

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA

**Estimativa de atributos físicos e químicos do solo para definição de zonas de
manejo por meio de espectro de impedância elétrica**

Iago Barbosa do Nascimento Salvador
Magister Scientiae

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2026**

IAGO BARBOSA DO NASCIMENTO SALVADOR

Estimativa de atributos físicos e químicos do solo para definição de zonas de manejo por meio de espectro de impedância elétrica

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Orientador: Andre L. de Freitas Coelho

Coorientadores: Daniel M. de Queiroz
Samuel V. Valadares

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

S182e
2026

Salvador, Iago Barbosa do Nascimento, 1996-
Estimativa de atributos físicos e químicos do solo para
definição de zonas de manejo por meio de espectro de
impedância elétrica / Iago Barbosa do Nascimento Salvador. –
Viçosa, MG, 2026.

1 dissertação eletrônica (68 f.): il. (algumas color.).

Inclui apêndices.

Orientador: André Luiz de Freitas Coelho.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa,
Departamento de Engenharia Agrícola, 2026.

Referências bibliográficas: f. 54-59.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2026.326>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Análise espectral. 2. Impedância (Eletricidade). 3. Solos
- Análise - Mapas por sensoriamento remoto. 4. Química do
solo. 5. Física do solo . I. Coelho, André Luiz de Freitas, 1989-.
II. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia
Agrícola. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola.
III. Título.

CDD 22. ed. 621.361

IAGO BARBOSA DO NASCIMENTO SALVADOR

Estimativa de atributos físicos e químicos do solo para definição de zonas de manejo por meio de espectro de impedância elétrica

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 27 de fevereiro de 2026.

Assentimento:

Iago Barbosa do Nascimento Salvador
Autor

Andre Luiz de Freitas Coelho
Orientador

Essa dissertação foi assinada digitalmente pelo autor em 12/07/2026 às 16:37:44 e pelo orientador em 13/07/2026 às 07:59:19. As assinaturas têm validade legal, conforme o disposto na Medida Provisória 2.200-2/2001 e na Resolução nº 37/2012 do CONARQ. Para conferir a autenticidade, acesse <https://siadoc.ufv.br/validar-documento>. No campo 'Código de registro', informe o código **LDD3.V2PZ.JZVE** e clique no botão 'Validar documento'.

Dedico este trabalho, com gratidão,
à minha bisavó Maria, à minha avó Wania
e à minha mãe Ediene, cuja força me trouxe
até aqui.

AGRADECIMENTOS

Fui criado por mulheres que mereciam mais do que jamais receberam. Carrego isso profundamente no meu coração e na forma como enxergo o mundo. Por isso, minha primeira e mais sincera gratidão é para vocês: bisa, vó e mãe. Obrigado por tudo. Obrigado por terem feito o impossível para que eu sempre pudesse estudar, mesmo quando as circunstâncias não facilitavam. Essa conquista não é só minha, ela é nossa. Cada página escrita carrega um pouco do esforço, do amor e da resistência de vocês

Agradeço também ao meu pai, José Evandoil, por um dos ensinamentos mais importantes que carrego comigo: os verdadeiros laços estão além do sangue. Obrigado por essa lição, que atravessa a vida e dá sentido ao que realmente importa.

Nestes últimos anos, uma das pessoas mais importantes da minha vida, sem sombra de dúvidas, foi minha irmã Lara. Para além de partilharmos a vida morando juntos, seguimos partilhando sentimentos, medos, conquistas e sonhos. Sempre soube que sua mão jamais soltaria a minha. Vivemos momentos muito especiais, e você esteve comigo de um jeito que palavras não alcançam. Obrigado por me impulsionar, por acreditar em mim e por me incentivar continuamente nessa trajetória profissional, mesmo quando eu mesmo duvidava.

Ao meu orientador, André Luiz, deixo aqui minha profunda gratidão. Você é uma inspiração como pessoa, como pesquisador e como professor. Obrigado por toda a paciência, pelos ensinamentos, pela confiança e por conduzir esse processo com seriedade e humanidade. Ter sido orientado por alguém tão comprometido com a educação e com a transformação que ela é capaz de gerar é um privilégio que levarei comigo para sempre, pois profissionais como você não formam apenas pesquisadores: formam pessoas e futuros.

Durante o mestrado, meus amigos estiveram comigo em todos os momentos, me apoiando e me incentivando. A força de vocês muitas vezes foi a que me faltava. Obrigado pela união, pela cumplicidade e por trazerem alegria aos meus dias mais difíceis. Vocês fizeram esse caminho ser mais leve, mais humano e mais possível.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Departamento de Engenharia Agrícola, minha gratidão por toda a estrutura, apoio e oportunidades oferecidas durante essa jornada. Agradeço também aos funcionários, técnicos e alunos de iniciação científica que fizeram parte desse percurso e que, durante essa caminhada, me ensinaram, contribuíram e somaram esforços para que este trabalho se concretizasse. O apoio de
vocês
foi

essencial para o desenvolvimento das atividades e para os resultados alcançados.

Este trabalho foi realizado com o apoio das seguintes agências de pesquisa brasileiras: Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). pelo financiamento e pela bolsa concedida, fundamentais para a realização deste trabalho.

"Eva viu a uva". É preciso compreender qual a posição que Eva ocupa no seu contexto social, quem trabalha para produzir a uva e quem lucra com esse trabalho."
(Paulo Freire)

RESUMO

SALVADOR, Iago Barbosa do Nascimento, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2026. **Estimativa de atributos físicos e químicos do solo para definição de zonas de manejo por meio de espectro de impedância elétrica.** Orientador: Andre Luiz de Freitas Coelho. Coorientadores: Daniel Marcal de Queiroz e Samuel Vasconcelos Valadares.

A Agricultura Digital surge como uma importante ferramenta para o desenvolvimento de zonas de manejo, permitindo o monitoramento espacial e contínuo dos atributos do solo por meio de sensores de baixo custo, contribuindo para tomadas de decisão mais precisas, sustentáveis e acessíveis no manejo agrícola. Nesse contexto, no presente trabalho teve-se como objetivo avaliar o uso do espectro de impedância elétrica como ferramenta para diagnosticar atributos físico-químicos de amostras de solo. O estudo foi conduzido no Laboratório de Mecanização Agrícola da Universidade Federal de Viçosa, utilizando um analisador vetorial de redes de custo reduzido (LiteVNA 64) para obter o espectro de impedância elétrica de 71 amostras de solo provenientes de diferentes municípios brasileiros. As medições do espectro de impedância elétrica foram realizadas em duas condições, solo seco e solo umedecido (10% de umidade volumétrica), utilizando um eletrodo de duas hastes acoplado ao analisador vetorial. Os espectros de impedância elétrica foram processados em Python, sendo dividido em cinco regiões espectrais. Para cada região do espectro foram extraídos atributos dois atributos espectrais: de amplitude média e energia espectral. Os atributos espectrais foram correlacionados, usando correlação de Pearson, com os atributos físico-químicos das respectivas amostras de solo. Modelos preditivos, utilizando os métodos regressão linear multivariada e Random Forest Regressor, foram treinados para estimar as concentrações dos atributos físico-químicos das amostras do solo a partir dos atributos espectrais. A análise de correlação de Pearson indicou predominância de correlações fracas para atributos espectrais obtidos com amostras de solo seco. Já para atributos espectrais obtidos nas amostras de solo úmido observou-se maior número de correlações estatisticamente significativas, especialmente para atributos relacionados à textura, matéria orgânica e capacidade de troca catiônica. Os modelos preditivos apresentaram melhor desempenho quanto utilizados atributos espectrais obtidos com amostra de solo úmido, com destaque para argila ($R^2 = 0,73$) e areia grossa ($R^2 = 0,83$) na regressão linear, e para potássio ($R^2 = 0,60$), soma de bases ($R^2 = 0,49$) e capacidade de troca catiônica efetiva ($R^2 = 0,52$) no Random Forest. Conclui-se que o espectro de impedância elétrica,

especialmente quando obtido em condições de solo úmido, apresenta potencial para estimar atributos físico-químicos do solo.

Palavras-chave: espectroscopia de impedância elétrica; agricultura digital; sensores de solo em tempo real; atributos físico-químicos; aprendizado de máquina.

ABSTRACT

SALVADOR, Iago Barbosa do Nascimento, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2026. **Estimation of soil physical and chemical attributes for the definition of management zones using electrical impedance spectroscopy.** Adviser: Andre Luiz de Freitas Coelho. Co-advisers: Daniel Marcal de Queiroz and Samuel Vasconcelos Valadares.

Digital Agriculture has emerged as an important tool for the development of management zones, enabling the spatial and continuous monitoring of soil attributes through low-cost sensors, contributing to more precise, sustainable, and accessible decision-making in agricultural management. In this context, the objective of the present study was to evaluate the use of the electrical impedance spectrum as a tool for diagnosing physicochemical attributes of soil samples. The study was conducted at the Agricultural Mechanization Laboratory of the Federal University of Viçosa, using a low-cost vector network analyzer (LiteVNA 64) to obtain the electrical impedance spectrum of 71 soil samples collected from different Brazilian municipalities. Electrical impedance spectrum measurements were performed under two conditions: dry soil and moistened soil (10% volumetric moisture), using a two-rod electrode coupled to the vector network analyzer. The electrical impedance spectra were processed in Python and divided into five spectral regions. For each spectral region, two spectral attributes were extracted: mean amplitude and spectral energy. The spectral attributes were correlated, using Pearson correlation, with the physicochemical attributes of the respective soil samples. Predictive models, using multivariate linear regression and Random Forest Regressor methods, were trained to estimate the concentrations of the physicochemical attributes of the soil samples based on the spectral attributes. Pearson correlation analysis indicated a predominance of weak correlations for spectral attributes obtained from dry soil samples. In contrast, for spectral attributes obtained from moist soil samples, a greater number of statistically significant correlations was observed, especially for attributes related to texture, organic matter, and cation exchange capacity. The predictive models showed better performance when using spectral attributes obtained from moist soil samples, with emphasis on clay ($R^2 = 0.73$) and coarse sand ($R^2 = 0.83$) in linear regression, and potassium ($R^2 = 0.60$), sum of bases ($R^2 = 0.49$), and effective cation exchange capacity ($R^2 = 0.52$) in the Random Forest model. It is concluded that the electrical impedance spectrum, especially when obtained under moist soil conditions, shows potential for estimating physicochemical soil attributes.

