

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^a Dr^a 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^a Dr^a 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^a Dr^a Ivone Goulart Lopes – Istituto Internazionele delle Figlie de Maria Ausiliatrice
Prof. Dr. Julio Candido de Meirelles Junior – Universidade Federal Fluminense
Prof^a Dr^a Lina Maria Gonçalves – Universidade Federal do Tocantins
Prof^a Dr^a Natiéli Piovesan – Instituto Federal do Rio Grande do Norte
Prof^a Dr^a Paola Andressa Scortegagna – Universidade Estadual de Ponta Grossa
Prof. Dr. Urandi João Rodrigues Junior – Universidade Federal do Oeste do Pará
Prof^a Dr^a 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^a Dr^a 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^a Dr^a 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.^a Dr.^a 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

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) (eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)	
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
Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422	

Atena Editora
Ponta Grossa – Paraná - Brasil
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

CAPÍTULO 1	1
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	
DOI 10.22533/at.ed.3481923091	
CAPÍTULO 2	21
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	
DOI 10.22533/at.ed.3481923092	
CAPÍTULO 3	34
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	
DOI 10.22533/at.ed.3481923093	
CAPÍTULO 4	48
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	
DOI 10.22533/at.ed.3481923094	
CAPÍTULO 5	58
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

MODELOS ESPECTRAIS DE PREDIÇÃO DO TEOR DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS

Jean Michel Moura-Bueno

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

Ricardo Simão Diniz Dalmolin

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

Taciara Zborowski Horst-Heinen

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

Luciano Campos Cancian

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

Diego José Gris

North Dakota State University, Fargo - EUA

João Pedro Moro Flores

Universidade Federal do Rio Grande do
Sul - UFRGS

objetivo deste trabalho foi testar se a estratificação amostral por camada de amostragem melhora o desempenho de modelos espectrais de predição de COS e avaliar o impacto de dados preditos no Mapeamento Digital. Para isso foram utilizadas 261 amostras de solo, coletadas nas camadas 0 – 5; 5 – 15 e 15 – 30 cm, totalizando 783 observações, em uma propriedade rural de 940 hectares, localizada no município de Giruá, Estado do Rio Grande do Sul (RS), Brasil. O COS foi determinado em laboratório via digestão úmida. A análise espectral do solo foi realizada por um espectroradiômetro FildSpec Pro (ASD) com faixa espectral de 350-2500 nm. Foram ajustados modelos espectroscópicos para o COS utilizando regressão por mínimos quadrados parciais (PSLR) para quatro conjuntos com diferentes tamanhos de amostra: conjunto total de amostras (n= 783); conjunto 1 – amostras da camada 0 – 5 cm (n= 261); conjunto 2 - amostras da camada 5 – 15 cm (n= 261); conjunto 3 amostras da camada 15 – 30 cm (n= 261). A partir dos valores preditos de COS pelo modelo espectroscópico, foram gerados mapas da distribuição do COS para as três camadas de amostragem por Random Forest com o auxílio de 15 covariáveis ambientais. O modelo com melhor desempenho de validação na predição foi alcançado com os dados da camada 15 - 30 cm, com $R^2 = 0,77$; RMSE = 0,30% e RPIQ = 2,60. Os dados preditos

RESUMO: Estudos a respeito da predição do Carbono Orgânico do Solo (COS) por meio da técnica de Espectroscopia Vis-NIR são necessários para uso no mapeamento digital de solos (MDS) em escala de propriedade rural. O

sofreram redução significativa de amplitude, especialmente na camada superficial do solo. Os modelos espaciais obtidos com dados preditos, apresentaram R^2 entre 0,35 e 0,41 e valores de RMSE entre 0,22 a 0,30%, entretanto com significativa suavização da variação espacial do COS na área de estudo.

PALAVRAS-CHAVE: propriedades do solo, pedometria, espectroscopia, mapeamento do carbono orgânico.

ABSTRACT: Soil organic carbon (COS) prediction studies using the Vis-NIR spectroscopy technique are necessary for the use of digital land-use mapping (MDS) on a rural property scale. The objective of this work was to test the stratification by wall sampling with the performance of specific models of prediction of COS and to evaluate the impact of data predicted in the Digital Mapping. For samples, 261 soil samples were used, collected in layers 0 - 5; 5 - 15 and 15 - 30 cm, totaling 783 hectares, in a rural property of 940 hectares, located in the municipality of Giruá, State of Rio Grande do Sul (RS), Brazil. COS was determined in the laboratory via wet digestion. Soil spectral analysis was performed by a FildSpec Pro spectroradiometer (ASD) with a spectral range of 350-2500 nm. They were adapted to the COS using paired quadrature regression (PSLR) for four sets with different set sizes: total set of samples ($n = 783$); set 1 - 0 - 5 cm layer samples ($n = 261$); set 2 - layer 5 - 15 cm samples ($n = 261$); set 3 layer samples 15-30 cm ($n = 261$). From the predicted COS values by the spectroscopic model, COS maps were generated for the three random sampled samples with the aid of 15 environmental species. The model with the best prediction validation performance was displayed with the layer data 15 - 30 cm, with $R^2 = 0.77$; RMSE = 0.30% and RPIQ = 2.60. The predetermined data suffered a significant reduction of amplitude, especially in the surface layer of the soil. Spatial models with predicted data, R^2 set between 0.35 and 0.41 and RMSE values between 0.22 and 0.30%, thus smoothing the spatial variation of the COS in the study area.

