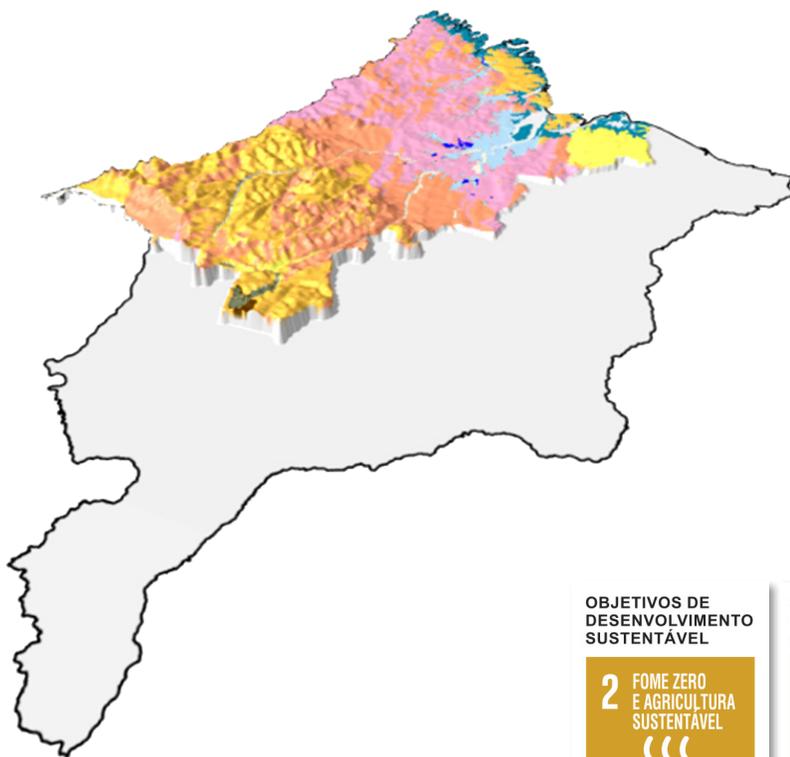


Aplicação de Técnicas de Mapeamento Digital de Solos no Âmbito do Zoneamento Ecológico-Econômico do Bioma Amazônia no Maranhão



OBJETIVOS DE
DESENVOLVIMENTO
SUSTENTÁVEL

2 FOME ZERO
E AGRICULTURA
SUSTENTÁVEL



OBJETIVOS DE
DESENVOLVIMENTO
SUSTENTÁVEL

12 CONSUMO E
PRODUÇÃO
RESPONSÁVEIS



**Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Embrapa Cocais
Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento**

**BOLETIM DE PESQUISA
E DESENVOLVIMENTO
03**

**Aplicação de Técnicas de Mapeamento Digital
de Solos no Âmbito do Zoneamento Ecológico-
Econômico do Bioma Amazônia o Maranhão**

*Maria de Lourdes Mendonça-Santos
Jean Michel Moura-Bueno
Victor Lamarão de França
Gustavo da Costa Freire
João Batista Zonta*

Embrapa Cocais
São Luís, MA
2020

Exemplares desta publicação podem ser adquiridos na:

Embrapa Cocais
Av. São Luís Rei de França, nº 4, Quadra 11,
Conjunto Eldorado, Bairro Turu
CEP 65065-470, São Luís, MA
Fone: (98) 3878-2203
Fax: (98) 3878-2202
www.embrapa.br/cocais
www.embrapa.br/fale-conosco/sac

Comitê Local de Publicações
da Unidade Responsável

Presidente
Carlos Eugênio Vitoriano Lopes

Secretário-Executivo
João Batista Zonta

Membros
Renata da Silva Bomfim Gomes
João Flávio Bomfim Gomes
Luis Carlos Nogueira
Joaquim Bezerra Costa
Flávia Raquel Bessa Ferreira
Antônio Carlos Reis de Freitas
Guilherme Barbosa Abreu

Revisão de texto
Flávia Raquel Bessa Ferreira

Normalização bibliográfica
Enila Nobre Nascimento Calandrini Fernandes

Tratamento das ilustrações
José Rey Santos Souza

Projeto gráfico da coleção
Carlos Eduardo Felice Barbeiro

Editoração eletrônica
José Rey Santos Souza

Ilustração da capa
Maria de Lourdes Mendonça-Santos
Jean Michel Moura-Bueno

Versão online

Periodicidade: Irregular

Todos os direitos reservados.

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte,
constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Nome da unidade catalogadora

Aplicação de técnicas de mapeamento digital de solos no âmbito do zoneamento
ecológico-econômico do bioma Amazônia no Maranhão / Maria de Lourdes
Mendonça-Santos... [et al.]. – São Luís: Embrapa Cocais, 2020.

55 p. ; 16 cm x 22 cm. – (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento 03 / Embrapa
Cocais, ISSN 2527-1512 (On-line); 3).

1. Solo. 2. Classificação do solo. 3. Reconhecimento do solo. 4. Zoneamento
Ecológico-Econômico. 5. Maranhão. I. Mendonça-Santos, Maria de Lourdes. II.
Embrapa Cocais. III. Série.

CDD 21 ed. 631.48121

Sumário

Resumo	5
Abstract	7
Introdução.....	9
Material e Métodos	12
Resultados e Discussão	32
Conclusões.....	48
Agradecimentos.....	49
Referências	49

Aplicação de técnicas de mapeamento digital de solos no âmbito do Zoneamento Ecológico-Econômico do Bioma Amazônia no Maranhão

Maria de Lourdes Mendonça-Santos¹

Jean Michel Moura-Bueno²

Victor Lamarão de França³

Gustavo da Costa Freire⁴

João Batista Zonta⁵

Resumo – O conhecimento dos solos e de sua distribuição espacial na paisagem é um importante instrumento para o planejamento do uso das terras e para tomada de decisões para subsidiar políticas públicas, tais como o Zoneamento Ecológico-Econômico (ZEE). Esse conhecimento pode ser adquirido pelo levantamento e mapeamento pedológico convencional e/ou por meio da técnica de Mapeamento Digital de Solos (MDS). No Brasil, estudos relacionados à aplicação das técnicas de MDS iniciaram nos anos 2000, com o “2nd Workshop on Digital Soil Mapping”, organizado pela Embrapa Solos em 2004, onde vários estudos brasileiros foram apresentados, buscaram maximizar o uso de mapas e informações de solos pré-existentes (dados legados) e assim fornecer estimativas de classes e atributos do solo para áreas mais amplas. O presente trabalho teve como finalidade utilizar a técnica de MDS no MA com os seguintes objetivos: (a) organizar uma base de dados de solos referente à área do ZEE-Amazônia-MA; (b) gerar informações espaciais antecipadas sobre onde executar novas amostragens de solos; (c) realizar a predição de Classe de Solos e do Teor de Carbono Orgânico por meio de técnicas de MDS. A área de estudo possui aproximadamente 138.551,765 km² e compreende a área do ZEE-Amazônia-MA. Foram compilados 236 perfis de solo na área, onde 26 não apresentaram a classificação do tipo de solo conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos e 71 não tinham o teor de carbono orgânico. Dessa forma, o número de perfis considerado

¹ Engenheira Agrônoma, Ph.D. em Ciências, Pedologia e Geomática, Pesquisadora da Embrapa Cocais

² Engenheiro Agrônomo, D.Sc. em Ciências do Solo, Universidade Federal de Santa Maria

³ Graduado em Ciências Aquáticas, M.Sc. em Saúde e Ambiente

⁴ Estudante de Agronomia, Universidade Estadual do Maranhão

⁵ Engenheiro Agrônomo, D.Sc. em Fitotecnia, Analista da Embrapa Cocais

para modelagem preditiva de classes de solos foi 193 (236 – 17 perfis pouco representativos – 26 sem informação da classe). Já para o teor de carbono orgânico foi utilizado 165 perfis (236 - 71). Como covariáveis predictoras foram utilizadas 12 covariáveis do terreno, índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), uso e cobertura do solo, geomorfologia e geologia. O método utilizado na calibração dos modelos de predição das classes de solos (no nível de subordem) e do teor de carbono orgânico na camada de 0-30 cm foi o método Floresta Aleatória (*Random Forest*). Foram definidos 70 pontos de amostragem na área do ZEE-Amazônia-MA em locais com escassez de dados de solo. Os locais de amostragem desses pontos foram selecionados com base na variabilidade da paisagem pelo algoritmo de “Amostragem por Hipercubo Latino” condicionado (*conditioned Latin Hypercube Sampling*). O mapa de classes de solos gerado apresentou uma acurácia geral de 55% e Kappa de 0,60 na validação. A classe dos Argissolos Vermelho-Amarelos apresenta a maior área mapeada, seguido pela classe dos Latossolos Amarelos, Argissolos Amarelos, Plintossolos Argilúvicos e Gleissolos Hápicos. As classes com menor área mapeada foram Argissolos Vermelhos e Nossolos Flúvicos. O modelo de predição do teor de carbono orgânico apresentou na validação cruzada R^2 de 0,40 e RMSE (root-mean-square error) de 1.19%. O mapa do teor de carbono orgânico mostrou as áreas onde os teores de carbono são altos, por exemplo, na área da baixada maranhense. O alto teor de carbono indica a necessidade de criação de políticas públicas com objetivo de minimizar a degradação pelo uso inadequado do solo, que pode acarretar perda de carbono na forma de dióxido de carbono para atmosfera. Já em áreas com baixos teores de carbono, deve-se fomentar práticas de manejo, como sistemas de integração lavoura-pecuária-floresta (ILPF), visando aumentar o carbono orgânico do solo. Em geral, os resultados mostraram o potencial que a técnica de Mapeamento Digital de Solos possui em relação à geração de informações de solos para área do ZEE-Amazônia-MA, possibilitando a obtenção de uma base de dados sólida, em que as incertezas são informadas para o usuário final da informação. Isso auxilia na tomada de decisões mais assertivas por parte dos órgãos responsáveis por planejar e executar projetos de políticas públicas, assim como no planejamento do uso da terra por equipes técnicas.

Termos para indexação: mapeamento de solos, pedometria, Norte do Brasil, floresta Amazônica, classes de solos, carbono orgânico do solo.

Digital Soil Mapping Techniques applied to the Ecological_Economic Zoning of Maranhão State's Amazon Biome

Abstract – The knowledge of soils and their spatial distribution in the landscape is an important instrument for planning land use and for making decisions to subsidize public policies, such as Ecological-Economic Zoning (EEZ). This knowledge can be acquired through conventional pedological survey and mapping and/or through the Digital Soil Mapping (DSM) techniques. In Brazil, studies related to the application of the DSM techniques started in beginning of 2000, with the 2nd Workshop on Digital Soil Mapping, organized by Embrapa Soils, where several studies sought to maximize the use of maps and pre-existing soil information (legacy data) and thus provide estimates of soil classes and attributes for wider areas. The above, the present study aimed to use the DSM technique in the portion of Amazon located in Maranhão State with the following objectives: (a) to organize a soil database referring to the EEZ-Amazon-MA area; (b) to generate advanced spatial information on where to perform new soil sampling; (c) to perform the prediction of Soil Class and Organic Carbon Content using DSM techniques. The study area has approximately 138,551.765 km² and comprises the area of the EEZ-Amazon-MA area. A total of 236 soil profiles were found for this area and compiled, where 26 did not present the soil type classification according to the Brazilian Soil Classification System and 71 did not have the organic carbon content. Thus, the number of soil profiles considered for predictive modeling of soil classes was 193 out of 236 profiles, since 17 were considered not very representative and 26 have no class information. For the organic carbon content, 165 profiles were used (236 - 71). As predictive covariates, 12 terrain covariates, normalized difference vegetation index (NDVI), land use and cover, geomorphology, and geology were used. The Random Forest method was used in the calibration of the prediction models of the soil classes (at the suborder level) and the organic carbon content in the 0-30 cm layer. The 70 sampling points were defined in the area of the EEZ-Amazon-MA in places with the scarcity of soil data. The sampling locations of these points were selected based on landscape variability by the conditioned Latin Hypercube Sampling algorithm. The generated soil class map showed a general accuracy

of 55% and Kappa of 0.60 in the validation. The class of *Argissolos Vermelhos-Amarelos* has the largest mapped area, followed by *Latossolos Amarelos*, *Argissolos Amarelos*, *Plintossolos Argilúvicos* and *Gleissolos Háplicos*. The classes with the smallest mapped area were *Argissolos Vermelhos* and *Nossolos Flúvicos*. The organic carbon content prediction model presented in the cross-validation R^2 of 0.40 and RMSE (root-mean-square error) of 1.19%. The map of the organic carbon content showed the areas where the carbon content is high, for example, in the Maranhão lowland area. The high carbon content indicates the need for the creation of public policies in order to minimize the degradation due to inadequate land use, which can cause loss of carbon in the form of carbon dioxide to the atmosphere. In areas with low carbon content, management practices, such as integrated crop–livestock–forestry systems (ICLF), should be promoted, aiming at increasing the soil's organic carbon. In general, the results showed the potential that the Digital Soil Mapping techniques has in relation to the generation of soil information for the area of the EEZ-Amazon-MA, making it possible to obtain a solid database, in which the uncertainties are informed to the end user of the information. This assists in making more assertive decisions by the institutions responsible for planning and executing public policy projects, as well as in planning the use of land by technical teams.

Index terms: soil mapping, pedometrics, Northern Brazil, amazon rainforest, soil classes, soil organic carbon.

Introdução

O Zoneamento Ecológico-Econômico (ZEE) é um instrumento de apoio ao planejamento e ordenamento territorial, harmonizando as relações econômicas, sociais e ambientais (Bolfé et al., 2015). O ZEE do Bioma Amazônia o estado do Maranhão (ZEE-Amazônia-MA), na escala 1:250.000, permitirá a atualização das informações de diversos temas, incluindo solos do Estado do Maranhão, em um portal único, que servirá para outras análises e projetos que visem o planejamento de uso das terras em escalas mais detalhadas. A área geográfica objeto do ZEE-Amazônia-MA abrange 108 municípios com áreas pertencentes ao bioma Amazônia dentro do estado do Maranhão (MA). Sua execução tem demandado multidisciplinaridade, cooperação multi-institucional e compartilhamento de informações e dados, voltados para a integração das ações e políticas públicas territoriais, bem como articulação com a sociedade civil, integrando seus interesses em torno de um pacto pela gestão do território (Brasil, 2018). O conhecimento dos solos e de sua distribuição espacial na paisagem é um importante instrumento para o planejamento do uso das terras e para tomada de decisões para subsidiar políticas públicas, tais como o próprio ZEE, Zoneamento Agrícola de Risco Climático (ZARC) e outras. Esse conhecimento pode ser adquirido pelo levantamento e mapeamento pedológico convencional e/ou por meio da técnica de Mapeamento Digital de Solos (MDS) (McBratney; Santos; Minasny, 2003; Ma et al., 2019).

O MDS foi definido por Lagacherie, Mcbratney e Voltz (2006) como “*criação e inserção de dados em sistemas de informação espacial de solos por meio de modelos numéricos para inferir as variações espaciais e temporais de classes de solos e suas propriedades, a partir de observações, conhecimento e de dados de variáveis ambientais relacionados*”. A principal aplicação desta abordagem é substituir o mapa de solos baseado em polígonos, pelo mapa digital de classes e de propriedades do solo (por exemplo, teor de carbono orgânico) e de suas incertezas associadas. Esses mapas, armazenados e manuseados no formato digital, em ambientes de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), criam a possibilidade de organizar um amplo conjunto de dados para análise e interpretações em qualquer época, constituindo-se em importante ferramenta para a tomada de decisão em termos de planejamento do uso das terras e políticas públicas.

A predição de classes e propriedades de solos no mapeamento digital fundamenta-se nas relações existentes entre solos e seus fatores e processos de formação, ao que denominamos de covariáveis ambientais. A lógica desse raciocínio tem como base a equação de Jenny (1941) que foi formulada a partir do reconhecimento dos fatores responsáveis pela formação dos solos, previamente descritas por Dokuchaev em 1883, em formulação mais quantitativa,

$$S = f(cl, o, r, p, t)$$

onde, **S** representa o Solo; **cl** o clima, **o** os organismos, inclusive atividades antrópicas, **r** o relevo, **p** o material originário e **t** o tempo.

McBratney, Santos e Minasny (2003), com base nos avanços tecnológicos atuais, generalizaram e formularam uma equação semelhante, com o objetivo de explicar as variáveis responsáveis pelos processos de formação dos solos, com uma descrição quantitativa causal solo-ambiente, das relações entre outros fatores espaciais referenciados (ou covariáveis ambientais), que são usados aqui como funções espaciais de predição. Sete fatores são considerados: **s**: solo, outras propriedades do solo em um determinado ponto; **c**: clima, propriedades climáticas do ambiente em determinado ponto; **o**: organismos, vegetação ou fauna ou atividades antrópicas; **r**: topografia, atributos da paisagem; **p**: material originário, litologia; **a**: idade, fator de tempo; **n**: espaço, georreferenciamento do terreno.