Keywords: electrical impedance spectroscopy; digital agriculture; real-time soil sensors; physicochemical attributes; machine learning.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Analisador Vetorial LiteVNA 64 com eletrodo de 2 hastes (A) medindo espectro de impedância elétrica em amostras de solo (B) e os componentes utilizados (C).	25
Figura 2 Mapa com identificação dos municípios onde foram coletadas as amostras de solo	27
Figura 3 Boxplots dos atributos físico-químicos das 71 amostras de solo analisados em laboratório.	32
Figura 4 Espectro do componente real da impedância elétrica ($\text{Re}\{Z\}$) para as 71 amostras de solo (a) secas e (b) úmidas.....	33
Figura 5 Espectro componente imaginária da impedância elétrica ($\text{Im}\{Z\}$) para as 71 amostras de solo (a) secas e (b) úmidas.....	34
Figura 6 Matriz de correlação de Pearson entre os atributos espectrais (linhas), extraídas do espectro de impedância de amostras de solo seco, e os atributos físico-químicos (colunas) determinados por análises laboratoriais.	35
Figura 7 Matriz de correlação de Pearson entre os atributos espectrais (linhas), extraídas do espectro de impedância de amostras de solo úmido, e os atributos físico-químicos (colunas) determinados por análises laboratoriais.	38
Figura 8 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos físicos do solo: (a) argila e (b) areia grossa, estimados por regressão linear, e (c) areia fina e (d) silte, estimados por Random Forest, a partir de atributos espectrais do espectro de impedância.	45
Figura 9 Importância relativa das features espectrais extraídas do espectro de impedância, estimada pelo modelo Random Forest, para a predição dos teores de (a)areia fina e (b) silte em solo úmido.....	46
Figura 10 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (a) potássio (K) e (b) saturação por base (SB) e capacidade de	

troca iônica efetiva (t) estimados por Random Forest, a partir de features espectrais do espectro de impedância 47

Figura 11 Importância relativa das features espectrais extraídas do espectro de impedância, estimada pelo modelo Random Forest, para a predição dos teores de (a) Potássio, (b) Soma de bases e (C) capacidade de troca efetiva. 49

Figura 12 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (A) Alumínio trocável, (B) Areia fina, (C) Areia grossa, (D) Argila, (E) Boro, (F) Cálcio trocável, (G) CTC, (H) CTC efetiva, (I) Cobre, (J) Ferro, (K) Acidez potencial do solo, (L) Potássio trocável, (M) Saturação por alumínio, (N) Magnésio trocável, (O) Manganês, (P) Matéria orgânica, (Q) Fósforo, (R) pH do solo medido em água, (S) Fósforo remanescente, (T) Soma de bases, (U) Saturação por bases, (V) Silte, (W) Zinco estimados por Regressão Linear a partir de features espectrais do espectro de impedância 60

Figura 13 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (A) Alumínio Trocável, (B) Boro, (C) Cálcio Trocável, (D) CTC, (E) Cobre, (F) Ferro, (G) Acidez Potencial, (H) Saturação por alumínio, (I) Magnésio Trocável, (J) Manganês, (K) Matéria orgânica, (L) Fósforo, (M) pH do solo medido em água, (N) Fósforo remanescente, (O) Saturação por bases e (P) Zinco estimados por Modelos utilizando Random Forest a partir de features espectrais do espectro de impedância 65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Limites das regiões espectrais das componentes real e imaginária da impedância elétrica.....	29
Tabela 2 - Valores do coeficiente de determinação (R^2) obtidos pelos modelos de Random Forest (RF) e Regressão Linear (RL) na predição dos atributos físico-químicos das amostras	43

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	18
2.1 Solo	18
2.2 Impedância elétrica.....	20
2.3 Agricultura digital	21
2.4 Zona de manejo.....	22
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	23
3.1. Obtenção dos espectros de impedância elétrica e análise dos atributos físico-químicos do solo	23
3.2. Processamento e correlação entre os espectros de impedância elétrica e os atributos físico-químicos	28
3.3. Desenvolvimento dos modelos de aprendizado de máquina ...	30
4. RESULTADO E DISCUSSÃO	32
5. CONCLUSÃO.....	52
REFERÊNCIAS	54
APÊNDICES	60
Apêndice A	60
Apêndice B	65

1. INTRODUÇÃO

A agricultura enfrenta o desafio de aumentar a eficiência produtiva de forma sustentável, conciliando a demanda por alimentos com a conservação dos recursos naturais. Nesse contexto, mais do que expandir áreas cultivadas, torna-se essencial otimizar o uso dos insumos e compreender a variabilidade espacial e temporal dos sistemas agrícolas. Assim, abordagens baseadas em tecnologia têm ganhado destaque como ferramentas estratégicas para o manejo mais eficiente das áreas produtivas, especialmente diante das demandas globais por maior produtividade e sustentabilidade (PIÑEIRO, 2021).

A Agricultura Digital surge como um dos principais vetores de transformação no setor agrícola, promovendo a integração entre sensores, sistemas embarcados, conectividade e análise de dados para apoiar a tomada de decisão no campo. Nesse contexto, tecnologias como sensores inteligentes, veículos autônomos e modelos de aprendizado de máquina permitem o monitoramento contínuo das condições do solo e das culturas, favorecendo intervenções mais precisas e eficientes (LIAKOS et al., 2018; ABRAHAM et al., 2020).

A partir desse avanço tecnológico, torna-se possível aplicar conceitos fundamentais da Agricultura de Precisão, como o estabelecimento de zonas de manejo. As zonas de manejo consistem na subdivisão de uma área agrícola em regiões homogêneas quanto aos atributos físico-químicos do solo e ao potencial produtivo das culturas, possibilitando a aplicação localizada de insumos e práticas de manejo. Essa abordagem contribui para aumentar a eficiência no uso de fertilizantes, corretivos e água, além de reduzir custos operacionais e impactos ambientais (CAMICIA et al., 2018).

Dessa forma, a Agricultura Digital fornece suporte tecnológico para a geração e interpretação de informações necessárias à delimitação das zonas de manejo. Entretanto, para que essas tecnologias sejam amplamente adotadas no campo, é necessário que apresentem viabilidade econômica e compatibilidade com a realidade dos produtores rurais, especialmente em sistemas produtivos de menor escala (ROBINSON, 2024).

O solo, como componente central dos sistemas agrícolas, apresenta elevada variabilidade espacial em seus atributos físicos e químicos, como textura, densidade, umidade, pH e teores de nutrientes. O monitoramento dessas propriedades é essencial para a adoção de práticas de manejo mais eficientes e sustentáveis (HOU, 2020). Informações sobre atributos físicos, como textura e densidade, auxiliam na escolha e no desempenho de máquinas agrícolas, enquanto os atributos químicos permitem diagnósticos nutricionais mais precisos e recomendações adequadas de insumos (KIM, 2021; SERRAT; OLIVEIRA, 2006).

Entretanto, os métodos tradicionais de análise de solo, baseados em amostragem pontual e análises laboratoriais, apresentam limitações relacionadas ao custo, ao tempo de processamento e à baixa representatividade espacial, especialmente em áreas com alta variabilidade (LADHA et al., 2005). Diante dessas limitações, o uso de sensores tem se destacado como alternativa promissora para o monitoramento em tempo real das propriedades do solo. Diferentes abordagens, como sensores baseados em condutividade elétrica, espectrofotometria, técnicas de raios X, espectroscopia de impedância elétrica e sensoriamento remoto, vêm sendo estudadas como ferramentas capazes de fornecer informações de forma mais ágil e com potencial de aplicação em campo (SHAH et al., 2022).

Entre essas técnicas, a espectroscopia de impedância elétrica tem ganhado destaque por sua natureza não destrutiva e pela capacidade de fornecer respostas rápidas diretamente no campo. Essa técnica baseia-se na análise da resposta do solo a sinais elétricos em diferentes frequências, permitindo inferir características físico-químicas a partir dos parâmetros elétricos medidos. Estudos demonstram seu potencial na estimativa de atributos do solo, como umidade e densidade, embora ainda existam desafios relacionados à calibração para diferentes tipos de solo (KANOUN, 2019; CLEMENS, 2021).

Além disso, a utilização de dispositivos de baixo custo tem se destacado como uma estratégia relevante para ampliar o acesso às tecnologias da Agricultura Digital. Sensores acessíveis, compactos e adaptáveis possibilitam o desenvolvimento de soluções viáveis para o monitoramento do solo, especialmente em sistemas de produção que demandam redução de custos sem comprometer a qualidade das informações obtidas (KONDAVEETI, 2021; SOARES, 2023).

Assim, o presente estudo tem como objetivo avaliar se, por meio de um sensor baseado em espectroscopia de impedância elétrica, é possível obter informações relacionadas aos atributos físicos e químicos do solo, de forma a subsidiar a elaboração de zonas de manejo. Dessa forma, busca-se contribuir para o avanço de ferramentas aplicadas à Agricultura Digital, promovendo maior eficiência no monitoramento do solo e no manejo agrícola.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Solo

O solo constitui um dos principais recursos naturais para a produção agrícola, sendo responsável por sustentar as plantas, armazenar e disponibilizar água e nutrientes, além de atuar como meio para o desenvolvimento do sistema radicular e para a atividade microbiológica (MELO, 2017). A qualidade e a variabilidade das propriedades físicas, químicas e biológicas do solo influenciam diretamente a produtividade das culturas e a sustentabilidade dos sistemas agrícolas. Dessa forma, o manejo adequado do solo é fundamental para garantir a segurança alimentar e a conservação ambiental (AQUINO et al., 2025).

O solo é constituído por uma parcela heterogênea de minerais inorgânicos, matéria orgânica e compostos dissolvidos. Areia, silte, e argila são minerais inorgânicos que compõem o volume total do solo, cujas porcentagens relativas determinam a textura e a estrutura do solo. A matéria orgânica representa os 5% restantes do solo e inclui plantas e animais vivos e em decomposição, microrganismos e substâncias húmicas. No contexto agrícola, o solo é um sistema complexo composto por partículas minerais, matéria orgânica, água, ar e organismos vivos. As interações entre esses componentes resultam em propriedades físico-químicas que determinam o comportamento do solo em relação à fertilidade, estrutura e capacidade de retenção de água. Entre essas propriedades, destaca-se a presença de cargas elétricas nas partículas do solo, especialmente nos colóides de argila e matéria orgânica (CORDOVIL et al., 2025; VARELA et al., 2025).

As cargas do solo são responsáveis por fenômenos como a adsorção e troca de íons, influenciando diretamente a disponibilidade de nutrientes para as plantas. Essas cargas podem ser classificadas em cargas permanentes e cargas dependentes do pH. As cargas permanentes são originadas de substituições isomórficas na estrutura cristalina dos minerais de argila, enquanto as cargas dependentes do pH variam conforme a acidez ou alcalinidade do solo. A capacidade de troca de cátions (CTC) é um parâmetro amplamente utilizado para avaliar a fertilidade do solo e está diretamente relacionada à quantidade e ao tipo de cargas presentes (AQUINO et al., 2025).

Tradicionalmente, a análise de solo é realizada por meio de métodos laboratoriais que envolvem a coleta de amostras, preparo do material e análise química e física. Entre os parâmetros mais comuns avaliados estão pH, teor de matéria orgânica, concentração de nutrientes, textura do solo e capacidade de troca de cátions. Esses métodos são considerados confiáveis e amplamente utilizados na agricultura, porém apresentam limitações relacionadas ao tempo necessário para obtenção dos resultados, ao custo operacional e à dificuldade de realizar análises em alta resolução espacial (PAULA, 2023; SILVA et al., 2025).

Com o avanço das tecnologias agrícolas, novos métodos de análise de solo têm sido implementados e desenvolvidos com o objetivo de aumentar a eficiência, reduzir custos e possibilitar o monitoramento em tempo real das propriedades do solo (BASSOI et al., 2020). Entre esses métodos destacam-se as técnicas espectroscópicas, que utilizam a interação da radiação gama para estudos de classe de solos (NETO et al., 1997). A espectroscopia no infravermelho tem sido amplamente estudada para estimar atributos como teor de matéria orgânica, textura e umidade do solo (CHIG et al., 2010).

O sensoriamento remoto também tem se destacado como ferramenta importante na análise de solos, permitindo a coleta de dados em larga escala por meio de sensores instalados em satélites ou veículos aéreos não tripulados (VANTs). Essas tecnologias possibilitam o monitoramento contínuo das condições do solo e da vegetação, contribuindo para a tomada de decisão no manejo agrícola (BASSOI et al., 2020; ROSALEN, 2024).

Entre os métodos emergentes, destaca-se a utilização da impedância elétrica do solo, que consiste na medição da resposta elétrica do solo quando submetido a um sinal elétrico alternado. Essa técnica permite avaliar propriedades físicas e químicas do solo, como umidade, salinidade, textura e estrutura, de forma rápida e não destrutiva (CHIG et al., 2010). A análise baseada em impedância elétrica apresenta potencial significativo para aplicações em agricultura digital, especialmente em sistemas de monitoramento em tempo real e mapeamento da variabilidade espacial do solo (SOUZA et al., 2006).