KEYWORDS: soil properties, pedometry, spectroscopy, mapping of organic carbon.

1 | INTRODUÇÃO

A demanda por informações de solo tem aumento na última década devido a necessidade de planejamento e uso sustentável do recurso natural solo. Para suprir as demandas alimentares, de moradia e de energia para a população nos próximos anos, pesquisas na ciência do solo tendem a focar em métodos que permitam quantificar varias propriedades do solo relacionadas à funcionalidade dos solos em escala detalhada (GRUNWALD, 2015). Assim, o interesse crescente sobre o sequestro de carbono levantou questões sobre qual o potencial e quanto de carbono orgânico está armazenado no solo (Lal et al., 2018). O carbono orgânico do solo (COS) é uma propriedade funcional considerada fundamental para qualidade do solo. Portanto, gerar informações em escala detalhada do conteúdo COS é considerado um serviço ambiental, pois possibilita a avaliação da qualidade do solo,

modelagem do ciclo do carbono e simulação de cenários futuros (SANCHEZ et al., 2009; SORENSEN et al., 2018).

Realizar mapeamento do COS, no entanto, demanda alto custo e tempo devido ao elevado número de amostras necessárias para representar adequadamente a sua distribuição da paisagem, devido à alta variabilidade espacial do COS, consequência da sua interação com vários fatores ambientais (BERNOUX et al., 2002). Dessa forma, a viabilidade das metodologias utilizadas em laboratório de rotina para esses fins, vem sendo discutida pelos cientistas do solo em escala global, por apresentarem problemas referentes aos custos de análise, produção de resíduos químicos e tempo demandado para o processamento de amostras (SOUSA JUNIOR et al., 2011).

Portanto, um dos desafios da ciência do solo é propor técnicas que demonstre potencial para monitoramento do solo, permitindo uma leitura rápida, barata e não destrutiva das amostras de solos. As técnicas de Espectroscopia de Reflectância Difusa (ERD) Vis-NIR e do Mapeamento Digital de Solos (MDS) utilizam modelos matemáticos e estatísticos juntamente com covariáveis preditoras para gerar mapas de propriedades dos solos (Figura 1). As covariáveis com potencial para predição do COS podem ser as bandas de reflectância espectral nas regiões do visível ao infravermelho-próximo (Vis-NIR) obtidas pela técnica ERD Vis-NIR (Figura 1). Dessa forma, os dados da análise espectral do solo passaram a ser organizados em bibliotecas espectrais de solos (BES), para a construção de modelos de predição para quantificação do COS (Figura 1) em diferentes escalas geográficas (VASQUES et al., 2008; STEVENS et al., 2013; TERRA et al., 2015; DEMATTÊ et al., 2016; GUERRERO et al., 2016; MOURA-BUENO et al., 2019). Posteriormente, os dados obtidos na modelagem espectroscópica podem ser utilizados no mapeamento de propriedades do solo por meio de técnicas de MDS (Figura 1).