Assim, o solo (s) pode ser considerado como um fator em si, porque pode ser predito a partir de suas propriedades, ou as propriedades podem ser preditas a partir de classes ou de outras propriedades. O modelo **s.c.o.r.p.a.n** pode ser representado como:

$$Sc = f(s, c, o, r, p, a, n) \text{ ou } Sa = f(s, c, o, r, p, a, n)$$

onde **Sc** é classe de solos e **Sa** atributos de solo. O **s** representa as informações de solos provenientes de um mapa existente, de sensores remotos ou por meio do conhecimento de especialista. Estão implícitas as coordenadas espaciais x, y (localização geográfica) e uma coordenada

aproximada de tempo, ft. Essa coordenada de tempo pode ser expressa como “cerca de um tempo t”.

Cada fator do modelo *s.c.o.r.p.a.n* é representado por um conjunto de uma ou mais covariáveis ambientais contínuas ou categóricas, por exemplo, o fator *r* por elevação, declividade ou outros atributos derivados do Modelo Digital do Terreno (MDT). As fontes de dados, os métodos para estimar *f*, assim como os passos para executar o *s.c.o.r.p.a.n* são apresentados e amplamente discutidos na revisão feita por McBratney, Santos e Minasny (2003).

No Brasil, estudos relacionados à aplicação da técnica de MDS iniciaram a partir de 2006, quando vários estudos buscaram maximizar o uso de mapas e informações de solos pré-existentes (dados legados) e assim fornecer estimativas de classes e atributos do solo para áreas mais amplas. Os primeiros estudos de MDS de classes de solos foram realizados por Giasson et al. (2006) no Estado do Rio Grande do Sul e por Mendonça-Santos et al. (2008) no Estado do Rio de Janeiro (RJ). Já o MDS de atributos do solo foi iniciado por Mendonça-Santos et al. (2007) com a modelagem do estoque de carbono orgânico do Estado do RJ. Cancian, Dalmolin e Caten (2018) realizaram uma análise bibliométrica da produção científica na temática do MDS no período de 1996 a 2017 e percebeu que as publicações estão aumentando e que a pesquisa brasileira está ganhando destaque no cenário mundial. Um exemplo é o mapa de estoque de carbono orgânico do solo na camada 0-30 cm para todo o território brasileiro (Vasques et al., 2017). Esse mapa foi elaborado usando técnicas de MDS a partir de dados de solos e covariáveis ambientais para compor o Mapa Global de Carbono Orgânico do Solo, um dos objetivos da Aliança Mundial pelo Solo (GSP) da *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO). No entanto, uma revisão sistemática de 334 artigos de MDS de classe de solo no território brasileiro, realizado por Coelho et al. (2020) mostra que não existe nenhum trabalho publicado nessa temática realizado dentro do estado do Maranhão.

Nesse contexto, o Brasil está implementando um programa de levantamento de solos de todo território nacional denominado de

PronaSolos. Esse programa tem como objetivo mapear 8.516.000 km², em escalas que variam de 1:25.000 a 1:100.000 (Polidoro et al., 2016). Pela disponibilidade de dados legados no Brasil, inclusive com a recente criação do Repositório Brasileiro Livre para Dados Abertos de Solo (RBLDAS) (Samuel-Rosa et al., 2018), o MDS vai ser uma ferramenta essencial para dar suporte e otimizar a execução do PronaSolos. Tal fato já foi constatado por Hendriks et al. (2019), que mostrou que estudos regionais são beneficiados com o uso de dados legados. Além disso, o emprego de dados legados no MDS pode orientar novos designers de amostragem, diminuindo os custos e otimizando o espaço amostral (Stumpf et al., 2016).

O presente trabalho teve como finalidade utilizar a técnica de MDS no Maranhão com os seguintes objetivos: (a) organizar uma base de dados de solos referente à área do ZEE-Amazônia-MA; (b) gerar informações espaciais antecipadas sobre onde executar novas amostragens de solos; (c) realizar a predição de Classe de Solos e do Teor de Carbono Orgânico por meio de técnicas de MDS. Devido à escassez de informações sobre a densidade do solo (Ds) do solo para área do ZEE-Amazônia-MA, não foi possível a elaboração do mapa de Estoque de Carbono Orgânico. Assim, optamos por elaborar o mapa do Teor de Carbono Orgânico.

Material e Métodos

Caracterização da área de estudo

A área de estudo possui aproximadamente 138.551,765 km² e compreende a parte ocidental do Estado do MA, localizada entre as coordenadas 1° 05' 06" e 06° 19' 11" de latitude Sul e 43° 22' 12" e 48° 52' 07" de longitude Oeste (Figura 1). Essa área correspondente ao Bioma Amazônia do estado do MA, que representa 24,46% do território maranhense, no qual estão incluídos 108 municípios. A área está localizada na região tropical do Brasil, onde predominam os climas Aw (inverno seco), As (verão seco), Am (maçônico - intermediário entre Aw e

As), segundo a classificação de Köppen. Na parte Norte, concentram-se os maiores volumes pluviométricos, com totais anuais superiores a 2.000 mm. Por outro lado, na parte Sul os totais anuais são inferiores a 1.500mm. A temperatura média anual do ar é de 27,3°C. O relevo que varia de plano a montanhoso, com altitudes em relação ao nível do mar variando de 1 (um) metro na parte Norte a 500 metros na parte Sul.

Em relação à geomorfologia, geologia, vegetação e classes de solo, a região noroeste do Bioma Amazônia-MA compreende o domínio geomorfológico *Superfícies Aplainadas do Noroeste do MA*, o qual é originalmente coberto por floresta tropical e com material parental pré-cambriano, onde predomina a classes dos Argissolos e Plintossolos (Dantas et al., 2013). A região nos domínios *Litoral das Reentrâncias Maranhenses e Golfão e Baixada Maranhense* são encontrados sedimentos quaternários eólicos não consolidados e deposição fluvio-marinha, onde uma extensa planície é dominada por Gleissolos e Vertissolos, bem como alguns Neossolo Flúvicos e Organossolos (Dantas et al., 2013). Na porção centro-norte, são encontrados os domínios *Superfície Sublitorânea de Bacanal* - compostos por material sedimentar da de idade cretácia da Formação Itapecuru; e *Tabuleiros de São Luís de Alcântara-Guimarães* – compostos por sedimentos do Grupo Barreiras e arenitos intemperizados da Formação Itapecuru. Em ambos os domínios são encontrados o predomínio de Plintossolos, Argissolos sob uma vegetação transitória de palmeiras localmente identificadas como Mata de Cocais (Babaçu) e, em menor escala, podem ser encontrados Gleissolos e Vertissolos nas áreas abaciadas e mal drenadas (Dantas et al., 2013). Na região centro-sul do Bioma Amazônia-MA, ocorrem os domínios *Planalto Dissecado Gurupi-Grajaú* e *Depressão do Médio Vale do Rio Tocantins*. Nesses domínios são encontrados arenitos do período Permiano, cobertos por vegetação de cerrado e dominados por Latossolos, Plintossolos e Neossolos Quartzarênicos. Na parte oeste, encontram-se rochas basálticas do período Jurássico-Cretáceo, formando Nitossolos, Latossolos e Vertissolos, cobertos por floresta sempre-verde, uma transição para a floresta amazônica (Dantas et al., 2013).

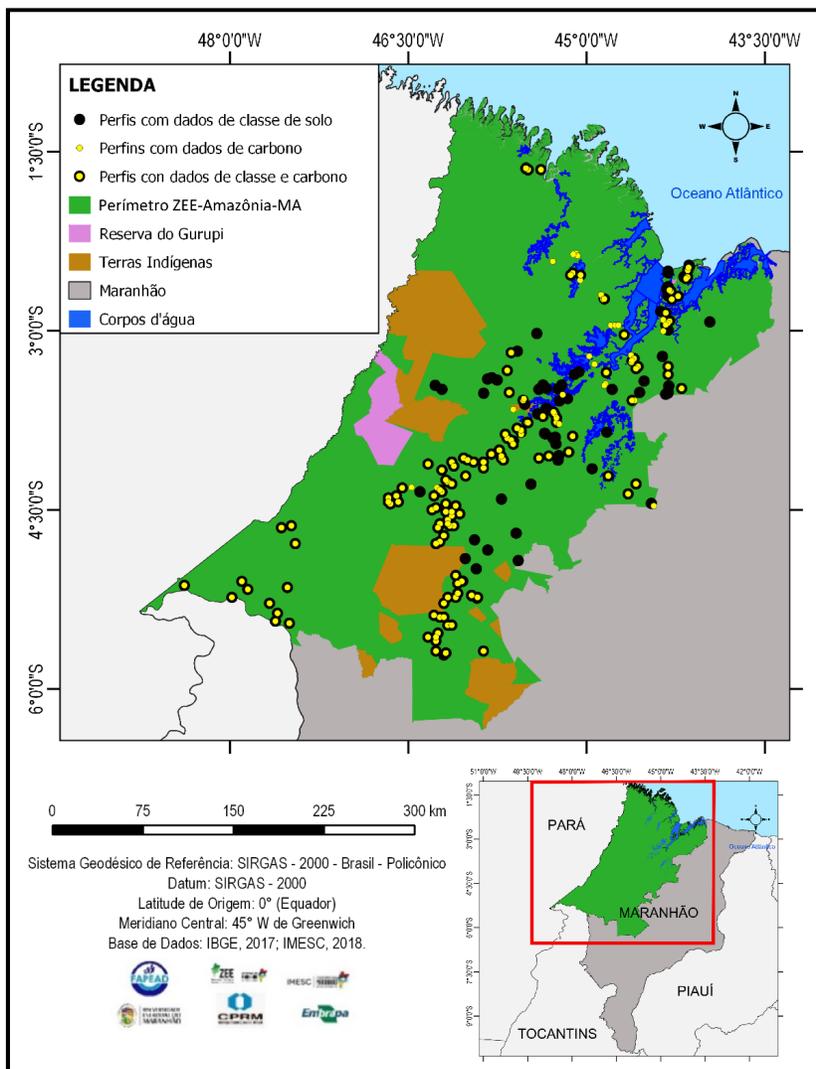


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo do ZEE-Amazônia-MA e localização dos perfis de solos do ZEE-Amazônia-MA, contendo o a informação da classe de solo e do teor de carbono orgânico do solo.

O fluxograma dos procedimentos metodológicos empregados neste trabalho são resumidos na Figura 2. A metodologia adotada em cada um dos procedimentos é descrita detalhadamente nos próximos subitens do Material e Métodos.

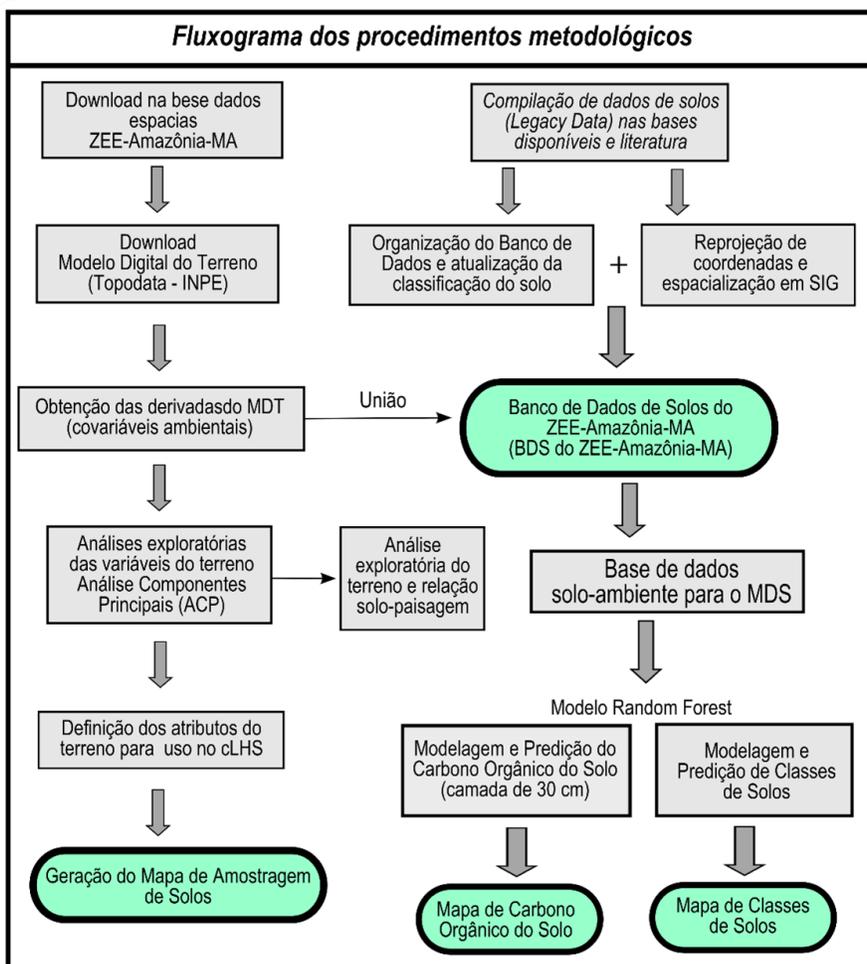


Figura 2. Fluxograma dos procedimentos metodológicos empregados no trabalho.

Organização do Banco de Dados de Solos do ZEE-Amazônia-MA

A organização do Banco de Dados de Solos (BDS) do ZEE-Amazônia-MA foi realizada a partir da busca de dados de solos em diversas fontes, a saber: Banco de Dados de Solos da Embrapa⁶, Repositório Brasileiro Livre

⁶ https://www.bdsolos.cnptia.embrapa.br/consulta_publica.html

para Dados Abertos do Solo⁷ e compilação de estudos (Levantamentos de Solos), em escalas cartográficas variadas, realizados entre os anos de 1973 a 2017 (Tabela 1). Todas as informações foram tabuladas em planilhas Excel e realizou-se a atualização da classificação dos solos até o segundo nível categórico, para os Levantamentos de Solos realizados antes de 2018, de acordo com o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos atualmente em vigor (Santos et al., 2018).

Tabela 1 – Descrição dos estudos compilados para formação do BDS do ZEE- Amazônia-MA.

Fonte	Título do trabalho	Escala
(Brasil, 1973b)	Levantamento de Recursos Naturais – Volume 3: Folha SA. 23 São Luis e parte da folha SA. 24 Fortaleza; Solos.	1:750.000
(Brasil, 1973a)	Levantamento de Recursos Naturais – Volume 2: Folha SB. 23 Teresina e parte da folha SB. 24 Jaguaribe; Solos.	1:750.000
(Brasil, 1974)	Levantamento de Recursos Naturais – Volume 5: Folha SA. 22 Belém; Solos.	1:750.000
(Embrapa, 1982)	Levantamento de reconhecimento de média intensidade dos solos e avaliação da aptidão agrícola das terras da área do Polo Pré-Amazônia Maranhense	1:250.00
(Embrapa, 1984)	Zoneamento edafoclimático do babaçu nos Estados do Maranhão e Piauí	-
(Embrapa, 1986)	Levantamento exploratório-reconhecimento de solos do Estado do Maranhão	1:750.000
(Pires, 1990)	Solos e superfícies geomorfológicas do oeste maranhense; Rio Pindaré.	-
(Heck; Mermut; Santos, 1999)	Iron oxides in plinthic soils on sedimentary deposits in northeastern Brazil	-
(Silva, 2005a)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Kaiser, município de Balsas (MA).	-
(Silva, 2005b)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Pé-de-Bicho, município de Balsas (MA).	-

(Martins, 2006)	Indicadores de qualidade de um plintossolo e relação com a produtividade do milho sob plantio direto em aléias.	-
(Silva, 2008)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda São João, município de Fortaleza dos Nogueiras (MA).	-
(Silva, 2009)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Itapajé, município de Coelho Neto (MA)	-
(Valladares, 2009)	Caracterização química e granulométrica de solos do Golfão maranhense	-
(Ebeling, 2010)	Características Estruturais da Matéria Orgânica em Organossolos Háplicos	-
(Silva, 2010)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras do Projeto Florestal da Gusa Nordeste S/A, município de Buriti Bravo (MA).	-
(Silva, 2012)	Mapeamento geomorfológico da Ilha do Maranhão.	-
(Silva, 2014)	Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Eldorado, municípios de Igarapé do Meio, Bela Vista do Maranhão e Monção(MA).	-
(Carvalho et al., 2015)	Solos da Ilha do Maranhão	1:250.000
(Silva, 2015)	Caracterização da Cobertura Pedológica da Bacia Hidrográfica do Rio Mearim	-
(Santos, 2016)	Serviços ambientais em diferentes sistemas de uso e ocupação do solo no município de Monção-MA, Amazônia oriental, Brasil	-
(Venturieri et al., 2017)	Potencialidade Agrícola de Municípios ao Longo da Ferrovia Carajás-Itaqui, entre Santa Inês e São Luis, MA	-

De posse da planilha com os dados de solos, foi realizada a conversão dos sistemas de coordenadas dos perfis coletados nas décadas 1970 e 1980, para o Sistema de Referência de Coordenadas (SRC) oficial no

Brasil, o SIRGAS2000. Em seguida, os pontos foram espacializados em SIG para a visualização de sua localização e posterior seleção dos perfis de solo localizados na área do ZEE-Amazônia-MA. Também foi realizada a checagem da localização dos pontos em ambiente SIG, com objetivo de identificar discrepâncias entre as características da paisagem e a classe de solo atribuída no banco de dados. Em seguida, foi realizada a análise exploratória dos dados contidos no BDS do ZEE-Amazônia-MA, onde foi quantificado o número de perfis por classe de solo e avaliar a necessidade de exclusão de classes de solos pouco representativas no BDS do ZEE-Amazônia-MA, antes de realizar a modelagem preditiva de classes de solos. Além disso, foi explorado o número de amostras que continham dados do teor de carbono orgânico do solo visando preparar o conjunto de dados para realizar a predição espacial do teor de carbono orgânico.