2.2 Impedância elétrica

A impedância elétrica é uma grandeza física que representa a oposição total que um material oferece à passagem de corrente elétrica alternada. Diferentemente da resistência elétrica, que considera apenas a oposição ao fluxo de corrente contínua, a impedância incorpora tanto a resistência quanto os efeitos capacitivos e indutivos do sistema. Matematicamente, a impedância é expressa como um número complexo, composto por uma parte real e uma parte imaginária (SANTANA, 2019).

A impedância elétrica pode ser influenciada por fatores como frequência do sinal elétrico, composição do material, temperatura e presença de umidade. Em materiais porosos, como o solo, a impedância depende da quantidade de água, da concentração de íons dissolvidos e da estrutura física do meio. Essas características tornam a impedância elétrica uma variável sensível às propriedades físico-químicas do solo, possibilitando sua utilização em sistemas de monitoramento e diagnóstico (ALIPIO, 2013).

Nos últimos anos, a impedância elétrica tem sido amplamente utilizada no desenvolvimento de sensores para aplicações agrícolas e ambientais. Sensores baseados em impedância permitem a medição indireta de parâmetros como umidade do solo, condutividade elétrica e teor de nutrientes. Esses sensores apresentam vantagens como baixo custo, rapidez de resposta e possibilidade de integração com sistemas embarcados e redes de sensores (SOUZA et al., 2006.; MOLIN; RABELLO, 2009).

Equipamentos como o LiteVNA têm sido utilizados para medir parâmetros elétricos em uma ampla faixa de frequências, permitindo a caracterização da impedância de materiais e dispositivos. O LiteVNA é um analisador vetorial de redes portátil, capaz de medir parâmetros de espalhamento (S-parameters), que podem ser utilizados para calcular a impedância elétrica do sistema analisado.

Outro equipamento amplamente utilizado na medição de impedância elétrica é o medidor LCR, que permite determinar indutância (L), capacitância (C) e resistência (R) de um circuito ou material. Os medidores LCR são utilizados em laboratório para caracterizar materiais dielétricos, componentes eletrônicos e sistemas eletroquímicos. Em aplicações agrícolas, esses equipamentos podem ser utilizados

para avaliar propriedades elétricas do solo e desenvolver modelos de correlação entre impedância e atributos físicos e químicos.

A utilização de técnicas baseadas em impedância elétrica apresenta grande potencial para aplicações em agricultura digital, especialmente em sistemas de monitoramento contínuo do solo e na geração de mapas de variabilidade espacial. Essa abordagem permite a obtenção de dados em tempo real, contribuindo para a tomada de decisão em sistemas de manejo de precisão.

2.3 Agricultura digital

A agricultura digital pode ser definida como o uso integrado de tecnologias digitais, sensores, sistemas de comunicação e análise de dados para monitorar, analisar e otimizar processos agrícolas. Essa abordagem envolve a coleta e processamento de grandes volumes de dados provenientes de diferentes fontes, como sensores de campo, imagens de satélite, estações meteorológicas e sistemas de posicionamento global (SILVA; CAVICHIOLI; 2020; BASSOI et al., 2020b).

O objetivo principal da agricultura digital é aumentar a eficiência produtiva, reduzir custos operacionais e promover a sustentabilidade ambiental por meio da tomada de decisões baseada em dados (BASSOI et al., 2020b). Essa transformação digital tem impulsionado o desenvolvimento de novas tecnologias e práticas agrícolas, permitindo o manejo mais preciso dos recursos naturais (STROPARO, 2024).

A agricultura digital tem se expandido rapidamente nos últimos anos, impulsionada pela adoção de tecnologias como agricultura de precisão, Internet das Coisas (IoT), sistemas de informação geográfica (SIG) e automação agrícola. Empresas, instituições de pesquisa e produtores rurais têm investido em soluções tecnológicas para monitorar condições do solo, clima e desenvolvimento das culturas (STROPARO, 2024; BASSOI et al., 2020b).

Apesar dos avanços, a agricultura digital enfrenta desafios significativos no contexto brasileiro. Entre os principais desafios estão a conectividade limitada em áreas rurais, o alto custo inicial de implementação das tecnologias, a necessidade de capacitação técnica dos usuários e a integração entre diferentes sistemas e plataformas. Além disso, a variabilidade das condições ambientais e socioeconômicas do país pode dificultar a adoção uniforme dessas tecnologias (SANTOS, 2024).

2.4 Zona de manejo

A zona de manejo pode ser definida como uma área específica dentro de uma propriedade agrícola que apresenta características relativamente homogêneas em relação a atributos do solo, produtividade ou condições ambientais. A delimitação dessas zonas permite a aplicação diferenciada de insumos e práticas de manejo, aumentando a eficiência do uso de recursos e reduzindo impactos ambientais (CAMICIA et al., 2018).

A identificação de zonas de manejo é um dos principais fundamentos da agricultura de precisão e da agricultura digital (OHANA-LEVI et al., 2019). Por meio da análise de dados espaciais, é possível dividir uma área agrícola em regiões com comportamentos distintos, permitindo o manejo localizado de fertilizantes, irrigação e outras práticas agrícolas. Essa abordagem contribui para o aumento da produtividade e para a sustentabilidade dos sistemas agrícolas (CAMICIA et al., 2018).

A importância das zonas de manejo está diretamente relacionada à variabilidade espacial do solo e das culturas. Em uma mesma área agrícola, diferentes regiões podem apresentar variações significativas em propriedades físicas, químicas e biológicas do solo. O reconhecimento dessas diferenças permite a adoção de estratégias de manejo mais eficientes e adaptadas às condições locais (GAVIOLI et al., 2017).

Entretanto, a definição e implementação de zonas de manejo ainda apresentam desafios técnicos e operacionais. Entre os principais desafios estão a coleta e processamento de grandes volumes de dados, a escolha adequada dos métodos de análise e a necessidade de equipamentos e softwares especializados. Além disso, a interpretação dos dados e a tomada de decisão exigem conhecimento técnico e experiência prática (ALBORNOZ et al., 2019).

3. MATERIAL E MÉTODOS

O presente trabalho foi desenvolvido no Laboratório de Mecanização Agrícola, vinculado ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Viçosa (UFV), em Minas Gerais, Brasil. O estudo foi conduzido em três etapas. Inicialmente, realizaram-se as medições dos espectros de impedância elétrica das amostras de solo. Em seguida, efetuaram-se o processamento dos dados e a análise da correlação entre os espectros de impedância elétrica e os atributos físico-químicos das amostras de solo. Por fim, foram desenvolvidos modelos de aprendizado de máquina com o objetivo de prever os atributos físico-químicos do solo a partir dos espectros de impedância elétrica.

3.1. Obtenção dos espectros de impedância elétrica e análise dos atributos físico-químicos do solo

O sensor empregado para a aquisição do espectro de impedância elétrica das amostras de solo foi o LiteVNA, um analisador vetorial de redes (Vector Network Analyzer – VNA) portátil, com faixa de operação entre 50 kHz e 6,3 GHz. A aquisição dos espectros iniciou-se com a definição, no software de controle do equipamento, da faixa de frequências a ser varrida e do número de pontos de amostragem. Para este estudo, foram configurados 4.501 pontos de medição para cada amostra analisada.

Durante a varredura em frequência, o LiteVNA aplicou um sinal elétrico ao dispositivo sob teste (DUT) e registrou, em cada frequência, a magnitude e a fase da tensão refletida. Os sinais adquiridos foram processados internamente por um microcontrolador, responsável pela execução das transformações matemáticas necessárias à conversão dos parâmetros de espalhamento (parâmetros S) em impedância elétrica complexa. Como essa conversão dependeu diretamente da relação entre o coeficiente de reflexão e a impedância elétrica, o equipamento determinou, ponto a ponto, as componentes real e imaginária da impedância para cada frequência analisada. A calibração do LiteVNA foi realizada conforme as recomendações do fabricante.

A obtenção das componentes real e imaginária da impedância elétrica teve como base a determinação do coeficiente de reflexão do dispositivo sob teste. O

equipamento foi operado considerando-se uma impedância característica de referência de 50Ω , valor padrão em sistemas de radiofrequência. O princípio de medição consistiu na emissão de um sinal senoidal com varredura em frequência no dispositivo conectado à porta de medição e na aquisição simultânea das ondas incidente e refletida, por meio do sistema interno de acopladores direcionais e canais de recepção. A partir dessas grandezas, o LiteVNA calculou o coeficiente de reflexão complexo (Γ), equivalente ao parâmetro S11, que continha informações de magnitude e fase da onda refletida em relação à onda incidente. O processamento interno do equipamento realizou a demodulação em quadratura (I/Q) dos sinais medidos, permitindo a representação do coeficiente de reflexão como um número complexo, composto por partes real e imaginária (Equação 1).

$$Z = Z_0 \times \frac{1 + \Gamma}{1 - \Gamma} \quad (1)$$

em que Z representa a impedância elétrica, expressa em ohms, Z_0 corresponde à impedância de referência (50Ω) e Γ é o coeficiente de reflexão. Dessa forma, para cada ponto da região espectral de frequência varrida, obteve-se um valor de impedância complexa, conforme descrito na Equação 2.

$$Z = R + jX \quad (2)$$

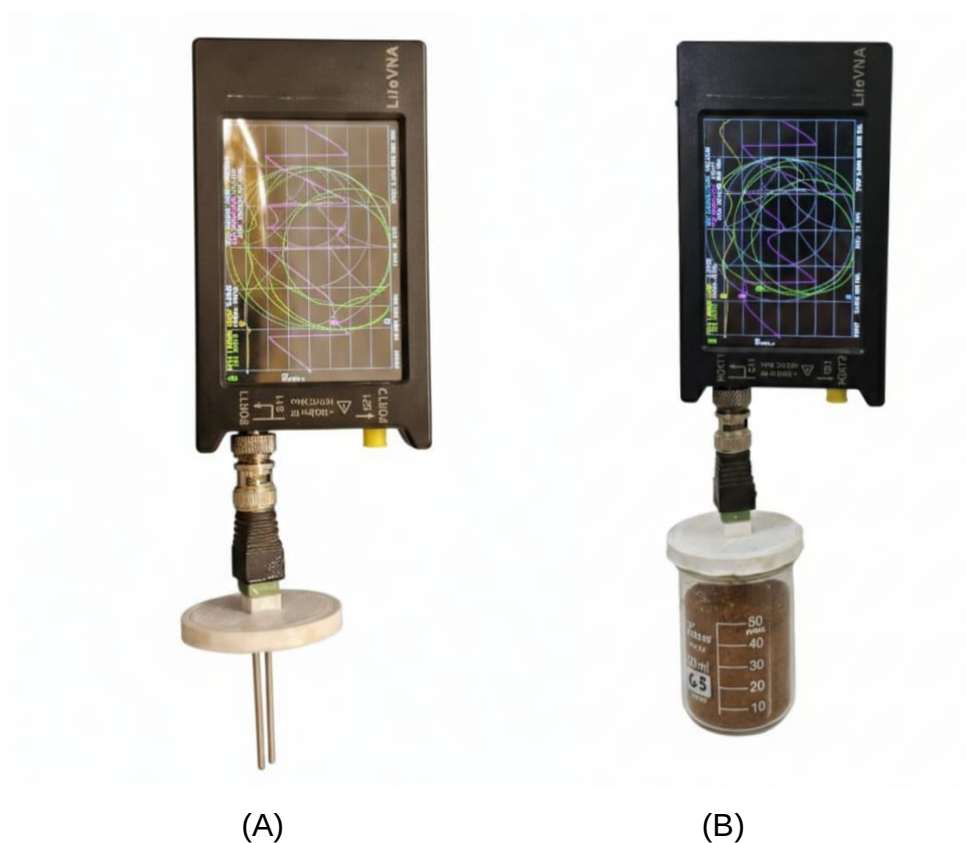
em que Z representa a impedância do dispositivo sob teste, expressa em ohms, R corresponde à componente resistiva, em ohms, X à componente reativa do sistema, também em ohms, e j à unidade imaginária.

