

# Formação, Classificação e Cartografia dos Solos

Leonardo Tullio  
(Organizador)

Leonardo Tullio  
(Organizador)

# Formação, Classificação e Cartografia dos Solos

Atena Editora  
2019

2019 by Atena Editora  
Copyright © Atena Editora  
Copyright do Texto © 2019 Os Autores  
Copyright da Edição © 2019 Atena Editora  
Editora Executiva: Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Antonella Carvalho de Oliveira  
Diagramação: Lorena Prestes  
Edição de Arte: Lorena Prestes  
Revisão: Os Autores

O conteúdo dos artigos e seus dados em sua forma, correção e confiabilidade são de responsabilidade exclusiva dos autores. Permitido o download da obra e o compartilhamento desde que sejam atribuídos créditos aos autores, mas sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

### **Conselho Editorial**

#### **Ciências Humanas e Sociais Aplicadas**

Prof. Dr. Álvaro Augusto de Borba Barreto – Universidade Federal de Pelotas  
Prof. Dr. Antonio Carlos Frasson – Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
Prof. Dr. Antonio Isidro-Filho – Universidade de Brasília  
Prof. Dr. Constantino Ribeiro de Oliveira Junior – Universidade Estadual de Ponta Grossa  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Cristina Gaio – Universidade de Lisboa  
Prof. Dr. Deyvison de Lima Oliveira – Universidade Federal de Rondônia  
Prof. Dr. Gilmei Fleck – Universidade Estadual do Oeste do Paraná  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice  
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa  
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande  
Prof. Dr. Willian Douglas Guilherme – Universidade Federal do Tocantins

#### **Ciências Agrárias e Multidisciplinar**

Prof. Dr. Alan Mario Zuffo – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul  
Prof. Dr. Alexandre Igor Azevedo Pereira – Instituto Federal Goiano  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Daiane Garabeli Trojan – Universidade Norte do Paraná  
Prof. Dr. Darllan Collins da Cunha e Silva – Universidade Estadual Paulista  
Prof. Dr. Fábio Steiner – Universidade Estadual de Mato Grosso do Sul  
Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Girlene Santos de Souza – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia  
Prof. Dr. Jorge González Aguilera – Universidade Federal de Mato Grosso do Sul  
Prof. Dr. Ronilson Freitas de Souza – Universidade do Estado do Pará  
Prof. Dr. Valdemar Antonio Paffaro Junior – Universidade Federal de Alfenas

#### **Ciências Biológicas e da Saúde**

Prof. Dr. Benedito Rodrigues da Silva Neto – Universidade Federal de Goiás  
Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Elane Schwinden Prudêncio – Universidade Federal de Santa Catarina  
Prof. Dr. Gianfábio Pimentel Franco – Universidade Federal de Santa Maria  
Prof. Dr. José Max Barbosa de Oliveira Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará

Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte  
Profª Drª Raissa Rachel Salustriano da Silva Matos – Universidade Federal do Maranhão  
Profª Drª Vanessa Lima Gonçalves – Universidade Estadual de Ponta Grossa  
Profª Drª Vanessa Bordin Viera – Universidade Federal de Campina Grande

### **Ciências Exatas e da Terra e Engenharias**

Prof. Dr. Adélio Alcino Sampaio Castro Machado – Universidade do Porto  
Prof. Dr. Eloi Rufato Junior – Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
Prof. Dr. Fabrício Menezes Ramos – Instituto Federal do Pará  
Profª Drª Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte  
Prof. Dr. Takeshy Tachizawa – Faculdade de Campo Limpo Paulista

### **Conselho Técnico Científico**

Prof. Msc. Abrãao Carvalho Nogueira – Universidade Federal do Espírito Santo  
Prof. Dr. Adaylson Wagner Sousa de Vasconcelos – Ordem dos Advogados do Brasil/Seccional Paraíba  
Prof. Msc. André Flávio Gonçalves Silva – Universidade Federal do Maranhão  
Prof.ª Drª Andreza Lopes – Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento Acadêmico  
Prof. Msc. Carlos Antônio dos Santos – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro  
Prof. Msc. Daniel da Silva Miranda – Universidade Federal do Pará  
Prof. Msc. Eliel Constantino da Silva – Universidade Estadual Paulista  
Prof.ª Msc. Jaqueline Oliveira Rezende – Universidade Federal de Uberlândia  
Prof. Msc. Leonardo Tullio – Universidade Estadual de Ponta Grossa  
Prof.ª Msc. Renata Luciane Polsaque Young Blood – UniSecal  
Prof. Dr. Welleson Feitosa Gazel – Universidade Paulista

<b>Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)</b>	
F723	Formação, classificação e cartografia dos solos [recurso eletrônico] / Organizador Leonardo Tullio. – Ponta Grossa, PR: Atena Editora, 2019.  Formato: PDF Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader. Modo de acesso: World Wide Web. Inclui bibliografia ISBN 978-85-7247-634-8 DOI 10.22533/at.ed.348192309  1. Cartografia. 2. Ciência do solo. 3. Solos – Pesquisa – Brasil. I. Tullio, Leonardo.  CDD 625.7
<b>Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422</b>	

Atena Editora  
Ponta Grossa – Paraná - Brasil  
[www.atenaeditora.com.br](http://www.atenaeditora.com.br)  
contato@atenaeditora.com.br



## APRESENTAÇÃO

Conhecer os processos envolvidos, bem como sua natureza faz-se necessário para entender a formação do solo e suas características. A pedogênese é o processo de formação do solo e revela fatores inerentes ao tempo.

Nesta obra vários artigos abordam esses fatores e contribuem para o conhecimento.

O processo de formação do solo envolve o tempo bem como a atuação de agentes externo e suas características são definidas de acordo com o ambiente existente no local. Isso reflete nas características físicas e químicas do solo, importantes no desenvolvimento das plantas.

A contribuição dos processos de formação do solo é sem dúvida primordial para o desenvolvimento sustentável. Ao passo que as pesquisas avançam e correlacionam os fatores, o entendimento sobre a formação do solo e suas interações são de extrema importância para a máxima eficiência das plantas.

Novas tecnologias são utilizadas para estudar os solos, sendo a cartografia uma delas, e contribui significativamente para o planejamento e análise do solo.

A classificação do solo envolve várias metodologias e parâmetros que são muitas vezes detalhados e requerem tempo e conhecimento específico sobre o tema, assim a utilização de técnicas cartográficas avançam e ganham novos rumos nestes estudos.

Desejo a todos uma boa leitura deste material.