Para o estado do Maranhão, foram levantados e compilados 335 perfis de solos, obtidos de diversas fontes (Tabela 1). Desse total, apenas 236 perfis encontram-se na área do ZEE-Amazônia-MA. Dos 236 perfis de solo, 26 não apresentam a classificação do tipo de solo conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS) (Santos et al., 2018) e 71 não possuem dados do teor de carbono orgânico do solo. Dessa forma, o número de perfis considerado no BDS do ZEE-Amazônia-MA (Figura 1) para modelagem preditiva de classes de solos foi 210 perfis e para o do teor de carbono orgânico foi 165 perfis. Esses 165 perfis de solo que continham os dados de carbono orgânico, totalizaram 785 camadas. Dos 165 perfis de solo, apenas 33 apresentam dados de densidade aparente do solo (D_s). A D_s é imprescindível para calcular o Estoque de Carbono Orgânico do Solo e posteriormente elaboração do mapa. Nesse caso, no presente estudo não foi possível gerar o mapa de Estoque de Carbono Orgânico do Solo. A solução possível foi gerar o mapa do Teor de Carbono Orgânico do Solo, para a área do ZEE-Amazônia-MA (apresentado no item 3.6).

Obtenção e Tratamento de Covariáveis Ambientais

Foram obtidas covariáveis relacionadas à topografia do terreno, vegetação, geologia e geomorfologia. Essas covariáveis foram utilizadas como dados auxiliares (covariáveis preditoras) no Mapeamento Digital do Solo (MDS) de classes de solo e do teor de carbono orgânico, representando os fatores: *relevo “r”*, *organismos “o”* e *material parental “p”* do modelo *s.c.o.r.p.a.n* (McBratney; Santos; Minasny, 2003). Todos os processamentos das covariáveis foram realizados nos softwares QGIS 3.2.0 (QGIS Development Team, 2018) e SAGA GIS 2.2.3 (Conrad et al., 2015) e ArcGis 10.2 (ESRI).

As covariáveis relacionadas ao terreno foram obtidas a partir do Modelo Digital do Terreno (MDT), disponibilizado gratuitamente pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) por meio do projeto TOPODATA⁸ na resolução de 30 metros (Valeriano; Rosseti, 2011). As quadrículas do MDT referente à área de estudo foram importadas para o ambiente SIG, e em seguida foi obtido o mosaico do MDT pela ferramenta *mosaic raster*. Foram realizadas análises para detectar e tratar *outliers*, como pixels cercados por outros pixels de valores muito mais baixos. As correções desses pixels no MDT foram realizadas utilizando-se o algoritmo *DTM filter*, com um raio de busca de três pixels e um *slope* máximo permitido de 45%. Além disso, foram corrigidas as depressões espúrias do MDT utilizando o algoritmo *Fill Sinks*, conforme descrito por Hengl e Reuter (2008). Devido ao fato da escala cartográfica de mapeamento do projeto ZEE-MA ser de 1:250.000, a resolução espacial compatível com essa escala seria de aproximadamente 200 metros (McBratney; Santos; Minasny, 2003). Visando obter uma análise mais detalhada do terreno para posterior predição espacial do carbono orgânico do solo, optamos por utilizar o MDT com resolução espacial de 90 metros. Assim, o MDT do TOPODATA (com resolução espacial original de 30 metros) foi interpolado para 90 metros utilizando-se o método de interpolação *B-Spline* da ferramenta *Resampling* do SAGA GIS.

⁸ <http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/> (INPE, 2018)

Tabela 2: Covariáveis primárias e secundárias do terreno derivadas do MDT.

Abreviação	Nome da Covariável (português)	Nome da Covariável (inglês)	Unidade
Variáveis primárias			
ELEV	Elevação	Elevation	Metro
SLOPE	Declividade	Slope	Graus
RSP	Posição relativa do declive	Relative position slope	Adimensional
CG	Curvatura geral	Geral curvature	metro ⁻¹
CV	Curvatura vertical	Vertical curvature	metro ⁻¹
VD	Profundidade do vale	Valley depth	Metro
CNBL	Nível base da rede de drenagem	Channel Network Base Level	Metro
Variáveis secundárias			
LS	Fator LS	LS Factor	Adimensional
IRT	Índice de rugosidade do terreno	Terrain ruggedness index	Adimensional
IUT	Índice de umidade topográfica	Topographic wetness index	Adimensional
IC	Índice de convergência	Convergence index	Adimensional
IPE	Índice potencial de escoamento	Potential flow index	Adimensional

A partir do MDT (90 metros), foram derivadas 12 covariáveis do terreno, sendo 7 primárias e 5 secundárias (Tabela 2), segundo classificação de Wilson e Gallant (2000). A seleção dessas covariáveis foi feita de acordo com os seus usos em mapeamento digital de solos e de sua relação com os processos de formação dos solos (Moore et al., 1993; McBratney; Santos; Minasny, 2003). As covariáveis foram obtidas utilizando a ferramenta *Terrain Analyses* no SAGA GIS, em que cada covariável compõe um plano de informação (Figura 3).

As covariáveis relacionadas à vegetação foram o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Uso e Cobertura do Solo. O NDVI realça o comportamento espectral, correlacionando-os com os parâmetros biofísicos da vegetação (Moreira, 2011). Para obtenção do NDVI foram utilizadas imagens

do satélite Landsat-5 Thematic Mapper (TM) (bandas 3 e 4) do ano de 1984 e Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) (bandas 4 e 5) do ano de 2017, referente à Órbita 220 a 223 e Pontos 061 a 064. As imagens foram obtidas no catálogo de imagens do INPE. A escolha de imagens do ano de 1984 foi feita devido à proximidade no tempo, com a coleta da maior parte dos dados disponíveis de solos, especialmente para os teores de Carbono Orgânico do Solo do BDS do ZEE-Amazônia-MA. Já as imagens do ano de 2017 foram escolhidas devido à sua proximidade no tempo com a nova amostragem de solo foi realizada no presente projeto. No momento do *download* das quadrículas, a qualidade das imagens foi sempre levada em consideração, prevalecendo as imagens com menor percentual de cobertura de nuvens (de até 30%). Por isso, a data das imagens de cada quadrícula variou entre os meses de julho a dezembro. Em seguida, foram feitos os procedimentos necessários para cálculo do NDVI de cada quadrícula dos anos de 1984 e 2017, conforme as etapas, a saber: 1) composição de bandas 3R2G1B, referentes às imagens do Landsat-5 TM, e composição de bandas 4R3G2B, referentes às imagens do Landsat-8 OLI, por meio da caixa de ferramenta *ArcToolbox/Data Management Tools/Raster/Raster Processing/Composition bands* do software ArcGIS 10.2; 2) geração do índice de vegetação NDVI (Figura 3), por meio da ferramenta *Raster Calculator* do software ArcGIS 10.2 (ESRI).

A covariável ambiental uso e cobertura do solo foi obtida dos dados disponibilizados pelo Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil (MapBiomass)⁹, desenvolvido e operado a partir da plataforma *Google Earth Engine*. No presente estudo, foi utilizado o mapa do ano de 2017 (Figura 3).

As covariáveis relacionadas com a Geomorfologia e Geologia foram obtidas do Banco de Dados Oficiais do ZEE-MA¹⁰. As classes geomorfológicas (atributo “forma”) e unidades geológicas (atributo “unidade geológica”) foram derivadas dos mapas de Geomorfologia (escala 1:250.000) e Geologia (escala 1:250.000), respectivamente (Figura 3).

⁹ <http://mapbiomas.org/pages>

¹⁰ <http://www.zee.ma.gov.br/Portal/basededados>

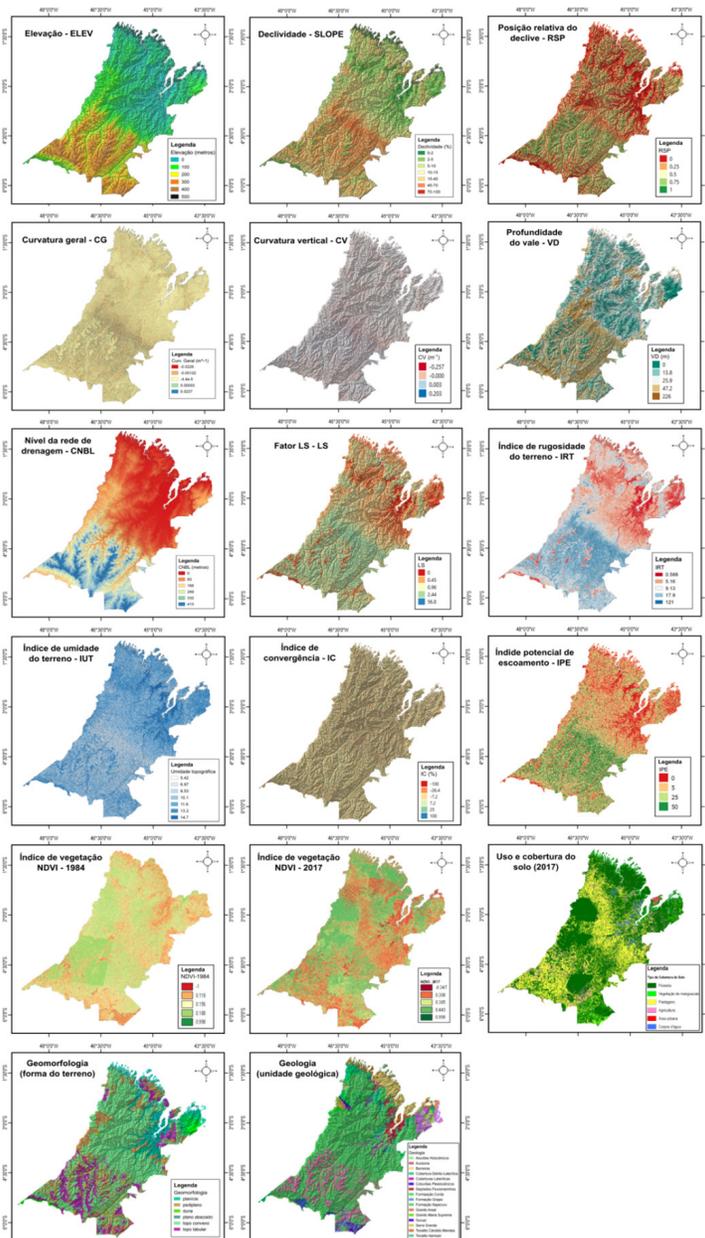


Figura 3. Representação das 12 covariáveis do terreno derivadas do MDT, NDVI referente aos anos 1984 e 2017, Uso e Cobertura do Solo, Geomorfologia e Geologia (resolução espacial 90 metros).

Elaboração do Mapa de Amostragem de Solos

Foram definidos 70 pontos de amostragem na área do ZEE-Amazônia-MA. Os locais de amostragem desses pontos foram selecionados com base na variabilidade da paisagem pelo algoritmo de amostragem por Hipercubo Latino condicionado (*conditioned Latin Hypercube Sampling - cLHS*), visando obter a alocação dos pontos em relação à distribuição da variabilidade da paisagem. Esse método foi proposto por Minasny e McBratney (2006), em uma adaptação do método LHS (McKay; Beckman; Conover, 1979), e propõe a estratificação da amostragem utilizando dados auxiliares (por exemplo, covariáveis ambientais), onde são criadas condicionantes para a alocação dos pontos. Essa metodologia tem sido usada em estudos de MDS, por contemplar na amostragem a variação da paisagem (Minasny; McBratney, 2006; Carvalho-Junior et al., 2014).

Para conhecer as covariáveis do terreno que mais explicam a variabilidade da paisagem da área, foi realizada uma análise exploratória do terreno a partir de uma malha de amostragem de 720 pontos distribuídos de forma regular (equidistantes 10 x 10 km) sobre a área do ZEE-Amazônia-MA. Essa malha foi gerada no QGIS por meio da ferramenta pontos regulares. Para atribuir o valor da célula (pixel) correspondente a cada covariável do terreno para as coordenadas dos 720 pontos, utilizou-se a função *extract* do pacote *raster* (Hijmans, 2018) implementado no R (R Core Team, 2018). Em seguida, procedeu-se à análise exploratória dos dados, a qual foi realizada por meio da Análise de Componentes Principais (ACP) por meio do pacote *FactoMineR* (Le; Josse; Husson, 2008) implementado no R (R Core Team, 2018). A ACP é amplamente utilizada na literatura em geral e em MDS em particular (Caten et al., 2011a), para estudar a variação do terreno e identificar as covariáveis mais explicativas da variação da paisagem. Os resultados da ACP foram utilizados para selecionar as covariáveis do terreno responsáveis por explicar a maior parte da variabilidade da paisagem. Essas variáveis foram utilizadas como condicionantes no algoritmo de amostragem *cLHS* para gerar o Mapa de Amostragem de Solos. Antes de obter a distribuição dos pontos pelo *cLHS*, foram excluídos os pontos alocados em locais onde não se tem acesso para realizar a coleta de amostras do solo, como áreas indígenas, reservas biológicas e áreas alagadas

de difícil acesso (Figura 4a). Além disso, também foi excluída a área em torno dos 210 perfis de solo já existentes no BDS do ZEE-Amazônia-MA, com o objetivo de alocar os demais pontos em locais onde não se tem informação sobre os solos. Para isso, foi utilizado um *buffer* de 15 km a partir da localização dos 210 perfis (Figura 4b). Visando facilitar o acesso no momento da amostragem dos 70 pontos, foi gerado um *buffer* de 100 m ao longo das estradas, sendo este utilizado no recorte das covariáveis do terreno utilizadas no processo de amostragem pelo algoritmo *cLHS*. Dessa forma, os foram alocados próximos das estradas.

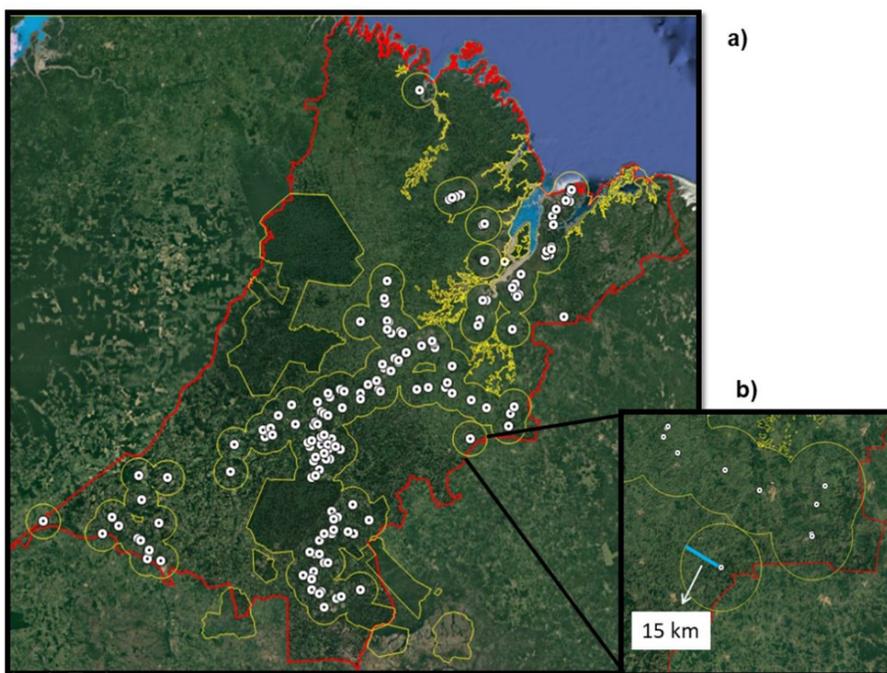


Figura 4. (a) Limite da área do ZEE-Amazônia-MA (linha vermelha) sobre a imagem do Google Earth, áreas excluídas da amostragem de solo (polígonos em linha amarela) e alocação dos perfis de solo; (b) indicação do *buffer* de 15 km da localização dos perfis.

