que a FPT foi obtida, pelo menor valor do CIA, a mesma foi aplicada aos pontos de observação com coleta superficial e subsuperficial, totalizando 122 amostras para serem estimadas sua densidade, a partir da função de pedotransferência. E posteriormente, utilizado para estimativa do estoque de carbono.

5.3.2 Equal-Area Spline

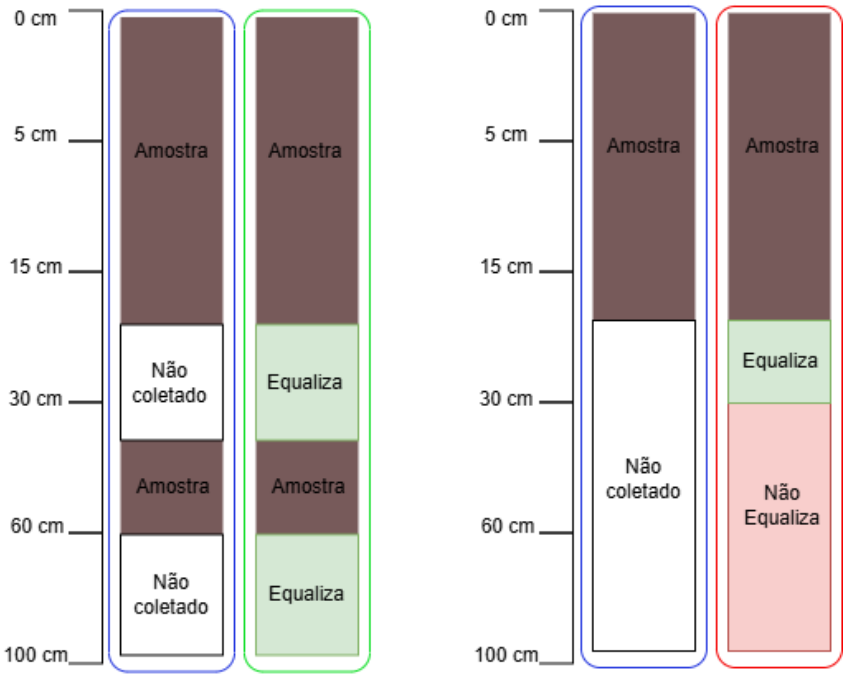
As amostras dos pontos de observação, agora com seus respectivos valores do estoque de carbono, estimados conforme os procedimentos descritos no item 5.3.3., foi necessário a realização de procedimentos com finalidade de equalizar o COS dessas amostras, nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping* (0-5, 5-15, 15-30, 30-60, 60-100).

Essa equalização é denominada *Equal-Area Spline*, um algoritmo desenvolvido por Bishop *et al*. (1999), utilizando a biblioteca *mpspline* (*Mass-Preserving Spline*) e incorporado no *Software* R. Basicamente, o *spline* consiste em uma interpolação, a ideia é fazer uma função composta por trechos de polinômios, ajustados de forma contínua. Os *spline* é ajustado de maneira que a função resultante, suas derivadas primeira e segunda, sejam contínuas em todos os pontos de junção (ou nós), sendo que a parte essencial do ajuste é o controle da suavidade, definido pelo parâmetro λ (lambda) (Bishop *et al*. 1999; Malone *et al*. 2009).

Contudo, para o controle da suavidade na aplicação do *spline*, foi adotado o valor, que por padrão, é estabelecido em 0,1, apresentando melhor acurácia nas estimativas de atributos do solo nos horizontes interpolados,

conforme estudo realizado por Bishop *et al*. (1999). De forma geral, o algoritmo necessita de duas informações de entrada: (i) espessura da camada coletada, contendo o limite superior e inferior; (ii) valor do atributo a ser interpolado pelo *spline.* No entanto, deve-se coletar em duas profundidades para que possa ser realizado a interpolação, pois não é possível interpolar profundidades maiores com apenas uma profundidade de coleta, conforme mostra a figura abaixo.

Figura 7 - Exemplo de amostragem para realização do *spline*



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Após o processamento da equalização, os 61 pontos amostrais coletadas em horizonte superficial e subsuperficial, representam 284 amostras, nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping*, visto que a paisagem dificultou a coleta de algumas amostras em profundidades suficiente para aplicação do *spline*, e integram uma parcela do banco de dados que foi utilizada para produzir os mapas em cada profundidade, contendo a estimativa do ECOS, bem como foi utilizado para os testes estatísticos e a incerteza estimada pela modelagem.

5.3.3 Estimativa do estoque de carbono orgânico do solo

Para a estimativa do estoque de COS, foi utilizado o *software* R (R *Development* Core Team, 2007), pela função OCSKGM desenvolvido por Heuvelink, (1998), e contido no pacote GSIF, concebido por Hengl, (2016). A função OCSKGM é usada para calcular o estoque de carbono orgânico no solo ($kg.m^{-2}$), e para isso utiliza parâmetros como conteúdo de COS, densidade, espessura da camada e quantidade de fragmentos pedregosos (acima de 2mm, conforme SANTOS *et al*. 2015). Para que o resultado seja obtido em $kg.m^{-2}$, os parâmetros de entrada foram expressos nas unidades conforme mostra a tabela 3.

Tabela 3 - Variáveis de entrada da modelagem para estimar o estoque de carbono

Atributo	Abreviação	Unidade de medida	Obtenção
Conteúdo de Carbono Orgânico	ORCDRC	$g.kg^{-1}$	Conteúdo de carbono orgânico total. Obtido por Walkley Black Teixeira *et al*. 2017
Densidade	BLD	$Kg.m^{-3}$	Densidade. Obtido por FPT ou Anel volumétrico (TEIXEIRA *et al*. 2017)
Fragmentos pedregosos	CRFVOL	%	Valor zero, pois não consta
Espessura da camada	HSIZE	cm	Varia de acordo com a profundidade

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Assim, tanto as amostras que tiveram sua densidade estimada pela FPT, e depois equalizadas, quanto as amostras das quais foram coletadas nas profundidades estabelecidas pela G*lobal Soil Mapping*, tiveram o estoque de carbono orgânico do solo estimados pela função OCSKGM (HEUVELINK, 1998). Após a estimativa, as informações foram segregadas conforme cada profundidade (0-5; 5-15; 15-30; 30-60, 60-100) em planilhas eletrônicas e associadas com a localização geográfica de seus respectivos pontos de coleta, onde 594 amostras, incluindo as que foram geradas pelo buffer, compuseram o banco de dados, distribuídas nas profundidades conforme Tabela 4, e usado para espacializar a estimativa do estoque de carbono orgânico do solo, baseado nas covariáveis ambientais.

Tabela 4 - Banco de dados amostral utilizado na espacialização do estoque de carbono

Profundidade	Coletas com anel volumétrico e buffer	Equalizadas	Quantidade
0-5	62	59	121
5-15	62	59	121
15-30	62	60	122
30-60	62	56	118
60-100	62	50	112
Total	310	284	594

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A modelagem para a estimativa espacial do estoque de carbono ocorreu com a utilização de 33 covariáveis extraídas pelo do Modelo Digital de Elevação (MDE) do sensor AW3D30, embarcado no satélite Alos Palsar (Tabela 5), nas quais foram utilizadas na calibração do modelo. Dessa forma o MDE entrou como o fator “r” do modelo “*scorpan*” (MCBRATNEY *et al*, 2003), onde foi utilizado o MDE gerado pelo satélite Alos Palsar com resolução espacial de 30m, por apresentar melhor performance altimétrica em áreas com características topográficas e de paisagem semelhante as do município de São José do Norte (SILVA JÚNIOR *et al*. 2024). A extração ocorreu pela biblioteca do SAGA GIS (OLAYA, 2004) incorporada ao *software* R (R *Development* Core Team, 2007) (PAWLEY, 2019).

Também foram utilizadas como covariável de entrada do modelo, índices calculados a partir das imagens de refletância de superfície, obtidas pelo sensor orbital Landsat 8/OLI, adicionando mais 15 covariáveis, sendo essas, referente ao fator “o” do modelo “*scorpan*”. Complementando a pilha de covariáveis de entrada para o modelo, foram acrescentados o mapa do levantamento geológico do município, disponível em escala 1:750.000, no Serviço Geológico do Brasil (GeoSGB) (fator “p”), o mapa do levantamento de solos para caracterização do município, em escala 1:50.000 (fator “s”), assim como o Uso e Cobertura do Solo, referente ao ano de 2024, disponível no MapBiomas (fator “o”).

Tabela 5 - Covariáveis utilizadas na modelagem do estoque de carbono

Atributos	Abreviação	Descrição sucinta	Referência
Aspect	ASP	Orientação do declive	(OLAYA, 2009)
blue	BLUE	Banda azul do sensor do satélite	Planet Explorer, (2022); Sentinel-2 - Missions, (2022)

green	GREEN	Banda verde do sensor do satélite	Planet Explorer, (2022); Sentinel-2 - Missions, (2022)
red	RED	Banda vermelha do sensor do satélite	Planet Explorer, (2022); Sentinel-2 - Missions, (2022)
nir	NIR	Banda infravermelho próximo do sensor do satélite	Planet Explorer, (2022); Sentinel-2 - Missions, (2022)
Convergence index	CI	Índice de convergência / divergência em relação ao escoamento	Olaya e Conrad (2009)
Cross-sectional curvature	CSC	Mede a curvatura perpendicular à direção do declive	Olaya (2009)
Diurnal anisotropic heating	DAH	Medição contínua da energia dependente da exposição	Böhner e Antonić (2009)
Easterness	E	Seno de aspecto	Olaya (2009)
Digital elevation model	ELEV	Modelo Digital de Elevação	Florinsky (2016)
Flow line curvature	FLC	Representa a projeção de uma linha de gradiente em um plano horizontal	Olaya (2009)
Flow Accumulation (Top-Down)	FLOW	Fluxo acumulado para cada célula.	Gruber e Peckham (2009)
General curvature	GC	A combinação das curvaturas do plano e do perfil	Olaya (2009)
Longitudinal curvature	LC	Mede a curvatura na direção do declive	Olaya (2009)
LS Factor	LS	Fator Topográfico	Desmet e Govers (1996)
Maximal curvature	MAXC	Curvatura máxima na seção normal local	Olaya (2009)
Mass balance index	MBI	Índice de equilíbrio entre erosão e deposição	Möller *et al.* (2008)
Minimal curvature	MINC	Curvatura mínima para seção normal local	Olaya (2009)
Multiresolution index of ridge top flatness	MRRTF	Indica posições planas em áreas de alta altitude	Gallant e Dowling (2003)
Multiresolution index of valley bottom flatness	MRVBF	Indica superfícies planas no fundo do vale	Wang *et al.* (2010)
Mid-slope position	MSP	Representa a distância do topo ao vale, variando de 0 a 1	Böhner e Selige (2006)
Northerness	N	Cosseno de aspecto	Olaya (2009)
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	Índice de vegetação	Carlson e Ripley (1997)
Normalized Difference Water Index	NDWI		Gao (1996)
Normalized height	NH	Distância vertical entre a base e o cume da declividade normalizada	Böhner e Selige (2006)
Normalized Pigment Chlorophyll Ratio Index	NPCRI		Sosa *et al.* (2021)