Leonardo Tullio

## SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1</b> .....	<b>1</b>
FORMAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DE SOLOS	
Marcos Gervasio Pereira Lúcia Helena Cunha dos Anjos Carlos Roberto Pinheiro Junior Luiz Alberto da Silva Rodrigues Pinto Eduardo Carvalho da Silva Neto Ademir Fontana	
<b>DOI 10.22533/at.ed.3481923091</b>	
<b>CAPÍTULO 2</b> .....	<b>21</b>
MODELOS ESPECTRAIS DE PREDIÇÃO DO TEOR DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS	
Jean Michel Moura-Bueno Ricardo Simão Diniz Dalmolin Taciara Zborowski Horst-Heinen Nicolas Augusto Rosin Daniely Vaz da Silva Sangoi Luciano Campos Cancian Diego José Gris João Pedro Moro Flores	
<b>DOI 10.22533/at.ed.3481923092</b>	
<b>CAPÍTULO 3</b> .....	<b>34</b>
EFICIÊNCIA DE MÉTODOS MULTIVARIADOS NA PREDIÇÃO ESPACIAL DO TEOR DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO	
Taciara Zborowski Horst-Heinen Ricardo Simão Diniz Dalmolin Nicolas Augusto Rosin Daniely Vaz da Silva-Sangoi Jean Michel Moura-Bueno Luciano Campos Cancian Jordano Pereira Maffini João Pedro Moro Flores Diego José Gris	
<b>DOI 10.22533/at.ed.3481923093</b>	
<b>CAPÍTULO 4</b> .....	<b>48</b>
ANÁLISE DE PARÂMETROS GEOTÉCNICOS DE SOLO OCUPADO POR ATERRO SANITÁRIO NA REGIÃO NOROESTE NO ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL	
Willian Fernando de Borba José Luiz Silvério da Silva Pedro Daniel da Cunha Kemerich Éricklis Edson Boito de Souza Gabriel D'Avila Fernandes Bruno Acosta Flores Jacson Rodrigues França Carlos Eduardo Balestrin Flores	
<b>DOI 10.22533/at.ed.3481923094</b>	
<b>CAPÍTULO 5</b> .....	<b>58</b>
UMIDADE, DENSIDADE E ATIVIDADE MICROBIANA DO SOLO SOB EXTRAÇÃO DE ARGILA, USO	

**CAPÍTULO 6 ..... 66**

**ATRIBUTOS FÍSICOS E QUÍMICOS DE AGREGADOS DO SOLO SOB DIFERENTES SISTEMAS DE CULTIVO NO MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO-RJ**

Marcos Gervasio Pereira  
Luiz Alberto da Silva Rodrigues Pinto  
Sandra de Santana Lima  
Otavio Augusto Queiroz dos Santos  
Igor de Sousa Morais  
Robert Ferreira  
Wanderson Farias da Silva Junior  
Eduardo Carvalho da Silva Neto  
Hugo de Souza Fagundes  
Yan Vidal de Figueiredo Gomes Diniz

DOI 10.22533/at.ed.3481923096

**CAPÍTULO 7 ..... 78**

**FÓSFORO LÁBIL E PH EM LATOSSOLOS REPRESENTATIVOS COM DIFERENTES USOS E MANEJO NO SEMIÁRIDO BAIANO**

Fátima de Souza Gomes  
Rafael Alves dos Santos  
Caio Henrique Castro Martins  
Eliton Rodrigues dos Santos

DOI 10.22533/at.ed.3481923097

**CAPÍTULO 8 ..... 90**

**COBRE NO SOLO E O CRESCIMENTO INICIAL DE ESPÉCIES DE EUCALIPTO**

Alex Negrini  
Rodrigo Ferreira da Silva  
Clovis Orlando Da Ros  
Alexandre Couto Rodrigues  
Andrea da Rocha Giovenardi  
Hilda Hildebrand Soriani  
Daniel Boeno

DOI 10.22533/at.ed.3481923098

**CAPÍTULO 9 ..... 99**

**TEORES DE NITROGÊNIO NO SOLO E NA ÁGUA EM PROPRIEDADE SUINÍCOLA DE BRAÇO DO NORTE/SC**

Eliana Aparecida Cadoná  
Cledimar Rogério Lourenzi  
Eduardo Lorensi de Souza  
Cláudio Roberto Fonsêca Sousa Soares  
Arcângelo Loss  
Paula Beatriz Sete

DOI 10.22533/at.ed.3481923099

**CAPÍTULO 10 ..... 107**

**ESTADO NUTRICIONAL E PRODUTIVIDADE DA SOJA APÓS APLICAÇÃO DE CALCÁRIO E GESSO**

COM E SEM REVOLVIMENTO DO SOLO

Valmor José Tomelero

Fabiana Schmidt

Fabiano Daniel de Bona

DOI 10.22533/at.ed.34819230910

**SOBRE O ORGANIZADOR..... 115**

**ÍNDICE REMISSIVO ..... 116**



## EFICIÊNCIA DE MÉTODOS MULTIVARIADOS NA PREDIÇÃO ESPACIAL DO TEOR DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO

### **Taciara Zborowski Horst-Heinen**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Ricardo Simão Diniz Dalmolin**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Nicolas Augusto Rosin**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Daniely Vaz da Silva-Sangoi**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Jean Michel Moura-Bueno**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Luciano Campos Cancian**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **Jordano Pereira Maffini**

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)  
Santa Maria - RS

### **João Pedro Moro Flores**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
(UFRGS); Porto Alegre - RS

### **Diego José Gris**

North Dakota State University; Fargo - EUA

dependendo do manejo. Além disso, o carbono orgânico do solo (COS) é um dos principais indicadores de qualidade do solo. Desse modo, conhecer a distribuição de COS na paisagem é fundamental. Este trabalho teve como objetivo avaliar a eficiência de diferentes métodos multivariados para predição espacial de COS em escala de propriedade rural. Foram coletados 313 pontos nas profundidades de 0-5, 5-15 e 15-30 cm em uma propriedade agrícola no Planalto do Rio Grande do Sul. A predição espacial foi realizada pelos métodos: Regressão Linear Múltipla (RLM), Random Forest (RF) e Boosted Regression Trees (BRT) utilizando 27 covariáveis ambientais representando a topografia, cobertura do solo e granulometria. Os melhores resultados foram alcançados pelo modelo BRT com  $R^2$  de 0,81 (0-5 cm), 0,74 (5-15 cm) e 0,73 (15-30 cm), os demais modelos demonstraram baixa acurácia para descrever a variação de COS na paisagem, com resultados entre  $R^2 = 0,17$  (RLM 0-5 cm) e 0,25 (RF 5-15 cm). O modelo BRT apresentou acurácia satisfatória para predição de COS.