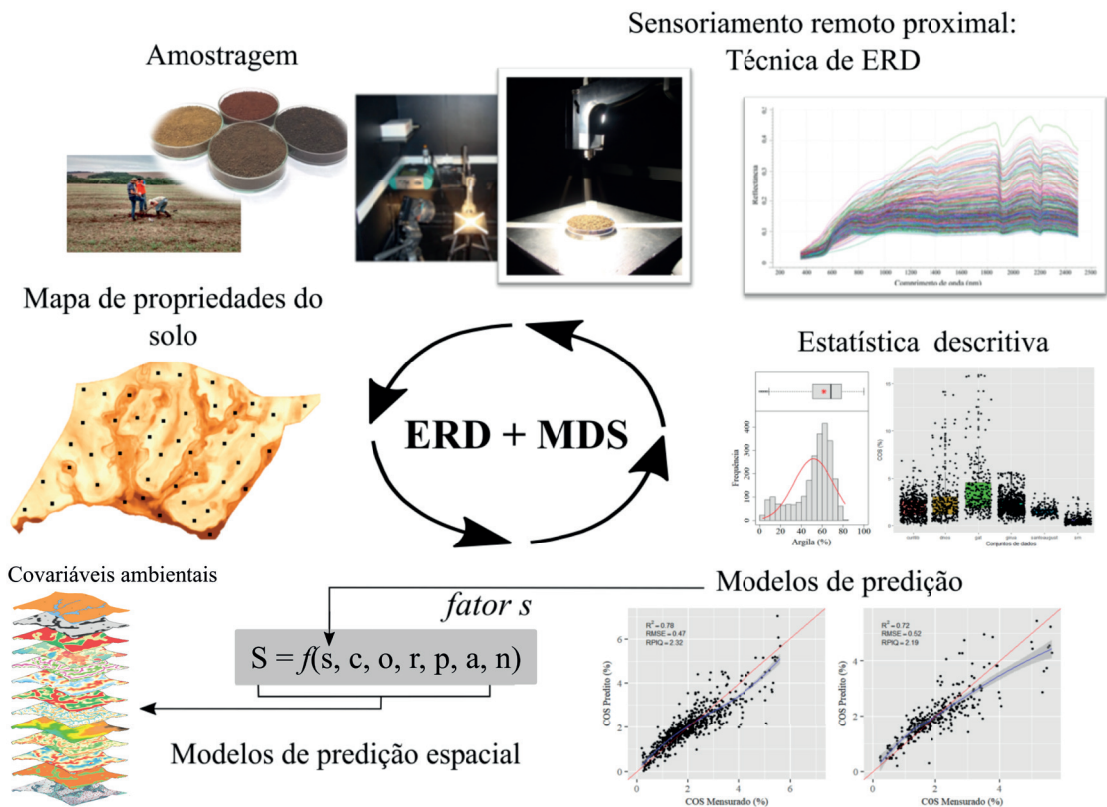


Figura 1 - Representação das etapas envolvidas na integração da técnica de ERD e MDS para obtenção de informações de solos (Fonte: MOURA-BUENO, 2018).

No entanto, a acurácia dos modelos espectroscópicos é variável, sendo influenciado pelas características do solo, número de amostras utilizadas na calibração e validação dos modelos e variabilidade das propriedades do solo na paisagem (DEMATTÊ et al., 2016; RAMIREZ-LOPES et al., 2014; WIGHT et al., 2016). Para contornar esse problema, estudos têm mostrados que a utilização de dados homogêneos pode ser uma estratégia valiosa para alcançar maior acurácia nas predições. Isso corrobora com Grunwald et al. (2015), que sugere que não há como transferir os modelos desenvolvidos de uma região para outro, visto a diversidade pedológica, ou seja, os modelos devem considerar amostras locais e suas características. Assim, a modelagem espectroscópica com base na camada de amostragem do solo podem ser uma estratégia promissora para alcançar maior acurácia dos teores de COS para posterior uso no MDS. O objetivo deste trabalho foi testar se a estratificação amostral por camada de amostragem melhora o desempenho de modelos espectrais de predição de COS e avaliar o impacto de dados preditos no Mapeamento Digital.

MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi realizado no município de Giruá, Estado do Rio Grande do Sul (RS), Brasil (Figura 2a) em uma área agrícola de 940 ha (Figura 2b). A área apresenta altitudes que variam entre 340 e 420 m, relevo suave ondulado e geologia deriva de

rochas basálticas. Os solos predominantes na região são Latossolos Vermelhos (LV) nas áreas mais altas da paisagem (coxilhas) e Gleissolos Háplicos (GX) nas áreas mais baixas (várzeas).

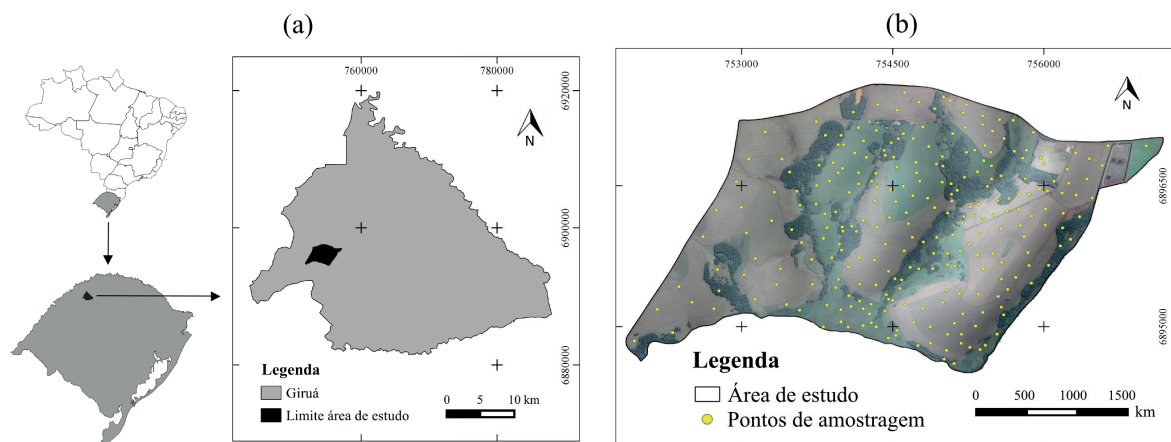


Figura 2 - Localização da área de estudo no município de Giruá, Estado do Rio Grande do Sul, Brasil (a) e área ampliada com imagem Google Earth (ano de 2016) com os pontos de amostragem (b).