Plan curvature	PLANC	Curvatura da linha de contorno hipotética passando por uma célula específica	Olaya (2009)
Profile curvature	PROC	Descreve a curvatura da superfície na direção da inclinação mais íngreme	Olaya (2009)
Real surface area	RSA	Cálculo real da área da célula	Olaya (2004)
Slope	S	Representa declividade angular local	Câmara *et al.* (1996)
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI		Huete (1988)
Soil Brightness Index	SBI		Elvidge e Lyon (1985)
Slope height	SH	Distância vertical entre a base e o cume da encosta	Böhner e Selige (2006)
Surface specific points	SSP	Indica diferenças entre pontos de deslocamento de superfície específicos	Peucker e Douglas (1975)
Standardized height	STANH	Distância vertical entre a base e o índice de inclinação padronizado	Böhner e Selige (2006)
Tangencial curvature	TANC	Medido no plano normal em uma direção perpendicular ao gradiente	Olaya (2009)
Total curvature	TC	Medida geral da curvatura da superfície	Olaya (2009)
Topographic position index	TPI	Diferença entre a elevação de um ponto e a elevação circundante	Gallant e Wilson (2000)
Terrain ruggedness index	TRI	Índice quantitativo de heterogeneidade topográfica	Riley *et al.* (1999)
Terrain surface convexity	TSC	Razão entre o número de células que têm curvatura positiva e o número total	Iwahashi e Pike (2007)
Topographic wetness index	TWI	Descreve a tendência de cada célula em acumular água em função do relevo	Pei *et al.* (2010)
Valley depth	VD	Cálculo da distância vertical ao nível da base de drenagem	Böhner e Selige (2006)
Vector ruggedness measure	VRM	Mede a variação da rugosidade do terreno	Hobson (1972)

Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

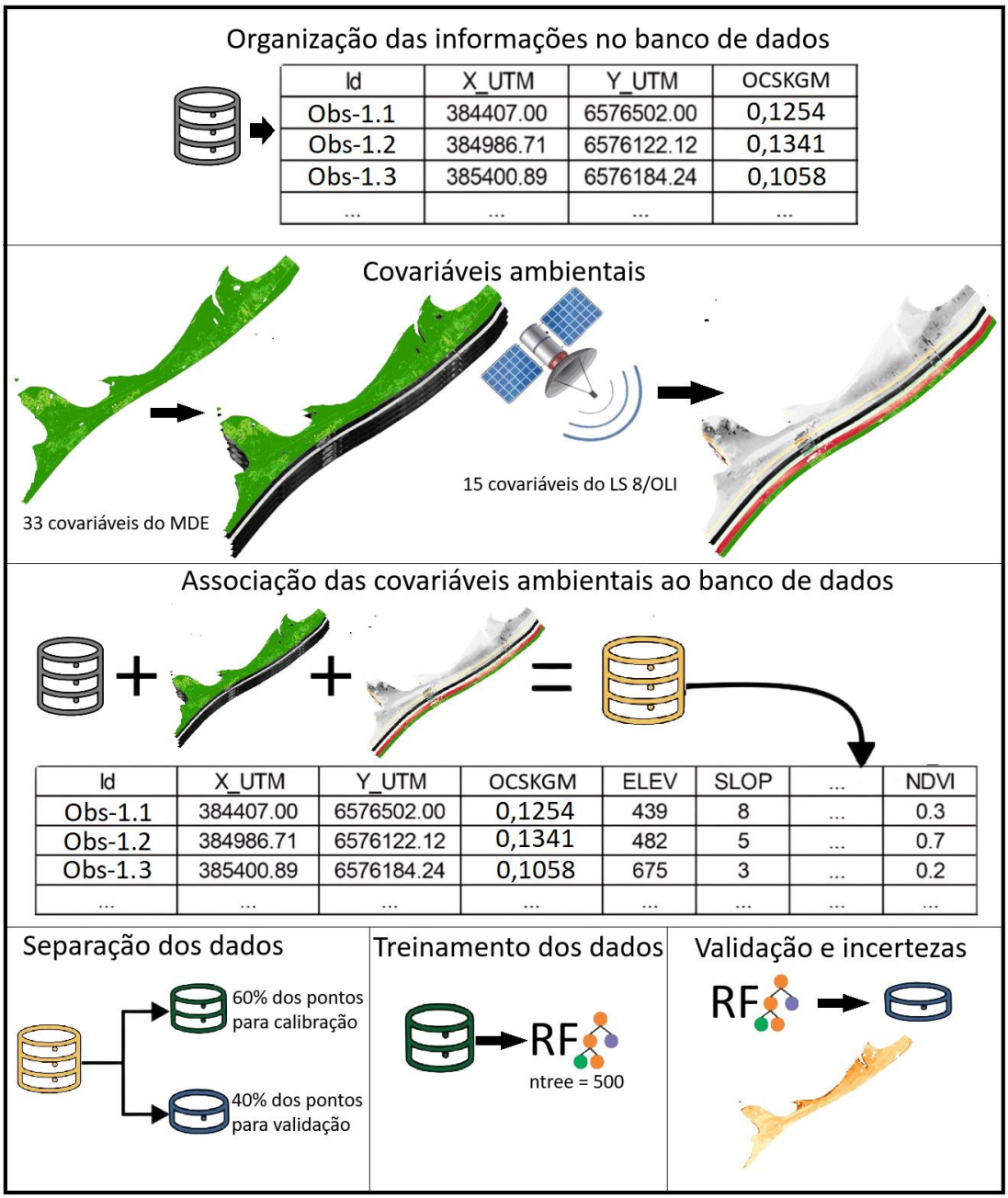
Após a extração de todas covariáveis, sendo elas da paisagem ou espectral, os valores gerados foram associados, por meio das coordenadas, a tabela importada (banco de dados), contendo a localização dos pontos onde ocorreram as coletas e o cálculo do estoque de carbono. Assim, cada ponto é associado ao valor (pixel) correspondente no espaço da área de estudo, resultando em uma tabela com todas as covariáveis associadas aos respectivos pontos de referência para que o modelo matemático consiga relacionar e

expressar a dinâmica espacial da distribuição do estoque de carbono do solo na paisagem (Figura 8).

O modelo matemático utilizado foi o *Random Forest* (RF), que consiste em diversos conjuntos de árvore de decisão independentes, que por intermédio de classificação supervisionada, é capaz de identificar padrões a partir do treinamento de um conjunto amostral (BREIMAN, 2001). O algoritmo cria diversas árvores de decisão baseada em diferentes subconjuntos amostrais. Cada árvore é treinada em uma amostra aleatória do subconjunto, em seguida essa amostra é removida do subconjunto e retorna aos dados iniciais, esse procedimento se repete na mesma proporção de amostras do conjunto inicial. Essa técnica é chamada de *bootstrap* (KUHN; JOHNSON, 2013).

O procedimento de treinamento e validação ocorreu para cada uma das 5 camadas estabelecidas pela *Global Soil Mapping* (0-5, 5-15, 15-30, 30-60, 60-100). Na etapa de treinamento do modelo, o valor do parâmetro *mtry* foi feita com base no desempenho do modelo, pela função “train” através do pacote caret (KUHN, 2007) sendo que o melhor valor, com menor raiz do erro quadrado médio (RMSE em inglês), foi encontrado através da reamostragem utilizando validação cruzada. Já a quantidade de árvores foi estabelecida em 500 (ntree = 500), visto que o erro se manteve estável próximo a esse valor (KUHN; JOHNSON, 2013). O modelo de treinamento foi avaliado com base no conjunto de 40% das amostras, que apresentou menor valor do RMSE, portanto, o processo de validação se repetiu 10 vezes para cada conjunto criado com amostras aleatórias, que posteriormente foram utilizados para estimativa da acurácia do modelo.

Figura 8 - Resumo do tratamento das covariáveis e o banco de dados



Fonte: Adaptado de Nachtigall (2022).

A incerteza dos mapas preditos foi estimada utilizado o pacote *quantile regression forest* (QRF) (MEINSHAUSEN, 2006). O pacote é caracterizado por ser uma extensão do Random Forest que fornece uma maneira mais completa de modelar a incerteza nas previsões. Ao invés de se limitar a estimar apenas a média da variável resposta. O QRF mantém todos os valores das observações no nó terminal de cada árvore. Isso permite que ele construa toda a distribuição condicional da variável resposta para um dado conjunto de

variáveis preditoras (VAYSSE e LAGACHERIE, 2017). Para a representação da incerteza nos mapas, é utilizado o coeficiente de variância (CV), conforme equação 3.

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad \text{Eq. 3}$$

Em que σ é o desvio padrão calculado para cada pixel e μ é a média calculado para cada pixel, ambos utilizando os dados disponibilizado pelo QRF

Para avaliar a capacidade do modelo em estimar o estoque de carbono orgânico especializado, para os conjuntos amostrais foram aplicados os seguintes testes estatísticos: coeficiente de determinação (R^2) (Equação 4), raiz quadrada média do erro de predição (RMSE) (Equação 5) e proporção de desempenho no intervalo interquartil (RPIQ) (Equação 6) e bias (Equação 7) que fornecem uma informação de acurácia mais fidedigna das estimativas espaciais. Todas essas estatísticas foram realizadas no pacote estatístico R (R CORE TEAM, 2022).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2} \quad \text{Eq. 4}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2} \quad \text{Eq. 5}$$

$$RPIQ = \frac{(Q3 - Q1)}{RMSE} \quad \text{Eq. 6}$$

$$bias = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y}_i) \quad \text{Eq. 7}$$

Em que: $\hat{y}$ = valor predito; $\bar{y}$ = valor médio observado; y = valores observados; n = número de amostras com i = 1, 2, sucessivamente, n; Q1 = 25% das amostras; Q3 = 75% das amostras; distância interquartil = Q3 – Q1, representa o intervalo responsável por 50% da população em torno da mediana.

6. Resultados

6.1. Acurácia da função de pedotransferência

A seleção das variáveis para gerar a função de pedotransferência, partiu da técnica *stepwise,* criando funções com todas as possibilidades de combinações das variáveis explicativas do modelo e selecionando as que tiveram melhores desempenhos com base nos índices apresentadas na tabela abaixo.

Tabela 6 - Desempenho das variáveis explicativas da função de pedotransferência

FPT	Variáveis	R²	R² ajustado	R² da estimativa	CIA
1	COS	0,17	0,17	0,16	4029.
2	Argila + COS	0,38	0,38	0,37	3940.
3	Areia + Silte + COS	0,38	0,38	0,37	3941.
4	Areia + Argila + Silte + COS	0,38	0,38	0,37	3943.

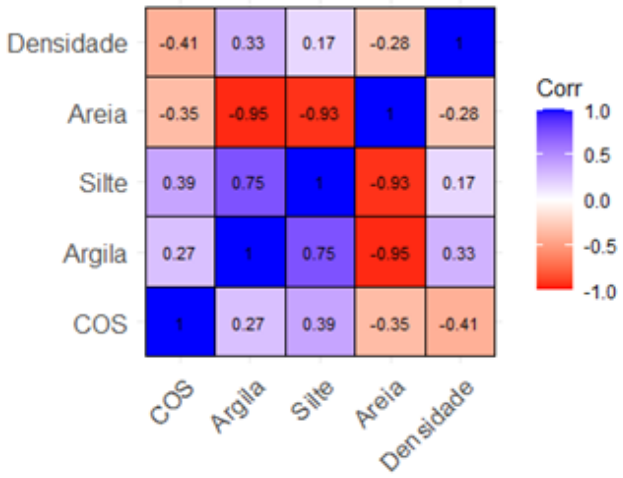
Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Partindo da seleção das variáveis explicativas pelo Critério de Informação de Akaike (CIA) que é o resultado da performance do modelo estatístico de estimar a densidade, levando em consideração tanto a qualidade do ajuste quanto a complexidade do modelo, e visando a simplificação do modelo bem como a aplicação das variáveis obtidas, a função de pedotransferência utilizada ficou em função da argila e do carbono orgânico do solo, com seus respectivos coeficientes (Equação 8), sendo aplicada aos 61 pontos coletados, totalizando 122 amostras.

$$Densidade = 1547{,}65 + \text{Argila} * 11{,}70 - \text{COS} * 20{,}04 \qquad \text{Eq. 8}$$

No que tange a análise das variáveis explicativas utilizadas no modelo, a figura abaixo mostra a forma com que ocorrem as correlações de Pearson para cada uma delas.