Após a exclusão das áreas citadas e delimitação das áreas ao longo das estradas, o algoritmo de amostragem *cLHS* foi utilizado através da função *clhs* do pacote *clhs* (Roudier; Hewitt; Beaudette, 2012) implementado no R (R Core Team, 2018). As covariáveis do terreno utilizadas como condicionantes para a definição dos locais de

amostragem foram as quatro covariáveis do terreno selecionados pela ACP (resultados apresentados no item 3.2), quais sejam: elevação – ELEV, declividade - SLOPE, índice de umidade do terreno – IUT, distância da rede de drenagem - CNBL e curvatura geral do terreno – CG.

Análise Exploratória da Relação Solo-Paisagem

Esta etapa foi realizada a partir da análise entre as covariáveis ambientais (elevação – ELEV, declividade - SLOPE, índice de umidade do terreno – IUT, distância da rede de drenagem - CNBL e curvatura geral do terreno - CG) e os 210 perfis de solo do BDS do ZEE-Amazônia-MA. Essas covariáveis foram selecionadas com base no fato delas explicarem 71,6% da variância das características do terreno (dados obtidos pela ACP no item 3.2).

O valor da célula (pixel) correspondente a cada variável do terreno foi atribuído para cada um dos perfis do BDS do ZEE-Amazônia-MA. Para isso, foi utilizada a ferramenta *Add Grid Values to Shapes* a partir do método interpolador do vizinho mais próximo (*nearest neighbor*) do pacote *raster* (Hijmans, 2018) implementado no R (R Core Team, 2018). Esse processo resultou em uma tabela contendo o valor de cada variável do terreno para cada perfil de solo. A partir dessa tabela geram-se os *boxplots*, os quais foram utilizados para a análise exploratória da relação solo-paisagem. As informações de litologia/geologia e geomorfologia também foram usadas para estudar a relação solo-paisagem. A partir do conhecimento especialista (*expert knowledge*) de um Pedólogo, foi apresentada na forma de fluxograma (*script*) a relação solo-paisagem que descreve a distribuição de cada classe de solo de acordo com as covariáveis ambientais (elevação – ELEV, declividade - SLOPE, índice de umidade do terreno – IUT, distância da rede de drenagem – CNBL, curvatura geral do terreno – CG, geologia e geomorfologia). Isso foi utilizado para fazer a interpretação da importância das covariáveis empregadas na geração do Mapa Digital de Classes de Solos. Segundo McKenzie e Ryan (1999), o estudo da relação entre o solo e o ambiente é de extrema importância para o mapeamento digital de solos e influencia diretamente nos resultados obtidos.

Predição Espacial de Classes de Solos

Foi observada pouca representatividade (disponibilidade de dados) no BDS do ZEE-Amazônia-MA das seguintes classes de solos entre os 210 perfis existentes na área: Vertissolos Hidromórfico (1 perfil), Cambissolos Háplico (1 perfil), Plitossolos Pétricos (1 perfil), Organossolos Háplico (1 perfil), Luvisolos Crômicos (1 perfil), Gleissolos Melânicos (1 perfis), Gleissolos Tiomórficos (2 perfis), Luvisolos Háplicos (3 perfis), Latossolos Vermelho-Amarelos (3 perfis) e NeossoloS Litólicos (3 perfis). Então, optou-se por eliminar os perfis dessas classes pouco representadas, antes de se proceder à modelagem propriamente dita, por não haver número suficiente de perfis para o processamento matemático. Para gerar o modelo de predição de classes de solo, o conjunto de perfis de solo $n = 193$ (210 perfis – 17 perfis pouco representativos) (Tabela 3) foi particionado aleatoriamente em dois conjuntos de dados, sendo o primeiro conjunto (calibração do modelo) com 70% das amostras e o segundo conjunto (validação), com 30% das amostras.

Para predizer as classes de solos no nível de subordem (2º nível categórico do SiBCS - Santos et al., 2018), foi utilizado o método multivariado Floresta Aleatória (*Random Forest - RF*). O RF é um modelo aprendiz não-paramétrico, que pode ser aplicado a predições de variáveis contínuas e categóricas, por meio de um conjunto de árvores de classificação aleatórias (Breiman, 2001). O algoritmo de RF usa repetidos conjuntos de amostras com substituição por *bootstrap*, sempre com o mesmo tamanho do conjunto de treinamento para a construção das árvores individuais (Breiman, 2001). O RF é vantajoso devido à sua capacidade de lidar com dados numéricos e categóricos, sem qualquer suposição de distribuição de probabilidade, robustez contra a não linearidade e *overfitting*, além de apresentar a medida de importância das covariáveis na predição de cada classe de solo (Hounkpatin et al., 2018). Esse método é bastante utilizado no mapeamento digital do solo, principalmente, porque não requer que pressupostos estatísticos sejam atendidos, como no caso da regressão linear.

Tabela 3: Distribuição das classes de solos no 2º nível categórico (Subordem) do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos - SiBCS (Santos et al., 2018) dos 193 perfis utilizados na predição das classes de solo.

Simbologia da Classe de Solo	Subordem do SiBCS	Número de perfis	%
PVA	Argissolo Vermelho-Amarelo	33	17.1
PA	Argissolo Amarelo	29	15.0
FT	Plintossolo Argilúvico	28	14.5
LA	Latossolo Amarelo	26	13.5
FX	Plintossolo Háplico	24	12.4
RQ	Neossolo Quartzarênico	17	8.8
PV	Argissolo Vermelho	16	8.3
GX	Gleissolo Háplico	12	6.2
RY	Neossolo Flúvico	8	4.2
Total	-	193	100

Para implementar os modelos de RF, três parâmetros são necessários: número de árvores na floresta (ntree); quantidade mínima de dados em cada nó terminal (tamanho do nó); e número de covariáveis usadas em cada árvore (mtry) (Liaw; Wiener, 2002). Neste estudo, os parâmetros foram otimizados com mtry = 2, n-tree = 1,000 e nodesize = 1.

Na construção do modelo de predição de classes de solos foram utilizadas como variáveis preditoras, as seguintes covariáveis do terreno: ELEV – elevação; CNBL – distância da drenagem; RSP – posição relativa do declive; VD – profundidade do vale; LS – comprimento da rampa (fator LS); IRT – índice de rugosidade do terreno; IUT – índice de umidade do terreno; CG – curvatura geral; SLOPE – declividade; IC – índice de convergência; CV – curvatura vertical. Além dessas covariáveis, também foi as covariáveis geologia, geomorfologia, uso e cobertura do solo e índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI.

Para a avaliação do modelo de predição, foram geradas as respectivas matrizes de confusão para calibração e validação, obtendo-se os valores de acurácia geral – AG (Equação 1), acurácia da classe - AC (Equação 2) e índice kappa – K (Equação 3) (Congalton, 1991).

$$AG(\%) = \frac{Pc}{Pt} \times 100 \quad (1)$$

$$AC(\%) = \frac{n_{ii}}{n_{1+}} \quad (2)$$

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r n_{ii} - \sum_{i=1}^r n_{i+} n_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r n_{i+} n_{+i}} \quad (3)$$

Em que: Pc = somatório das observações corretamente classificadas; Pt = somatório total das observações; n_{ii} = número de observações na linha “ i ” e coluna “ i ” da matriz de confusão; n_{1+} é proporção da classe predita que concorda com os dados de referência (validação); r = número de linhas na matriz; n_{i+} e n_{+i} = totais marginais da linha[i] e coluna[i] da matriz de confusão, respectivamente; N = número total de observações.

A AG foi calculada para avaliar a proporção de pixels corretamente preditos em relação ao número de pixels totais nos mapas e a AC, foi utilizada para avaliar a proporção de pixels corretos de cada classe de solo (Congalton, 1991). O valor de índice kappa pode ser classificado de acordo com Landis e Koch (1977) nas seguintes classes: $k \leq 0,2$: ruim; $0,2 < k \leq 0,4$: razoável; $0,4 < k \leq 0,6$: bom; $0,6 < k \leq 0,8$: muito bom e $k \geq 0,8$: excelente. A avaliação da incerteza do modelo de predição foi derivada, sendo representada pela estatística do índice de confusão (Burrough; Van Gaans; Hootsmans, 1997). O índice de confusão pode ser caracterizado por valores de probabilidade que são produzidos como um subproduto da classificação preditiva. Esse índice traz uma medida da confusão que o modelo preditivo faz entre as duas classes de solo mais prováveis. O índice varia entre 0 e 1, onde 1 significa máxima confusão (mínima precisão) e 0 a mínima confusão (máximas precisão). O índice de confusão foi calculado usando a seguinte forma: $IC = 1 - (P1 - P2)$. O $P1$ e $P2$ são, respectivamente, as probabilidades da classe de solo mais provável e a segunda classe de solo mais provável. Além disso, foi calculada importância (em %) de cada covariável do terreno na predição de cada classe de solo. Para isso, foi utilizada a função *varImp* do pacote “*caret*” (Kuhn, 2008) implementado no R (R Core Team, 2018).

A partir do modelo de predição, foi gerado o Mapa Digital de Classes de Solo para o segundo nível categórico (subordem) do SiBCS (Santos et al., 2018) para toda a área utilizando a função *predict* do pacote *raster* (Hijmans, 2018) implementado no R (R Core Team, 2018).

Predição Espacial do Teor de Carbono Orgânico

A modelagem e predição do teor de carbono orgânico foi realizada para a profundidade de 0 a 30 cm do solo. Essa profundidade foi definida no projeto, por estar alinhada ao mapa GSOC (*Global Soil Organic Carbon*), conforme as diretrizes do *Global Soil Partnership* (GSP) (FAO, 2017). No entanto, os dados do teor de carbono orgânico do BDS do ZEE-Amazônia-MA foram obtidos a partir de levantamentos pedológicos tradicionais, em que são amostrados horizontes pedogenéticos ou da amostragem em profundidades pré-definidas para fins de estudos GSOC, sendo necessária a transformação das mesmas, usando-se, por exemplo, splines de área igual (*Equal-area splines*) conforme proposto por Ponce Hernandez, Marriot e Beckett (1986), e de fertilidade do solo. Assim, as profundidades amostradas não seguem o padrão exigido pelo mais tarde testado com dados de solos (Bishop; Mcbratney; Laslett, 1999). Esta técnica é baseada no ajuste de funções contínuas do tipo *spline* para modelar a variabilidade das propriedades do solo com a profundidade. Assim, é possível converter os valores do atributo do solo derivados de amostradas coletadas na forma de horizontes pedogenéticos em profundidades estratificadas como, por exemplo, 0 a 30 cm. A função *spline* de área igual consiste de uma série de polinômios quadráticos locais que calcula o valor do atributo do solo para a camada pré-definida com base nas informações derivadas das camadas originais. No presente estudo, a função *spline* foi aplicada nos dados de carbono orgânico das 785 camadas derivadas de 165 perfis do BDS do ZEE-Amazônia-MA com objetivo de obter o teor de carbono orgânico na profundidade de 30 cm. O procedimento foi realizado no ambiente R, utilizando-se a função *mpspline* do pacote *GSIF* (Hengl et al., 2016) implementado no R. A aplicação da função resultou em 165 observações contendo valores do teor de carbono orgânico para a profundidade de 0 a 30 cm, os quais

foram utilizados para gerar o modelo de predição do teor de carbono orgânico para a área do ZEE-Amazônia-MA.

Na modelagem foram utilizadas como preditores, as seguintes covariáveis do terreno: ELEV – elevação; CG – curvatura geral; CNBL – distância da drenagem; IPE – índice potencial de escoamento; SLOPE – declividade; IRT – índice de rugosidade do terreno; LS – fator LS; VD – profundidade do vale; RSP – posição relativa do declive; IC – índice de convergência; IUT – índice de umidade do terreno e GEOMORF – geomorfologia (tipologia formas). Além dessas, foram utilizadas covariáveis representativas da vegetação, sendo elas: NDVI (anos 1984 e 2017) e uso e cobertura do solo (ano 2017).

Para gerar o modelo de predição do teor de carbono orgânico, foi utilizado o mesmo modelo multivariado utilizado na predição das classes de solos, a Floresta Aleatória (*Random Forest - RF*). Os parâmetros do modelo foram otimizados com $mtry = 2$, $n-tree = 1,000$ e $nodesize = 5$. Devido o número de amostras ser relativamente pequeno em relação ao tamanho da área do ZEE-Amazônia-MA, calibramos e validamos o modelo de predição com as 165 amostras, empregamos o método de validação cruzada *leave-one-out* (Brus; Kempen; Heuvelink, 2011). Esse método é um caso específico validação quando o conjunto de dados é pequeno, em que são realizados N cálculos de avaliação do erro, sendo um para cada amostra. Assim, o desempenho do modelo de predição foi avaliado pela validação cruzada *leave-one-out* entre os valores de carbono orgânico de referência (dados de laboratório obtidos do BDS do ZEE-Amazônia-MA) e preditos pelo modelo. Os parâmetros utilizados para a avaliação foram o coeficiente de determinação (R^2) (Equação 4) e raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 5)

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

$$RMSE(\%) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (5)$$

Em que: \hat{y} = valor predito; \bar{y} = valor médio observado; y = valor observado; n = número de amostras com $i = 1, 2, \dots, n$.

A partir do modelo de predição, foi gerado o Mapa Digital do Teor de Carbono Orgânico do Solo, na profundidade de 0 - 30 cm, para toda a área do ZEE-Amazônia-MA. Todas as etapas da predição espacial foram realizadas utilizando a função *predict* do pacote *raster* (Hijmans, 2018) implementado no R (R Core Team, 2018). Além disso, foi calculada a importância (em %) de cada covariável ambiental na predição do teor de carbono orgânico do solo. Para isso, foi utilizada a função *varImp* do pacote *caret* (Kuhn, 2008) implementado no R (R Core Team, 2018).

Posteriormente foi gerado o mapa de incerteza, representado pelo valor do desvio-padrão da predição espacial do teor de carbono orgânico. Idealmente, um MDS deve incluir uma métrica espacial explícita de incerteza. A incerteza pode ser aproximadamente dividida em quatro componentes principais, incerteza nos dados do solo, incerteza nas covariáveis, incerteza no modelo e incerteza nas variações dos dados disponíveis. No presente estudo calculamos a incerteza do modelo de predição em relação aos dados de solo disponíveis.

A estimativa da incerteza foi obtida a partir do cálculo do desvio-padrão da predição entre os teores de carbono orgânico preditos e os valores de referência (dados de laboratório obtidos do BDS do ZEE-Amazônia-MA). Para isso foi utilizado o método de floresta de regressão de quantis - *quantile regression forest* (Meinshausen, 2006). Esta abordagem provou ser eficiente no MDS em grandes áreas (Vaysse; Lagacherie, 2017). Para analisar a sensibilidade do modelo aos dados disponíveis, o conjunto total de amostras ($n=165$) foi dividido aleatoriamente em 10 vezes em subconjuntos de treinamento (70% amostras) e teste (30% das amostras). A geração e previsão do modelo são feitas em cada divisão, de forma que a dispersão dos valores previstos no nível do pixel represente a incerteza do modelo às variações dos dados. Isso resulta no mapa de sensibilidade, o qual representa a dispersão de todos os modelos individuais (média = 10 realizações usando 30% das amostras). Isso

permite o cálculo da função de distribuição de probabilidade de valores do teor de carbono orgânico para cada pixel, que resulta em um mapa do desvio-padrão (incerteza) da distribuição calculada para cada pixel, que representa os valores extremos que uma previsão pode assumir para um site específico (por exemplo, pixel). Todo o procedimento foi implementado no R, utilizando os pacotes *Metrics* (Hamner; Frasco; LeDell, 2018) e *quantregForest* (Meinshausen, 2017).