As Equações 1 e 2 foram implementadas em um programa desenvolvido em Python. Após a conversão dos coeficientes de reflexão em componentes real e imaginária da impedância elétrica, os arquivos originalmente gerados no formato .s1p foram convertidos para o formato .csv.

Para a realização das medições do espectro de impedância elétrica em amostras de solo, foi desenvolvido um eletrodo de duas hastes acoplado ao LiteVNA (Figura 1). Esse eletrodo foi construído por meio da conexão de um adaptador SMA–BNC à porta de entrada utilizada para a aquisição dos espectros de impedância, permitindo a interface entre a saída SMA do equipamento e um conector BNC. Em seguida, utilizou-se um borne adaptador com interface BNC para a conexão de duas

hastes metálicas, com diâmetro de 2 mm, as quais foram inseridas nas amostras de solo para a realização das medições (Figura 2).

Figura 1. Analisador Vetorial LiteVNA 64 com eletrodo de 2 hastes (A) medindo espectro de impedância elétrica em amostras de solo (B) e os componentes utilizados (C).



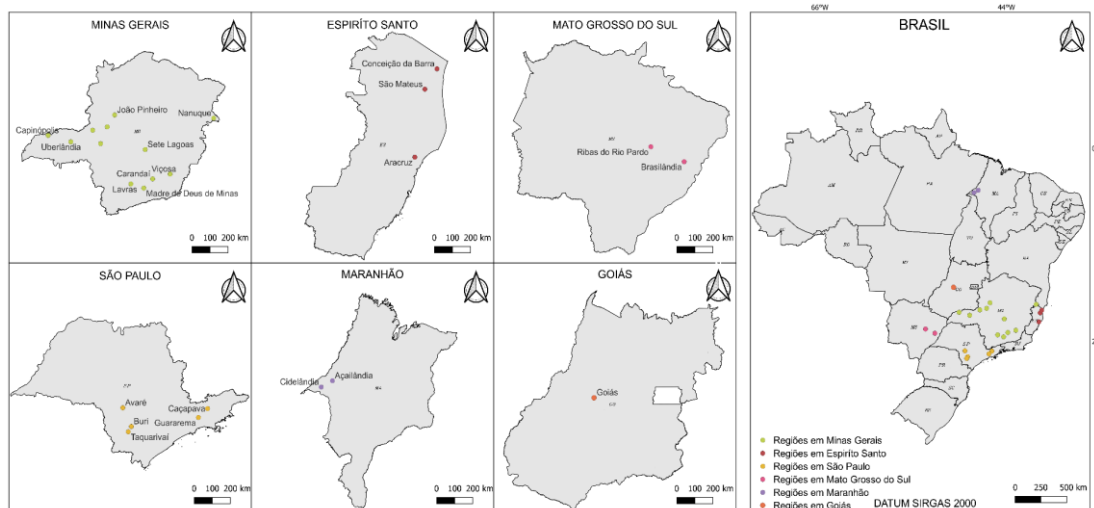


(C)

Fonte: Autor

As amostras de solo utilizadas neste estudo foram obtidas do Laboratório de Rotina do Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais. Foram analisadas 71 amostras provenientes de diferentes municípios de seis estados brasileiros: Minas Gerais, Espírito Santo, Mato Grosso do Sul, São Paulo, Maranhão e Goiás (Figura 3). Previamente às medições do espectro de impedância elétrica, as amostras de solo foram destorroadas e submetidas à secagem em estufa a 105 °C por um período de 24 horas, de modo a garantir uma condição inicial de umidade homogênea.

Figura 2 Mapa com identificação dos municípios onde foram coletadas as amostras de solo



Fonte: Autor

O volume de solo empregado nas medições do espectro de impedância elétrica foi de 50 mL, quantidade suficiente para permitir a imersão completa do eletrodo. Para cada amostra de solo, realizaram-se três medições do espectro de impedância elétrica, em diferentes posições no interior do recipiente. As medições foram conduzidas sob duas condições distintas: solo seco e solo umedecido. Na condição de solo umedecido, estabeleceu-se uma umidade volumétrica de 10%, obtida por meio da adição de 5 mL de água destilada a cada amostra contendo 50 mL de solo.

As análises físico-químicas das 71 amostras de solo foram realizadas no Laboratório de Rotina do Departamento de Solos da Universidade Federal de Viçosa, Minas Gerais. Os atributos químicos avaliados foram matéria orgânica (MO), potássio trocável (K), fósforo (P), fósforo remanescente (P-REM), zinco (Zn), ferro (Fe), manganês (Mn), cobre (Cu), cálcio trocável (Ca^{2+}), magnésio trocável (Mg^{2+}), alumínio trocável (Al^{3+}), acidez potencial do solo ($\text{H} + \text{Al}$), soma de bases (SB), capacidade de troca catiônica total (T), capacidade de troca catiônica efetiva (t), saturação por bases (V), saturação por alumínio (m), boro (B) e pH em água (pH H_2O). Os atributos físicos analisados foram teores de argila, areia grossa, areia fina e silte.

Algumas amostras de solo apresentaram atributos físico-químicos com valores discrepantes (outlier) em relação ao conjunto das demais observações. Esses valores foram identificados por apresentarem magnitude significativamente superior à distribuição predominante dos dados, caracterizando pontos isolados com elevado potencial de interferência no desempenho dos modelos analíticos.

Dessa forma, optou-se por adotar um procedimento de filtragem por atributos, em vez de exclusão integral das amostras. Para cada atributo, a identificação de dados discrepantes foi realizada utilizando o critério baseado no intervalo interquartil (*interquartile range*, *IQR*). Foram considerados discrepantes os valores que satisfazem:

$$X < Q1 - 1.5 IQR \quad (3)$$

$$X > Q3 + 1.5 IQR \quad (4)$$

Em que $Q1$ corresponde ao primeiro quartil, $Q3$ ao terceiro quartil e IQR é o intervalo interquartil, definido como:

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (5)$$

3.2. Processamento e correlação entre os espectros de impedância elétrica e os atributos físico-químicos

Como o espectro de impedância elétrica foi medido em três pontos distintos dentro do recipiente contendo cada amostra de solo, foram obtidos três espectros independentes para cada condição (solo seco e solo úmido). Calculou-se a média das componentes real e imaginária desses três espectros para cada frequência analisada. Assim, o espectro final representativo de cada amostra foi definido exclusivamente pela média das três medições realizadas.

O espectro de impedância elétrica foi dividido em cinco regiões espectrais fixas para cada amostra de solo, considerando tanto a condição de solo seco quanto de solo úmido (Tabela 1). A definição dessas regiões foi realizada a partir de inspeção visual dos picos espectrais, sendo aplicada de forma equivalente às componentes real e imaginária da impedância elétrica. A adoção dessas regiões teve como objetivo

agrupar picos que apresentavam pequenas variações de frequência entre amostras, reduzir a sensibilidade a ruídos espectrais e preservar os fenômenos dominantes associados às respostas do solo.

Tabela 1 Limites das regiões espectrais das componentes real e imaginária da impedância elétrica

Região	Frequência inicial (Hz)	Frequência final (Hz)
1	5.0×10^4	5.0×10^8
2	5.0×10^8	1.25×10^9
3	1.25×10^9	2.25×10^9
4	2.25×10^9	4.0×10^9
5	4.0×10^9	6.0×10^9

Para cada região espectral, foram extraídas duas métricas: a amplitude média espectral e a energia espectral. A amplitude média espectral representou o nível médio da resposta eletromagnética do material na respectiva região espectral de frequência, calculada conforme a equação 6.

$$\mu_b = \frac{1}{N_b} \sum_{i \in b} A(f_i) \quad (6)$$

em que, b representa a região espectral, contendo N_b pontos discretos de frequência f_i e amplitude $A(f_i)$.

A energia espectral quantificou a energia total associada à resposta espectral, sendo sensível tanto à intensidade quanto à distribuição espectral, incluindo variações na forma e no deslocamento dos picos. Essa energia foi determinada a partir da integral do quadrado da amplitude espectral em função da frequência, conforme apresentada na Equação 7, sendo utilizada, na forma discreta, a regra do trapézio para a aproximação numérica da integral.

$$S = \sum_{i=1}^{N1} \frac{A^2(f_i) + A^2(f_{i+1})}{2} (f_{i+1} - f_i) \quad (7)$$

em que, $A(f_i)$ representa a amplitude do espectro na frequência f_i .

Dessa forma, cada amostra de solo foi descrita por 20 atributos espectrais (*features*), resultantes da combinação de cinco regiões espectrais, duas métricas (média e energia espectral) e duas componentes da impedância elétrica (real e imaginário), os quais foram utilizados como variáveis de entrada nos modelos de aprendizado de máquina.

A correlação de Pearson foi utilizada para quantificar a relação linear entre cada atributo espectral e cada atributo físico-químico das amostras de solo. A análise foi conduzida de forma independente para a média espectral da componente real da impedância elétrica, a média espectral da componente imaginária da impedância elétrica, a energia espectral da componente real da impedância elétrica e a energia espectral da componente imaginária da impedância elétrica. Para a apresentação dos resultados, foram gerados matriz de correlação no formato de mapas de calor (*heatmaps*), contendo os valores dos coeficientes de correlação e os respectivos níveis de significância estatística (p-valor). As correlações foram avaliadas separadamente para as condições de solo seco e solo úmido, com o objetivo de identificar em qual condição a resposta espectral apresentou maior associação com os atributos físico-químicos.

Os coeficientes da matriz de correlação de Pearson foram classificados de acordo com sua magnitude e sinal. Valores positivos entre 0,7 e 1,0 foram considerados indicativos de correlação forte; entre 0,4 e 0,7, correlação moderada; e entre 0,2 e 0,4, correlação fraca. Valores inferiores a 0,2 indicaram ausência de correlação. Para coeficientes negativos, adotou-se classificação análoga: correlação fraca entre -0,2 e -0,4; moderada entre -0,4 e -0,7; e forte entre -0,7 e -1,0.

3.3. Desenvolvimento dos modelos de aprendizado de máquina

A modelagem preditiva foi realizada, para cada atributo físico-químico e para cada condição da amostra — solo seco e solo úmido — por meio de dois métodos. O primeiro consistiu em um modelo de regressão linear multivariada, no qual foram utilizadas simultaneamente todas as regiões espectrais, com o objetivo de avaliar relações lineares entre os atributos espectrais e os atributos físico-químicos do solo. O segundo método empregou o algoritmo Random Forest Regressor, capaz de capturar relações não lineares e interações entre as regiões espectrais, sendo

configurado com 100 árvores de decisão, profundidade máxima não limitada e critério baseado no erro quadrático médio.