**PALAVRAS-CHAVE:** modelagem espacial; Pedometria; Pedologia quantitativa.

**RESUMO:** O solo é o maior reservatório de carbono orgânico do planeta terra, atuando como fonte ou dreno de CO<sub>2</sub> da atmosfera

## EFFICIENCY OF MULTIVARIATE METHODS IN SPATIAL PREDICTION OF ORGANIC SOIL CARBON CONTENT

**ABSTRACT:** The soil is the largest reservoir of organic carbon on planet earth, acting as a source or drain of CO<sub>2</sub> from the atmosphere depending on the management. In addition, soil organic carbon (SOC) is one of the main indicators of soil quality. In this way, it becomes important to know the distribution of SOC in the landscape. This work aimed to evaluate the efficiency of different multivariate methods for SOC space prediction in rural property scale. A total of 313 points were collected at depths of 0-5, 5-15 and 15-30 cm at an agricultural estate in Plateau the Rio Grande do Sul. Spatial prediction was performed using the Multiple Linear Regression (RLM), Random Forest (RF) and Boosted Regression Trees (BRT) using 27 environmental covariates representing topography, soil cover and particle-size distribution. The best results were obtained by the BRT model with R<sup>2</sup> of 0.81 (0-5 cm), 0.74 (5-15 cm) and 0.73 (15-30 cm), the other models showed low accuracy to describe the variation of COS in the landscape, ranging from R<sup>2</sup> = 0.17 (RLM 0-5 cm) to 0.25 (RF 5-15 cm). The BRT model presented satisfactory accuracy for predicting SOC.

**KEYWORDS:** spatial modeling; Pedometry; Quantitative Pedology.

### 1 | INTRODUÇÃO

Segundo projeções da FAO, em 2050 a população mundial irá atingir a marca de nove bilhões de pessoas. Esforços serão necessários para suprir as demandas alimentares, de moradia e de energia para essa população. Diante disso, a pressão exercida sobre os recursos naturais, especialmente sobre o solo, tende a ser cada vez maior, por se tratar de um fator limitante para a produção. Essa projeção é ainda mais alarmante quando consideramos que 33% dos solos do mundo já estão degradados e de alguma forma deixaram de oferecer seus serviços ambientais (FAO, 2019). Somado a isso, cenário impactantes de mudanças climáticas reforçam a necessidade de um planejamento ambiental adequado.

Em decorrência disso, formas mais harmoniosas de produção agrícola, com equilíbrio entre a produtividade e a capacidade de uso das terras têm sido buscadas a fim de otimizar a utilização do solo, garantindo a perenidade dos recursos. Em função disso, a demanda por informações do solo e de suas propriedades em escala local, regional, nacional e global tem crescido constantemente nos últimos anos (McBRATNEY et al., 2014).

Dentre as inúmeras funções ambientais, o solo configura o maior reservatório de carbono do planeta terra (BATJES, 1996), atuando como fonte ou dreno de CO<sub>2</sub> para a atmosfera, dependendo do manejo adotado (CARVALHO et al., 2010). O carbono orgânico do solo (COS), além de ser a componente chave no ciclo global do carbono e ser essencial para a qualidade e fertilidade do solo, assegura a capacidade de produção de alimentos e é considerado um bom indicador da saúde do solo. A

perda de COS, portanto, é considerada um indicativo eficiente de degradação do solo (GLOBAL SOIL PARTNERSHIP, 2017).

Em função disso existe uma demanda considerável por mapas de COS em escala detalhada, principalmente em áreas com potencial agrícola como no Planalto do Rio Grande do Sul, visando o planejamento agrícola mais sustentável. Porém, obter informações espaciais de COS, em escala suficientemente detalhada para fins de planejamento ambiental (DALMOLIN et al., 2004), demanda tempo e torna-se dispendioso. Uma das principais razões é a alta intensidade amostral requerida para representar adequadamente a distribuição do COS na paisagem. Essa variação é consequência dos fatores e mecanismos envolvidos nos processos de deposição, estabilização e transformação do COS que, por serem heterogêneos na paisagem, condicionam alta variabilidade espacial dessa propriedade.

Técnicas de mapeamento digital de solos (MDS) tem se mostrado como uma alternativa rápida e barata com elevado potencial para obtenção de informações de solos e suas propriedades em escala detalhada. Em relação ao COS, técnicas de MDS são utilizadas por meio de modelos matemáticos com capacidade de incorporar as covariáveis ambientais correlacionadas com a presença do COS na paisagem em prol de sua modelagem espacial (LAUB et al, 2018). Dentre as covariáveis utilizadas para esse fim, destacam-se as que representam as variações topográficas na paisagem, mapas de uso e cobertura do solo, bem como imagens de satélite e índices de vegetação (MINASNY et al.,2013), que podem representar critérios espaciais de deposição vegetal. Modelos digitais de elevação (MDEs) são fontes importantes de covariáveis, porém, dados oriundos de outras fontes também são aproveitados, como os índices derivados de imagens de sensoriamento remoto (ten CATEN et al., 2012). Essas covariáveis, além de gratuitas, são facilmente obtidas através do sensoriamento remoto e tem demonstrados correlação espacial com o conteúdo de COS.

Vários métodos quantitativos foram desenvolvidos para descrever, classificar e estudar os padrões de distribuição espacial dos solos, de maneira objetiva e precisa. Diferentes modelos multivariados vêm sendo testados, com diferentes combinações de covariáveis preditoras na predição espacial do COS. Dentre eles, os modelos Random Forest (BHERING et al., 2016; GUO et al., 2015; VAYSSE; LAGACHERIE, 2015; BONFATTI et al., 2016), Regressão Linear Múltipla (OLAYA-ABRIL et al., 2017; MEERSMANS et al., 2008). Porém, pouco se sabe sobre a capacidade preditiva do modelo Boosted Regression Trees (BRT) e sua habilidade de predizer o COS. Considerando a demanda de informações sobre o COS em escala de propriedade e que a construção de um modelo descreva a distribuição de COS na paisagem de maneira adequada. Isso depende do método de predição e da relação entre variável predita e covariáveis. Dessa forma, o objetivo do trabalho foi avaliar a eficiência de diferentes modelos de predição e o potencial de utilização de covariáveis ambientais topográficas, de cobertura de solo e pedológicas na predição espacial de COS em

escala de propriedade rural.