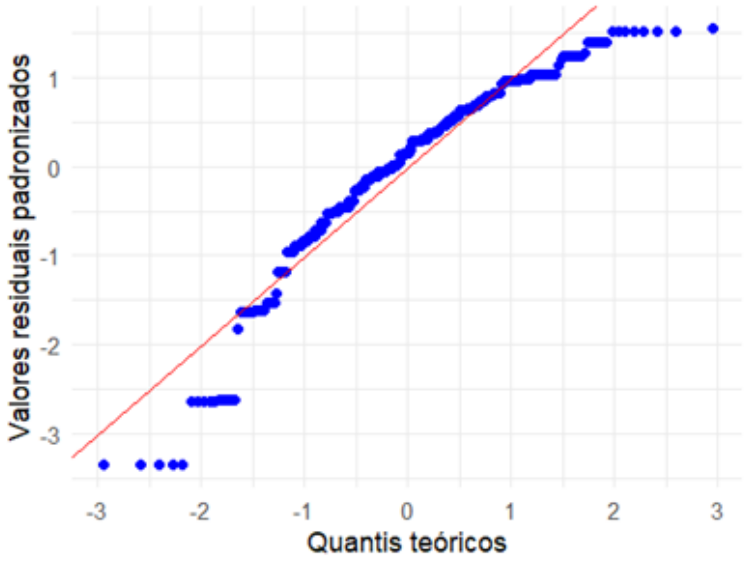
Figura 9 - Coeficiente de correlação entre as variáveis explicativas



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

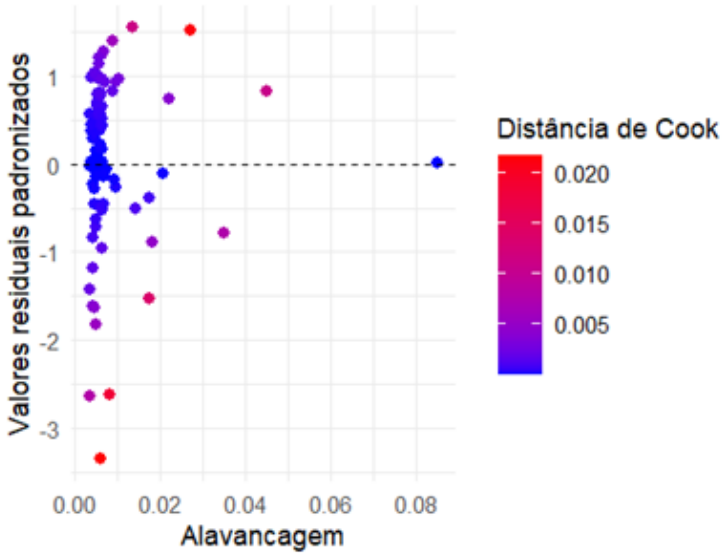
Com intuito de identificar a interação entre as variáveis explicativas e a função de pedotransferência resultante, no âmbito da sua influência nas estimativas da densidade realizadas pelo modelo proposto, tiveram sua adequabilidade verificadas, pela investigação dos valores residuais da FPT, baseado na diferença entre os valores reais e estimados. Assim, os gráficos abaixo mostram os comparativos para os valores residuais padronizados.

Figura 10 - Gráfico de Normalidade Q-Q do banco de dados amostral



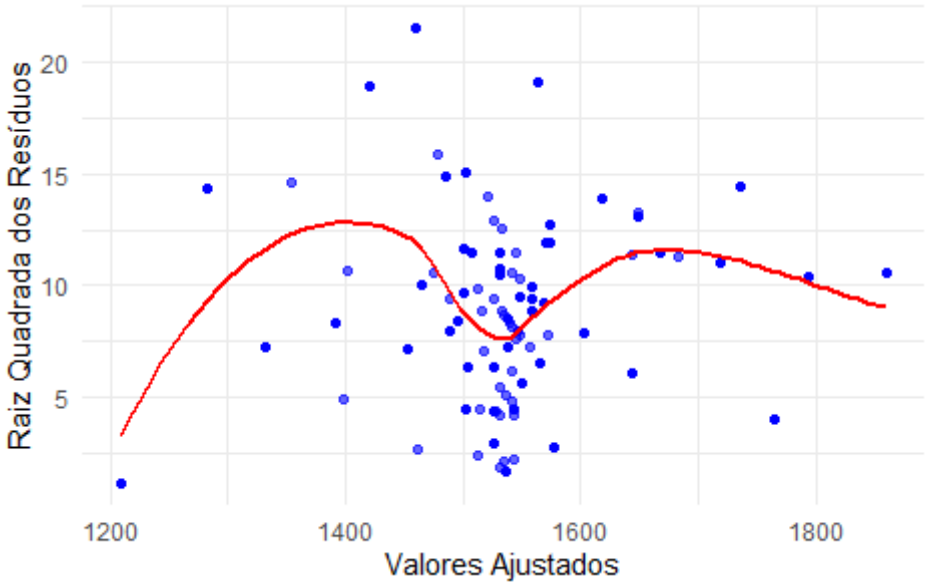
Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 11 - Gráfico de alavancagem e a distância de influência de *Cook*



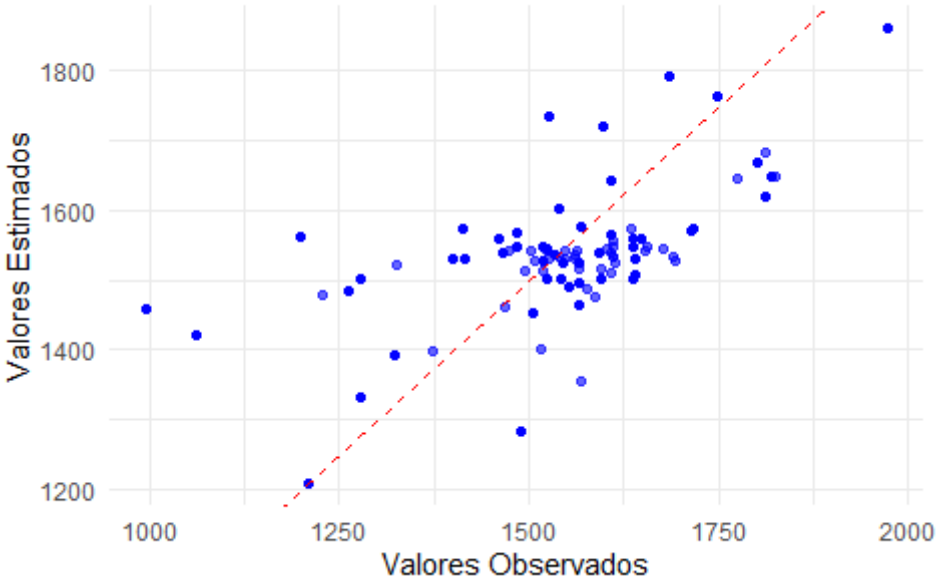
Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 12 - Gráfico *Scale-Location* dos resultados obtidos pela FPT



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

Figura 13 - Gráfico dos valores observados e mensurados com a linha de tendência



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

No gráfico de normalidade “Normal Q-Q” (Figura 10), foi realizada a comparação de quantis onde se analisa a normalidade do conjunto amostral. Dessa forma é observado que os dados apresentam distribuição normal ao longo da reta de referência, pois os pontos estão dispostos na proximidade dela, apresentando alguns pontos outliers no início e ao final da curva, que podem interferir no modelo proposto. Já no segundo gráfico (Figura 11), é apresentado a distância de cook (linha de referência), auxiliando na interpretação do comportamento do conjunto amostral, identificando possíveis pontos (em vermelho) que causam impacto significativo no modelo, influenciando de forma negativa a acurácia obtida pelo modelo de regressão linear múltipla, visto que o valor cook ao qual se enquadram é alto. Nesse caso, alguns pontos estão discrepantes do eixo de referência.

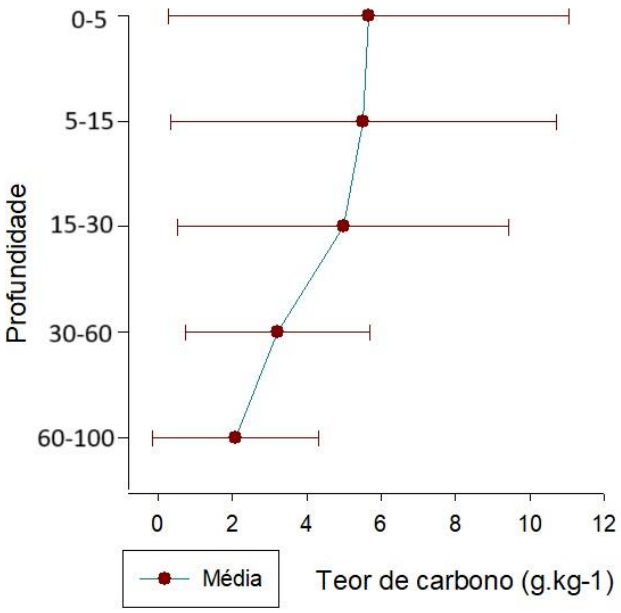
Dessa forma, a avaliação geral da função de pedotransferência gerada com as variáveis, argila e COS, em todas as profundidades estabelecidas pelo Global Soil Mapping, utilizando amostras de todas as classes de solos encontradas no município, apresentou o valor de p = 0,1224, indicando a heterocedasticidade, realizada com o teste Breusch-Pagan. Uma das formas de detectar a heterocedasticidade, em uma regressão linear múltipla, é a análise do

gráfico da Figura 12. Assim a comparação entre valor estimado e mensurado da densidade é apresentado na Figura 13.

6.2. Estimativa e acurácia do modelo

Para finalidades de compreensão das informações contidas no banco de dados de entrada, resultantes da integração de amostras estimadas da função de pedotransferência, posteriormente equalizadas (*spline*) e do resultado auferido da densidade amostrada, a figura abaixo, mostra a média e a dispersão dos dados por camada.

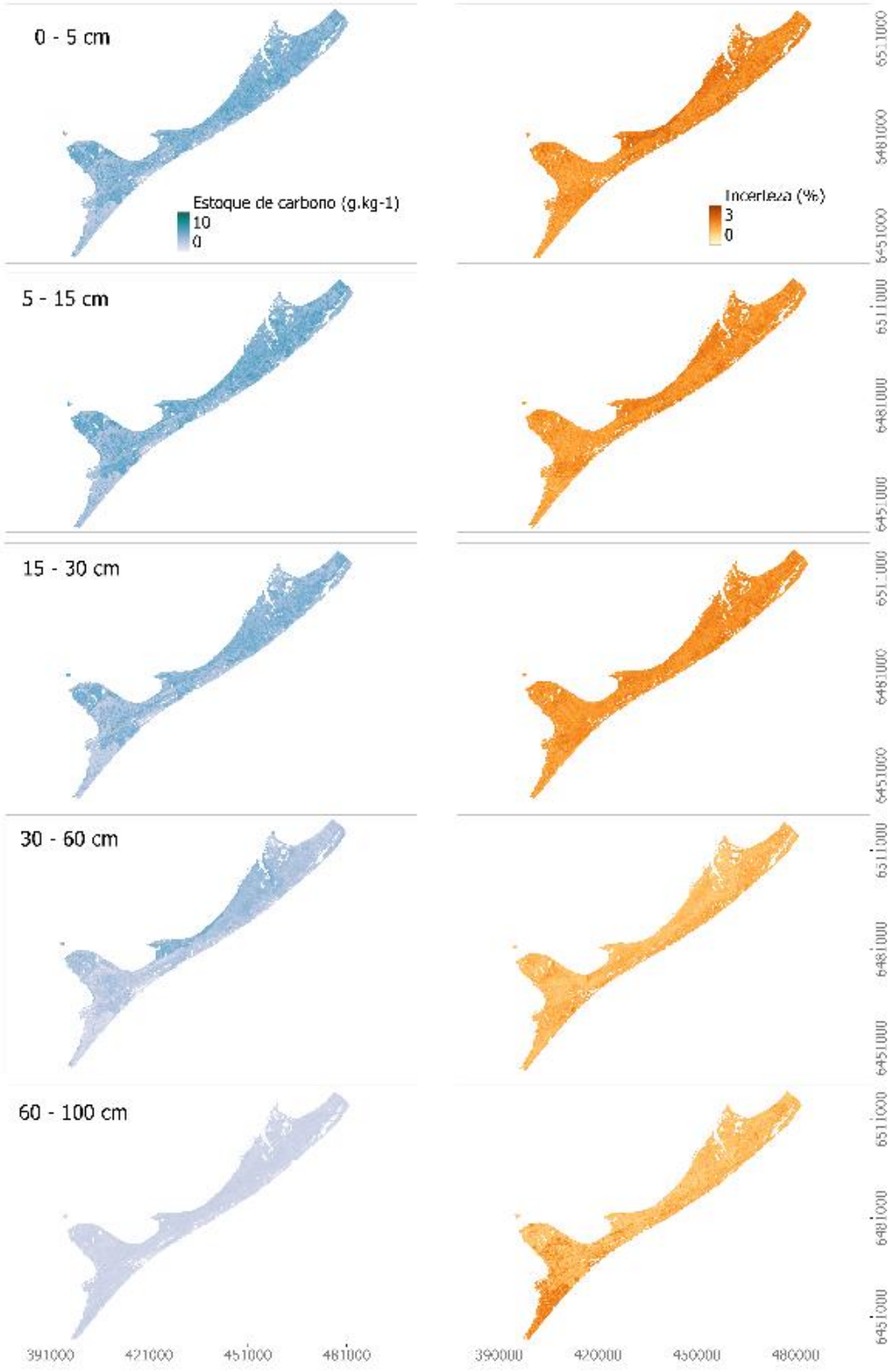
Figura 14 - Média do estoque de carbono nas camadas e o desvio padrão das amostras