Resultados e Discussão

Análise Exploratória do BDS e do Terreno do ZEE-Amazônia-MA

A distribuição do número de perfis que apresentam a informação da classe de solo em termos de Ordem e Subordem do SiBCS (Santos et al., 2018) é apresentada nas Figuras 5a e 5b, respectivamente. Observa-se alta variação na distribuição dos perfis por classe de solo, para a área do ZEE-Amazônia-MA.

As classes de solo em nível de Ordem do SiBCS, com maior proporção na área, são os Argissolos, Plintossolos e Latossolos (Figura 5a). Já em nível de Subordem do SiBCS, as classes de solos com maior número de perfis no BDS do ZEE-Amazônia-MA foram os Argissolos Vermelho-Amarelos (PVA), Argissolos Amarelos (PA), Latossolos Amarelos (LA), Plintossolos Argilúvicos (FT) e Plintossolos Háplicos (FX), respectivamente (Figura 5b). As classes com média representatividade foram os Gleissolos Háplicos (GX), Argissolos Vermelhos (PV), Neossolos Quartzarênicos (RQ) e Neossolos Flúvicos (RY). As demais classes são pouco representativas no banco de dados (Plintossolo Pétrico - FF, Gleissolo Tiomórfico - GJ, Gleissolo Melânico - GM, Neossolo Litólico - RL, Luvisolo Háplico - TX, Luvisolo Crômico -TC, Latossolo Vermelho-Amarelo - LVA, Organossolo Háplico - OX, Cambissolo Háplico - CX e Vertissolo Hidromórfico - VG) (Figura 5b).

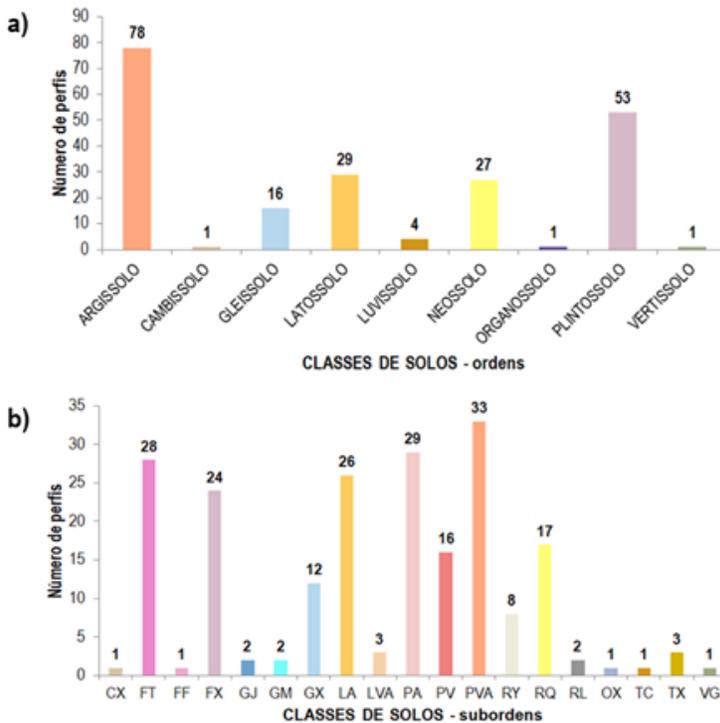


Figura 5. (a) Distribuição do número de perfis para cada classe de solo em nível de ordem; (b) nível de subordem do SiBCS (Santos et al., 2018). Cambissolo Háplico (CX); Plintossolos Argilúvicos (FT); Plintossolo Pétrico (FF); Plintossolos Háplicos (FX); Gleissolo Tiomórfico (GJ); Gleissolo Melânico (GM); Gleissolos Háplicos (GX), Latossolos Amarelos (LA); Latossolo Vermelho-Amarelo (LVA); Argissolos Amarelos (PA); Argissolos Vermelhos (PV); Argissolos Vermelho-Amarelos (PVA); Neossolos Flúvicos (RY); Neossolos Quartzarênicos (RQ); Neossolo Litólico (R); Organossolo Háplico (OX); Luvisso Háplico (TX); Luvisso Crômico (TC); Vertissolo Hidromórfico (VG).

A análise estatística do conjunto das 165 amostras que apresentam a informação do teor de carbono orgânico na camada de 0-30 cm é apresentada na Figura 6. O teor variou de 0,16 a 14,01%, com conteúdo médio de 1,13%. O valor de CV de 90% indica alta variação do teor carbono em torno da média, em que se observa a maior frequência de amostras com carbono entre 0,5 a 1,5%. Essa alta variação está relacionada ao baixo número de amostras com altos teores de carbono orgânico, associadas aos tipos de

solos que ocorrem na baixada maranhense, como os Organossolos, Gleissolos e Vertissolos, que possuem altos teores de carbono na profundidade de 0 - 30 cm. Cabe ressaltar que isso teve implicação na modelagem e na acurácia do mapa do teor de carbono. Além disso, 80% dos dados de carbono foram obtidos de amostras de solos coletadas nas décadas de 70 e 80, sendo isso outro fator a ser considerado na hora de utilizar e interpretar o Mapa do teor de Carbono Orgânico gerado neste estudo.

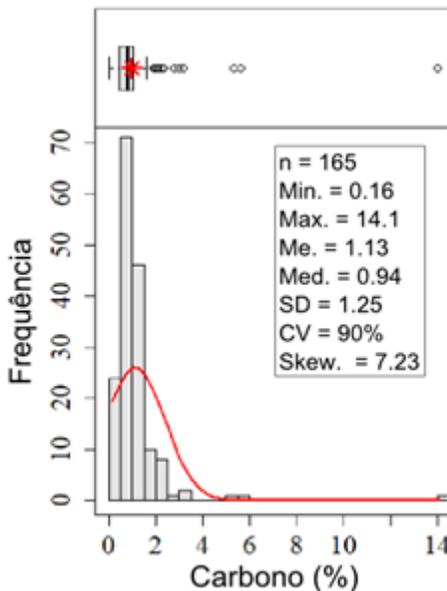


Figura 6. Estatística descritiva, histograma e boxplot dos teores de carbono do solo. Em que: n: número de amostras, Me: média, SD: desvio-padrão, Min: mínimo, Med: mediana, Max: máximo, CV: coeficiente de variação, Skew: assimetria.

Na análise exploratória do BDS do ZEE-Amazônia-MA observaram-se algumas limitações dos dados a serem usados na modelagem preditiva espacial de classes de solo e carbono orgânico pela técnica de Mapeamento Digital de Solos: número de perfis de solos relativamente baixo, em relação ao tamanho da área; dados obtidos nas décadas de 1970 e 1980 (75% do total) e má distribuição espacial dos perfis de solo no território do ZEE-Amazônia-MA como pode ser visualizado na Figura 1.

Essas limitações na qualidade dos dados devem refletir diretamente no resultado das modelagens e previsões realizadas, aumentando os erros da predição (poucos dados e má distribuição espacial ou baixa representatividade

dos ambientes) e ainda, erros referentes à época de coleta dos dados, de aspectos tecnológicos e ou analíticos (p.ex., erros em coordenadas geográficas e teores de carbono orgânico quantificados nessas décadas).

A análise preliminar do BDS do ZEE-Amazônia-MA permitiu a identificação das informações de solo menos representadas e também locais da paisagem com carência de pontos de amostragem de solo. Diante da escassez de dados de solos em algumas áreas do território do ZEE-Amazônia-MA e também da falta de informações sobre a densidade aparente (D_s) do solo, viu-se a necessidade de elaboração de um Mapa de Amostragem de Solos. Esse mapa vai servir de base orientadora para a coleta de amostras de solo em locais estratégicos do território do ZEE-Amazônia-MA, visando orientar o planejamento de novas amostragens de solos, que deverão ser objeto de estudos futuros, que visem à elaboração de Mapa Digital de Classe de Solos e Mapa Digital do Estoque de Carbono Orgânico do Solo mais detalhados. O Mapa de Amostragem de Solos gerado neste estudo é apresentado no item 3.3.

Na figura 7 é apresentada a relação entre os autovalores de cada componente principal para o conjunto de covariáveis do terreno. Apenas três componentes apresentam autovalor maior que 1, os quais explicam 71,6% ($33+28+10,6$) da variância presente nos dados (Figura 7a). Nestes componentes, as covariáveis que apresentaram pesos mais elevados foram a CG, CNBL, IUT, ELEV e SLOPE (Figura 7b).

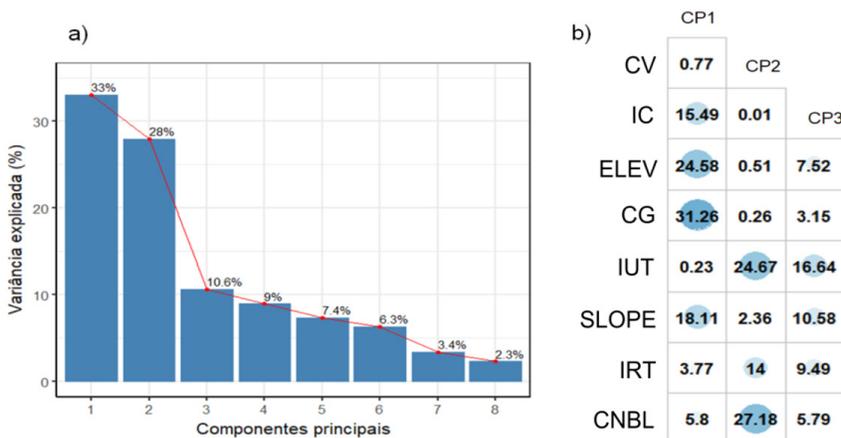


Figura 7. Autovalor correspondente a cada componente principal (a) e variância explicada para cada covariável do terreno (b).

Esse resultado indica que essas covariáveis são importantes para caracterizar a variabilidade do terreno na área do ZEE-Amazônia-MA, e conseqüentemente, serão efetivos na construção dos modelos preditos por técnicas de MDS. Portanto, devido o maior peso na explicação da variância do terreno ter sido observada para as covariáveis CG, SLOPE, ELEV, IUT e CNBL (Figura 7b), essas foram selecionadas como condicionantes na geração da malha de pontos do Mapa de Amostragem de Solo pelo método cLHS e na análise exploratória da relação solo-paisagem da área do ZEE-Amazônia-MA.

A figura 8 apresenta a síntese da relação solo-geologia/geomorfologia e relação solo-paisagem da área de estudo, elaborada a partir do conhecimento especialista (*expert knowledge*) com base nas cinco covariáveis do terreno selecionadas pela ACP. Observamos que as covariáveis explicam juntas ou separadas, a ocorrência dos solos nos ambientes, no entanto, pode haver certa “mistura” entre classes de solos, o que se explica por aspectos relacionados à quantidade e qualidade dos dados de solos disponíveis no BDS do ZEE-Amazônia-MA e sua distribuição espacial, ou seja, além do número de perfis ser pequeno (236 perfis de solos), esses estão mal distribuídos na paisagem, havendo áreas não representadas pelos perfis existentes. Outro problema de qualidade dos dados é a falta e/ou a pouca representação no BDS de certas classes de solos existentes na área de estudo, a exemplo de Vertissolos e Cambissolos com um perfil apenas, e Luvissolos com três perfis. Nesses casos, solução foi eliminar essas classes das análises, para não aumentar o erro (incertezas) dos modelos de predição. A covariável ELEV tem uma excelente relação com as classes de solos, separando muito bem os solos de baixada (Gleissolos e Plintossolos) em elevações < 50 m, daqueles de ambiente mais seco (Latosolos e Argissolos) em elevações > 50 m (Figura 8). Entre esses dois ambientes existem uma área de transição, onde os demais tipos de solos ocorrem, variando em curtas distâncias, a exemplo dos Argissolos. Analisando a covariável SLOPE, os Gleissolos e Plintossolos destacam-se nas menores declividades (declividade < 5%) (Figura 8), ou seja, onde há mais possibilidade de acúmulo de água. Nas classes intermediárias de declividade (relevo suave ondulado), aparecem os Argissolos e Latossolos. As covariáveis CNBL e IUT mostram que a distribuição das classes de solos nos ambientes é similar àquela observada para elevação, ou seja, nos locais mais próximos dos rios, lagos e áreas inundáveis, ambientes mais úmidos (IUT > 10 e CNBL < 50), portanto, predominam os Gleissolos e Nossolos Flúvicos (Figura 8). Os Argissolos e Latossolos ocorrem nas áreas

mais distantes do ambiente úmido, predominantemente na transição e nos platôs (IUT < 10 e CNBL > 50). A covariável CG do terreno está relacionada ao potencial de escoamento e acúmulo de água e sedimentos na paisagem. Em ambientes mais côncavos, a probabilidade de acúmulo de água é maior e, portanto, nesses locais predominam os Gleissolos e Plintossolos. Já em ambientes mais convexos (CG > 0.4), onde o fluxo superficial de água é favorecido, aparecem os Neossolos Litólicos. Nos ambientes de transição entre essas formas de curvatura, predominam os Argissolos e os Latossolos.

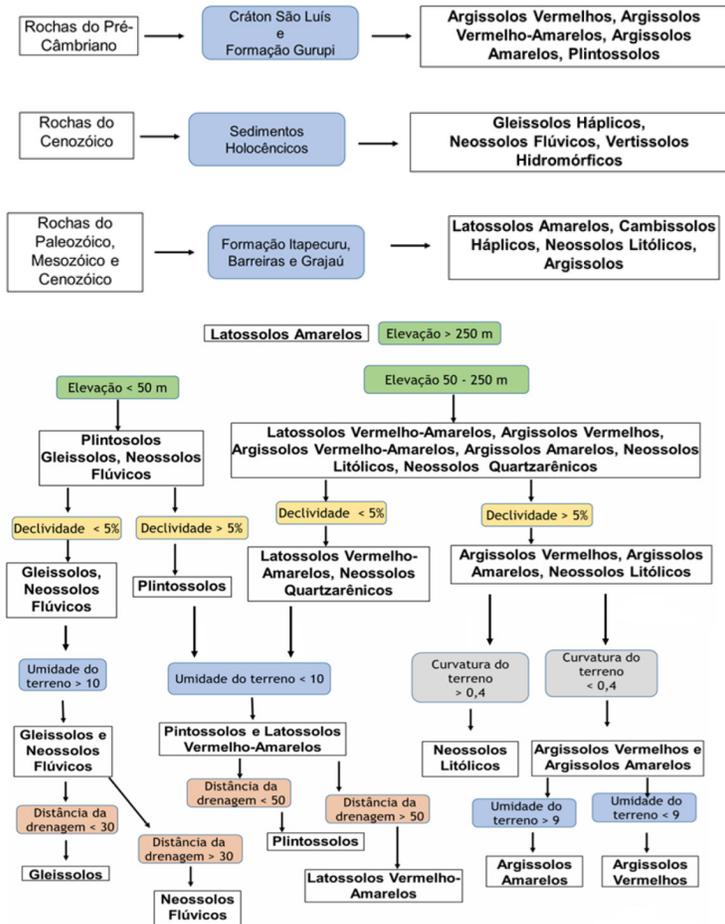


Figura 8. Script representativo da relação solo-paisagem do ZEE-Amazônia-MA gerado a partir do conhecimento especialista, com auxílio de análise exploratória das covariáveis ambientais.

Em geral, observa-se que relação solo-paisagem do ZEE-Amazônia-MA é complexa, pois se trata de uma área transicional, com climas variados (Aw - inverno seco, As - verão seco, Am - intermediário entre Aw e As), variações de vegetação que vão de Floresta Equatorial a vegetação de Cerrados e suas várias variações, além de uma ampla diversidade de formas de relevo, litologia, geomorfologia e, portanto, de solos (Figura 8).

Mapa de Amostragem de Solo

A partir das covariáveis CG, SLOPE, IUT, ELEV e CNBL selecionados pela análise de ACP, foi gerada a malha dos 70 pontos do Mapa de Amostragem de Solo (Figura 9). Esse mapa é um indicativo de locais estratégicos a serem amostrados, considerando a variabilidade do terreno, a possibilidade de acesso ao local, a localização prévia de perfis de solo e a distância para estradas. Cabe ressaltar que havendo dificuldades de acesso, os pontos podem ser coletados em outros locais, desde que o terreno apresente as mesmas características ambientais.