Para a validação dos dois métodos, utilizou-se 80% dos dados para treinamento e 20% para validação. As métricas estatísticas adotadas para a avaliação de desempenho foram o coeficiente de determinação (R^2) apresentado na equação 8, o erro absoluto médio (*Mean Absolute Error* – MAE), apresentado na Equação 9, e a raiz do erro quadrático médio (*Root Mean Square Error* – RMSE), apresentada na Equação 10.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{real} - y_{pred})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{real} - y_{med\ real})^2} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_{real} - y_{pred}| \quad (9)$$

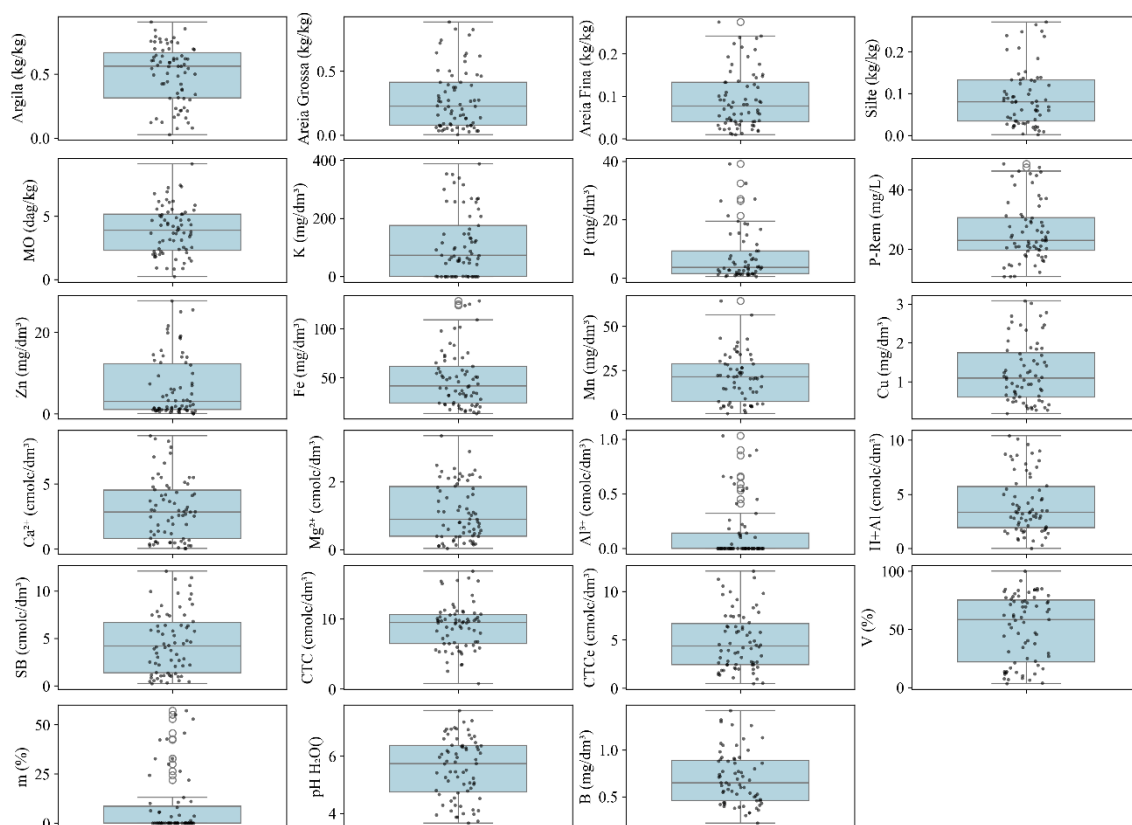
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_{real} - y_{pred})^2} \quad (10)$$

em que y_{real} é valor do atributo físico-químico obtido nas análises de laboratório e y_{pred} é o valor do atributo físico-químico preditivo pelo modelo (regressão linear ou *Random Forest*).

4. RESULTADO E DISCUSSÃO

A análise descritiva dos dados demonstrou elevada variabilidade nos valores obtidos para a maioria dos atributos físico-químicos das amostras de solo analisadas, evidenciada pela ampla dispersão dos dados (Figura 3). Esse comportamento indicou que o conjunto de amostras utilizado neste trabalho abrangeu solos com características físico-químicas distintas. Tal heterogeneidade foi relevante para o desenvolvimento e a validação de modelos preditivos, pois ampliou a representatividade do conjunto de dados e possibilitou a avaliação do desempenho dos algoritmos sob diferentes condições de solo.

Figura 3 Boxplots dos atributos físico-químicos das 71 amostras de solo analisados em laboratório.

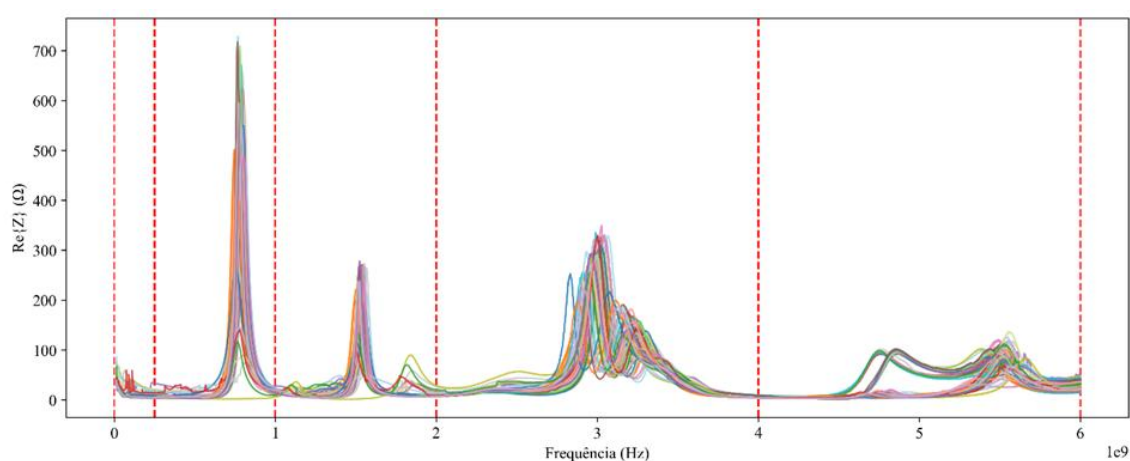


Argila = fração argila, Areia Grossa = fração areia grossa, Areia Fina = fração areia fina, Silte = fração silte, MO = matéria orgânica, K = potássio trocável, P = fósforo disponível, P-Rem = fósforo remanescente, Zn = zinco disponível, Fe = ferro disponível, Mn = manganês disponível, Cu = cobre disponível, Ca^{2+} = cálcio trocável, Mg^{2+} = magnésio trocável, Al^{3+} = alumínio trocável, H+Al = acidez potencial, SB = soma de bases, CTCe = capacidade de troca catiônica efetiva, CTC = capacidade de troca catiônica a pH 7, V = saturação por bases, m = saturação por alumínio, pH H_2O = pH em água, B = Boro.

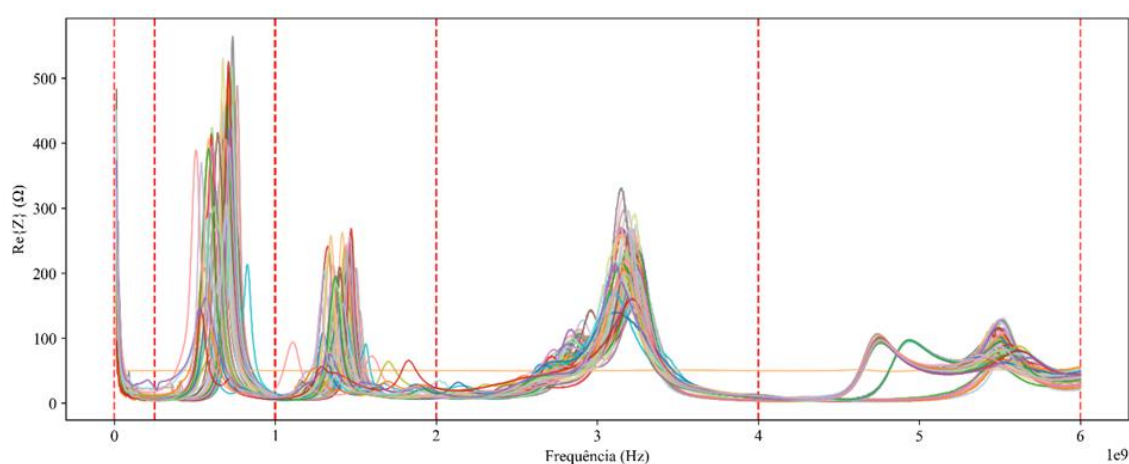
Fonte: Autor

A partir da obtenção das impedâncias elétricas das 71 amostras de solo, foi possível observar que cada amostra apresentou um comportamento espectral característico. A Figura 4 apresentou a componente real da impedância elétrica ($\text{Re}\{Z\}$) para as amostras de solo seco (a) e solo úmido (b), com o espectro dividido em cinco regiões espectrais previamente definidas. Observou-se que os espectros apresentaram picos recorrentes em faixas de frequência semelhantes entre as amostras, indicando padrões espectrais consistentes. Entretanto, notou-se variação na amplitude desses picos, evidenciando diferenças entre as amostras analisadas.

Figura 4 Espectro do componente real da impedância elétrica ($\text{Re}\{Z\}$) para as 71 amostras de solo (a) secas e (b) úmidas



(a)



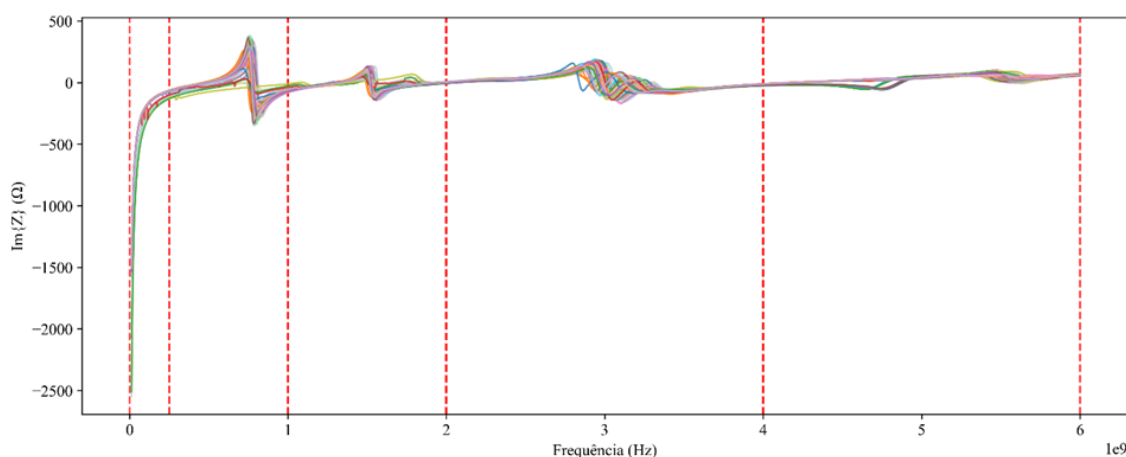
(b)

Fonte: Autor

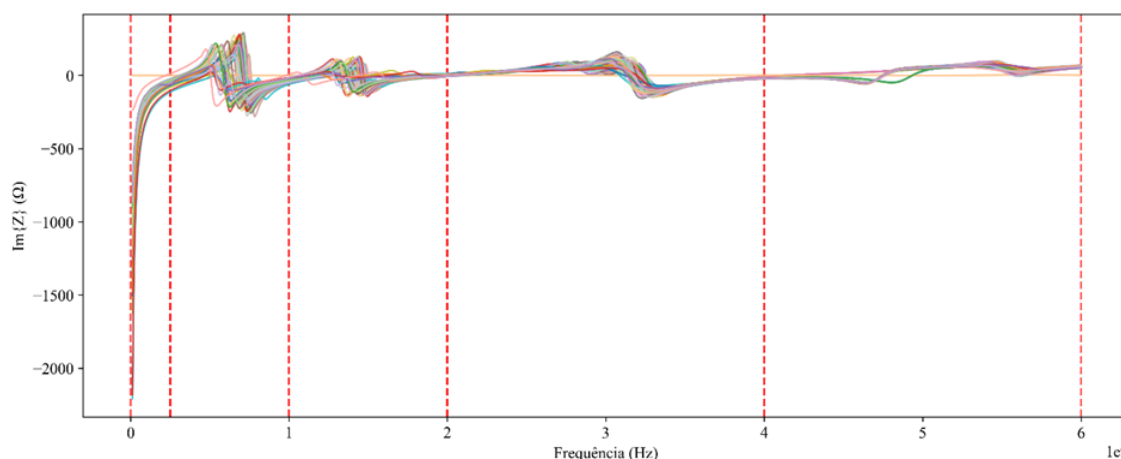
Para as amostras de solo seco, os picos apresentaram amplitudes distintas entre si, mantendo-se, concentrados em frequências próximas, o que sugeriu que a componente real da impedância elétrica possui potencial para discriminar amostras com diferentes características físico-químicas. Para as amostras submetidas ao umedecimento, observou-se comportamento espectral semelhante, porém com maior variabilidade, tanto na amplitude quanto na posição dos picos em frequência. Apesar dessa variação, os principais picos ainda permanecem localizados dentro das mesmas regiões espectrais definidas, indicando que a divisão em faixas foi adequada para capturar padrões dominantes do espectro mesmo sob alterações de umidade.