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A partir das informações contidas no banco de dados com as posições geográficas, associadas às covariáveis de entrada para treinamento e validação do modelo, foram gerados os mapas da estimativa espacializada do ECOS para as camadas, assim como a incerteza, os quais apresentam valores especializados em pixels, conforme mostra a figura abaixo**Erro! Fonte de referência não encontrada.**.

Figura 15 - Estimativa espacializada do estoque de carbono e a incerteza associada



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

A capacidade do modelo em estimar o estoque de carbono orgânico, baseado nas covariáveis ambientais, para cada uma das camadas estabelecidas pela *Global Soil Mapping*, é apresentado na tabela abaixo.

Tabela 7 - Capacidade de espacializar a estimativa do estoque de carbono

Profundidade	R^2	RMSE	RPIQ	BIAS
0-5	0,02	4,63	0,78	-0,08
5-15	0,05	4,33	0,79	0,05
15-30	0,07	3,8	0,83	0
30-60	0,22	1,82	1,28	0
60-100	0,06	1,63	0,86	0,02

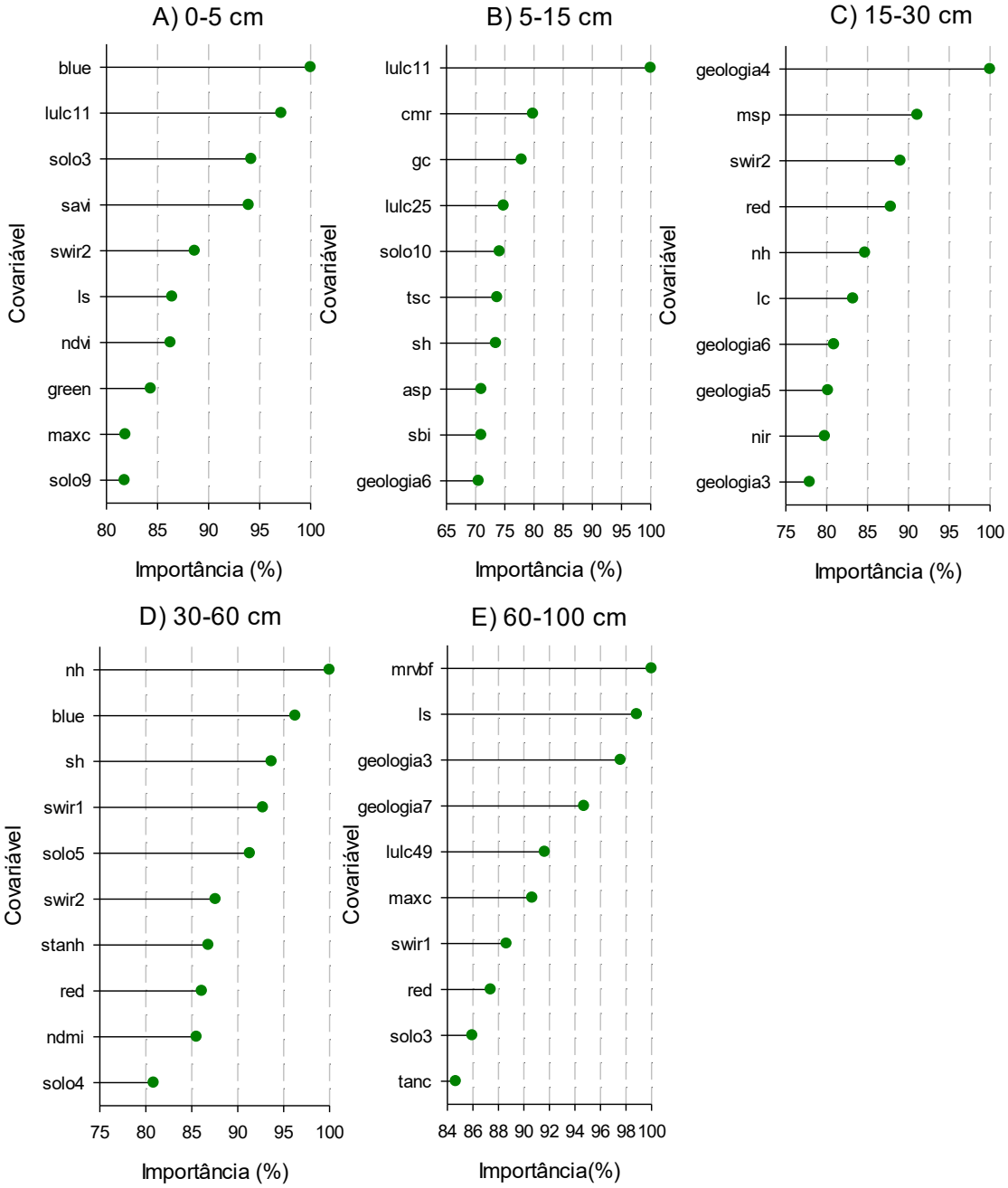
Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

6.3. Importância das covariáveis

As 10 covariáveis mais importantes para a estimativa do estoque de COS utilizando RF nas camadas estabelecidas pela *Global Soil Mapping* estão apresentadas na Figura 16**Erro! Fonte de referência não encontrada.**. Na primeira camada (Figura 16 a) a covariável de maior importância é oriunda do sensor orbital da banda azul. Logo após se encontra os campos alagados (banhados) do uso e cobertura do solo, a qual a mesma é de maior importância para a segunda profundidade (Figura 16 b), influenciando no treinamento do modelo. Já para a camada de 15-30 cm (Figura 16 c) as covariáveis geológicas foram as que mais influenciaram na espacialização do ECOS.

No que diz a respeito às covariáveis topográficas, as duas últimas camadas (Figura 16 d; Figura 16 e), as covariáveis nh, mfvbf e ls são referentes à áreas planas e vales, extraídas do MDE. Ainda, nesse mesmo contexto é possível considerar que as covariáveis oriundas do sensoriamento orbital tiveram de uma forma geral, significativa influencia no treinamento do modelo proposto, considerando que as bandas do infravermelho de ondas curtas (short-wave infrared – SWIR) e a banda azul (blue) que apareceu entre as três primeiras covariáveis de maior importância em duas profundidades. O mapa das classes de solo também teve contribuição assim como o mapa geológico para estimativa do estoque de carbono.

Figura 16 - Importância das covariáveis. Geologia3 (Q2pi) - depósito de planície de inundação pleistoceno; Geologia4 (Q2re) - depósito de barreira de retrabalhamento eólico holocênica, areia quartzosa fina a média bem arredondada; Geologia5 (Q2tf) - depósito de turfeira holocênica; Geologia6 (Q1pe3) - depósito de barreira praiais, eólico pleistocênica 3; Geologia7 (Q1pl3) – depósito de barreira pleistocênica 1 – depósitos de planicie lagunar; Lulc11 – campo alagado/área pantanosa; Lulc 25 – áreas não vegetadas; Lulc49 – restinga arbórea; Solo3 – GXbe; Solo4 – PAe; Solo5 – Sxe1; Solo9 – RQg; Solo10 – RQo



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

7. Discussão

Embora a estimativa dos teores de carbono armazenados no solo, pelo algoritmo *Random Forest* sejam baixos, ficaram dentro do esperado com base na caracterização da área de estudo e a relação com a paisagem. Os valores se aproximam dos teores encontrados no trabalho realizado por Fontana *et al*. realizado em 2024, com proposito de estabelecer níveis de referência do teor de carbono orgânico do solo em paisagem natural, nas profundidades variando de 0 a 40 cm, para todos os biomas brasileiros. Assim, para o bioma pampa, os teores de carbono variaram de 5 a 22 $g.kg^{-1}$.

É possível observar que a quantidade de carbono armazenado é reduzida à medida que aumenta a profundidade, dessa forma, nas camadas superficiais, foram encontrados teores de COS próximos a 10 $g.kg^{-1}$, contrastando com as camadas mais profundas, sendo a última (60-100 cm) possuindo menor teor, chegando próximo a 0 $g.kg^{-1}$, em toda a extensão municipal. Quanto a incerteza, analisando de forma geral, ela variou de 0 a 3%, para todas as camadas avaliadas, isso indica uma baixa variação no ECOS espacializado pelo modelo, diferente do que foi encontrado no estudo de Moquedace *et al*. (2024), utilizando 51 covariáveis de morfometria e 26 dos demais fatores, para mapear o ECOS nas 5 camadas para o estado de Rondônia. Os autores concluíram que a variabilidade morfológica dos solos da região contribuiu para incerteza nas primeiras profundidades.

No âmbito da morfologia, quando observado os mapas de incertezas (Figura 15), fica nítido que as três primeiras camadas avaliadas obtiveram maiores incertezas, isso pode ser justificado pela variabilidade do teor de COS, especialmente na primeira camada (0-5 cm), sendo essa apresentando a maior incerteza nas margens da Lagoa dos Patos, onde predomina a classe dos Gleissolos, que pode apresentar uma grande variação de teores de COS, principalmente quando comparados os Melânicos e Háplicos. Os Gleissolos Melânicos possuem horizonte hístico, com elevados teores de matéria orgânica, o que difere dos Gleissolos Háplicos (SANTOS *et al*. 2018).

Outro fator importante a ser considerado para a análise, é a formação geológica do município, ocorrendo deposições sedimentares advindas de quatro transgressões e regressões marinhas, ao longo do período pleistocênico e

posteriormente no holoceno. Tal fenômeno produziu um sistema de laguna-barreira, onde foram formados ambientes paludiais (banhados), favorecendo o acúmulo de material orgânico, sendo posteriormente colmatado (aterrado) por uma nova transgressão (TOMAZELLI e VILLWOCK; 2005). Essa característica ímpar conferida pela natureza, resultou no acúmulo de matéria orgânica em horizonte subsuperficial em algumas regiões do município, que contribui de forma significativa para o incremento da incerteza no modelo.