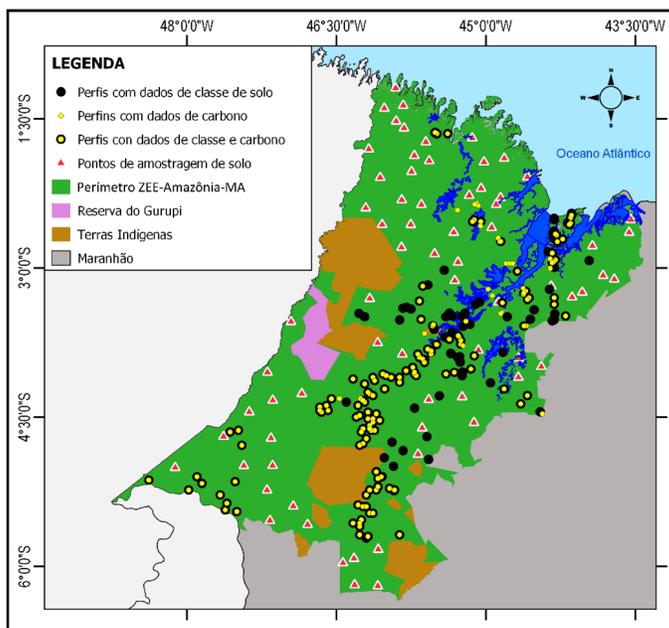


Figura 9. Mapa de localização dos 70 pontos de amostragem de solos a serem coletados (pontos em vermelho) e indicação dos perfis de solos existentes no BDS do ZEE-Amazônia-MA (pontos em preto e amarelo).

Mapeamento Digital de Classes de Solos

A área predita para cada classe de solo no território do ZEE-Amazônia-MA é apresentada na tabela 4. Nota-se que a classe dos Argissolos Vermelho-Amarelos apresenta a maior área mapeada, seguido dos Latossolos Amarelos, Argissolos Amarelos, Plintossolos Argilúvicos e Gleissolos Háplicos. As classes com menor área mapeada foram Argissolos Vermelhos e Neossolos Flúvicos.

Tabela 4: Quantificação das classes de solos previstas da área mapeada até o 2° nível categórico (Subordem) do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos - SiBCS (Santos et al., 2018).

Simbologia da Classe de Solo	Subordem do SiBCS	Área mapeada (km ²)
FT	Plintossolo Argilúvico	15.369,56
FX	Plintossolo Háplico	11.506,56
GX	Gleissolo Háplico	13.122,65
PV	Argissolo Vermelho	468,08
PVA	Argissolo Vermelho-Amarelo	49.683,94
PA	Argissolo Amarelo	18.502,41
LA	Latossolo Amarelo	19.655,14
RY	Neossolo Flúvico	2.364,53
RQ	Neossolo Quartzarênico	8.272,30
Total	-	138.945,17

O mapa de classes de solos gerado para área do ZEE-Amazônia-MA pela técnica de Mapeamento Digital de Solos é apresentado na Figura 10. O mapa apresentou uma acurácia geral (AG) de 55% e Kappa de 0,60 na validação. Esse valor de Kappa é classificado como “bom” segundo a classificação de Landis e Koch (1977). Esse valor de Kappa encontrado ficou abaixo do valor médio do índice para os estudos realizados no Brasil que é de 0,47 (Caten et al., 2012). Já o valor de AG ficou muito próximo do valor médio observado para trabalhos brasileiros (56%) conforme Coelho et al. (2020) e Silva et al. (2013), no MDS da carta topográfica Botucatu no Estado de São Paulo (SP), obtiveram uma AG de 52% e um índice Kappa de 0,41. Na avaliação dos autores, a AG de 52% foi baixa devido à complexidade da relação solo-

paisagem da área estudada. Estudo de realizado no Estado do Rio Grande do Sul, na bacia hidrográfica do Rio Lajeado Grande, Bagatini, Giasson e Teske (2015) mostraram que a AG é influenciada pela densidade de amostras na paisagem. Os autores verificaram observaram uma variação entre 54%, na menor densidade de ponto amostrais (0,1 pontos por ha), e 74%, na maior densidade de amostragem (4 pontos por ha). No presente estudo, observa-se que grande parte das amostras estão concentradas na região central da área do ZEE-Amazônia-MA (Figura 1). Isso explica a menor AG observada em relação a outros estudos realizados no Brasil como, por exemplo, estudos de Carvalho Junior et al. (2011) e Moura-Bueno et al. (2019) que alcançaram AG de 88% e 71%, respectivamente. No entanto, cabe ressaltar que, além do pequeno número de amostras para desenvolver o modelo de predição de classes de solo no presente estudo, a área apresenta uma relação solo-paisagem bastante complexa.

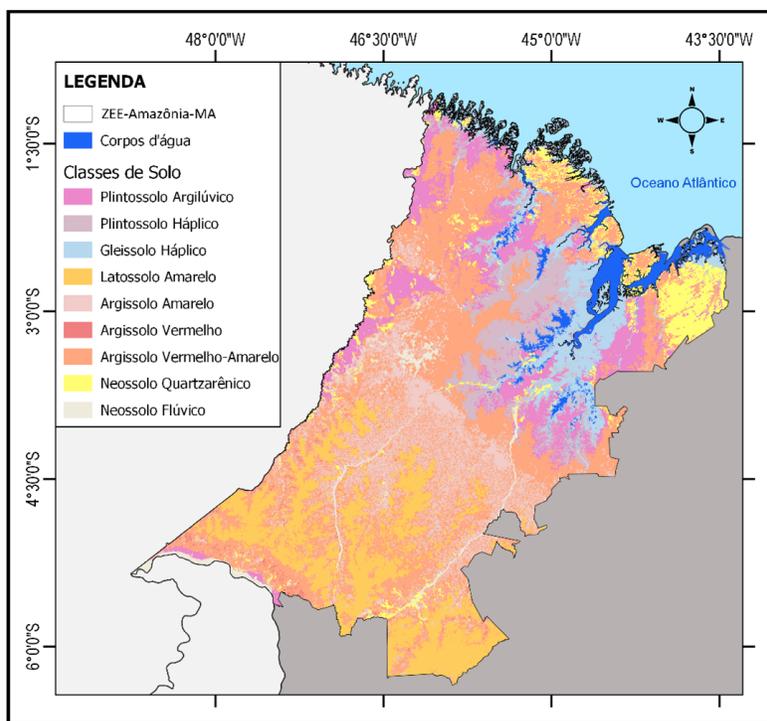


Figura 10. Mapa Digital de Classes de Solos (Subordem do SiBCS) (Santos et al., 2018) da área do ZEE-Amazônia-MA.

Em relação à acurácia de cada classe de solo, os Latossolos Amarelos apresentaram a maior acurácia (AC = 83%), seguidos dos Neossolos Flúvicos (AC = 80%), Gleissolos Háplicos (AC = 69%), Neossolos Quartzarênicos (AC = 67%), Argissolos Vermelho-Amarelos (AC = 63%), Plintossolo Háplicos (AC = 63%) e Argissolos Amarelos (AC = 57%). As acurácias mais baixas foram encontradas para as classes dos Plintossolos Argilúvicos (AC = 54%) e Argissolos Vermelhos (AC = 49%) na validação. A menor AC observada nessas classes é explicada pela baixa representatividade de perfis dessas classes na base de dados e também na paisagem. Segundo Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2015) a distribuição espacial e número de amostras representativas de cada classe de solo influencia a qualidade dos mapas digitais de classe de solos. Isso foi observado por Caten et al. (2011b) e Moura-Bueno et al. (2019) no MDS no Estado do Rio Grande do Sul, em que classes menos representativas tiveram sua predição comprometida.

O mapa de Incertezas da predição de Classes de Solo (Figura 11) mostra os locais da paisagem onde o modelo de predição foi mais preciso (valores próximos de “zero”) e menos preciso (valores próximos de “um”). As áreas com maior incerteza estão relacionadas com a baixa representatividade de perfis de solo, com destaque para as classes de solos dos Argissolos Vermelhos (PV), Plintossolos Argilúvicos (FT) e Argissolos Amarelos (PA), que apresentam a menor acurácia da predição. Além disso, essas classes ocorrem em posições semelhantes da paisagem, sendo de difícil discriminação por modelos matemáticos e até mesmo por pedólogos no campo, quando existe escassez de perfis de solo na base de dados. Nota-se que nas áreas onde predominam a classe dos Latossolos Amarelos (LA), Gleissolos Háplicos (GX) e Plintossolos Háplicos (FX) (Figura 10) apresentaram a menor incerteza (valores próximos de “um”) no mapa da Figura 10.

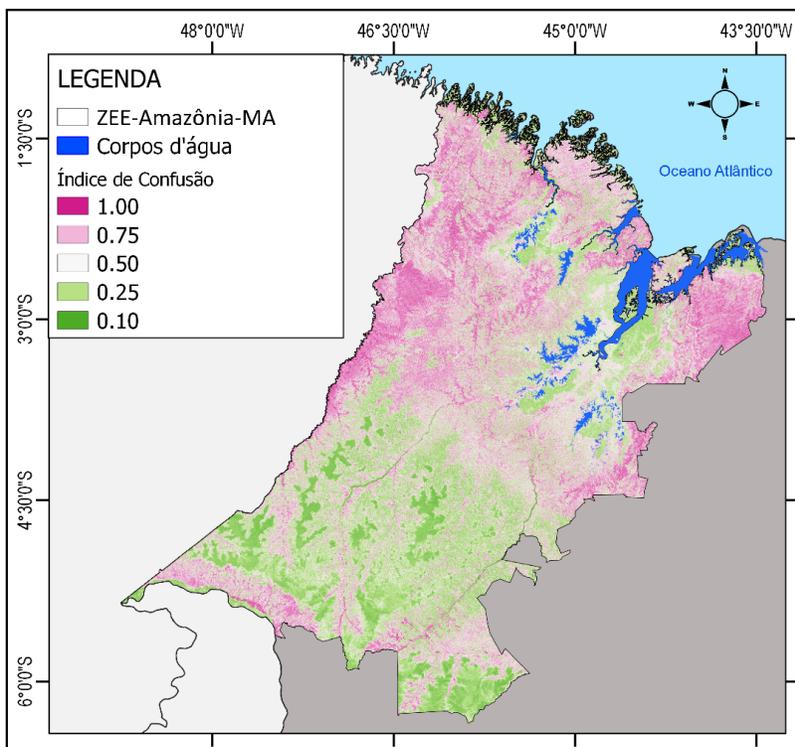


Figura 11. Mapa do Índice de Confusão da predição de Classes de Solo para a área do ZEE-Amazônia-MA.

A importância das covariáveis na predição de cada classe de solos é apresentada na Figura 12. Observa-se que existe uma variação no percentual de importância das covariáveis em relação ao tipo de solo, indicando que a distribuição dos solos na área do ZEE-Amazônia-MA está condicionada a um conjunto de covariáveis, onde cada uma apresenta sua contribuição na explicação da variabilidade dos solos na paisagem. Em geral, as covariáveis mais importantes na predição foram: elevação (elev), distância da drenagem (cnbl), geomorfologia (geomorf), geologia (geolo); posição relativa do declive (rsp), profundidade de vale (vd), fator LS (ls) e índice de rugosidade do terreno (irt).

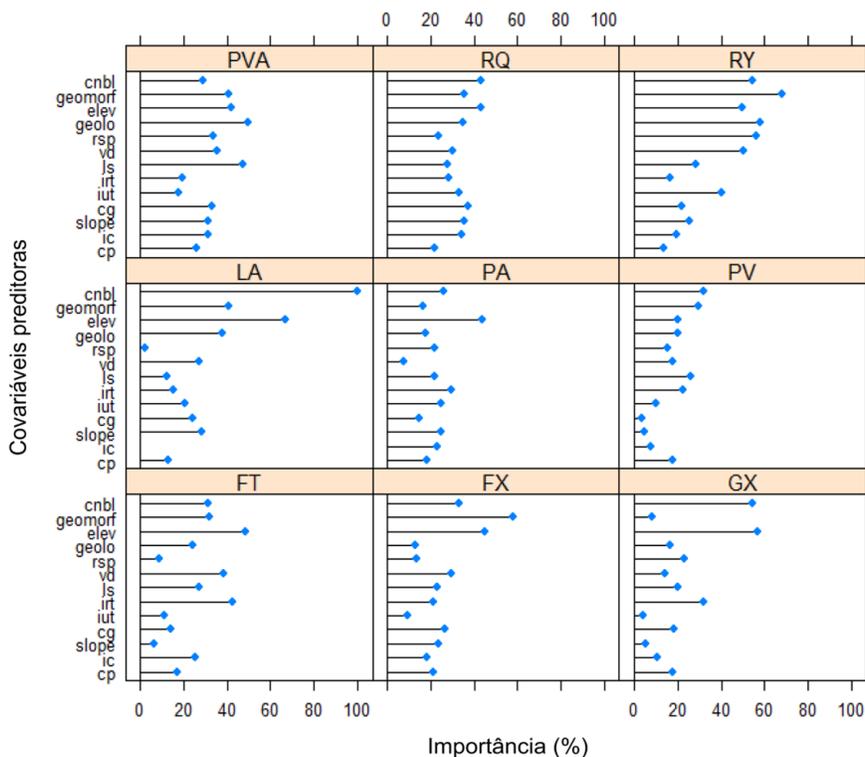


Figura 12. Importância das covariáveis na predição das sete classes de solos. Em que: FT - Plintossolo Argilúvico, FX – Plintossolo Háplico, GX - Gleissolo Háplico, LA - Latossolo Amarelo, PA - Argissolo Amarelo, PV - Argissolo Vermelho, PVA – Argissolo Vermelho-Amarelo, RQ – Neossolo Quartzarênico, RY – Neossolo Flúvico, cnbl – distância da drenagem; geomorf – geomorfologia (formas do terreno); elev – elevação; geolo – geologia; rsp – posição relativa do declive; vd – profundidade do vale; ls – comprimento da rampa (fator LS); irt – índice de rugosidade do terreno; iut – índice de umidade do terreno; cg – curvatura geral; slope – declividade; ic – índice de convergência; cp – curvatura vertical.

Mapeamento Digital do Teor de Carbono Orgânico

O modelo de predição do teor de Carbono Orgânico na profundidade de 0-30 cm apresentou na validação cruzada R^2 de 0,40 e RMSE de 1,19%. Os maiores teores de carbono são observados na área da baixada maranhense e nas áreas de mangues (reentrâncias maranhenses), com valores entre 4,0 a 6,5% de carbono orgânico (Figura 13). Esses teores estão associados a

classe dos Gleissolos, Organossolos e Vertissolos. Valores intermediários são observados nas áreas das chapadas na região centro e sul da área, onde predomina a classe de solos Latossolos e Argissolos sob o uso agrícola, com valores variando entre 2,0 a 2,5%. Já os teores baixos (>1 e <2%) de carbono se encontram em áreas com pastagens, na maior parte delas degradadas, e áreas de dunas com predomínio de Plintossolos e Argissolos. E os teores muito baixo estão relacionados ao Neossolos Quartzarênicos, onde os valores variam entre 0,0 a <1,0% de carbono orgânico.

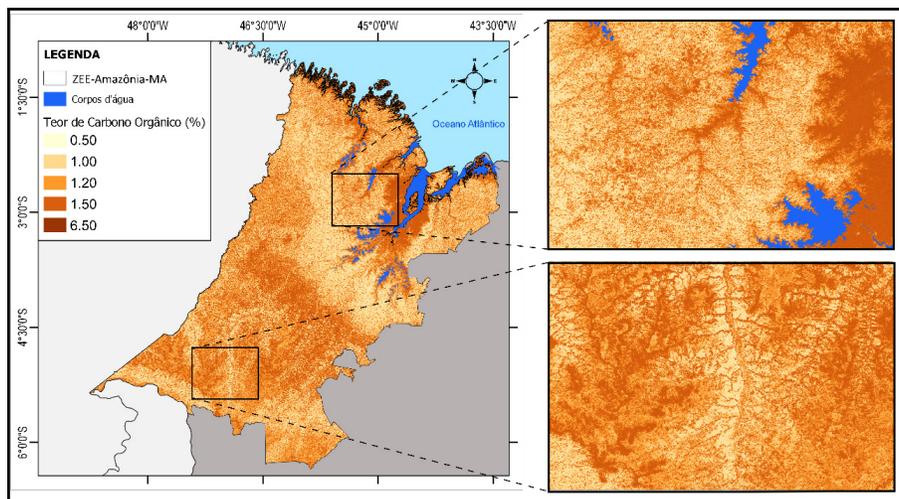


Figura 13. Mapa Digital do Teor de Carbono Orgânico na profundidade de 0-30 cm para a área do ZEE-Amazônia-MA com ampliação de duas áreas detalhando a variação do teor de carbono orgânico.