## 2 | MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi realizado em uma propriedade rural de 940 ha localizada no município de Giruá, na região fisiográfica do Planalto do Rio Grande do Sul (Figura 1). O relevo varia de suave ondulado a forte ondulado, com declividade entre 3 e 10 %. A geologia é derivada da Formação Serra Geral, com predomínio das classes de solo: Latossolo Vermelho Distroférrico típico nas áreas altas da paisagem e Gleissolo Háplico Tb Distrófico típico nas áreas baixas e planas.

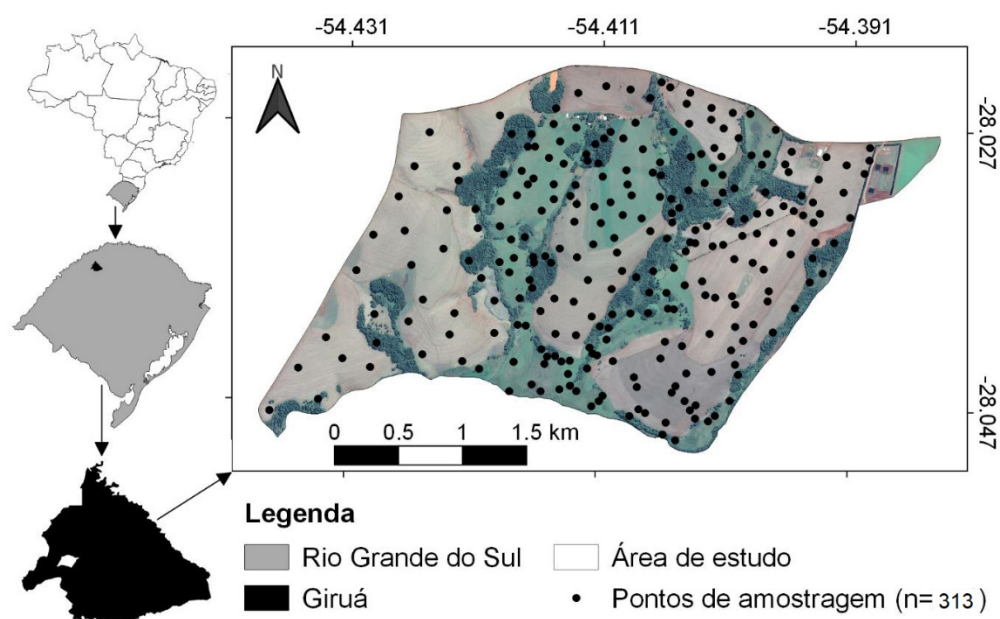


Figura 1 – Localização da área de estudos e pontos de amostragem.

Para amostragem do COS foram determinados intencionalmente 313 pontos, em que foram coletadas amostras nas profundidades 0 - 5, 5 - 15 e 15 - 30 cm (Figura 1). As amostras foram submetidas ao processo de secagem ao ar, destorroadas, passadas em peneira de malha 2 mm, e submetidas à análise em triplicata. O conteúdo de COS foi determinado por combustão úmida (0,5 g de solo + 10 ml  $K_2Cr_2O_7$  0,067 mol L<sup>-1</sup>) com aquecimento externo (YEOMANS; BREMNER, 1988). Os extratos do COS provenientes da combustão úmida foram titulados com  $Fe(NH_4)_2(SO_4)_2 \cdot 6H_2O$  0,5 mol L<sup>-1</sup>, na presença de fenantrolina como indicador do fim da titulação.

Para a predição espacial foram utilizadas 27 covariáveis ambientais para representar as variações topográficas, de cobertura do solo e de distribuição das partículas do solo na área, em resolução de 30 m (Tabela 1). As covariáveis primárias que representam a topografia são oriundas do Topodata, sendo elas: elevação, declividade, orientação, curvatura horizontal, curvatura vertical e sombreamento do

relevo. Algumas covariáveis secundárias foram derivadas do MDE Topodata através do processamento no SAGA GIS, sendo elas: Índice de umidade, fator LS, insolação direta e insolação difusa. As covariáveis que representam a cobertura do solo foram obtidas através de uma imagem do satélite Landsat 8 e compreendem as bandas B4 (vermelho), B5 (infravermelho próximo), B6 (infravermelho de onda curta 1) e B7 (infravermelho de onda curta 2), a razão B5/B7. Além delas foi calculado o índice de vegetação ajustado ao solo (SAVI) no QGIS e o uso da terra traçado sobre uma imagem do Google Earth.

<b>Covariável</b>	<b>Descrição</b>	<b>Origem</b>
<i>Variáveis topográficas</i>		
Elevação	Obtida do Modelo Digital de Elevação (m)	Topodata
Declividade	Declividade do terreno (%)	Topodata
Orientação	Orientação da declividade (graus)	Topodata
Curvatura horizontal	Convergência/divergência (graus/m)	Topodata
Curvatura vertical	Convexidade/concavidade (graus/m)	Topodata
Sombreamento do relevo	Sob ângulo de 45° e azimute 0° (rad)	Topodata
Índice de umidade	Conteúdo de água na paisagem	SAGA GIS
Fator LS	Comprimento e ângulo da declividade	SAGA GIS
Insolação direta	Radiação solar potencial (kWhm <sup>-2</sup> )	SAGA GIS
Insolação difusa	Radiação solar potencial (kWhm <sup>-2</sup> )	SAGA GIS
<i>Cobertura do solo</i>		
B4	Vermelho	Landsat 8
B5	Infravermelho próximo	Landsat 8
B6	Infravermelho de onda curta 1	Landsat 8
B7	Infravermelho de onda curta 2	Landsat 8
B5/B7	Razão entre as bandas B5 e B7	QGIS
SAVI	Índice de vegetação ajustado ao solo	QGIS
Uso da terra	Traçado sobre imagem do Google Earth	QGIS
<i>Granulometria do solo</i>		
Areia	Mapas de granulometria obtidos por predição espacial com covariáveis ambientais usando o modelo BRT	R
Silte		
Argila		

Tabela 1 – Descrição das covariáveis ambientais utilizadas para a predição do COS, categorizadas de acordo com o tipo de informação fornecida, suas respectivas origens e abreviações.

VALERIANO; ROSSETTI (2011).

As covariáveis que representam a distribuição de partículas do solo foram

obtidas através do mapeamento digital da granulometria, utilizando o mesmo conjunto amostral, com dados de granulometria obtidos pelo método da pipeta (TEIXEIRA et al., 2011) e as covariáveis topográficas apresentadas na Tabela 1. A predição espacial de areia, silte e argila foi realizada pelo modelo BRT no ambiente R. As estatísticas de validação cruzada dos dados preditos de granulometria utilizados constam na tabela 2.