Devido as evoluções geológicas ocorridas na paisagem do município de São José do Norte, bem como sua formação, é observado a ocorrência de dunas ao longo da extensão da área de estudo, que ao decorrer do tempo migraram devido aos processos eólicos (TOMAZELLI e VILLWOCK; 2005). Assim, em algumas regiões ocorrem acumulo de camadas arenosas sobre os horizontes superficiais, dificultando o treinamento do modelo e a identificação das covariáveis ambientais, baseadas nas amostras coletadas, principalmente nas primeiras camadas, aumentando a incerteza para a espacialização do teor de carbono.

Da mesma forma, quando é observado a última camada (60-100 cm da Figura 15), a incerteza da região sul do município destoa e contrasta com as demais localidades. Nessa região predominam Neossolos Quartzarênicos, possuindo um uma camada de matéria orgânica em horizonte subsuperficial, especificamente nas profundidades compreendidas entre 60 e 100 cm. Somado a esse fato, as duas principais covariáveis compõem as características topográficas, que para essa região, não resultam na efetiva contribuição do decréscimo da incerteza.

Dessa forma a presença da geologia, do solo e do sensoriamento orbital compondo a importância para o treinamento do modelo, é justificada pelas características do relevo, uma vez que permanece praticamente constante em grande parte da extensão municipal. Corroborando com os resultados desse estudo, Guo *et al*. (2021) e Fathizad *et al*. (2022) observaram que em áreas de baixo relevo ocorrem baixa variabilidade nos atributos do terreno, consequentemente diminuindo a capacidade de estimativa do modelo, e aumentando a importância do sensoriamento orbital e mapas que representem o material de origem e outras propriedades.

A ausência da variabilidade espacial das informações climatológicas da área de estudo como temperatura e precipitação, também contribuiu para a baixa capacidade do modelo em espacializar o estoque de carbono, assim como a espacialização de outras propriedades que possuem relação com o COS. Nesse sentido, estudo realizado Liu *et al*. (2022) mostra que essas covariáveis são importantes para que ocorra a estimativa espacializada sem aumentar o risco de gerar resultados irrealistas, principalmente em locais com baixa densidade amostral.

É notável que as FPTs 2, 3 e 4 possuem mesmos valores para os índices de R^2, R^2 ajustado e R^2 do valor estimado, diferenciando apenas no CIA, sendo assim a FPT que utiliza as variáveis argila e COS para estimar a densidade, possui uma diferença não significativa, em comparação com as funções 3 e 4. Isso indica que dentre as variáveis explicativas do modelo, a argila, areia, silte e o COS modelam de forma similar a FPT. Assim, o coeficiente de Pearson indica que a argila é a variável que possui maior relação com a densidade (0,33), seguido do silte (0,17). A areia e o COS não obtiveram relação direta com a densidade, no entanto, na relação entre argila e COS foi obtido coeficiente de 0,27. Isso sugere que a FPT 1, onde a única variável explicativa era o COS, apresentou a pior performance dentre as quatro FPTs geradas pelo algoritmo.

A utilização da função de pedotransferência (FPT), assim como a equalização, foram de grande importância para completar o conjunto amostral perante as dificuldades naturais de coletas. Estudos realizados por Reza *et al*. (2024), Dharumarajan *et al*. (2025) e Emami *et al*. (2025), também utilizaram essas técnicas pelas mesmas questões, porém com bancos de dados mais robustos com maior quantidade de parâmetros, o que difere do banco de dados utilizado neste trabalho.

Além de todos os fatores relacionados às covariáveis utilizadas para treinamento e validação do modelo para espacializar o estoque de carbono, o banco de dados foi composto por grande parte da densidade estimada por uma FPT com baixa acurácia. Isso também reflete nos resultados da incerteza espacializada, assim como influencia diretamente na baixa capacidade de estimar a espacialização do teor de carbono armazenado no solo, que o modelo obteve para todas as profundidades.

No que tange o banco de dados, um ponto interessante a ser ressaltado, é que para elaboração da FPT foi necessário incorporar no mesmo conjunto amostral as variáveis coletadas nas profundidades estabelecidas pela *Global Soil Mapping* (0-5; 5-15; 15-30; 30-60 e 60-100), dessa forma é adquirido uma amplitude maior de características e consequentemente refletindo na amplitude dos valores das variáveis explicativas, quando comparados aos tratamentos estratificados. Estudos realizado por Pham *et al*. (2023) e Li *et al*. (2024), utilizando informações em banco de dados já consolidados, obtiveram resultados melhores em seus modelos, elaborados por regressão linear múltipla, ao estratificar o conjunto amostral, além de facilitar na interpretação do comportamento e das características especificas para cada parcela estratificada.

Ademais, outro fator que impacta de forma negativa na capacidade de estimativa da função de pedotransferencia, é a quantidade das variáveis explicativas utilizadas que possuem relação com a paisagem e exprimem o modelo. O trabalho de Alaboz *et al*. realizado em 2020, mostrou que é necessário a inclusão de mais variáveis independentes (variáveis explicativas), que possua relação com a variável dependente para eficácia dos resultados da FPT gerada por regressão linear múltipla. Corroborando coma a ideia, outras funções de pedotransferência geradas em locais com outras características geomorfológicas e climáticas, com finalidade de estimar a densidade, os autores Arbor *et al*. (2024), utilizando informações do banco de dados *BC Soil Information System (BCSIS)*, utilizaram 5 variáveis explicativas e obtiveram bom coeficiente de determinação.

Não distante da aplicação do *machine learning* para estimar densidade do solo em trabalhos nacionais, Waldir *et al*. em 2013 geraram uma FPT utilizando variáveis oriundas da caracterização química das amostras, em uma área montanhosa localizada no RJ, com bons resultados, indicando que essas informações são explicativas do modelo para aquele local com as respectivas características ambientais, sejam elas de relevo, geológica e climática. Assim como o estudo realizado por Mousavi *et al*. (2023) mostrou que as covariáveis que representam o ambiente semiárido do nordeste do Iran, com características de relevo e classe textural arenosas similares ao município de São José do Norte, é o teor de carbono orgânico e o pH.

Dessa forma, fica evidente a necessidade de detalhamento maior das amostras, com obtenção de mais completa da caracterização química, para que a densidade seja estimada com maior acurácia. A baixa capacidade de estimar a densidade, ficou visível na Figura 13, onde os valores mensurados das densidades que se aproximaram de 1.500 $kg.m^{-3}$ foram mais fidedignos, e ficaram mais próximos da linha de referência. Também é possível observar a presença de *outliers*, pois a quantidade das variáveis explicativas foi insuficiente para adequação do resultado da estimativa da FPT.

8. Conclusão

O estudo mostrou que a técnica de mapeamento digital de solos é uma poderosa ferramenta, que pode ser combinada com outras técnicas de aprimoramento de malha amostral e tratamento de banco de dados com informações limitadas, o que garante agilidade, e reduz recursos humanos e financeiros empregados para mapear o estoque de carbono orgânico do solo, além de possibilitar mensurar o erro da estimativa.

A estimativa espacial do estoque de carbono realizado no município de São José do Norte, trouxe limitações quanto aplicação da técnica de MDS. Em primeiro ponto, as limitações ocorridas estão relacionadas a dificuldade de amostragem da densidade em regiões paludiais (banhados), dentro das camadas especificadas pela *Global Soil Mapping*, isso trouxe como consequência a utilização de técnica de função de pedotransferência, spline e buffer.

A presença de covariáveis geológicas uso e cobertura do solo e das bandas espectrais do sensoriamento remoto, sugerem que para o município de São José do Norte, há uma relação complexa entre geologia - solo – paisagem, ressaltando a heterogeneidade das características morfológicas e origem alóctone do solo, justificando a baixa capacidade de espacialização.

Portanto a informação destacada, a qual é de grande valia que esse estudo traz auxiliando nos futuros estudos, para que o modelo seja capaz de espacializar com maior acurácia é necessário a extração de maior quantidade de parâmetros das amostras, bem como maior detalhamento do mapeamento geológico e do uso e cobertura do solo em escalas compatíveis com o município, assim como a inserção de covariáveis de propriedades espacializadas que possuam relação com o COS.

Referências

ADENIYI, Odunayo David; BATURE, Hauwa; MEARKER, Michael. A Systematic Review on Digital Soil Mapping Approaches in Lowland Areas. **Land**, [S.L.], v. 13, n. 3, p. 379, 17 mar. 2024. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/land13030379.

ADHIKARI, Kabindra; HARTEMINK, Alfred E.; MINASNY, Budiman; KHEIR, Rania Bou; GREVE, Mette B.; GREVE, Mogens H.. Digital Mapping of Soil Organic Carbon Contents and Stocks in Denmark. **Plos One**, [S.L.], v. 9, n. 8, p. 1-15, 19 ago. 2014. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0105519.

ALABOZ, Pelin; DEMIR, Sinan; DENGIZ, Orhan. Assessment of Various Pedotransfer Functions for the Prediction of the Dry Bulk Density of Cultivated Soils in a Semiarid Environment. **Communications In Soil Science And Plant Analysis**, [S.L.], v. 52, n. 7, p. 724-742, 29 dez. 2020. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/00103624.2020.1869760.

ALVARES, Clayton Alcarde; STAPE, José Luiz; SENTELHAS, Paulo Cesar; DE MORAES GONÇALVES, José Leonardo; SPAROVEK, Gerd. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, [S. l.], v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507. Disponível em: http://www.schweizerbart.de/papers/metz/detail/22/82078/Koppen_s_climate_classification_map_for_Brazil?af=crossref

ANTHONY, Mark A.; CROWTHER, Thomas W.; MAYNARD, Daniel S.; HOOGEN, Johan van Den; AVERILL, Colin. Distinct Assembly Processes and Microbial Communities Constrain Soil Organic Carbon Formation. **One Earth**, [S.L.], v. 2, n. 4, p. 349-360, abr. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.oneear.2020.03.006.

ARBOR, Adrienne; SCHMIDT, Margaret; ZHANG, Jin; BULMER, Chuck; FILATOW, Deepa; KASRAEI, Babak; SMUKLER, Sean; HEUNG, Brandon. Filling the gaps in soil data: a multi-model framework for addressing data gaps using pedotransfer functions and machine-learning with uncertainty estimates to estimate bulk density. **Catena**, [S.L.], v. 245, p. 108310, out. 2024. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2024.108310.

ARROUAYS, Dominique; LAGACHERIE, Philippe; HARTEMINK, Alfred E.. Digital soil mapping across the globe. **Geoderma Regional**, [S.L.], v. 9, p. 1-4, jun. 2017. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2017.03.002.

ARROUAYS, Dominique; MCBRATNEY, Alex; BOUMA, Johan; LIBOHOVA, Zamir; RICHER-DE-FORGES, Anne C.; MORGAN, Cristine L.s.; ROUDIER, Pierre; POGGIO, Laura; MULDER, Vera Leatitia. Impressions of digital soil maps: the good, the not so good, and making them ever better. **Geoderma Regional**, [S.L.], v. 20, p. 1-7, mar. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00255.

ARROUAYS, Dominique; MCKENZIE, Neil; HEMPEL, Jon; FORGES, Anne C. Richer; MCBRATNEY, Alex. **Global Soil Map**: basis of the global spatial soil information system. London: Crc Press, 2014. 101 p. Disponível em: https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=S5ClAgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&ots=ioryrgbLqk&sig=99Snsebj0JUpBHOFibAkqQCeVjA&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false. Acesso em: 21 abr. 2023.

BELLINASO, Henrique; DEMATTÊ, José Alexandre Melo; ROMEIRO, Suzana Araújo. Soil spectral library and its use in soil classification. Revista Brasileira de Ciencia do Solo, [S. l.], v. 34, n. 3, p. 861–870, 2010. DOI: 10.1590/s0100-06832010000300027.