A componente imaginária da impedância elétrica ($\text{Im}\{Z\}$) (Figura 5) também evidenciou padrões espectrais característicos para cada amostra de solo, tanto na condição seca (a) quanto na condição úmida (b). Diferentemente da componente real, observou-se que a resposta imaginária foi composta por regiões com valores positivos e negativos, resultando em vales e picos distribuídos ao longo do espectro. Ainda assim, notou-se a presença de estruturas espectrais recorrentes em faixas de frequência semelhantes entre as amostras, indicando que o comportamento do espectro se manteve consistente. De forma similar ao observado para a componente real, na componente imaginária do espectro de impedância elétrica verificou-se maior variabilidade de frequência e amplitude dos picos e vales para as amostras de solo na condição úmida.

Figura 5 Espectro componente imaginária da impedância elétrica ($\text{Im}\{Z\}$) para as 71 amostras de solo (a) secas e (b) úmidas



(a)



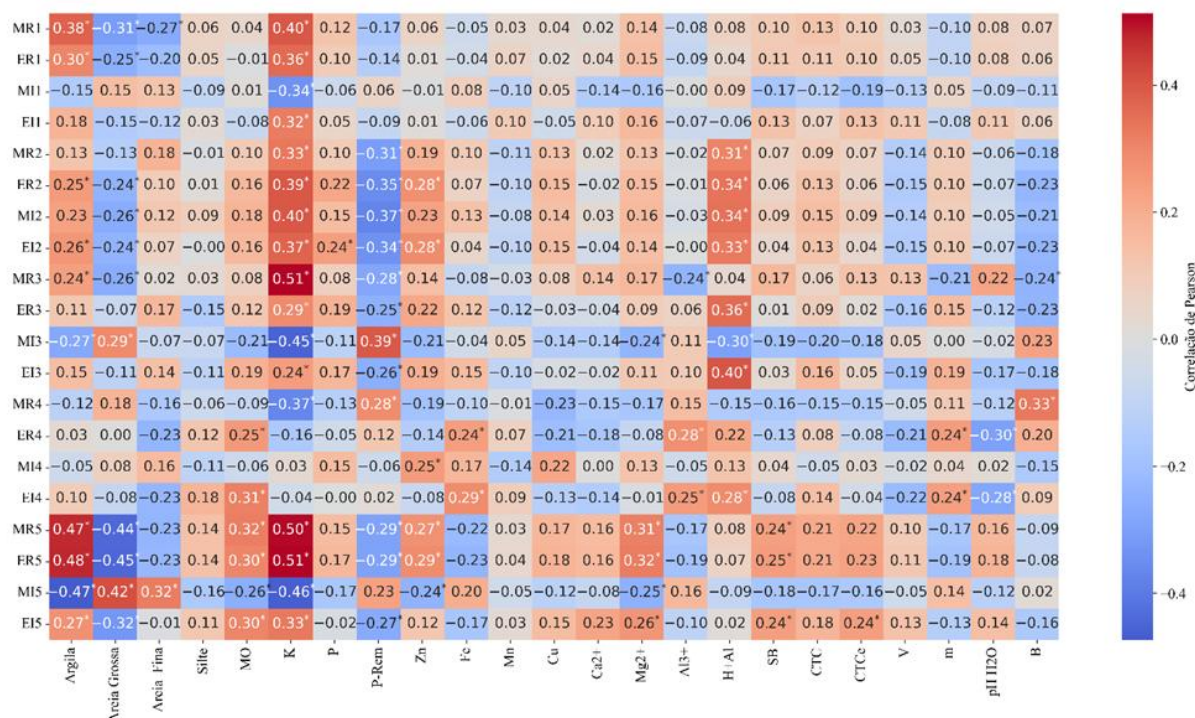
(b)

Fonte: Autor

Dessa forma, as diferenças observadas na distribuição espectral e na intensidade dos picos, especialmente para as amostras de solo umedecidas, reforçaram o potencial do uso da componente real e da componente imaginária da impedância elétrica como fonte de atributos espectrais, os quais podem ser extraídos e utilizados como variáveis de entrada em modelos de aprendizado de máquina para estimativa de parâmetros físico-químicos do solo.

Na análise de correlação de Pearson observou-se predominância de correlações fracas ou ausência de correlação para grande parte dos atributos físico-químicos avaliados, indicando que, na condição de solo seco, a resposta espectral da impedância elétrica apresentou associação limitada com diversos atributos químicos determinados em laboratório (Figura 6).

Figura 6 Matriz de correlação de Pearson entre os atributos espectrais (linhas), extraídas do espectro de impedância de amostras de solo seco, e os atributos físico-químicos (colunas) determinados por análises laboratoriais.



Colunas : Argila = fração argila, Areia Grossa = fração areia grossa, Areia Fina = fração areia fina, Silte = fração silte, MO = matéria orgânica, K = potássio trocável, P = fósforo disponível, P-Rem = fósforo remanescente, Zn = zinco disponível, Fe = ferro disponível, Mn = manganês disponível, Cu = cobre disponível, Ca²⁺ = cálcio trocável, Mg²⁺ = magnésio trocável, Al³⁺ = alumínio trocável, H+Al = acidez potencial, SB = soma de bases, CTCe = capacidade de troca catiônica efetiva, CTC = capacidade de troca catiônica a pH 7, V = saturação por bases, m = saturação por alumínio, pH H₂O = pH em água, B = Boro.

Atributos espectrais no formato XYZ: X = média (M) ou energia (E) espectral; Y = componente real (R) ou imaginário (I) da impedância; Z = faixa de frequência (1–6).

* indica significância estatística a 5%

Fonte: Autor

A correlação de Pearson avaliou apenas relações lineares entre variáveis, de modo que correlações fracas ou inexistentes não necessariamente indicam potencial para uso dos atributos espectrais para prever atributos físico-químicos. Parte das relações entre o espectro de impedância elétrica e os atributos físico-químicos pode ocorrer de forma não linear ou por interações entre regiões espectrais, o que justificou o uso de modelos de aprendizado de máquina não lineares.

Entre os atributos físicos relacionados à textura, o teor de argila apresentou correlações moderadas concentradas na região espectral 5, além de correlações fracas distribuídas principalmente nas regiões 1, 2, 3 e 5. Comportamento semelhante foi observado para areia grossa, que também apresentou correlações moderadas restritas à região espectral 5. A areia fina apresentou associação mais limitada, com

apenas uma correlação moderada na mesma região e correlações fracas em regiões pontuais do espectro. Em contraste, o silte não apresentou correlações relevantes com os atributos espectrais, o que sugeriu baixa sensibilidade do método a variações dessa fração granulométrica na condição de solo seco.

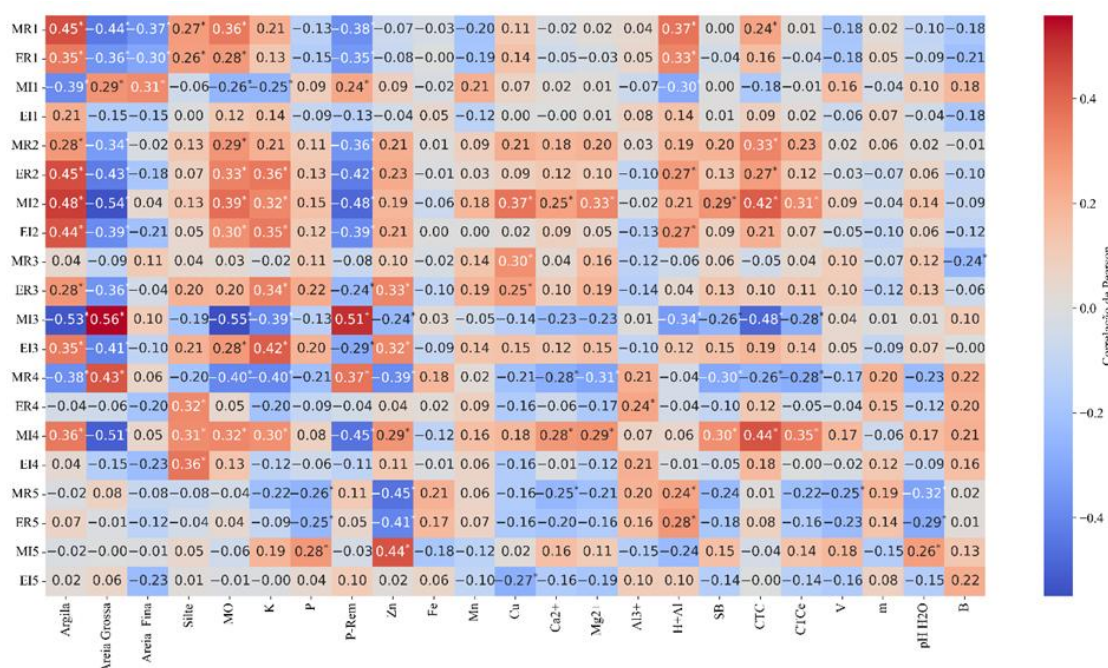
Para os atributos químicos, observou-se que o potássio (K) apresentou maior número de correlações moderadas em comparação aos demais, distribuídas entre as regiões espectrais 1, 2, 3 e 5, envolvendo tanto métricas associadas à componente real quanto à componente imaginária da impedância elétrica. Por outro lado, fósforo (P) apresentou apenas correlações fracas e restritas a poucas métricas, enquanto fósforo remanescente (P-rem) apresentou maior quantidade de correlações fracas distribuídas entre as regiões espectrais 2, 3, 4 e 5. Os micronutrientes: zinco (Zn), ferro (Fe) e cobre (Cu) apresentaram predominantemente correlações fracas e localizadas em regiões específicas, destacando-se maior ocorrência nas regiões espectrais 4 e 5, enquanto manganês (Mn) não apresentou correlação relevante com nenhuma das métricas espectrais avaliadas.