Para geração dos modelos de predição foram utilizadas 70% das amostras de cada conjunto para treinamento e 30% para validação. A técnica multivariada PLSR foi utilizada para ajustá-los, com auxílio do pacote estatístico R (R CORE TEAM, 2019). O desempenho dos modelos de predição foi avaliado pelos parâmetros  $R^2$ , raiz do erro quadrático médio (RMSE) e razão do desempenho pela distância interquartil (RPIQ).

<b>Granulometria</b>	<b>Profundidade (cm)</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>RMSE</b>
Areia	0-5	0,76	2,87
	5-15	0,71	2,91
	15-30	0,72	2,29
Silte	0-5	0,42	5,72
	5-15	0,36	4,56
	15-30	0,28	5,53
Argila	0-5	0,64	6,62
	5-15	0,59	5,60
	15-30	0,61	5,59

Tabela 2 – Estatísticas de validação cruzada dos dados de granulometria utilizados como covariáveis preditoras do COS.

Em que:  $R^2$ : coeficiente de determinação e RMSE: raiz quadrada do erro quadrático médio.

A predição espacial de COS foi realizada por 3 métodos multivariados, sendo eles: RLM, RF e BRT. A acurácia dos modelos foi avaliada pelos parâmetros estatísticos de validação cruzada leave-one-out: coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (equação 1) e a raiz quadrada do erro quadrático médio (RMSE) (equação 2).



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

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

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

### 3 | RESULTADOS E DISCUSSÃO

A distribuição dos teores de COS nas camadas é heterogênea (Figura 1 e Tabela 3), o que comumente é observado para esta propriedade do solo, devido aos diversos fatores que influenciam na sua distribuição e permanência na paisagem. Na camada 0 - 5 cm, o teor de COS varia de 1,08 % a 6,26 %, com média de 3,07 %. Entre 5 - 15 cm, por sua vez, o teor de COS varia entre 1,06 % e 5,45 %, com média de 2,09 %. Na camada superficial, o uso da terra e a cobertura vegetal influenciam diretamente na deposição de resíduos orgânicos, da mesma forma que as características do terreno e a insolação potencial condicionam as perdas por decomposição e erosão. Ainda, a argila exerce proteção sobre a matéria orgânica do solo, devido aos processos de sorção e proteção físico-química do COS.

A menor variação do teor de COS em superfície tem relação direta com os processos que condicionam a deposição e decomposição de restos culturais e material orgânico, que são praticamente homogêneas dentro de cada uso da terra. Com o aumento da profundidade, além de depender da deposição de material vegetal no local, o COS depende da migração de resíduos orgânicos em profundidade, o que é condicionado por diversos fatores, dentre eles as condições de relevo. Entre 15 - 30 cm o teor de COS varia entre 0,71 % e 4,55 % com média de 1,68 % (Tabela 3). O teor de COS das camadas mais profundas do solo, entretanto são dependentes da migração de camadas subjacentes, além de serem menos suscetíveis a perdas por decomposição.

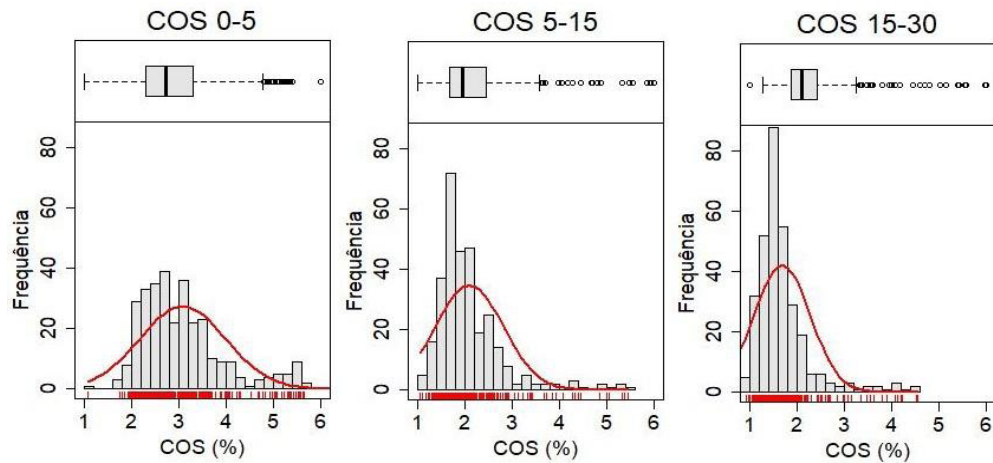


Figura 1 – Histograma de frequências e boxplots do conteúdo de COS.

Em relação a predição, o modelo BRT mostrou uma maior capacidade de predizer o conteúdo de COS na área de estudo, com um melhor ajuste, demonstrado pelos coeficientes de determinação ( $R^2$ ) variando de 0,81, 0,74, e 0,73 para as profundidades 0 - 5, 5 - 15, e 15 - 30 cm, respectivamente (Tabela 4). O modelo BRT também apresentou os menores erros de predição com valores de RMSE entre 0,54 %, para a camada 0 - 5 cm, 0,45 % na camada 5 - 15 cm e 0,36 % para a camada 15 – 30 cm. Os resultados obtidos na predição espacial do COS pelo modelo RF e RLM foram inferiores ao modelo BRT (Tabela 4), sendo os menores valores de  $R^2$  e maiores de RMSE observados para o modelo RLM.

Modelo	Camada (cm)	$R^2$	RMSE (%)
BTR	0-5	0,81	0,54
RF	0-5	0,23	0,79
RLM	0-5	0,17	0,84
BTR	5-15	0,74	0,45
RF	5-15	0,25	0,62
RLM	5-15	0,19	0,65
BTR	15-30	0,73	0,36
RF	15-30	0,22	0,52
RLM	15-30	0,20	0,53

Tabela 4 – Acurácia dos modelos de predição do conteúdo de COS.

Em que: BTR – *Boosted Regression Trees*; RF – *Random Forest*; RLM – *Regressão Linear Múltipla*;  $R^2$  – Coeficiente de determinação; RSME – Raiz quadrada do erro quadrático médio.

A maior acurácia preditiva foi observada na camada 0 - 5 cm (Tabela 4). Esse resultado pode ser reflexo do quanto as covariáveis são capazes de explicar

a variação do solo na paisagem. Isso porque os dados de sensoriamento remoto utilizados são uma representação da configuração do espaço no presente. Por isso, a distribuição do COS na superfície pode ser melhor explicado/representado por essas covariáveis, que proporcionam assim um melhor ajuste para o modelo e uma melhor previsão espacial. Contudo, a presença e a distribuição das propriedades na paisagem são reflexo de como as condições da paisagem variam no espaço e no tempo e, por isso, características de distribuição espacial do COS em camadas mais profundas tendem a ser mais difíceis de serem modeladas. Além disso, o carbono em profundidade possui menor variação temporal, ou seja, as dinâmicas dos fluxos das paisagens geram áreas de perdas e áreas de acúmulo que não se alteram, pelo menos a curto prazo, em decorrência da modificação de manejo.