BETTIOL, Wagner; SILVA, Carlos Alberto; CERRI, Carlos Eduardo Pellegrino; MARTIN-NETO, Ladislau; ANDRADE, Cristiano Alberto de. **Entendendo a matéria orgânica do solo em ambientes tropical e subtropical**. Brasília: Embrapa, 2023. 788 p. Disponível em: https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1153147/entendendo-a-materia-organica-do-solo-em-ambientes-tropical-e-subtropical. Acesso em: 21 jun. 2023.

BEZDEK, J.C., EHRLICH, R., FULL, W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. Computers & Geosciences, v.10, n.2–3, p.191–203, 1984.

BREIMAN, Leo. Random Forests. **Machine Learning**, [S.L.], v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1023/a:1010933404324.

BISHOP, T.F.A.; MCBRATNEY, A.B.; LASLETT, G.M.. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. **Geoderma**, [S.L.], v. 91, n. 1-2, p. 27-45, ago. 1999. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061(99)00003-8.

BOSCHI, Raquel Stucchi; BOCCA, Felipe Ferreira; LOPES-ASSAD, Maria Leonor Ribeiro Casimiro; ASSAD, Eduardo Delgado. How accurate are pedotransfer functions for bulk density for Brazilian soils? **Scientia Agricola**, [S.L.], v. 75, n. 1, p. 70-78, jan. 2018. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/1678-992x-2016-0357.

BREVIK, Eric C.; FENTON, Thomas E.; HOMBURG, Jeffrey A.. Historical highlights in American soil science — Prehistory to the 1970s. **Catena**, [S.L.], v. 146, p. 111-127, nov. 2016. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2015.10.003.

CASTELLINI, M.; IOVINO, M. Pedotransfer functions for estimating soil water retention curve of Sicilian soils. **Archives of Agronomy and Soil Science**, v. 65, n. 10, p. 1401–1416, 2019.Pedotransfer functions for estimating soil water retention curve of Sicilian soils. **Archives of Agronomy and Soil Science**, v. 65, n. 10, p. 1401–1416, 2019.

CALVIN, Katherine; DASGUPTA, Dipak; KRINNER, Gerhard; MUKHERJI, Aditi; THORNE, Peter W.; TRISOS, Christopher; ROMERO, José; ALDUNCE, Paulina;

BARRET, Ko; BLANCO, Gabriel. IPCC, 2023: climate change 2023. **Ipcc, 2023**: Climate Change 2023, [S.L.], p. 1-34, 25 jul. 2023. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). http://dx.doi.org/10.59327/ipcc/ar6-9789291691647.001.

CATEN, Alexandre Ten; DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; MENDONÇA-SANTOS, Maria de Lourdes; GIASSON, Elvio. Mapeamento digital de classes de solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 42, n. 11, p. 1989-1997, nov. 2012.

CAREY, Chelsea J.; WEVERKA, Jacob; DIGAUDIO, Ryan; GARDALI, Thomas; PORZIG, Elizabeth L.. Exploring variability in rangeland soil organic carbon stocks across California (USA) using a voluntary monitoring network. **Geoderma Regional**, [S.L.], v. 22, p. 1-14, set. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00304.

CARVALHO JUNIOR, Waldir de; CHAGAS, Cesar da Silva; CALDERANO FILHO, Braz; BHERING, Silvio Barge. Funções de pedotransferência para estimativa da densidade dos solos de áreas tropicais montanhosas. In: XXXIV CONGRESSO BRASILEIRO DE CIêNCIA DO SOLO, 34., 2013, Florianópolis. **Anais do XXXIV Congresso Brasileiro de Ciência do Solo.** Florianópolis: Sbcs, 2013.

CARRÉ, F.; MCBRATNEY, Alex B.; MINASNY, B.. Estimation and potential improvement of the quality of legacy soil samples for digital soil mapping. **Geoderma**, [S.L.], v. 141, n. 1-2, p. 1-14, set. 2007. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.01.018.

CHEN, Songchao; ARROUAYS, Dominique; MULDER, Vera Leatitia; POGGIO, Laura; MINASNY, Budiman; ROUDIER, Pierre; LIBOHOVA, Zamir; LAGACHERIE, Philippe; SHI, Zhou; HANNAM, Jacqueline. Digital mapping of GlobalSoilMap soil properties at a broad scale: a review. **Geoderma**, [S.L.], v. 409, p. 115567, mar. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115567.

CHEN, Songchao; CHEN, Zhongxing; ZHANG, Xianglin; LUO, Zhongkui; SCHILLACI, Calogero; ARROUAYS, Dominique; RICHER-DE-FORGES, Anne Christine; SHI, Zhou. European topsoil bulk density and organic carbon stock database (0–20 cm) using machine-learning-based pedotransfer functions. **Earth System Science Data**, [S.L.], v. 16, n. 5, p. 2367-2383, 16 maio 2024. Copernicus GmbH. http://dx.doi.org/10.5194/essd-16-2367-2024.

COELHO, F. F.; GIASSON, E. Comparação de métodos para mapeamento digital de solos com utilização de sistema de informação geográfica. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 40, n. 10, p. 2099–2106, 2010. https://doi.org/10.1590/S0103-84782010005000156.

CRESSWELL, H.P. & PAYDAR, Z. Functional evaluation of methods for predicting the soil water characteristic. J. Hidrol., 227:160-172, 2000.

CUNHA, Noel Gomes da. **Aracterização dos solos de São José do Norte, Tavares e Mostardas-RS**. Pelotas: Embrapa-Cpact, 1994. Disponível em: https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/738485. Acesso em: 13 set. 2023.

DAZZI, Carmelo; GALATI, Antonino; CRESCIMANNO, Maria; LOPAPA, Giuseppe. Pedotechnique applications in large-scale farming: economic value, soil ecosystems services and soil security. **Catena**, [S.L.], v. 181, p. 104072, out. 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2019.104072.

DEMATTÊ, José A.M.; DOTTO, André Carnieletto; PAIVA, Ariane F.s.; SATO, Marcus V.; DALMOLIN, Ricardo S.D.; ARAðJO, Maria do Socorro B. de; SILVA, Elisângela B. da; NANNI, Marcos R.; CATEN, Alexandre Ten; NORONHA, Norberto C.. The Brazilian Soil Spectral Library (BSSL): a general view, application and challenges. **Geoderma**, [S.L.], v. 354, p. 1-21, nov. 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.043.

DHARUMARAJAN, Subramanian; ADHIKARI, Kabindra; CHAKRABORTY, Ranabir; KALAISELVI, Beeman; VASUNDHARA, Ramakrishnappa; LALITHA, Manickam; HEGDE, Rajendra; PRAKASH, Hittangi; PARVATHY, Sreekumar; KUSUMA, C. G.. Prediction and mapping of soil organic carbon stock via large datasets coupled with pedotransfer functions. **Earth Science Informatics**, [S.L.], v. 18, n. 3, p. 1-12, mar. 2025. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s12145-025-01822-z.

DOKUCHAEV, Vasiliĭ Vasil'evich. **Short storical description and critical analysis of the more important soils classification**. Trav. Soc. Nat. St. Petersburg, p. 64-67, 1879

DOTTO, Andre Carnieletto; DALMOLIN, Ricardo Simao Diniz; CATEN, Alexandre Ten; GRUNWALD, Sabine. A systematic study on the application of scatter-corrective and spectral-derivative preprocessing for multivariate prediction of soil organic carbon by Vis-NIR spectra. **Geoderma**, [S.L.], v. 314, p. 262-274, mar. 2018. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.006.

ESPINDOLA, Carlos Roberto. Histórico das pesquisas sobre solos até meados do século XX, com ênfase no Brasil. **Revista do Instituto Geológico**, [S.L.], v. 39, n. 2, p. 27-70, nov. 2018. Instituto Geologico. http://dx.doi.org/10.5935/0100-929x.20180007.

EMAMI, Maryam; KHORMALI, Farhad; PAHLAVAN-RAD, Mohammad Reza; EBRAHIMI, Soheila. Predicting the spatial distribution of organic carbon in soil by combining machine learning algorithms and spline depth function in a part of Golestan Province, Iran. **Soil And Tillage Research**, [S.L.], v. 251, p. 106530, set. 2025. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2025.106530.

EMBRAPA.**Procedimentos normativos de levantamentos pedológicos**. Brasília: Centro Nacional de Pesquisa de Solos, 1995.

FALLOU, Friedrich Albert. Pedologie oder allgemeine und besondere Bodenkunde [Pedologia ou ciência geral e especial do solo]. [S. l.], 1862.

FONTANA, Ademir; VIVIAN, Angélicy Milena; ARCO, Miryan Araújo de Lima; MENEZES, Andressa Rosas de; SANTOS, Bruna Vieira dos; CLEMENTE, Eliane de Paula. **Níveis de referência do carbono orgânico no solo sob vegetação natural dos biomas brasileiros**. Campo Grande: Embrapa Gado de Corte, 2024. 9 p. Disponível em: http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/1173872. Acesso em: 12 mar. 2025.

FATHIZAD, Hassan; TAGHIZADEH-MEHRJARDI, Ruhollah; ARDAKANI, Mohammad Ali Hakimzadeh; ZERAATPISHEH, Mojtaba; HEUNG, Brandon; SCHOLTEN, Thomas. Spatiotemporal Assessment of Soil Organic Carbon Change Using Machine-Learning in Arid Regions. **Agronomy**, [S.L.], v. 12, n. 3, p. 628, 4 mar. 2022. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/agronomy12030628.

GAISER, T.; GRAEF, F.; CORDEIRO, J. C. Water retention characteristics of soils with contrasting clay mineral composition in semi-arid tropical regions. **Australian Journal of Soil Research**, Victoria, Australia, v. 38, p. 523-526, 2000.

GIASSON, Elvio; CLARKE, Robin Thomas; INDA JUNIOR, Alberto Vasconcellos; MERTEN, Gustavo Henrique; TORNQUIST, Carlos Gustavo. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern Brazil. **Scientia Agricola**, [S.L.], v. 63, n. 3, p. 262-268, jun. 2006. FapUNIFE SP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/s0103-90162006000300008.

GMACH, Maria Regina; CHERUBIN, Maurício Roberto; KAISER, Klaus; CERRI, Carlos Eduardo Pellegrino. Processes that influence dissolved organic matter in the soil: a review. **Scientia Agricola**, [S.L.], v. 77, n. 3, p. 1-10, 2020. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/1678-992x-2018-0164.

GOMES, Lucas Carvalho; FARIA, Raiza Moniz; DE SOUZA, Eliana; VELOSO, Gustavo Vieira; SCHAEFER, Carlos Ernesto G. R.; FILHO, Elpídio Inácio Fernandes. Modelling and mapping soil organic carbon stocks in Brazil. **Geoderma**, v. 340, n. December 2017, p. 337–350, 2019. DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.01.007.

GUO, Long; FU, Peng; SHI, Tiezhu; CHEN, Yiyun; ZENG, Chen; ZHANG, Haitao; WANG, Shanqin. Exploring influence factors in mapping soil organic carbon on low-relief agricultural lands using time series of remote sensing data. **Soil and Tillage Research**, v. 210, n. March, p. 104982, 2021. DOI: 10.1016/j.still.2021.104982. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.still.2021.104982.

HADDAD, Diego B.; ASSIS, Laura S. de; TARRATACA, Luis; GOMES, Andrea da S.; CEDDIA, Marcos Bacis; OLIVEIRA, Rosane F.; P. JUNIOR, Jurair R. de; BRANDAO, Diego N.. Brazilian Soil Bulk Density Prediction Based on a Committee of Neural Regressors. **2018 International Joint Conference On**

Neural Networks (Ijcnn), [S.L.], p. 1-8, jul. 2018. IEEE. http://dx.doi.org/10.1109/ijcnn.2018.8489177.

HARTEMINK, Alfred E.; MENDONÇA-SANTOS, Maria De Lourdes; MCBRATNEY, Alex. Digital soil mapping with limited data. [s.l: s.n.]. DOI: 10.1007/978-1-4020-8592-5.