Os valores de acurácia encontrados no presente estudo são semelhantes aos observados em estudo de Bhering et al. (2016), que alcançou R^2 de 0,33 e RMSE de 0,70% em uma área de 19.911 km², no estado do Mato Grosso do Sul. Wang et al. (2017) em uma de 140.000 km² no nordeste da China alcançou R^2 de 0,65 e RMSE de 0,55% na predição do carbono para camada 0-5 cm, R^2 de 0,59 e RMSE de 0,56% camada 5-15 cm e R^2 de 0,54 e RMSE de 0,77% para camada 15-30 cm. Alguns trabalhos na literatura têm mostrado maiores acurácias nas predições do carbono orgânico como, o estudo de Kempen, Brus e Stoorvogel (2011). Os autores alcançaram R^2 de 0,75 e RMSE de 0,99% para a camada de 0-30 cm em uma de 125 km² na província de Drenthe no nordeste da Holanda. Essas diferenças de acurácia

entre os trabalhos estão relacionadas com a complexidade da dinâmica do carbono orgânico na paisagem, número de amostras e covariáveis para desenvolver os modelos de predição pela técnica de MDS. No caso da área do ZEE-Amazônia-MA, os valores de acurácia obtidos estão relacionados ao pequeno banco de dados disponível para modelagem ($n=165$), somada a complexidade ambiental da área.

O Mapa de Incerteza (desvio-padrão) da predição do teor de carbono orgânico para a profundidade de 0-30 cm é apresentado na Figura 14. O mapa mostra os valores de desvio-padrão das estimativas de carbono, em que valores altos indicam maiores erros nas predições, ou seja, menor acurácia do mapa (Figura 14).

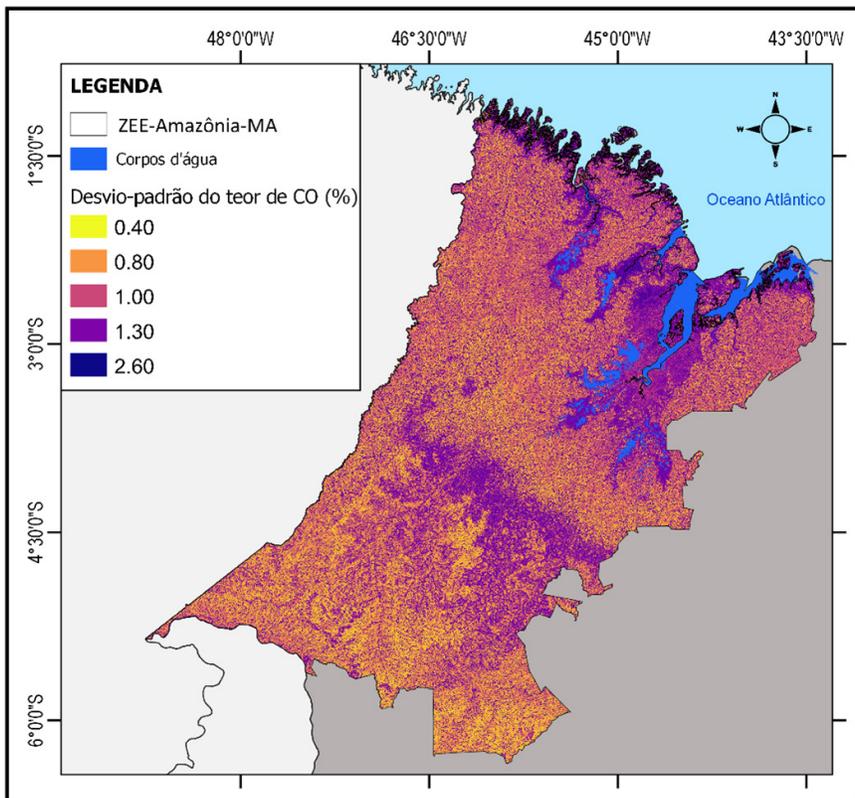


Figura 14. Mapa de Incerteza (desvio-padrão em %) da Predição do Teor de Carbono Orgânico na profundidade de 0-30 cm para a área do ZEE-Amazônia-MA.

Os maiores erros são observados na parte norte e central da área do ZEE-Amazônia-MA, sendo essa área associada aos locais com menor número de amostras presentes no banco de dados do ZEE-Amazônia-MA. Além disso, é natural essas áreas apresentarem maior desvio-padrão devido o maior teor de carbono nessa área, onde estão presentes os maiores índices de vegetação correspondentes ao uso da terra de florestas. Já os menores valores de desvio-padrão são observados em áreas de vegetação menos densa da área do ZEE-Amazônia-MA, onde o conteúdo de carbono é menor, associado ao maior número de amostra para a geração do modelo de predição.

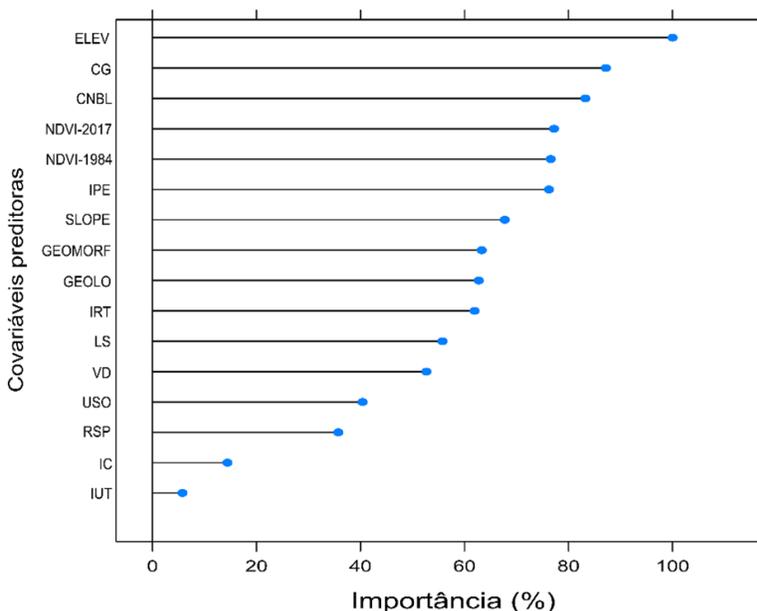


Figura 15. Importância das covariáveis na predição do teor de carbono orgânico. Em que: ELEV – elevação, CG – curvatura geral, CNBL - distância da rede de drenagem, NDVI - índice de vegetação por diferença normalizada anos de 2017 e 1984, IPE - índice potencial de escoamento, SLOPE – declividade, GEOMORF – geomorfologia, GEOLO – geologia; IRT – índice de rugosidade do terreno, LS - comprimento da rampa (fator LS), VD - profundidade do vale, USO – uso da terra ano 2017, RSP – posição relativa do declive; IC – índice de convergência, IUT – índice de umidade do terreno.

As covariáveis preditoras com maior importância na predição foram: elevação (ELEV), curvatura geral (CG), distância da rede de drenagem (CNBL), índice de vegetação por diferença normalizada anos de 2017 e 1984

(NDVI-2017 e NDVI-1884), índice potencial de escoamento (IPE) e declividade (SLOPE) (Figura 15). Essas covariáveis estão relacionadas com o acúmulo, transporte e deposição de material orgânico ao longo da paisagem da área do ZEE-Amazônia-MA.

O relevo é um dos principais fatores que afetam a distribuição espacial do carbono orgânico e sua redistribuição no solo (via erosão ou deposição), pelo efeito no movimento do solo impulsionado pela gravidade, pelo fluxo de água e por operações de manejo (Li et al., 2018). Além disso, a elevação (ELEV) determina as áreas de perdas e acúmulo de carbono na paisagem, enquanto o índice de vegetação NDVI indica que o teor de carbono tende a ser mais alto em áreas com mais vegetação. A declividade (SLOPE) e as covariáveis que representam a forma das encostas como, GEOMORF e CG, descrevem as áreas mais frágeis da paisagem, com maiores potenciais de perdas de resíduos vegetais e solo e, conseqüentemente, perda de carbono (Li et al., 2018). Em maiores declividades, as partículas do solo estão mais sujeitas à desagregação pela água e transporte por fluxos terrestres concentrados. Em áreas agrícolas, a erosão provocada pela água e pelo cultivo promovem a movimentação do solo, tendo um efeito considerável na redistribuição do carbono orgânico na paisagem. Nesse cenário, os sedimentos do solo, normalmente com resíduos orgânicos, saem de posições mais elevadas e declivosas da paisagem e passam a ser depositados em áreas mais baixas e planas (Young et al., 2014). Essa dinâmica do carbono é observada na área do ZEE-Amazônia-MA, em que os teores mais altos (>1.55) de carbono são observados nas áreas de relevo plano (chapadas) e na baixada maranhense (Figura 13). Já nas depressões, os teores são mais baixos (<1%) (Figura 13).

Uma das grandes vantagens da técnica de Mapeamento Digital de Solos é a possibilidade de geração dos Mapas de Incerteza. As estimativas de incerteza e medidas de acurácia propiciam ao usuário final uma melhor confiabilidade dos dados gerados. Isso é essencial para o uso adequado da terra e/ou informações específicas para o planejamento integrados de práticas de manejo e elaboração de mapas edafoclimáticos, entre outros (Amundson et al., 2015; Arrouays; Lagacherie; Hartemink, 2017). Com base nos resultados do presente estudo, sugere-se que o Mapa de Amostragem do Solo e o Mapa de Incerteza da predição do teor Carbono Orgânico sejam utilizados em projetos futuros visando gerar informações do teor de carbono mais precisas para os solos da área do ZEE-Amazônia-MA.

Conclusões

Os resultados gerados mostram o potencial que a técnica de Mapeamento Digital de Solos possui em relação à geração de informações de solos para área do ZEE-Amazônia-MA, possibilitando a obtenção de uma base de dados sólida, em que as incertezas são informadas para o usuário final da informação. Isso auxilia na tomada de decisões mais assertivas por parte dos órgãos responsáveis por planejar e executar projetos de políticas públicas, assim como no planejamento do uso da terra por equipes técnicas.

O mapa de Classes de Solos mostra, de forma detalhada, as regiões onde predominam solos com aptidão boa para uso agrícola (por exemplo, Argissolos e Latossolos), com aptidão regular para uso agrícola, devido alto teor de alumínio (por exemplo, Plintossolos), assim como áreas com solos mal drenados próximos áreas de Mangue (por exemplo, Gleissolos), onde a indicação mais adequada são Áreas de Preservação Permanente.

O mapa do Teor de Carbono Orgânico para a camada de 0-30 cm de solo mostra as áreas onde os teores de carbono são altos, por exemplo, na área conhecida como Baixada Maranhense. Para essa área, é importante a criação de políticas públicas com objetivo de minimizar a degradação pelo uso inadequado do solo, que pode acarretar perda de carbono na forma de dióxido de carbono para atmosfera. Já em áreas com baixos teores de carbono, deve-se fomentar práticas de manejo, como sistemas de integração lavoura-pecuária-florestas (ILPF) visando aumentar o carbono orgânico do solo.

Estudos futuros elaborados para a área do ZEE-Amazônia-MA que tenham como objetivo realizar o mapeamento de classes de solo e teor de carbono orgânico podem utilizar o Mapa de Amostragem de Solos para orientar e planejar os locais de amostragem, visando melhorar os resultados (aumentar a precisão) do Mapa de Classes de Solos e Mapa de Teor de Carbono, além de fornecer dados atualizados para o ZEE-Amazônia-MA.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Coordenação do ZEE-MA Bioma Amazônia, bem como à Fundação de Apoio ao Ensino, Pesquisa e Extensão (FAPEAD) do estado do Maranhão pelo apoio financeiro ao projeto de pesquisa e pelas bolsas concedidas. Agradecem ainda, à Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa - Cocais) pela colaboração e apoio na execução do projeto.

Referências

- AMUNDSON, R.; BERHE, A. A.; HOPMANS, J. W.; OLSON, C.; SZTEIN, A. E.; SPARKS, D. L. Soil and human security in the 21st century. **Science**, v. 348, 2015.
- ARROUAYS, D.; LAGACHERIE, P.; HARTEMINK, A. E. Digital soil mapping across the globe. **Geoderma Regional**, v. 9, p. 1–4, 2017.
- BAGATINI, T.; GIASSON, E.; TESKE, R. Selection of sampling density based on data from areas already mapped for training decision tree models in digital soil mapping. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.39, p.960-967, 2015.
- BHERING, S. B.; CHAGAS, C. S.; CARVALHO JUNIOR, W.; PEREIRA, N. R.; FILHO, B. C.; PINHEIRO, H. S. K. Mapeamento digital de areia, argila e carbono orgânico por modelos Random Forest sob diferentes resoluções espaciais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.51, n.9, p.1359-1370, 2016.
- BISHOP, T.; McBRATNEY, A.; LASLETT, G. Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. **Geoderma**, v. 91, n. 1, p. 27-45, 1999.
- BOLFE, E. L.; VICENTE, L. E.; SPINELLI-ARAÚJO, L.; VICTORIA, D. C.; TÔSTO, S. G.; TORRESAN, F.; QUARTAROLI, C. F.; FURTADO, A. L. S.; MARTINS, M. A. S. Banco de dados geoespaciais do macrozoneamento ecológico-econômico do Estado do Maranhão. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos, SP: INPE, 2015. p. 0454-0461.
- BRASIL. Departamento Nacional da Produção Mineral. **Projeto RADAM**: levantamento de recursos naturais – volume 2. Folha SB. 23 - Teresina, SB 24 - Jaguaribe; geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro, RJ, 1973a. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv24019.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2018.
- BRASIL. Departamento Nacional da Produção Mineral. **Projeto RADAM**: levantamento de recursos naturais - volume 3. Folha SA.23, São Luís e parte da folha SA 24 Fortaleza: geologia, geomorfologia, solos, vegetação, uso potencial da terra. Rio de Janeiro, RJ, 1973b.
- BRASIL. Departamento Nacional da Produção Mineral. **Projeto RADAM**: levantamento de recursos naturais – volume 5. Folha SA. 22- Belém, geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra. Rio de Janeiro, RJ, 1974. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv24022.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2018.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Zoneamento Ecológico-Econômico**. Brasília, DF, 2018. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/gestao-territorial/zoneamento-territorial>. Acesso em: 10 mar. 2018.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, p.5-32, 2001.

BRUS, D. J.; KEMPEN, B.; HEUVELINK, G. B. M. Sampling for validation of digital soil maps. **European Journal of Soil Science**, v.62, p.394–407, 2011.

BURROUGH, P. A.; VAN GAANS, P. F.; HOOTSMANS, R. Continuous classification in soil survey: spatial correlation, confusion and boundaries. **Geoderma**, v. 77, n. 2-4, p. 115-135, 1997.

CANCIAN, L. C.; DALMOLIN, R. S. D.; CATEN, A. Bibliometric analysis for pattern exploration in worldwide digital soil mapping publications. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v.90, p.3911-3923, 2018.

CARVALHO, R. F.; GAMA, J. R. N. F.; ARAÚJO, E. P.; LOPES, J. R. **Solos da ilha do Maranhão**. São Luís, MA: [s.n.], 2015. 74 p.

CARVALHO JÚNIOR, W.; CHAGAS, C. S.; FILHO, E. I. F.; VIEIRA, C. A. O.; SCHAEFER, C. E. G.; BHERING, S. B.; FRANCELINO, M. R. Digital soilscape mapping of tropical hillslop areas by neural networks. **Scientia Agricola**, v.68, p.691-696, 2011.

CARVALHO JÚNIOR, W.; CHAGAS, C. S.; MUSELLI, A.; PINHEIRO, H. S. K.; PEREIRA, N. R.; BHERING, S. B. Método do hipercubo latino condicionado para a amostragem de solos na presença de covariáveis ambientais visando o mapeamento digital de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 2, p. 386-396, 2014.

CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; PEDRON, F. A.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L. Estatística multivariada aplicada à diminuição do número de preditores no mapeamento digital do solo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.46, p.554-562, 2011a.

CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; PEDRON, F. A.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L. Regressões logísticas múltiplas: fatores que influenciam sua aplicação na predição de classes de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.35, p.53-62, 2011b.

CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L.; GIASSON, E. Mapeamento digital de classes de solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, v.42, n.11, p.1989-1997, 2012.

COELHO, F. F.; GIASSON, E.; CAMPOS, A. R.; TIECHER, T.; COSTA, J. J. F.; COBLINSKI, J. A. Digital soil class mapping in Brazil: a systematic review. **Scientia Agricola**, v.78, n.5, e20190227, 2020.

CONGALTON, R. G. A Review of Assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991.

CONRAD, O.; BECHTEL, B.; BOCK, M.; DIETRICH, H.; FISCHER, E.; GERLITZ, L.; WEHBERG, J.; WICHMANN, V.; BOEHNER, J. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. **Geoscientific Model Development Discussions**, v. 8, n. 2, p. 2271-2312, 2015. doi:10.5194/gmd-8-1991-2015.