O solo foi amostrado em 261 pontos distribuídos de forma aleatória na paisagem, sendo 206 pontos sob LV e 55 em GX, estratificados nas camadas de 0-5, 5-15 e 15-30 cm, totalizando 783 amostras. O COS foi determinado em laboratório via combustão úmida, para obtenção dos dados de referência para calibração e validação dos modelos.

Para obtenção dos dados espectrais, as amostras foram analisadas em laboratório em um espectralímetro FieldSpec Pro, no intervalo de 350 a 2500 nm, com resolução espectral de 1 nm. Após, os dados espectrais foram suavizados a fim de eliminar ruídos. A técnica de pré-processamento utilizada foi a suavização Savitzky-Golay com 1ª derivada usando um polinômio de primeira ordem (SGD) (Savitzky e Golay, 1964), com janela de busca de 9 nm, previamente definida como a melhor janela de busca. O pré-processamento foi realizado utilizando o pacote *prospectr* no software R (R Core Team, 2019). O espectro médio e desvio-padrão da refletância espectral do solo do conjunto total de amostras ($n = 783$), camada 0 – 5 cm ($n = 261$), camada 5 – 15 cm ($n = 261$), camada 15 – 30 cm ($n = 261$) são apresentados na figura 3.

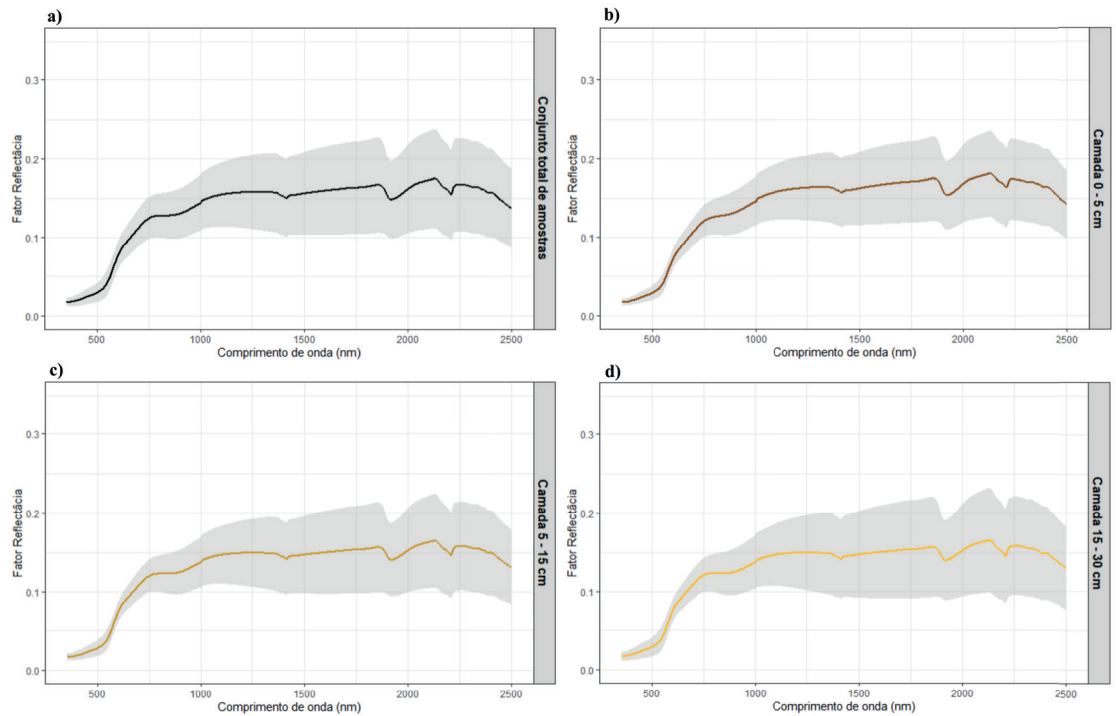


Figura 3 - Espectros médios e seus desvios-padrão para (a) conjunto total de amostras, (b) amostras camada 0 – 5 cm, (c) amostras da camada 5 – 15 cm, (d) amostras da camada 15 – 30 cm.

Para reduzir a variação dos valores de COS e melhorar o desempenho dos modelos espectrais, o conjunto total de amostras ($n = 783$) foi estratificado em conjuntos menores, considerando a profundidade de obtenção das amostras: conjunto 1 (C1) – amostras da camada 0 – 5 cm ($n = 261$); conjunto 2 (C2) - amostras da camada 5 – 15 cm ($n = 261$); conjunto 3 (C3) amostras da camada 15 – 30 cm ($n = 261$).

Modelos espectrais foram calibrados 70% das amostras (Modelo 1) e de cada conjunto estratificado por camadas (Modelo 2) e 30% das amostras de cada conjunto foram utilizadas para validação. A técnica multivariada PLSR foi utilizada para ajustar os modelos espectroscópicos, com auxílio do pacote *pls* do software R (R CORE TEAM, 2019). O desempenho dos modelos foi avaliado pelos parâmetros R^2 , raiz do erro quadrático médio (RMSE) e razão do desempenho pela distância interquartil (RPIQ).