HEBBALI, Aravind. Olsrr: tools for building ols regression models. **Cran**: Contributed Packages, [S.L.], p. 1-98, 11 maio 2017. The R Foundation. http://dx.doi.org/10.32614/cran.package.olsrr.

HENGL, T. (2016). Gsif: Global soil information facilities. r package version 0.5-3

HEUVELINK, G.B.M. (1998). Error Propagation in Environmental Modelling with GIS (1st ed.). CRC Press. https://doi.org/10.4324/9780203016114

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LIU, H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. Remote Sens. Environ, v. 49, 224-234, 1994.

IKKALA, Lauri; RONKANEN, Anna-Kaisa; UTRIAINEN, Olli; KLØVE, Bjørn; MARTTILA, Hannu. Peatland subsidence enhances cultivated lowland flood risk. **Soil And Tillage Research**, [S.L.], v. 212, p. 105078, ago. 2021. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2021.105078.

JI, Huai; HAN, Jiangang; XUE, Jianming; HATTEN, Jeff A.; WANG, Minhuang; GUO, Yanhui; LI, Pingping. Soil organic carbon pool and chemical composition under different types of land use in wetland: implication for carbon sequestration in wetlands. **Science Of The Total Environment**, [S.L.], v. 716, p. 1-9, maio 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.136996.

KEMPEN, Bas; BRUS, Dick J.; STOORVOGEL, Jetse J.; HEUVELINK, Gerard B.M.; VRIES, Folkert de. Efficiency Comparison of Conventional and Digital Soil Mapping for Updating Soil Maps. **Soil Science Society Of America Journal**, [S.L.], v. 76, n. 6, p. 2097-2115, 19 out. 2012. Wiley. http://dx.doi.org/10.2136/sssaj2011.0424.

KLEBER, Markus; LEHMANN, Johannes. Humic Substances Extracted by Alkali Are Invalid Proxies for the Dynamics and Functions of Organic Matter in Terrestrial and Aquatic Ecosystems. **Journal Of Environmental Quality**, [S.L.], v. 48, n. 2, p. 207-216, mar. 2019. Wiley. http://dx.doi.org/10.2134/jeq2019.01.0036.

KUHN, Max. Building Predictive Models inRUsing thecaretPackage. **Journal Of Statistical Software**, [S.L.], v. 28, n. 5, p. 1-26, 2008. Foundation for Open Access Statistic. http://dx.doi.org/10.18637/jss.v028.i05.

KUHN, Max. Caret: classification and regression training. **Cran**: Contributed Packages, [S.L.], p. 1-222, 5 out. 2007. The R Foundation. http://dx.doi.org/10.32614/cran.package.caret.

KUHN, Max; JOHNSON, Kjell. Applied Predictive Modeling. New York: **Springer**, New York, p. 1-510, 2013. Springer New York. http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4614-6849-3

LAGACHERIE, Philippe.; MCBRATNEY, A. B.; VOLZ, A. (Ed.). Digital Soil Mapping: an introductory perspective. Amsterdam: Elsevier, 2007. 596 p.

LAGACHERIE, Philippe; GOMEZ, Cécile. Vis-NIR-SWIR Remote Sensing Products as New Soil Data for Digital Soil Mapping. **Pedometrics**, [S.L.], p. 415-437, 2018. Springer International Publishing. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-63439-5_13.

LAGACHERIE, Philippe; MCBRATNEY, Alexander Broadfoot; VOLTZ, Marc. **Digital Soil Mapping**: an introductory perspective. Oxford: Elsevier, 2007. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/bookseries/developments-in-soil-science/vol/31/suppl/C. Acesso em: 02 fev. 2024.

LAL, R.. Enhancing crop yields in the developing countries through restoration of the soil organic carbon pool in agricultural lands. **Land Degradation & Development**, [S.L.], v. 17, n. 2, p. 197-209, 2006. Wiley. http://dx.doi.org/10.1002/ldr.696.

LI, Xiuneng; WANG, Hong; QIN, Shuhong; LIN, Lin; WANG, Xin; CORNELIS, Wim. Evaluating ensemble learning in developing pedotransfer functions to predict soil hydraulic properties. **Journal Of Hydrology**, [S.L.], v. 640, p. 131658, ago. 2024. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131658.

LIMA, A.C.R.; HOOGMOED, W.B.; PAULETTO, E.A.; PINTO, L.F.s.. Management systems in irrigated rice affect physical and chemical soil properties. **Soil And Tillage Research**, [S.L.], v. 103, n. 1, p. 92-97, abr. 2009. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2008.09.011.

LIMA, Larissa Ane de Sousa; NEUMANN, Marina Rolim Bilich; REATTO, Adriana; ROIG, Henrique Llacer. **Mapeamento de Solos do Tradicional ao Digital**. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2013.

LIU, Feng; WU, Huayong; ZHAO, Yuguo; LI, Decheng; YANG, Jin-Ling; SONG, Xiaodong; SHI, Zhou; ZHU, A-Xing; ZHANG, Gan-Lin. Mapping high resolution National Soil Information Grids of China. **Science Bulletin**, [S.L.], v. 67, n. 3, p. 328-340, fev. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.scib.2021.10.013.

MACHADO, Diego Fernandes Terra; CASTRO, Selma Simões de; LADEIRA, Francisco Sergio Bernardes. A Geopedologia como abordagem metodológica para o levantamento de solos: uma breve discussão. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, [*s. l*], v. 3, n. 4, p. 1834-1857, out. 2022. https://dx.doi.org/10.20502/rbg.v23i4.2146

MALONE, B.P.; MCBRATNEY, A.B.; MINASNY, B.; LASLETT, G.M.. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. **Geoderma**, [S.L.], v. 154, n. 1-2, p. 138-152, dez. 2009. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.10.007.

MCBRATNEY, A.B; SANTOS, M.L Mendonça; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, [S.L.], v. 117, n. 1-2, p. 3-52, nov. 2003. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061(03)00223-4.

MCBRATNEY, Alex B; MINASNY, Budiman; STOCKMANN, Uta. **Pedometrics**. Gewerbestrasse: Springer, 2018. 715 p.

MEDEIROS, João Carlos; COOPER, Miguel; ROSA, Jaqueline dalla; GRIMALDI, Michel; COQUET, Yves. Assessment of pedotransfer functions for estimating soil water retention curves for the amazon region. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [S.L.], v. 38, n. 3, p. 730-743, jun. 2014. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/s0100-06832014000300005.

MEINSHAUSEN, Nicolai. Quantile Regression Forests Nicolai. **Machine**, [*s. l.*], v. 7, n. 7, 2006.

MINASNY, B.; McBRATNEY, Alexander B.; MENDONÇA-SANTOS, Maria de Lourdes; SANTOS, Humberto Gonçalves dos. **Revisão sobre Funções de Pedotransferência (PTFs) e Novos Métodos de Predição de Classes e Atributos do Solo**. Rio de Janeiro: Embrapa, 2003. 47 p.

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. Computers & Geosciences, v. 32, n. 9, p. 1378–1388, 2006. DOI: 10.1016/j.cageo.2005.12.009. Disponível em: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S009830040500292X.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B.. 2010. Conditioned Latin Hypercube Sampling for Calibrating Soil Sensor Data to Soil Properties. In: Proximal Soil Sensing, Progress in Soil Science, pages 111-119.

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

MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex B.; MALONE, Brendan P.; WHEELER, Ichsani. Digital Mapping of Soil Carbon. **Advances In Agronomy**, [S.L.], p. 1-47, 2013. Elsevier. http://dx.doi.org/10.1016/b978-0-12-405942-9.00001-3.

MONTANARELLA, Luca. The Global Soil Partnership. **Iop Conference Series**: Earth and Environmental Science, [S.L.], v. 25, p. 1-6, 17 jul. 2015. IOP Publishing. http://dx.doi.org/10.1088/1755-1315/25/1/012001.

MOQUEDACE, Cássio Marques; BALDI, Clara Glória Oliveira; SIQUEIRA, Rafael Gomes; CARDOSO, Irene Maria; SOUZA, Emanuel Fernando Maia de; FONTES, Renildes Lúcio Ferreira; FRANCELINO, Márcio Rocha; GOMES, Lucas Carvalho; FERNANDES-FILHO, Elpídio Inácio. High-resolution mapping of soil carbon stocks in the western Amazon. **Geoderma Regional**, [S.L.], v. 36, p. 1-20, mar. 2024. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2024.e00773.

MOUSAVI, Amin; KARIMI, Alireza; MALEKI, Sedigheh; SAFARI, Tayebeh; TAGHIZADEH-MEHRJARDI, Ruhollah. Digital mapping of selected soil properties using machine learning and geostatistical techniques in Mashhad

plain, northeastern Iran. **Environmental Earth Sciences**, [S.L.], v. 82, n. 9, p. 1-21, maio 2023. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s12665-023-10919-x.

MULDER, V.L.; BRUIN, S. de; SCHAEPMAN, M.e.; MAYR, T.R.. The use of remote sensing in soil and terrain mapping — A review. **Geoderma**, [S.L.], v. 162, n. 1-2, p. 1-19, abr. 2011. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.018.

MULDER, V.L.; LACOSTE, M.; RICHER-DE-FORGES, A.C.; ARROUAYS, D.. GlobalSoilMap France: high-resolution spatial modelling the soils of france up to two meter depth. **Science Of The Total Environment**, [S.L.], v. 573, p. 1352-1369, dez. 2016. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.07.066. Acesso em: 02 Mar 2023

MAPBIOMAS. Annual mapping of soil organic carbon stock in Brazil 1985-2021 (beta collection). Map collection. **Mapbiomas Data V1**, [S.L.], p. 1-11, 2023. MapBiomas Data. http://dx.doi.org/10.58053/MAPBIOMAS/DHAYLZ.

NACHTIGALL, S. D. **Modelagem para predição de classes de solo em escala de município** .2022. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) – Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2022.

NEGASSA, Martha Kidemu; HAILE, Mitiku; FEYISA, Gudina Legese; WOGI, Lemma; LIBEN, Feyera Merga. Soil Organic Carbon Stock Prediction: fate under 2050 climate scenarios, the case of eastern ethiopia. **Sustainability**, [S.L.], v. 15, n. 8, p. 6495, 11 abr. 2023. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/su15086495.

OLAYA, Víctor. A gentle introduction to SAGA GIS, 2004. b. Disponível em: http://priede.bf.lu.lv/ftp/pub/TIS/datu_analiize/SAGA/SagaManual.pdf.

PALLADINO, Mario; ROMANO, Nunzio; PASOLLI, Edoardo; NASTA, Paolo. Developing pedotransfer functions for predicting soil bulk density in Campania. **Geoderma**, [S.L.], v. 412, p. 115726, abr. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.115726.

QIAO, Jiangbo; ZHU, Yuanjun; JIA, Xiaoxu; HUANG, Laiming; SHAO, Ming'an. Development of pedotransfer functions for predicting the bulk density in the critical zone on the Loess Plateau, China. **Journal Of Soils And Sediments**, [S.L.], v. 19, n. 1, p. 366-372, 28 maio 2018. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s11368-018-2040-1.

PAWLEY, Steven. Rsagacmd: linking r with the open-source 'saga-gis' software. **Cran**: Contributed Packages, [S.L.], p. 1-18, 23 jul. 2019. The R Foundation. http://dx.doi.org/10.32614/cran.package.rsagacmd.

PEREIRA, T. dos S.; ROBAINA, A. D.; PEITER, M. X.; TORRES, R. R.; BRUNING, J.The use of artificial intelligence for estimating soil resistance to penetration. **Engenharia Agricola**, v. 38, n. 1, p. 142–148, 2018.

PERREAULT, Simon; ALEM, Anas El; CHOKMANI, Karem; CAMBOURIS, Athyna N.. Development of Pedotransfer Functions to Predict Soil Physical

Properties in Southern Quebec (Canada). **Agronomy**, [S.L.], v. 12, n. 2, p. 526, 20 fev. 2022. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/agronomy12020526.