O método Boosted Regression Trees (BRT) é um método robusto e não paramétrico, onde representa-se como uma classificação de árvores de regressão (BREIMAN et al. 1984), em particular, pode ser aplicado aos dados sem pré-processamento. O modelo final de BRT pode ser entendido como um modelo de regressão aditivo no qual termos individuais são árvores simples, ajustadas de maneira progressiva e em etapas. Ou seja, é um método adaptativo para combinar muitos modelos simples a fim de melhorar o desempenho. As árvores de regressão aumentadas incorporam vantagens importantes dos métodos baseados em árvores, tipos diferentes de variáveis preditoras e acomodando dados perdidos.

A capacidade de adaptação do modelo BRT a dados heterogêneos, e que não passaram por pré-processamento para padronização e remoção de *outliers* foram impactantes na boa acurácia apresentada pelo modelo. Eles não têm necessidade de prévia transformação de dados ou eliminação de *outliers*, pode ajustar relações não-lineares complexas e manipular automaticamente efeitos de interação entre preditores, principalmente em variáveis como o COS. Embora em BTR os modelos são complexos, eles podem ser resumidos de maneiras que fornecem uma boa visão, e seu desempenho preditivo é superior à maioria dos métodos tradicionais de modelagem (ELITH et al., 2008). Essas características do modelo BRT o tornam uma boa ferramenta para processamento de dados de solos que quase sempre são heterogêneos, na maioria das vezes sem a necessidade de pré-processamento dos dados.

Os mapas de distribuição espacial do COS preditos pelo BRT para as três camadas são apresentados na Figura 2. Os valores preditos do teor de COS foram realistas, variando entre 2,5 % a 4,5 % para a camada 0-5 cm, de 2,0 % a 3,0 % camada 5-15 cm e, de 1,5 % a 2,5 % para a camada 15-30 cm. Ao contrário do encontrado por Bhering et al. (2016), os maiores teores de COS estão presentes nas porções mais baixas da paisagem (Figura 2), associadas aos menores teores de argila nos solos, normalmente em áreas de fluxo acumulado de água e sedimentos em que predominam Gleissolos. Em contrapartida, os menores teores estão associados aos maiores teores de argila e em áreas de Latossolo.

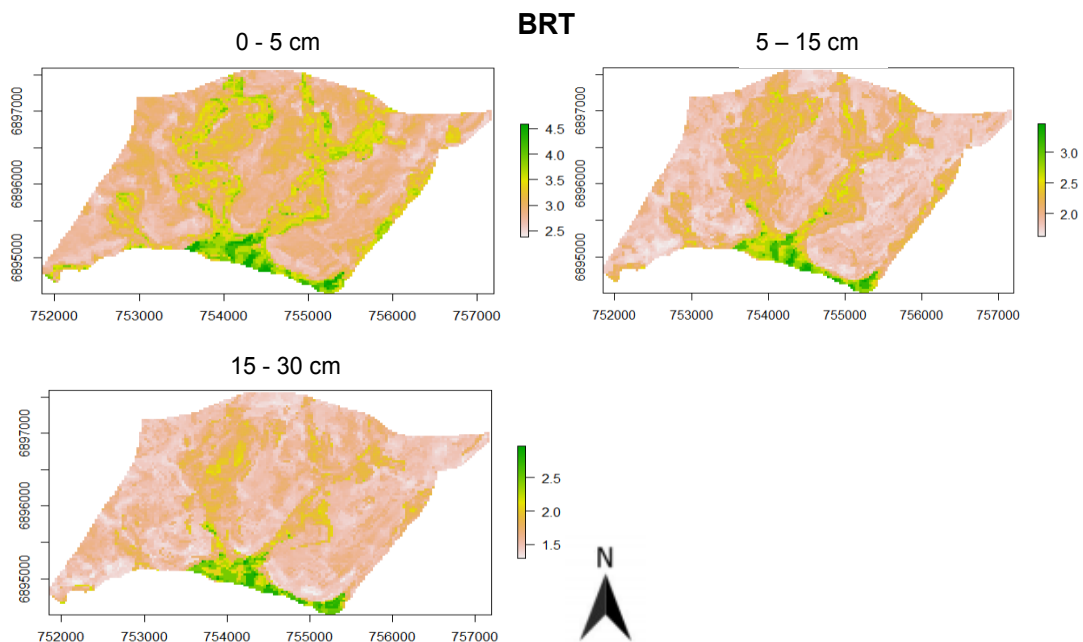


Figura 2 – Mapas de predição do conteúdo de COS pelo modelo BRT.

O método Random Forest superestimou o teor de COS na camada 0-5 cm e subestimou nas camadas 5-15 e 15-30 cm, principalmente nas áreas de floresta e campo nativo (Figura 3). Nesse método, as florestas aleatórias são semelhantes às árvores de classificação e regressão. No entanto, o RF é duplamente aleatório. Muitas árvores são cultivadas ou treinadas, independentemente, porque cada árvore é treinada com um novo *bootstrap*, selecionando aleatoriamente a amostra e um subconjunto aleatório de variáveis é usado para dividir cada nó. Porém, o método RF não requer uma boa representação da variação espacial da propriedade de interesse. Por isso, os resultados insatisfatórios de predição apresentados na tabela 3, podem estar relacionados ao menor número de amostras nas áreas de floresta e campo nativo.