Os valores de COS de referência (mensurados em laboratório) e preditos pelos modelos espectroscópicos de COS foram utilizados para calibrar um modelo de predição espacial de 30 metros de resolução pelo modelo de árvores de regressão Random Forest, com auxílio do pacote *randomForest* do software R (R CORE TEAM, 2019). As covariáveis utilizadas para predição foram derivadas do Modelo Digital de Elevação SRTM com resolução espacial de 30 metros e do satélite Landsat 8, sendo elas elevação, declividade, curvatura horizontal, fator LS, índice de umidade

topográfico, índice de rugosidade do terreno, curvatura vertical, banda 2, banda 3, banda 4, banda 5, banda 6, banda 7 e razão entre as bandas b5 e b7). Além disso foi calculado o índice de vegetação normalizado ajustado ao solo. O desempenho da predição espacial foi avaliado pelos parâmetros de validação cruzada *leave-one-out* R^2 , RMSE e erro médio (EM).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Todos os conjuntos apresentaram diferença acentuada entre os valores mínimos e máximos. Os valores de média e mediana foram semelhantes para o CTA e C3 – camada 5-15 (Tabela 1). O conjunto C1- camada 0 - 5 apresentou os maiores valores médios de COS, sendo isso atribuído ao maior aporte de resíduos vegetais na camada superficial. Nesse mesmo conjunto é observado o maior valor de desvio-padrão (Tabela 1). O conjunto C3 – camada 15 - 30 apresentou os valores menores de COS e o menor desvio-padrão. Os valores mais elevados COS (valor máximo variando entre 8,41 a 7,44%) foram observados em solos de floresta na profundidade de 0 - 5 cm, enquanto os valores mais baixos são notados na camada 15 - 30 cm sobre uso lavoura ou campo nativo.

Conjunto	n	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-Padrão
CTA	783	0,69	8,41	2,35	2,07	1,10
Conjuntos estratificados por camada de amostragem						
C1: 0 – 5	261	1,49	8,41	3,14	2,88	1,16
C2: 5 – 15	261	0,90	7,81	2,16	1,96	0,87
C3: 15 – 30	261	0,69	7,44	1,74	1,60	0,70

Tabela 1. Estatística descritiva dos valores de COS (%) para cada conjunto amostral.

n: número de amostras em cada conjunto; CTA: conjunto total de amostras. C1: conjunto 1 – amostras da camada 0 – 5 cm; C2: conjunto 2 - amostras da camada 5 – 15 cm; C3: conjunto 3 amostras da camada 15 – 30 cm.

Nota-se que a separação do CTA (composto por todas as amostras) em conjuntos baseados nas camadas amostras (conjunto C1, C2 e C3) resultou em diferenças na estatística descritiva dos valores de COS (Tabela 1). A grande variação entre os conjuntos esta relacionada com os tipos de solo, posições de ocorrência na paisagem, cobertura do solo e profundidade da amostra (BERNOUX et al., 2002).

Os parâmetros de ajuste dos modelos espectroscópicos de predição do teor de COS para cada conjunto amostral estão resumidos na tabela 2. Observa-se que o valor de R_t^2 variou de 0,50 a 0,82 e R_v^2 de 0,55 a 0,77 (Tabela 2). O modelo com

melhor desempenho na predição foi alcançado no conjunto C3, com $R_v^2 = 0,77$; $RMSE_v = 0,30\%$ e $RPIQ_v = 2,60$ (Tabela 2). Esse resultado está associado a menor variação do conteúdo de COS observados na camada 15 – 30 cm (desvio-padrão = 0,70), sendo isso identificado pela técnica de ERD, uma vez que, o conteúdo de COS influencia na forma e no albedo da curva espectral ao longo de todo o espectro óptico (DALMOLIN et al., 2005).

Na sequência, o modelo com melhor acurácia foi observado no conjunto CTA, com $R_v^2 = 0,67$; $RMSE_v = 0,55\%$ e $RPIQ_v = 2,22$ (Tabela 2). Isso está associado à menor variação nos valores de COS (desvio-padrão = 1,10) observada nessa camada, sendo isso um fator relevante na qualidade do ajuste de modelos espectrais (STEVENS et al., 2013). Além disso, a amostragem aleatória na paisagem, contemplando diferentes usos do solo e posições na paisagem, implica em grande variação nas características físicas, químicas e biológicas das amostras de solo, o que influencia no comportamento espectral dos solos do Planalto do Estado do RS (DALMOLIN et al., 2005; MOURA-BUENO et al., 2019).

O modelo de predição com os menores valores de acurácia foi observado para o conjunto C1, na camada de 0 - 5 cm (Tabela 2). Esse resultado é explicado pela alta variação nos valores de COS (desvio-padrão = 1,16) na camada 0 - 5 cm, uma vez que essa camada é a mais influenciada por fatores ambientais e práticas de manejo.