DANTAS, M. E.; SHINZATO, E.; BANDEIRA, I. C. N.; SOUZA, L. V.; RENK, J. F. C. Compartimentação geomorfológica. In: BANDEIRA, I. C. N. (Org.). **Geodiversidade do Estado do Maranhão**. Teresina, PI: CPRM, 2013. p. 31-62

- EBELING, A. G. **Características estruturais da matéria orgânica em organossolos háplicos**. 2010. 142 f. Tese (Doutorado em Agronomia - Ciência do Solo) – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Instituto de Agronomia, 2010. Disponível em: <https://tede.ufrj.br/jspui/handle/jspui/1838>. Acesso em: 10 mar. 2018.
- EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. **Levantamento de reconhecimento de média intensidade dos solos e avaliação da aptidão agrícola das terras da área do polo Pré-Amazônia Maranhense**. Rio de Janeiro, RJ, 1982. 290 p. (Boletim de Pesquisa, 15). Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/62538/1/CNPS-BOL.-PESQ.-15-82.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2018.
- EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação dos Solos. **Levantamento exploratório-reconhecimento de solos do Estado do Maranhão**. Rio de Janeiro, RJ, 1986. 964 p. (Boletim de Pesquisa, 35). Disponível em: <http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/62683/1/CNPS-BOL.-PESQ.-35-86.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2018
- EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação dos Solos. **Zoneamento edafoclimático do babaçu nos Estados do Maranhão e Piauí**. Rio de Janeiro, RJ, 1984. 557 p. (Boletim de Pesquisa, 26). Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/336071/zoneamento-edafoclimatico-do-babacu-nos-estados-do-maranhao-e-piaui>. Acesso em: 10 mar. 2018
- FAO. **GSP guidelines for sharing national data/information to compile a global soil organic carbon (GSOC) map: pillar 4 working group**. Rome, 2017. Disponível em: <http://www.fao.org/3/a-bp164e.pdf>. Acesso em: 15 jun. 2018.
- GIASSON, E.; CLARKE, R. T.; VASCONCELLOS, A.; JUNIOR, I.; HENRIQUE, G.; TORNQUIST, C. G. Digital soil mapping using multiple logistic regression on terrain parameters in southern Brazil. **Scientia Agricola**, v.63, p.262-268, 2006.
- HAMNER, B.; FRASCO, M.; LEDELL, E. **Package 'Metrics'**: evaluation metrics for machine learning. [S.l.]: [s.n.], 2018. Disponível em: <https://cran.rproject.org/web/packages/Metrics/Metrics.pdf>. Acesso em: 20 ago. 2018.
- HECK, R. J.; MERMUT, A. R.; SANTOS, M. C. Iron oxides in plinthic soils on sedimentary deposits in northeastern Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.23, p.651-660, 1999.
- HENDRIKS, C. M. J.; STOOORVOGEL, J. J.; LUTZ, F.; CLAESSENS, L. When can legacy soil data be used, and when should new data be collected instead?. **Geoderma**, v.348, p.181-188, 2019.
- HENGL, T.; KEMPEN, B.; HEUVELINK, G.; MALONE, B. **Gsif**: global soil information facilities. r package version 0.5-3. [S.l.]: [s.n.], 2016. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/GSIF/GSIF.pdf>. Acesso em: 09 set. 2018.
- HENGL, T.; REUTER, H. I. **Geomorphometry**: concepts, software, applications. Amsterdam: Elsevier, 2008. 772 p. (Developments in soil science, v. 33).
- HIJMANS, R. J. **Package 'raster'**: geographic data analysis and modeling. [S.l.]: [s.n.], 2018. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/raster/raster.pdf>. Acesso em: 09 set. 2018.
- HOUNKPATIN, K. O.; SCHMIDT, K.; STUMPF, F.; FORKUOR, G.; BEHRENS, T.; SCHOLTEN, T.; AMELUNG, W.; WELP, G. Predicting reference soil groups using legacy data: a data pruning and random forest approach for tropical environment (Dano catchment, Burkina Faso). **Scientific reports**, v. 8, n. 1, p. 9959, 2018.

INPE. **Mapa índice TOPODATA**. São José dos Campos, SP, 2018. Disponível em: <http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/>. Acesso em: 10 jul. 2018.

JENNY, H. **Factors of soil formation**: a system of quantitative pedology. New York: Dover Publications, 1941. 281 p.

KEMPEN, B.; BRUS, D. J.; STOOBVOGEL, J. J. Three-dimensional mapping of soil organic matter content using soil type-specific depth functions. **Geoderma**, v.162, p.107-123, 2011.

KUHN, M. Building predictive models in R using the caret package. **Journal of Statistical Software**, v.28, n.5, p.1-26, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.18637/jss.v028.i05>. Acesso em: 10 jul. 2018.

LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. (ed.). **Digital soil mapping**: an introductory perspective. Amsterdam: Elsevier, 2006. 658 p. (Developments in Soil Science, 31).

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LE, S.; JOSSE, J.; HUSSON, F. FactoMineR: an R package for multivariate analysis. **Journal of Statistical Software**, v.25, p.1-18, 2008.

LIAW, A.; WIENER, M. Classification and regression by random forest. **R News**, v.2, p. 18–22, 2002.

LI, X.; MCCARTY, G. W.; KARLEN, D. L.; CAMBARDELLA, C. A. Topographic metric predictions of soil redistribution and organic carbon in Iowa cropland fields. **CATENA**, v. 160, p. 222-232, 2018.

MARTINS, A. L. S. **Indicadores de qualidade de um plintossolo e relação com a produtividade do milho sob plantio direto em aléias**. 2006. 90 f. Dissertação (Mestrado em Agroecologia) – Universidade Estadual do Maranhão, São Luís, MA, 2006.

MA, Y. X.; MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B. Pedology and digital soil mapping (DSM). **European Journal of Soil Science**, v.70, p. 216 –235, 2019.

MCBRATNEY, A. B.; SANTOS, M. L. M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, v. 117, n. 1/2, p. 3-52, 2003.

MCKAY, M. D.; BECKMAN, R. J.; CONOVER, W. J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. **Technometrics**, v. 21, p. 239-245, 1979.

MCKENZIE, N. J.; RYAN, P. J. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. **Geoderma**, v. 89, n. 1/2, p. 67-94, 1999.

MEINSHAUSEN, N. **Package ‘quantregForest’**: quantile regression forests. [S.l.]: [s.n.], 2017. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/quantregForest/quantregForest.pdf>. Acesso em: 20 ago. 2018.

MEINSHAUSEN, N. Quantile regression forests. **Journal of Machine Learning Research**, v.7, p. 983–999, 2006.

MENDONÇA-SANTOS, M. L.; SANTOS, H. G.; DART, R. O.; PARES, J. G. **Modelagem e Mapeamento Digital de Estoque de Carbono Orgânico na Camada Superficial dos Solos (0-10 cm) do Estado do Rio de Janeiro**. Rio de Janeiro, RJ: Embrapa Solos, 2007. 24 p. (Embrapa Solos. Boletim de pesquisa desenvolvimento, 120).

- MENDONÇA-SANTOS, M. L.; SANTOS, H. G.; DART, R. O.; PARES, J. G. Digital mapping of soil classes in Rio de Janeiro State, Brazil: data, modelling and prediction. IN: HARTEMINK, A. E.; MCBRATNEY, A.; MENDONÇA-SANTOS, M. L. (ed.). **Digital soil mapping with limited data**. Springer, Amsterdam, 2008. p. 381–396.
- MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. **Computer & Geosciences**, v. 32, n. 9, p. 1378-1388, 2006.
- MOORE, I. D.; GEISSLER, P. E.; NIELSEN, G. A.; PETERSON, G. A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v. 57, n. 2, p. 443-452, 1993.
- MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4. ed. atual. e ampl. Viçosa, MG: Editora UFV, 2011. 422 p.
- MOURA-BUENO, J. M.; DALMOLIN, R. S. D.; HORST-HEINEN, T. Z.; CANCIAN, L. C.; SCHENATO, R. B.; DOTTO, A. C.; FLORES, C. A. Prediction of soil classes in a complex landscape in southern Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.54, p.1-13, 2019.
- PIRES, J. C. Solos e superfícies geomorfológicas do oeste maranhense: rio Pindaré. **Cad. Pesq.** São Luís, v.6, n.2, p.123-135, jul./dez. 1990.
- POLIDORO, J. C.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L.; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; CARVALHO FILHO, A. de; MÓTTA, P. E. F. da; CARVALHO JUNIOR, W. de; ARAUJO FILHO, J. C. de; CURCIO, G. R.; CORREIA, J. R.; MARTINS, E. de S.; SPERA, S. T.; OLIVEIRA, S. R. de M.; BOLFE, E. L.; MANZATTO, C. V.; TOSTO, S. G.; VENTURIERI, A.; SA, I. B.; OLIVEIRA, V. A. de; SHINZATO, E.; ANJOS, L. H. C. dos; VALLADARES, G. S.; RIBEIRO, J. L.; MEDEIROS, P. S. C. de; MOREIRA, F. M. de S.; SILVA, L. S. L.; SEQUINATTO, L.; AGLIO, M. L. D.; DART, R. de O. **Programa Nacional de Solos do Brasil (PronaSolos)**. Rio de Janeiro, RJ: Embrapa Solos, 2016. 53 p. (Embrapa Solos. Documentos, 183).
- PONCE HERNANDES, R.; MARRIOTT, F.; BECKETT, P. An improved method for reconstructing a soil profile from analyses of a small number of samples. **European Journal of Soil Science**, v. 37, n. 3, p. 455-467, 1986.
- QGIS DEVELOPMENT TEAM. QGIS Geographic Information System: open source geospatial foundation project. Version 3.2. 2018. Disponível em: <http://qgis.osgeo.org>. Acesso em: 20 ago. 2018.
- R CORE TEAM. R. A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 20 de jun. 2018.
- ROUDIER, P.; HEWITT, A. E.; BEAUDETTE, D. E. A conditioned latin hypercube sampling algorithm incorporating operational constraints. IN: MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B. **Digital soil assessments and beyond**: proceedings of the 5th Global Workshop on Digital Soil Mapping. Sydney, Australia: CRC Press, 2012. p.10-13.
- SAMUEL-ROSA, A.; DALMOLIN, R. S. D.; GUBIANI, P. I.; TEIXEIRA, W. G.; OLIVEIRA, S. R. de M.; VIANA, J. H. M.; TORNQUIST, C. G.; ANJOS, L.; SOUZA, J. J. L. L. de; RIBEIRO, E.; OTTONI, M.; MEDEIROS, P. S. C. de; REICHERT, J. M.; SIQUEIRA, D. S.; MARQUES JÚNIOR; DEMATTÊ, J. A. M.; DOTTO, A. C.; COLLIER, L.; VASQUES, G. de M.; VALLADARES, G.; PEDRON, F. A.; PEDROSO NETO, J. C.; FILIPPINI ALBA, J. M.; OLIVEIRA, R. P. de; CAVIGLIONE, J. H.; MIGUEL, P.; SANTOS, H. G. dos; FLORES, C. A.; LEPSCH, I.; GRIS, D. J.; ROSIN, N. A.; MOURA-BUENO, J. M. Bringing together Brazilian soil scientists to share soil data. In: REUNIÃO SUL BRASILEIRA DE CIÊNCIA DO SOLO, 12., 2018, Xanxerê. **Solo, água, ar e biodiversidade**: componentes essenciais para a vida: anais. Chapecó: Argos, 2018. 4 p.

SANTOS, H. G. dos; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C. dos; OLIVEIRA, V. A. de; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A. de; CUNHA, T. J. F.; OLIVEIRA, J. B. de. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 5. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Embrapa, 2018.

SANTOS, C. C. **Serviços ambientais em diferentes sistemas de uso e ocupação do solo no município de Monção-MA, Amazônia Oriental, Brasil**. 2016. 108 f. Tese (Doutorado em Agroecologia) – Universidade Estadual do Maranhão, São Luís, MA, 2016.

SILVA, C. C. da; COELHO, R. M.; OLIVEIRA, S. R. de M.; ADAMI, S. F. Mapeamento pedológico digital da folha Botucatu (SF-22-Z-B-VI-3): treinamento de dados em mapa tradicional e validação de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.37, n.4, p.846-857, 2013.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Kaiser, município de Balsas (MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2005a. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Pé-de-Bicho, município de Balsas (MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2005b. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda São João, município de Fortaleza dos Nogueiras (MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2008. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Itapajé, município de Coelho Neto (MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2009. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras do Projeto Florestal da Gusa Nordeste S/A, município de Buriti Bravo (MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2010. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo. Estudo de Impacto Ambiental-EIA e Relatório de Impacto Ambiental-RIMA do Projeto Florestal da Gusa Nordeste S/A.

SILVA, M. B. **Levantamento de Reconhecimento e Aptidão Agrícola das Terras da Fazenda Eldorado, municípios de Igarapé do Meio, Bela Vista do Maranhão e Monção(MA)**. [S.l.]: [s.n.], 2014. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo.

SILVA, M. B. **Caracterização da Cobertura Pedológica da Bacia Hidrográfica do Rio Mearim**. [S.l.]: [s.n.], 2015. Dados da autora de perfil de solo colhidos em campo. Relatório de Viagem do NuGEO.

SILVA, Q. D. da. **Mapeamento geomorfológico da Ilha do Maranhão**. 2012. 248 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2012. Disponível em: <http://hdl.handle.net/11449/101458>. Acesso em: 03 nov. 2018.

STUMPF, F.; SCHMIDT, K.; BEHRENS, T.; SCHÖNBRODT-STITT, S.; BUZZO, G.; DUMPERTH, C.; SCHOLTEN, T. Incorporating limited field operability and legacy soil samples in a hypercube sampling design for digital soil mapping. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, v. 179, n. 4, p. 499-509, 2016.

TAGHIZADEH-MEHRJARDI, R.; NABIOLLAHI, K.; MINASNY, B.; TRIANTAFILIS, J. Comparing data mining classifiers to predict spatial distribution of USDA-family soil groups in Baneh region, Iran. **Geoderma**, v. 253-254, p. 67-77, 2015.

VALLADARES, G. S. Caracterização química e granulométrica de solos do Golfão maranhense. **Acta Amazonica**, v.39, n.4, p.923 – 934, 2009.

VALERIANO, M. M.; ROSSETTI, D. F. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. **Applied Geography**, v. 32, n. 2, p. 300-309, mar. 2011.

VASQUES, G. de M.; DART, R. de O.; BACA, J. F. M.; CEDDIA, M. B.; MENDONÇA SANTOS, M. de L. **Mapa de estoque de carbono orgânico do solo (COS) a 0-30 cm do Brasil**. Rio de Janeiro, RJ: Embrapa Solos, 2017. Disponível em: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/1085197>. Acesso em: 20 ago. 2018.

VAYSSE, K.; LAGACHERIE, P. Using quantile regression forest to estimate uncertainty of digital soil mapping products. **Geoderma**, v. 291, p.55-64, 2017.

VENTURIERI, A.; HOMMA, A. K. O.; MENEZES, A. J. E. A. de; ARAUJO, E. C. E.; NUNES, G. M. V. C.; NASCIMENTO JUNIOR, J. de; D. B. do; FRAZAO, J. M. F.; SILVA, L. G. T.; TOLEDO, M. M.; VALENTE, M. A.; BUOSI, T. **Potencialidade Agrícola de Municípios ao Longo da Ferrovia Carajás-Itaquí, entre Santa Inês e São Luís, MA**. Belém, PA. Embrapa Amazônia Oriental, 2017. 129 p. (Embrapa Amazônia Oriental. Documentos, 433). Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/163407/1/DOCUMENTOS-433-OnLine.pdf>. Acesso em: 20 ago. 2018.

YOUNG, C. J.; LIU, S.; SCHUMACHER, J. A.; SCHUMACHER, T. E.; KASPAR, T. C.; MCCARTY, G. W.; NAPTON, D.; JAYNES, D. B. Evaluation of a model framework to estimate soil and soil organic carbon redistribution by water and tillage using ¹³⁷Cs in two U.S. Midwest agricultural fields. **Geoderma**, v. 232, p. 437-448, 2014.

WANG, S.; ZHUANG, Q.; WANG, Q. JIN, X.; HAN, C. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China. **Geoderma**, v. 305, p. 250-263, 2017.

WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. Digital terrain analysis. In: WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. (ed.). **Terrain Analysis: principles and applications**. New York: Wiley, 2000. p. 1-27.



MINISTÉRIO DA
AGRICULTURA, PECUÁRIA
E ABASTECIMENTO



PÁTRIA AMADA
BRASIL
GOVERNO FEDERAL