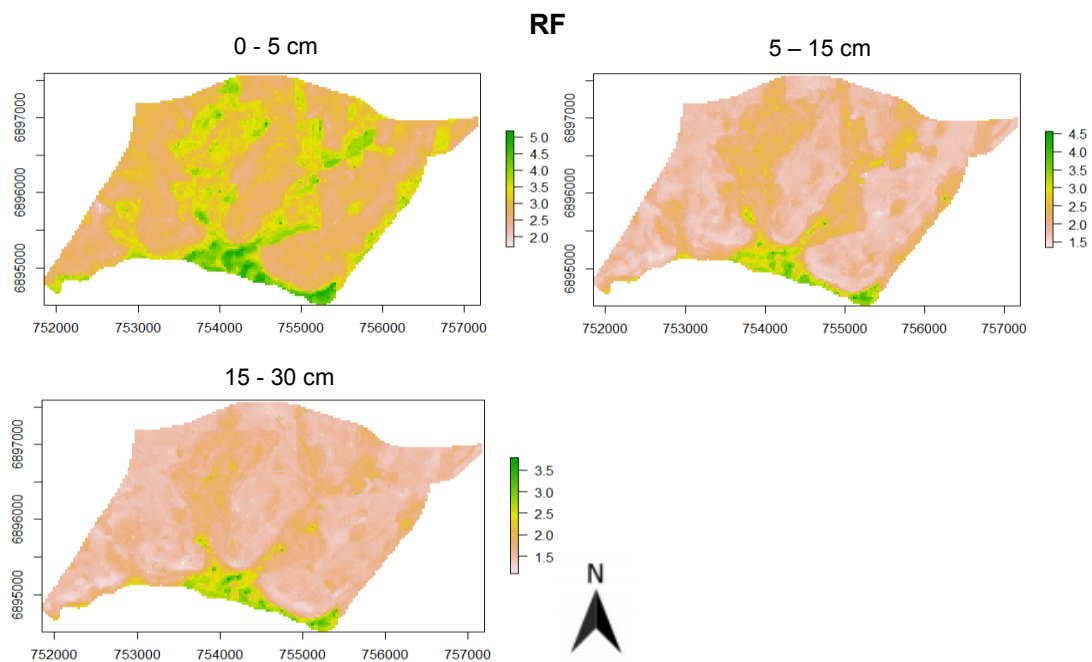


Figura 3 – Mapas de predição do conteúdo de COS pelo modelo RF.

O modelo RLM superestimou o conteúdo de COS nas três camadas mapeadas (Figura 4). Esse resultado está relacionado com as características do modelo RLM, que estabelece uma relação linear entre o conteúdo de COS e as covariáveis, exigindo que os dados atendam à uma série de pressupostos estatísticos. Sendo o principal deles a distribuição normal, além de variância e a covariância iguais, sendo a média dos valores das covariáveis a única diferença entre os valores de COS. A figura 1 mostra que os dados de COS não atendem a esses pressupostos, sendo isso a causa da menor acurácia observada. Além disso, a distribuição do COS na paisagem nem sempre apresenta uma relação linear com os covariáveis ambientais.

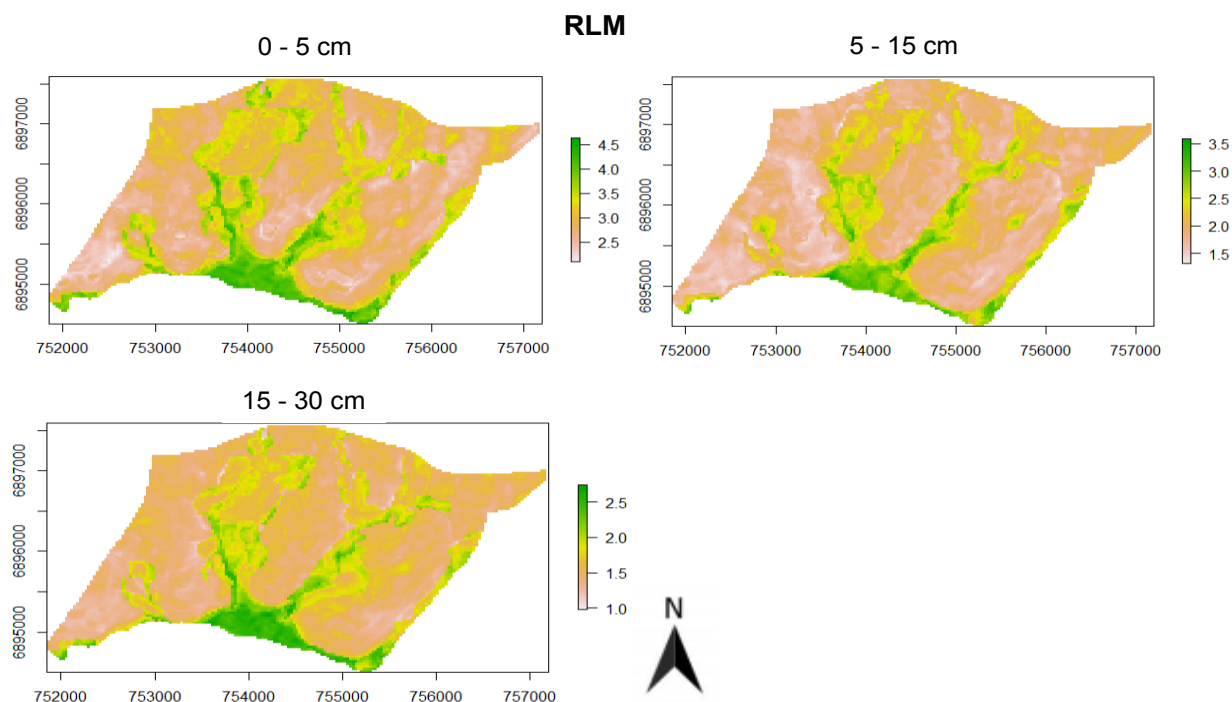


Figura 4 – Mapas de predição do conteúdo de COS pelo modelo RLM.

Em razão das características da área de estudo – relevo predominantemente plano e suave ondulado – e dos dados de solos limitados utilizados, considera-se que os resultados alcançados na predição do COS utilizando o modelo BRT com auxílio de variáveis ambientais é promissor. A melhoria destes resultados pode ser alcançada à medida que novos dados de solos sejam incluídos, e novas covariáveis sejam testadas. Os resultados encontrados neste estudo mostram, que o método multivariado tem influência na capacidade preditiva do COS e que técnicas de MDS são ferramentas com potencial para gerar mapas em escala detalhada de COS, quando usada de forma correta. Estudos futuros devem ser realizados abordando o efeito do número de amostras na acurácia das predições.

#### 4 | CONCLUSÕES

O modelo BRT apresentou o melhor desempenho, em todas as profundidades para predição de COS em escala de propriedade rural, conseguindo acurácia satisfatória para ser utilizado no mapeamento deste atributo com  $R^2$  de 0,81, 0,74 e 0,73 e RMSE de 0,54, 0,45 e 0,36 % para as camadas 0 - 5, 5 - 15 e 15 – 30 cm, respectivamente.

As covariáveis ambientais foram eficientes para a obtenção de informações acuradas de COS.

A técnica de MDS aplicada ao COS apresentou potencial para subsidiar o planejamento sustentável da atividade agrícola em nível de propriedade rural.