Conjuntos	Calibração			Validação		
	R_t^2	$RMSE_t$	$RPIQ_t$	R_v^2	$RMSE_v$	$RPIQ_v$
CTA	0,69	0,51	2,19	0,67	0,55	2,22
Conjuntos estratificados por camada de amostragem						
C1: 0 - 5	0,50	0,66	1,67	0,55	0,79	1,17
C2: 5 - 15	0,70	0,42	1,74	0,60	0,47	1,46
C3: 15 - 30	0,82	0,26	1,81	0,77	0,30	2,60

Tabela 2. Avaliação do desempenho dos modelos espectrais de COS.

R^2 : coeficiente de determinação; RMSE: raiz do erro quadrático médio; RPIQ: razão do desempenho pela distância interquartil; CTA: conjunto total de amostras. C1: conjunto 1 – amostras da camada 0 – 5 cm; C2: conjunto 2 - amostras da camada 5 – 15 cm; C3: conjunto 3 amostras da camada 15 – 30 cm.

Os resultados obtidos neste estudo são próximos aos encontrados por Knox et al. (2015), que alcançou R^2 médio de 0,80 na predição de COS com Vis-NIR com um conjunto de 1014 amostras de solo coletadas em todo o estado da Flórida, EUA e por Dotto et al. (2014) que alcançaram $R^2 = 0,68$ em uma bacia hidrográfica de 1.892 ha com 303 pontos de amostragem, com distintos tipos de solos e uso da terra, localizada na região central do Estado do RS. E ainda, superiores ao encontrado

por de Sousa Junior et al. (2011) que obtiveram valor de $R^2 = 0,38$ em uma área de 9.000 ha no Estado de São Paulo, com 319 pontos de amostragem. Terra et al. (2015) encontraram valores de $R^2 = 0,65$ e $RMSE = 0,16\%$ utilizando uma biblioteca espectral ($n = 1259$) com amostras de oito regiões tropicais do Brasil, local em que a variabilidade dos solos é alta, com intervalo de predição de 0.2 – 7.0% de COS. Araújo et al. (2014) obtiveram um R^2 de 0.60 e um $RMSE$ de 0,55% para predições com uma grande biblioteca espectral ($n = 7172$) de solos tropicais no Brasil. Nessa mesma região do Brasil, Ramírez-López et al. (2013) utilizando 4200 amostras, obtiveram R^2 de 0.48 e $RMSE$ de 0.28 %. Em geral, se observa uma variação nos valores de $RMSE$ desses estudos de escala regional, nacional e global. Isso se deve à maior abrangência geográfica dessas bibliotecas espectrais, resultando em maior variabilidade ambiental e pedológica, o que influencia nas características do solo, especialmente o conteúdo de COS (DEMATTE et al., 2016; GUERRERO et al., 2016; MOURA-BUENO et al., 2019).

Os dados preditos apresentam menor dispersão dos teores de COS em relação aos dados mensurados, com redução significativa da amplitude, especialmente na camada superficial (Figura 4). De modo geral, as médias do teor de COS permaneceram próximas, porém é possível observar que os valores altos de COS foram subestimados enquanto os valores baixos foram superestimados, especialmente no modelo 1. Por resultarem em conjuntos de dados mais homogêneos estatisticamente é possível observar na Tabela 4 que dados preditos apresentaram maior acurácia na predição espacial.

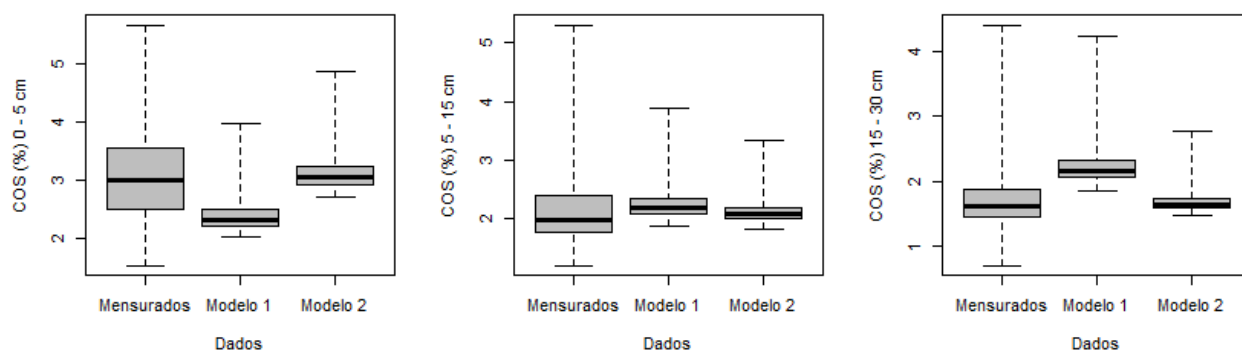


Figura 4. Boxplot dos valores de COS (%) mensurados e preditos pelos modelos espectrais 1 e 2.