Atributos relacionados à acidez e capacidade de troca catiônica apresentaram correlações predominantemente fracas. A acidez potencial ($H+Al$) apresentou uma correlação moderada associada à componente imaginária na região espectral 3, além de correlações fracas concentradas nas regiões 2 e 3. A soma de bases (SB), a capacidade de troca de cátions total (T) e a capacidade de troca de cátions efetiva (t) apresentaram apenas correlações fracas, principalmente na região espectral 5, o que indicou associação limitada entre esses atributos e o espectro de impedância elétrica em solo seco. O pH em água ($pH\ H_2O$) apresentou correlações fracas nas regiões 3 e 4, enquanto a saturação por bases (V%) e a saturação por alumínio (m%) apresentaram correlações fracas distribuídas em regiões específicas, sem padrões consistentes de associação moderada.

Os resultados indicaram que, na condição seca, o espectro de impedância elétrica foi influenciado principalmente por propriedades estruturais e físicas do solo. Já os atributos químicos apresentaram associação mais limitada, possivelmente devido à menor mobilidade iônica e à menor condutividade elétrica na ausência de água. Observou-se maior ocorrência de correlações estatisticamente significativas na condição de solo úmido em comparação à condição de solo seco, sendo identificadas

85 correlações significativas para as amostras secas e 111 para as amostras de solo úmido, o que evidenciou que a presença de água intensificou a resposta elétrica do solo e aumentou a sensibilidade espectral às variações físico-químicas entre as amostras (Figura 7).

Figura 7 Matriz de correlação de Pearson entre os atributos espectrais (linhas), extraídas do espectro de impedância de amostras de solo úmido, e os atributos físico-químicos (colunas) determinados por análises laboratoriais.



Colunas : Argila = fração argila, Areia Grossa = fração areia grossa, Areia Fina = fração areia fina, Silte = fração silte, MO = matéria orgânica, K = potássio trocável, P = fósforo disponível, P-Rem = fósforo remanescente, Zn = zinco disponível, Fe = ferro disponível, Mn = manganês disponível, Cu = cobre disponível, Ca²⁺ = cálcio trocável, Mg²⁺ = magnésio trocável, Al³⁺ = alumínio trocável, H+Al = acidez potencial, SB = soma de bases, CTCe = capacidade de troca catiônica efetiva, CTC = capacidade de troca catiônica a pH 7, V = saturação por bases, m = saturação por alumínio, pH H₂O = pH em água, B = Boro.

Atributos espectrais no formato XYZ: X = média (M) ou energia (E) espectral; Y = componente real (R) ou imaginário (I) da impedância; Z = faixa de frequência (1–6).

* indica significância estatística a 5%

Fonte: Autor

O teor de argila apresentou quatro correlações moderadas concentradas principalmente nas regiões espectrais 1 e 2, envolvendo atributos espectrais associados tanto à componente real quanto à componente imaginária. Além disso, foram observadas correlações fracas distribuídas entre as regiões espectrais 1, 2, 3 e 4. Para esse atributo, a região espectral 5 apresentou ausência de correlação

relevante, o que indicou menor influência dessa faixa sobre a resposta espectral associada ao teor de argila no solo úmido.

A areia grossa apresentou sete correlações moderadas distribuídas entre as regiões espectrais 1, 2, 3 e 4, também envolvendo ambas as componentes do espectro. As demais associações identificadas nessas faixas foram classificadas como fracas. Assim como observado para a argila, não foram verificadas correlações relevantes na região espectral 5. Esse padrão sugeriu que, no solo úmido, a textura do solo esteve mais associada às regiões de menor frequência do espectro de impedância elétrica.

Para a areia fina, não foram observadas correlações moderadas, mas foram identificadas correlações fracas nas regiões espectrais 1, 2 e 4, tanto para a componente real quanto para a imaginária. A região espectral 5 apresentou ausência de correlação, com exceção de uma correlação fraca associada à componente imaginária.

O silte apresentou apenas correlações fracas nas regiões espectrais 1, 3 e 4, sem ocorrência de correlações relevantes nas regiões 2 e 5. Esse comportamento reforçou a menor sensibilidade do espectro de impedância elétrica às variações desse atributo em comparação com argila e areia grossa.

A matéria orgânica (MO) apresentou correlações moderadas e fracas predominantemente nas regiões espectrais 3 e 4, envolvendo tanto a componente real quanto a imaginária. Também foram observadas correlações fracas nas regiões 1 e 2, porém em menor quantidade. Assim como em outros atributos, a região espectral 5 não apresentou associações relevantes para matéria orgânica, o que indicou que a influência desse atributo ocorreu principalmente em faixas intermediárias do espectro.

O potássio (K) apresentou duas correlações moderadas associadas à região espectral 3. Além disso, ocorreram correlações fracas nas regiões 1, 2, 3 e 4, para ambas as componentes. Na região espectral 5 foi observada apenas uma correlação fraca associada à componente real. Esse comportamento sugeriu que a resposta espectral do solo úmido ao potássio esteve mais relacionada às regiões intermediárias do espectro, especialmente quando considerada a componente imaginária. Para esse atributo, observou-se maior número de correlações moderadas com atributos espectrais obtidos em solo seco.

O fósforo (P) apresentou apenas correlações fracas, concentradas nas regiões espectrais 3 e 5, para ambas as componentes. Para as demais regiões, predominou a ausência de correlação. Esse resultado indicou que o fósforo apresentou associação limitada com os atributos espectrais extraídos do espectro de impedância elétrica, mesmo na condição de solo úmido.

Por outro lado, o fósforo remanescente (P-rem) apresentou correlações moderadas nas regiões espectrais 2, 3 e 4, todas associadas exclusivamente à componente imaginária do espectro. Além disso, foram observadas correlações fracas distribuídas entre as regiões 1 a 4, envolvendo ambas as componentes. Esse padrão destacou a relevância da componente imaginária para captar variações associadas ao fósforo remanescente no solo úmido.

O zinco (Zn) apresentou correlações moderadas concentradas na região espectral 5, envolvendo tanto a componente real quanto a imaginária. Além disso, ocorreram correlações fracas nas regiões espectrais 2, 3 e 4. Esse comportamento indicou que, diferentemente de outros atributos, o zinco teve maior associação com faixas espectrais de maior frequência no solo úmido.

O ferro (Fe) não apresentou correlações moderadas, sendo observada apenas correlação fraca associada à componente real na região espectral 5. O manganês (Mn) também não apresentou correlações moderadas, sendo identificada apenas correlação fraca associada à componente imaginária na região espectral 1.

O cobre (Cu) não apresentou correlações moderadas, porém apresentou correlações fracas distribuídas em todas as regiões espectrais, tanto para a componente real quanto para a imaginária. Os maiores valores ocorreram principalmente nas regiões espectrais 2 e 3, sugeriu maior sensibilidade dessas faixas para variações desse atributo no solo úmido.

O cálcio trocável (Ca^{2+}) e o magnésio (Mg^{2+}) também não apresentaram correlações moderadas, porém apresentaram correlações fracas distribuídas entre as regiões espectrais 2, 3, 4 e 5. Em ambos os casos, os maiores valores de correlação ocorreram principalmente para a componente imaginária, com destaque para as regiões 2 e 4, o que indicou que essas faixas foram mais influenciadas pela dinâmica de íons trocáveis em solo úmido, seguindo o padrão observado para o cobre (Cu).

O alumínio trocável (Al^{3+}) apresentou apenas correlações fracas distribuídas entre as regiões espectrais 2 a 5, com maior destaque para a componente real na região espectral 3. A acidez potencial ($\text{H} + \text{Al}$) apresentou correlações fracas em praticamente todas as regiões espectrais, com exceção da região 4, em que predominou a ausência de correlação. Os maiores valores ocorreram principalmente nas regiões 1, 2 e 5, o que sugeriu maior associação dessas faixas espectrais com o comportamento relacionado à acidez do solo em condição úmida, seguindo o padrão observado para os cátions trocáveis Ca^{2+} e Mg^{2+} .

A soma de bases (SB) apresentou correlações fracas principalmente nas regiões espectrais 2, 3, 4 e 5, sem ocorrência de correlações moderadas. Já a capacidade de troca catiônica total (CTC) apresentou correlações moderadas nas regiões espectrais 2, 3 e 4, todas associadas exclusivamente à componente imaginária do espectro, além de correlações fracas nas demais regiões, com exceção da região 5. Esse comportamento reforçou o papel da componente imaginária como indicador sensível da interação elétrica associada à capacidade de retenção de cargas no solo úmido, seguindo o padrão observado para outros atributos elétricos do solo, como Ca^{2+} , Mg^{2+} e Al^{3+} .

A capacidade de troca catiônica efetiva (CTC efetiva) não apresentou correlações moderadas, mas apresentou correlações fracas predominantemente nas regiões espectrais 2, 3 e 4, envolvendo ambas as componentes.

A saturação por bases (V%) apresentou apenas correlações fracas na região espectral 5, enquanto a saturação por alumínio (m%) apresentou correlação fraca apenas na região espectral 4 associada à componente real, com ausência de correlação nas demais regiões.

O pH em água (pH H_2O) apresentou correlações fracas nas regiões espectrais 4 e 5, tanto para a componente real quanto para a imaginária. Por fim, o boro (B) apresentou correlações fracas distribuídas em todas as regiões espectrais, envolvendo ambas as componentes, o que indicou uma associação consistente, porém de baixa intensidade, com os atributos espectrais analisados.

Ao comparar as matrizes de correlação de Pearson obtidas para as amostras de solo seco (Figura 6) e solo úmido (Figura 7), observou-se que a condição úmida apresentou maior quantidade de correlações estatisticamente significativas,

além de valores de correlação mais elevados e mais bem distribuídos entre as regiões espectrais analisadas. Esse comportamento indicou que o espectro de impedância elétrica do solo se tornou mais sensível às variações dos atributos físico-químicos quando houve presença de água na amostra.

No solo seco, as correlações relevantes ocorreram de forma mais limitada e concentrada principalmente na região espectral 5, com diversos atributos apresentando predominância de ausência de correlação. Já no solo úmido, as correlações se distribuíram com maior intensidade nas regiões espectrais 1 a 4, destacando principalmente atributos relacionados à textura do solo (argila e areia grossa), matéria orgânica, fósforo remanescente e capacidade de troca catiônica.

O maior número de correlações moderadas na condição de solo úmido pode ser explicado pelo fato de que a água atua como meio condutor, promovendo aumento da mobilidade iônica e intensificando os fenômenos de condução elétrica e polarização interfacial (ZAWILSKI et al., 2023; SZYPLÓWSKA et al., 2021). Em solos secos, a condução elétrica é limitada devido à baixa conectividade entre partículas e à menor disponibilidade de íons livres, o que reduz a variação da impedância e torna o sinal menos sensível às diferenças entre as amostras (MUKHLISIN; SAPUTRA, 2019; HE et al., 2023). Em contrapartida, no solo úmido, a presença de água facilita a formação de caminhos condutivos e aumenta a interação entre cargas elétricas e a matriz do solo, resultando em respostas espectrais mais consistentes e melhor relacionadas aos atributos físico-químicos (QUAN et al., 2014; ZHOU et al., 2023)

Além disso, a condição úmida favorece a manifestação da componente imaginária da impedância elétrica, associada a efeitos capacitivos e dielétricos do solo, o que explica o fato de diversos atributos, como fósforo remanescente e CTC total, apresentarem correlações moderadas predominantemente associadas à componente imaginária (KABIR et al., 2020, ABDULRAHEEM et al., 2024). Dessa forma, os resultados reforçam que a umidade do solo é um fator determinante para potencializar a capacidade do espectro de impedância elétrica em representar a variabilidade físico-química das amostras, justificando o melhor desempenho observado para o conjunto de dados obtido em solo úmido (KABIR et al., 2020).