## REFERÊNCIAS

- BATJES, N. H. **Total carbon and nitrogen in the soils of the world**. European Journal of Soil Science., v. 47, n. 2, p. 151–163, 1996.
- BREIMAN, L. et al. **Classification and Regression Trees**. 1. ed. New York: Routledge, 368 p., 1984.
- BHERING, S. B. et al. **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.
- BONFATTI, B.R. et al. **Digital mapping of soilcarbon in a viticultural region of Southern Brazil**. Geoderma, v. 261, p. 204-221, 2016.
- ten CATEN, A. et al. **Mapeamento digital de solos: características da abordagem brasileira**. Ciência Rural, v. 43, p.1989-1997, 2012.
- CARVALHO, J. L. N. et al. **Potencial de sequestro de carbono em diferentes biomas do Brasil**. Revista. Brasileira de Ciência do Solo, v. 34, p. 277-289, 2010.
- DALMOLIN, R.S.D et al. **Relação entre as características e o uso das informações de levantamentos de solos de diferentes escalas**. Ciência Rural, 34:1479-1486, 2004.
- FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. The Stateof Food Insecurity in the World 2015. **Meeting the 2015 international hunger targets: takingstock of uneven progress**. Rome: FAO, 2015. 62p. Disponível em: <<http://www.fao.org/3/a-i4646e.pdf>>. Acesso em: 20 mai. 2019.
- GLOBAL SOIL PARTNERSHIP. **Global Soil Organic Carbon Map – Leaflet**. Roma: FAO, 5. p. 2017. Disponível em: <<http://www.fao.org/3/i8195en/l8195EN.pdf>>. Acesso em: 28 mai. 2019.
- GUO, P.T. et al. **Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: An application of random forest plus residuals kriging approach**. Geoderma, v. 237-238, p. 49-59, 2015.
- ELITH J.; LEATHWICK J. R.; HASTIE T. **A working guide to boosted regression trees**. Journal of Animal Ecology, v. 77, n. 4, p. 802–813, 2008.
- LAUB, M. et al. **A mixed model for landscape soil organic carbon prediction across continuous profile depth in the mountainous subtropics**. Geoderma, v. 330, p. 177-192, 2018.
- OLAYA-ABRIL, A. et al. **Soil organic carbon distribution in Mediterranean areas under a climate change scenario via multiple linear regression analysis**. Science of the Total Environment, v.592, p. 134-143, 2017.
- MEERSMANS, J. et al. **A multiple regression approach to assess the spatial distribution of Soil Organic Carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium)**. Geoderma, v. 143, n. 1-2, p. 1-13, 2008.
- MINASNY, B. et al. **Digital Mapping of Soil Carbon**. Advances in Agronomy. v. 118. p. 1-47. 2013.
- McBRATNEY, A B.; FIELD, D. J.; KOCH, A. **The dimensions of soil security**. Geoderma. v. 213, p. 203-213, 2014.
- R CORE TEAM. R: **A language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2019. Disponível em: <<https://www.R-project.org>>; Acesso em: 2 mai. 2019.

TEIXEIRA, P. C. et al. **Manual de métodos de análise de solos**. 3. ed. Brasília: Embrapa, 2017, 573 p.

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

VAYSSE, K.; LAGACHERIE, P. **Evaluating digital soil mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France)**. Geoderma Regional, v. 4, p. 20-30, 2015.

YEOMANS J.C.; BRENER J. M. **A rapid and precise method routine determination of organic carbon in soil**. Communications Soil Science Plant Analysis., v. 19, p. 1467-1476, 1988.

## **SOBRE O ORGANIZADOR**

**LEONARDO TULLIO** Engenheiro Agrônomo (Centro de Ensino Superior dos Campos Gerais- CESCAGE/2009), Mestre em Agricultura Conservacionista – Manejo Conservacionista dos Recursos Naturais (Instituto Agronômico do Paraná – IAPAR/2016). Atualmente, doutorando em Ciências do Solo pela Universidade Federal do Paraná – UFPR, é professor colaborador do Departamento de Geociências da Universidade Estadual de Ponta Grossa – UEPG, também é professor efetivo do Centro de Ensino Superior dos Campos Gerais – CESCAGE. Tem experiência na área de Agronomia e Geotecnologia. E-mail para contato: leonardo.tullio@outlook.com

## ÍNDICE REMISSIVO

### A

Amônio 99, 101

Argila 6, 9, 10, 12, 13, 16, 18, 38, 39, 40, 42, 46, 48, 52, 53, 54, 58, 59, 60, 62, 63, 64, 72, 92

### C

Calagem 56, 85, 86, 88, 107, 108, 109, 112, 114

Contaminação 48, 49, 54, 56, 90, 91, 97, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105

Coprólitos de minhocas 66, 67, 69, 74, 75, 76

### D

Diagnóstico 17, 114

Disponibilidade 19, 63, 78, 80, 82, 83, 84, 85, 86, 89, 109, 112

### E

Espécies exóticas 90

Espectroscopia 22, 23, 32

### F

Fertilidade 3, 17, 18, 35, 78, 86, 114

Fitorremediação 90

### G

Gessagem 107

*Glycine max* 60, 107, 108

Granulometria 32, 34, 38, 39, 49, 51, 52, 87

### L

Limites de Aterberg 49

### M

Manejo do solo 10, 59, 60, 67, 75, 79, 80, 83, 111

Mapeamento 21, 22, 23, 24, 32, 36, 39, 45, 46, 109

Metais pesados 90, 92, 100, 105

Modelagem espacial 34, 36

Morfologia de solos 1

### N

Nitrato 99, 101

Nodulação 107, 112, 113

Nutrientes 4, 19, 59, 73, 75, 84, 85, 89, 97, 99, 100, 101, 103, 105, 107, 108, 111,

112, 114

## **O**

Organossolos 3, 66, 67, 69, 76

## **P**

Pedogênese 1, 4, 5, 19

Pedologia 1, 2, 19, 34

Pedometria 22, 34

Perfil de solo 1, 7, 9, 10, 70, 108

Propriedades do solo 22, 23, 24, 59

## **Q**

Qualidade 22, 28, 31, 34, 35, 58, 59, 60, 63, 64, 66, 67, 72, 75, 79, 80, 86, 88, 89, 99, 101, 104, 105, 109

## **R**

Respiração basal do solo 58, 61, 62, 63

## **S**

Serra Geral 37, 49, 50, 51, 56, 81

Sistemas de preparo 107, 109, 111, 112, 113

Agência Brasileira do ISBN  
ISBN 978-85-7247-634-8



9 788572 476348