Os modelos ajustados com os dados mensurados apresentam os piores ajustes, com R^2 de 0,15, 0,22 e 0,22 para C1, C2 e C3, respectivamente e valores de $RMSE$ entre 0,82 a 0,61%. Os modelos espaciais obtidos com dados preditos, entretanto, apresentaram R^2 entre 0,35 e 0,41 e valores de $RMSE$ entre 0,22 a 0,33% (Tabela 4). Os maiores erros se deram em função da maior amplitude dos dados de COS

nas amostras, principalmente em amostras com elevado teor de COS (> 4%), devido a menor representatividade de amostras com esses teores para a calibração dos modelos (VISCARRA ROSSEL e BEHRENS, 2010). Cabe salientar que a amplitude do COS é diferente em cada conjunto, o que influencia diretamente na interpretação da estatística dos erros.

Dados	Camada	R ²	RMSE (%)	EM (%)
Mensurados	C1	0,15	0,82	0,64
Modelo 1	C1	0,35	0,29	0,21
Modelo 2	C1	0,35	0,31	0,22
Mensurados	C2	0,22	0,61	0,44
Modelo 1	C2	0,41	0,30	0,21
Modelo 2	C2	0,41	0,22	0,15
Mensurados	C3	0,22	0,50	0,33
Modelo 1	C3	0,40	0,33	0,23
Modelo 2	C3	0,40	0,18	0,12

Tabela 4. Desempenho de validação cruzada *leave-one-out* dos modelos de predição espacial do conteúdo de COS obtida com dados mensurados em laboratório e preditos pelos modelos espectrais 1 e 2.

R²: coeficiente de determinação; RMSE: raiz do erro quadrático médio; EM: erro médio.

Embora não seja a estatística de validação dos modelos espaciais não sejam significativamente diferentes, é possível observar que a distribuição espacial do COS obtida pela modelagem do conjunto de dados preditos pelo modelo 2 apresenta maior semelhança com o mapa obtidos pelos dados mensurados (Figura 5).

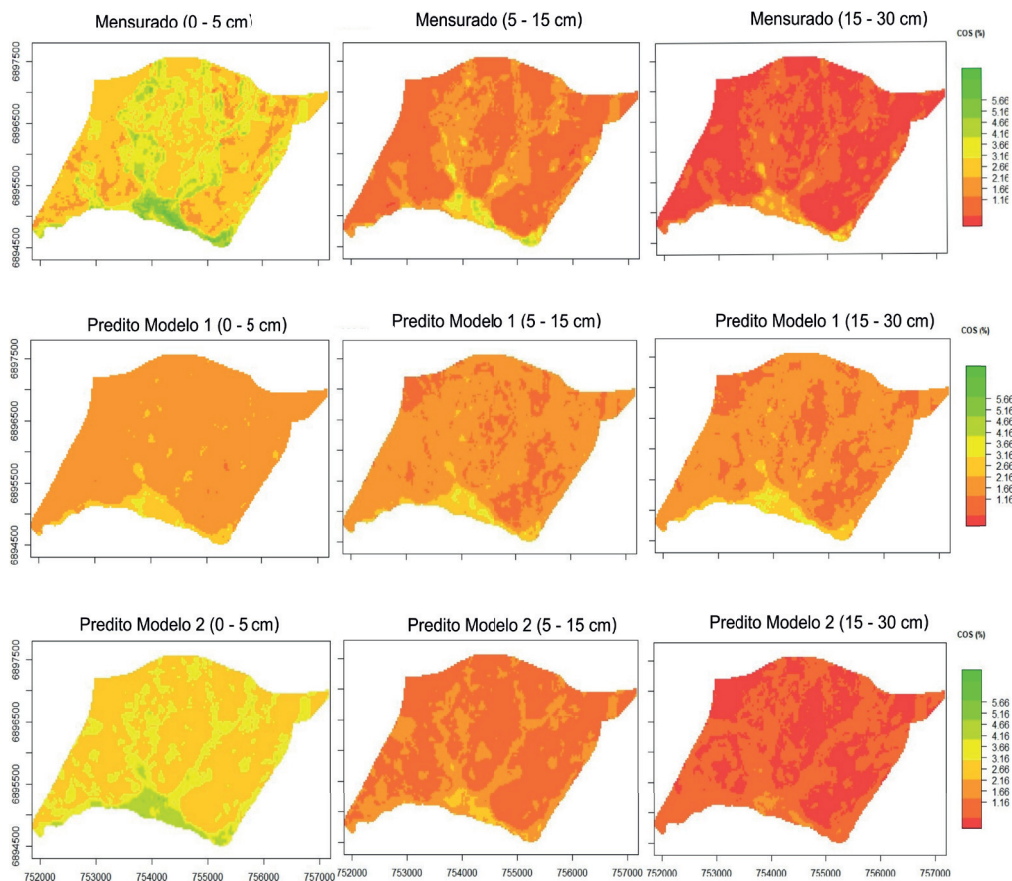


Figura 5. Distribuição espacial do COS (%) mensurados e preditos pelos modelos espectrais 1 e 2.