PHAM, Khanh; KIM, Dongku; LE, Canh V.; WON, Jongmuk. Machine learning-based pedotransfer functions to predict soil water characteristics curves. **Transportation Geotechnics**, [S.L.], v. 42, p. 101052, set. 2023. Elsevier BV. https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4424729.

PICCIAFUOCO, T.; MORBIDELLI, R.; FLAMMINI, A.; SALTALIPPI, C.; CORRADINI, C.; STRAUSS, P.; BLÖSCHL, G. A pedotransfer function for field-scale saturated hydraulic conductivity of a small watershed. **Vadose Zone Journal**, p. 1–15, 2019.

PRIBYL, Douglas W.. A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor. **Geoderma**, [S.L.], v. 156, n. 3-4, p. 75-83, maio 2010. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.02.003.

R CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, p. https://www.R-project.org, 2021. Disponível em: https://www.r-project.org/. Acesso em: 14 set. 2023.

REIS, Aline Mari Huf dos; TEIXEIRA, Wenceslau Geraldes; FONTANA, Ademir; BARROS, Alexandre Hugo Cezar; VICTORIA, Daniel de Castro; VASQUES, Gustavo Mattos; SAMUEL-ROSA, Alessandro; OTTONI, Marta Vasconcelos; MONTEIRO, José Eduardo Boffino de Almeida. Hierarchical pedotransfer functions for predicting bulk density in Brazilian soils. **Scientia Agricola**, [S.L.], v. 81, p. 1-10, 2024. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/1678-992x-2022-0255.

REZA, S. K.; CHATTARAJ, S.; MUKHOPADHYAY, S.; DARIPA, A.; SAHA, S.; RAY, S. K.. Delineation of high-resolution soil carbon management zones using digital soil mapping: a step towards mitigating climate change in the northeastern himalayas, india. **Soil Use And Management**, [S.L.], v. 40, n. 1, p. 1-17, 7 dez. 2023. Wiley. http://dx.doi.org/10.1111/sum.12995.

RINNAN, A.; BERG, F.V.; ENGELSEN, S.B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. Trends in Analytical Chemistry, v.28, p.1201–1222, 2009.

RISSINI, A. L., KAWAKAMI, J., GENÚ, A. M. Índice de vegetação por diferença normalizada e produtividade de cultivares de trigo submetidas a doses de Nitrogênio. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 39, n. 6, p. 1703-1713, 2015. https://doi.org/10.1590/01000683rbcs20140686.

RODRIGO-COMINO, Jesús; SENCIALES, José María; CERDÀ, Artemi; BREVIK, Eric C.. The multidisciplinary origin of soil geography: a review. **Earth-Science Reviews**, [S.L.], v. 177, p. 114-123, fev. 2018. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.earscirev.2017.11.008.

ROUSE, J. W., HAAS, R. H., SCHELL, J. A., DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In GODDARD SPACE FLIGHT CENTER 3D ERTS-1 SYMPOSIUM. Washington, 1973. **Annals[...].**

SANTOS, Raphael David Dos; SANTOS, Humberto Gonçalves Dos; KER, João Carlos; ANJOS, Lúcia Helena Cunha Dos; SHIMIZU, Sérgio Hideiti. Manual de Descrição e Coleta de Solos no Campo. 7a ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2015.

SANTOS, Humberto Gonçaves; JACOMINE, Paulo Klinger Tito; DOS ANJOS, Lúcia Helena Cunha; OLIVEIRA, Virlei Álvaro; LUMBRERAS, José Francisco; COELHO, Maurício Rizzato; ALMEIDA, Jaime Antonio; ARAÚJO FILHO, José Coelho; OLIVEIRA, João Bertoldo; CUNHA, Tony Jarbas Ferreira. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 5. ed. Brasília, DF: EMBRAPA, 2018. Disponível em: http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/199517/1/SiBCS-2018-ISBN-9788570358004.pdf.

SAMUEL-ROSA, Alessandro; AMARAL, Lucas Rios do; HORST, Taciara Zborowski; PUSCH, Maiara. NOVIDADES E DESAFIOS DO MAPEAMENTO DIGITAL DO SOLO DE ALTA RESOLUÇÃO NO BRASIL. **Open Science Research**, [S.L.], p. 315-330, 2022. Editora Científica Digital. http://dx.doi.org/10.37885/220107194.

SAMUEL-ROSA, Alessandro; ANJOS, Marcos Alexandre dos; WENDLING, Graziele Feltrin Dias; ALMEIDA, Vitor Peruzzi de; REIS, Aline Mari Huf dos; KEMPNER, Débora Liriel Kerber; SILVA, Luciana da Luz; SANTOS, Bruna Zambrano dos; HORST, Taciara Zborowski. Curadoria e Gestão de Dados e Metadados no Repositório de Dados do Solo Brasileiro (FEBR). **Open Science Research VII**, [S.L.], p. 1288-1300, 2022. Editora Científica Digital. http://dx.doi.org/10.37885/221010529.

SANDERSON, John S.; BEUTLER, Curtis; BROWN, Joel R.; BURKE, Indy; CHAPMAN, Teresa; CONANT, Richard T.; DERNER, Justin D.; EASTER, Mark; FUHLENDORF, Samuel D.; GRISSOM, Grady. Cattle, conservation, and carbon in the western Great Plains. **Journal Of Soil And Water Conservation**, [S.L.], v. 75, n. 1, p. 5-12, 23 dez. 2019. Soil and Water Conservation Society. http://dx.doi.org/10.2489/jswc.75.1.5a.

SCHMIDT, Karsten; BEHRENS, Thorsten; SCHOLTEN, Thomas. Instance selection and classification tree analysis for large spatial datasets in digital soil mapping. Geoderma, [S. l.], v. 146, n. 1–2, p. 138–146, 2008. DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.05.010.

SHIMADA, Belmiro Saburo; SIMON, Marcos Vinícius; SIMON, Marcos Vinícius; CUNHA, Letícia do Socorro; CUNHA, Letícia do Socorro. A produção de alimentos na agricultura em 2018 e 2019 / Food production in agriculture in 2018 and 2019. **Brazilian Journal Of Development**, [S.L.], v. 7, n. 11, p. 104039-104045, 10 nov. 2021. South Florida Publishing LLC. http://dx.doi.org/10.34117/bjdv7n11-158.

SILVA, Paulo Alexandre da; LIMA, Bruno Horschut de; LASCALA, Newton; PERUZZI, Nelson José; CHAVARETTE, Fabio Roberto; PANOSSO, Alan Rodrigo. Spatial variation of soil carbon stability in sugarcane crops, central-south of Brazil. **Soil And Tillage Research**, [S.L.], v. 202, p. 104667, ago. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2020.104667.

SILVA JÚNIOR, Juarez Antônio da; SILVA JÚNIOR, Ubiratan Joaquim da; PACHECO, Admilson da Penha; SANTOS, Alan Gabriel Araujo dos. Análise de acurácia altimétrica para dados ALOS PALSAR e ASTER GDEM para o município do Recife-PE. **Revista Brasileira de Geomática**, [S.L.], v. 10, n. 2, p. 117, 4 jul. 2022. Universidade Tecnologica Federal do Parana (UTFPR). http://dx.doi.org/10.3895/rbgeo.v10n2.14969.

SILVA-SANGOI, Daniely Vaz da; HORST, Taciara Zborowski; MOURA-BUENO, Jean Michel; DALMOLIN, Ricardo Simão Diniz; SEBEM, Elódio; GEBLER, Luciano; SANTOS, Márcio da Silva. Soil organic matter and clay predictions by laboratory spectroscopy: data spatial correlation. **Geoderma Regional**, [S.L.], v. 28, p. 1-11, mar. 2022. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geodrs.2022.e00486.SOARES, F. C.; ROBAINA, A. D.; PEITER, M. X.; RUSSI, J. L.; VIVAN, G. A. Redesneurais artificiais na estimativa da retenção de água do solo. **Ciência Rural**, v. 44, n. 2, p. 293–300, 2014.

SOUZA, C.; AZEVEDO, T. MapBiomas general handbook. São Paulo: MapBiomas,2017.p.1-123.

SOUZA, Eliana de; FERNANDES FILHO, Elpídio Inácio; SCHAEFER, Carlos Ernesto Gonçalves Reynaud; BATJES, Niels H.; SANTOS, Gerson Rodrigues dos; PONTES, Lucas Machado. Pedotransfer functions to estimate bulk density from soil properties and environmental covariates: rio doce basin. **Scientia Agricola**, [S.L.], v. 73, n. 6, p. 525-534, dez. 2016. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/0103-9016-2015-0485.

TAGLIANI, C.R.A., 2002. A mineração na porção média da Planície Costeira do Rio Grande do Sul: estratégia para a gestão sob um enfoque de Gerenciamento Costeiro Integrado. Curso de Pós-graduação em Geociências, UFRGS. Tese de Doutorado. Porto Alegre, RS. 252p.

TEIXEIRA, Paulo César; DONAGEMMA, Guilherme Kangussu; FONTANA, Ademir; TEIXEIRA, Wenceslau Geraldes. Manual de métodos de análise de solo. 3. ed. Brasília, DF: Embrapa Solos, 2017. Disponível em: https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1085209/manualde-metodos-de-analise-de-solo.

TOMASELLA, Javier; HODNETT, Martin G.. ESTIMATING SOIL WATER RETENTION CHARACTERISTICS FROM LIMITED DATA IN BRAZILIAN AMAZONIA. **Soil Science**, [S.L.], v. 163, n. 3, p. 190-202, mar. 1998. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1097/00010694-199803000-00003.

TOMASELLA, J.; PACHEPSKY, Ya.; CRESTANA, S.; RAWLS, W. J. Comparison of Two Techniques to Develop Pedotransfer Functions for Water

Retention. **Soil Science Society of America Journal**, v. 67, p. 1085–1092, 2003.

VASQUES, Gustavo de Mattos; DART, Ricardo de Oliveira; BACA, Jesus Fernando Mansilla; CEDDIA, Marcos Bacis; BREFIN, Maria de Lourdes M Santos. **Mapa de estoque de carbono orgânico do solo (COS) a 0-30 cm do Brasil**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2018. Disponível em: https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1085197. Acesso em: 21 jan. 2023.

VAYSSE, Kévin; LAGACHERIE, Philippe. Using quantile regression forest to estimate uncertainty of digital soil mapping products. **Geoderma**, [*s. l.*], v. 291, p. 55–64, 2017.

VILWOCK, J. A., TOMAZELLI, L. J. Centro de estudos de geologia costeira e oceânica. Notas técnicas N.º 8. Instituto de Geociências – UFRGS. Porto Alegre. p 1-45. 1995.

WADOUX, Alexandre; MINASNY, Budiman; MCBRATNEY, Alex. Machine learning for digital soil mapping: applications, challenges and suggested solutions. **Eartharxiv**, [S.L.], p. 1-55, 6 fev. 2020. California Digital Library (CDL). http://dx.doi.org/10.31223/osf.io/8eq6s.

WEBSTER, R.. The development of pedometrics. **Geoderma**, [S.L.], v. 62, n. 1-3, p. 1-15, mar. 1994. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/0016-7061(94)90024-8.

WIESMEIER, Martin; BARTHOLD, Frauke; BLANK, Benjamin; KÖGEL-KNABNER, Ingrid. Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. **Plant And Soil**, [S.L.], v. 340, n. 1-2, p. 7-24, 30 maio 2010. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s11104-010-0425-z.

ZHANG, Gan-Lin; LIU, Feng; SONG, Xiao-Dong; ZHAO, Yu-Guo. Digital Soil Mapping Across Paradigms, Scales, and Boundaries: a review. **Springer Environmental Science And Engineering**, [S.L.], p. 3-10, 2016. Springer Singapore. http://dx.doi.org/10.1007/978-981-10-0415-5_1.