A estratificação de dados espectrais por camada de amostragem, apesar de reduzir a amplitude dos dados, preservou melhor sua qualidade e permitiu relações mais realistas destes com as covariáveis. Em função disso, o mapa final de distribuição do COS foi mais coerente. De modo geral, a estratificação melhorou a qualidade da predição espacial do COS, demonstrando o potencial da técnica para o MDS.

CONCLUSÕES

O modelo espectral com melhor desempenho na predição foi calibrado com as amostras da camada 15 - 30 cm, com $R^2 = 0,77$; $RMSE = 0,30\%$ e $RPIQ = 2,60$.

A predição diminuiu a dispersão dos teores de COS, com redução significativa da amplitude dos dados.

A estratificação de dados espectrais por camada de amostragem melhorou a qualidade da predição espacial do COS, demonstrando o potencial da técnica para o MDS.

AGRADECIMENTOS

O primeiro autor agradece ao CNPq pela bolsa de doutorado e ao suporte financeiro e concessão de bolsa PQ ao segundo autor.

REFERÊNCIAS

- BERNOUX, M. et al. **Brazil's soil carbon stocks**. Soil Science Society of America Journal. v. 66, n. 3, p. 888-896. 2002.
- DALMOLIN, R. S. D.; TEN CATEN, A. **Mapeamento Digital: nova abordagem em levantamento de solos**. Investiga Agrária. v. 17, n. 2, p. 77-86, 2015.
- DALMOLIN, R. S. D. et al. **Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral**. Ciência Rural. v. 35, n. 2, p. 481-489, 2005.
- DEMATTÊ, J.A.M. et al. **Spectral regionalization of tropical soils in the estimation of soil attributes**. Revista Ciência Agronômica, v.47, n.4, p.589-598, 2016.
- DOTTO, A. C. et al. **Mapeamento digital de atributos: granulometria e matéria orgânica do solo utilizando espectroscopia de reflectância difusa**. Revista Brasileira de Ciência do Solo. v. 38, n. 6, p. 1663-1671, 2014.
- GRUNWALD, S; VASQUES, G. M.; RIVERO, R. G. **Fusion of soil and remote sensing data to model soil properties**. In: SPARKS, D. L. Advances in Agronomy. v. 131, p. 1-109, 2015.
- GUERRERO, C. et al. **Do we really need large spectral libraries for local scale SOC assessment with NIR spectroscopy?** Soil & Tillage Research, v.155, p.501–509, 2016.
- KNOX, N. M. et al. **Modelling soil carbon fractions with visible near-infrared (VNIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopy**. Geoderma. v. 239–240, p. 229–239, 2015.
- LAL et al. **The carbon sequestration potential of terrestrial ecosystems**. Journal of Soil and Water Conservation, v. 73, n. 6, p. 145A-152A, 2018.
- MOURA-BUENO, J.M. et al. **Stratification of a local VIS-NIR-SWIR spectral library by homogeneity criteria yields more accurate soil organic carbon predictions**. Geoderma, v.337, p.565–581, 2019.
- MOURA-BUENO, J.M. **Uso de bibliotecas espectrais para a predição do carbono orgânico do solo**. 2018. 201p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo). Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, 2018.
- RAMIREZ-LOPEZ, L. et al. **Sampling optimal calibration sets in soil infrared spectroscopy**. Geoderma. v. 226–227, p. 140–150, 2014.
- RAMIREZ-LOPEZ, L. R. et al. **The spectrum-based learner: A new local approach for modeling soil vis– NIR spectra of complex datasets**. Geoderma, v.195–196, p.268–279, 2013.
- R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. R Foundation for Statistical Computing. 2016.
- SANCHEZ, P.A. et al. **Digital soil map of the world**. Science. v. 325, p. 680-681, 2009.
- SORENSEN, M.V. et al. **Draining the Pool? Carbon Storage and Fluxes in Three Alpine Plant Communities**. Ecosystems, v.21, n.2, p.316–330, 2018.
- SOUSA JUNIOR, J. G.; DEMATTÊ, J. A. M.; ARAÚJO, S. R. **Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: Potencial e custos**. Bragantia. v. 70, p. 610-621, 2011.
- STEVENS, A.; NOCITA, M.; TÓTH, G.; MONTANARELLA, L.; WESEMAEL, B. van. **Prediction of Soil**

Organic Carbon at the European Scale by Visible and Near InfraRed Reflectance Spectroscopy. PLoS ONE, v.8, n.6, e66409, 2013.

TERRA, F.S.; DEMATTÊ, J.Á.; VISCARRA-ROSSEL, R.A. **Spectral libraries for quantitative analyses of tropical Brazilian soils: Comparing vis-NIR and mid-IR reflectance data.** Geoderma, v.255, p.81-93, 2015.

VASQUES, G.M.; GRUNWALD, S.; SICKMAN, J.O. **Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra.** Geoderma, v.146(1-2), p.14–25, 2008.

WIGHT, J. P.; ASHWORTH, A. J.; ALLEN, F. L.; **Organic substrate, clay type, texture, and water influence on NIR carbon measurements.** Geoderma. v. 261, p. 36-43, 2016.

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