Os valores do coeficiente de determinação (R^2) obtidos pelos modelos de *Random Forest* (RF) e Regressão Linear, aplicados à predição dos atributos físico-

químicos do solo a partir dos atributos espectrais extraídos do espectro de impedância elétrica, para amostras de solo seco e solo úmido (Tabela 2). Observou-se desempenhos satisfatórios nos modelos para prever os atributos físicos (argila, areia grossa, areia fina e silte) e três atributos químicos (potássio, saturação por base e capacidade de troca catiônica efetiva).

Tabela 2 Valores do coeficiente de determinação (R^2) obtidos pelos modelos de *Random Forest* (RF) e Regressão Linear (RL) na predição dos atributos físico-químicos das amostras

Atributos físico-químicos	Solo seco		Solo úmido[1]	
	RF	RL	RF	RL
Argila	0.23	0.27	0.65	0.73
Areia Grossa	0.06	-0.26	0.67	0.83
Areia Fina	0.34	0.27	0.49	0.21
Silte	-0.06	-0.93	0.47	0.1
Matéria Orgânica	0.22	-1.02	0.37	0.35
Potássio trocável	0.35	-3.48	0.59	0.49
Fósforo	0.16	-0.86	-0.14	-0.15
Fósforo remanescente	0.14	-2.34	0.42	0.23
Zinco	-0.02	-2.06	-0.10	-0.55
Ferro	0.07	-3.89	-0.32	-1.18
Manganês	-0.41	-7.17	-0.27	-0.95
Cobre	0.01	0.19	-0.36	-0.9
Cálcio Trocável	-0.48	-17.36	0.31	-0.36
Magnésio trocável	-0.16	-1.16	0.38	-0.27
Alumínio trocável	-0.18	-7.97	~0	-1.53
Acidez potencial do solo	0.17	-0.34	0.02	-0.28
Soma de Bases	-0.40	-14.85	0.49	-0.16
Capacidade de troca catiônica	-0.33	-3.39	0.44	0.08
Capacidade de troca catiônica efetiva	-0.49	-14.71	0.52	0.18
Saturação por bases	-0.30	-5.42	0.15	-0.16
Saturação por alumínio	-0.30	-3.56	-0.20	-1.35

pH em água	0.01	-2.02	0.18	-0.02
Boro	0.09	-1.16	0.10	-0.65

Observou-se que os modelos tiveram desempenho superior quanto utilizaram atributos espectrais para o solo úmido. Esse comportamento, já evidenciado nas análises de correlação de Pearson, corroboram com o fato de que a presença de água potencializa as diferenças no espectro de impedância elétrica para solos com atributos físico-químicos diferentes. Além disso, a comparação entre os modelos evidencia que a regressão linear apresentou melhor desempenho para atributos físico-químicos com relação linear com os atributos espectrais. Enquanto que o Random Forest foi mais eficiente para atributos cuja relação com o espectro é mais complexa, contribuindo com maior robustez em diferentes cenários de predição.

Para os atributos físicos, os maiores valores de R^2 foram obtidos nas amostras úmidas, com destaque para argila, que apresentou R^2 de 0,65 no RF e 0,73 na regressão linear, e para areia grossa, com R^2 de 0,67 no RF e 0,83 na regressão linear. O elevado desempenho da regressão linear para esses atributos sugere que, em condição úmida, a relação entre o comportamento espectral e a textura do solo pode ser descrita de forma predominantemente linear, especialmente para frações granulométricas mais contrastantes.

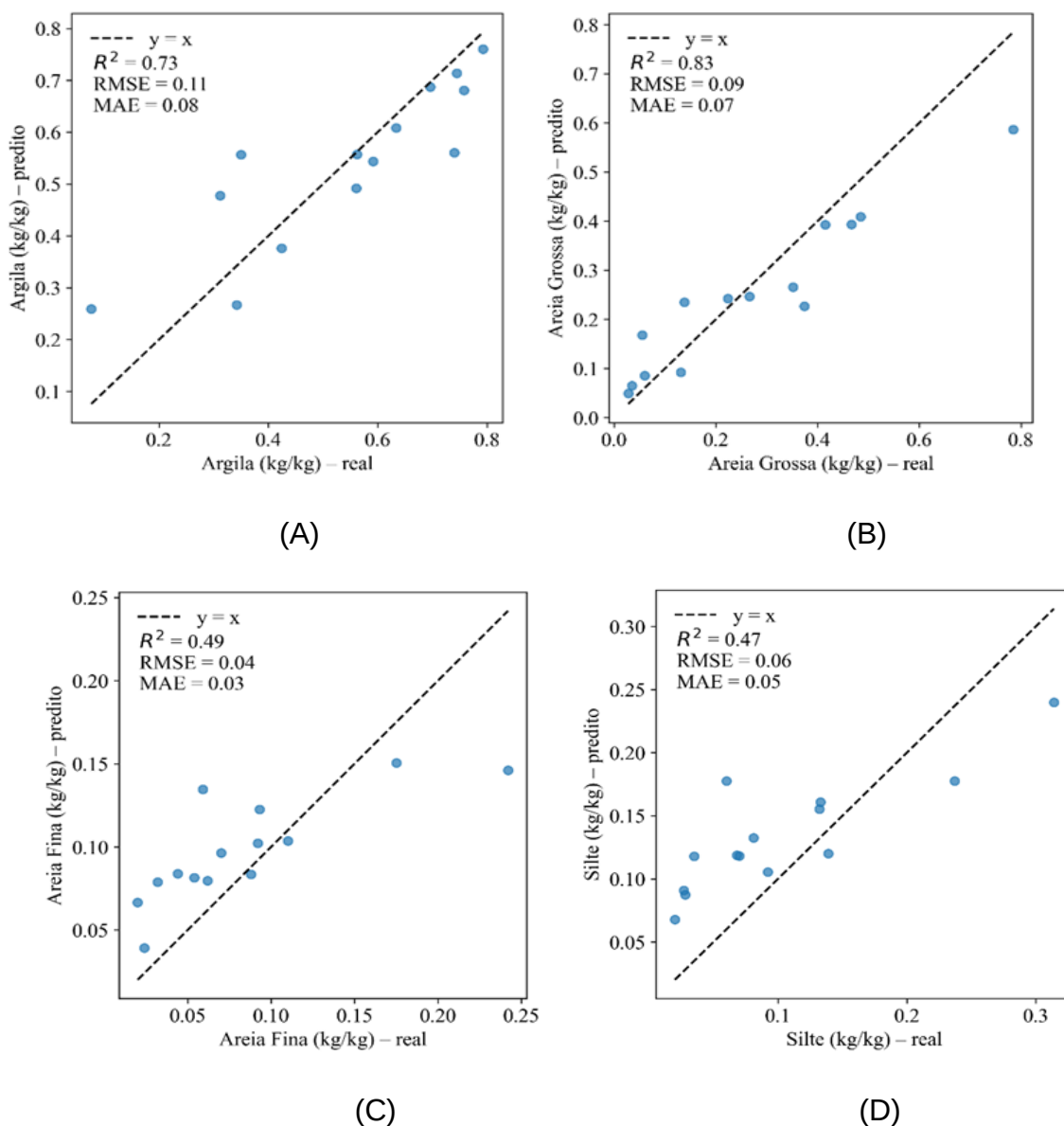
Em contrapartida, para atributos como areia fina e silte, o modelo linear apresentou desempenho limitado, evidenciado pelo menor número de correlações de Pearson moderadas. Nesses casos, o modelo Random Forest apresentou desempenho em comparação à regressão linear, reforçando sua capacidade de capturar relações não lineares e interações entre diferentes faixas espectrais.

Em algumas amostras, os modelos apresentaram valores negativos de R^2 , indicando desempenho preditivo inferior ao uso da média dos valores observados. Esse comportamento sugere baixa capacidade de generalização dos modelos para determinados conjuntos de dados, possivelmente devido à elevada variabilidade das amostras, baixa correlação entre os atributos espectrais e a variável de interesse, além da presença de ruídos e limitações no número de amostras utilizadas.

Na Figura 8, observa-se que os modelos de predição apresentaram maior aderência à linha 1:1 para argila e para areia grossa, indicando boa capacidade preditiva nessas frações granulométricas, com pontos concentrados próximos da

relação ideal entre valores reais e estimados. Para areia fina e silte, embora os valores de R^2 indiquem desempenho moderado, nota-se maior dispersão dos pontos em relação à linha 1:1, evidenciando aumento do erro de predição e maior dificuldade do modelo em representar a variabilidade dessas frações. Ainda assim, os gráficos confirmam que, em condição de solo úmido, os atributos espectrais extraídos do espectro de impedância elétrica são capazes de capturar informações relevantes da textura do solo, especialmente para os atributos com maior contraste granulométrico.

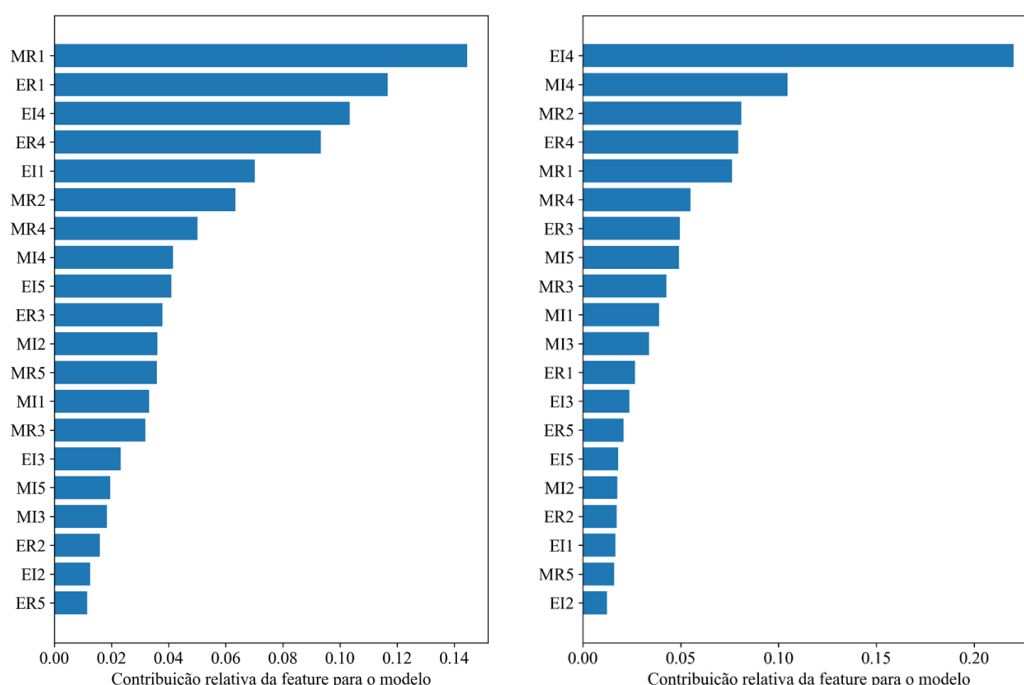
Figura 8 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos físicos do solo: (a) argila e (b) areia grossa, estimados por regressão linear, e (c) areia fina e (d) silte, estimados por *Random Forest*, a partir de atributos espectrais do espectro de impedância.



Fonte: Autor

Na predição de areia fina os atributos espectrais de maior importância no modelo Random Forest foram MR1 e ER1, enquanto para silte foram EI4 e MI4 (Figura 9). Esses resultados corroboram com a análise de correlação de Pearson, onde para areia fina e silte maiores correlações foram encontradas em atributos espectrais da região 1 e 4, respectivamente.

Figura 9 Importância relativa das features espectrais extraídas do espectro de impedância, estimada pelo modelo *Random Forest*, para a predição dos teores de (a) areia fina e (b) silte em solo úmido.



(A)

(B)

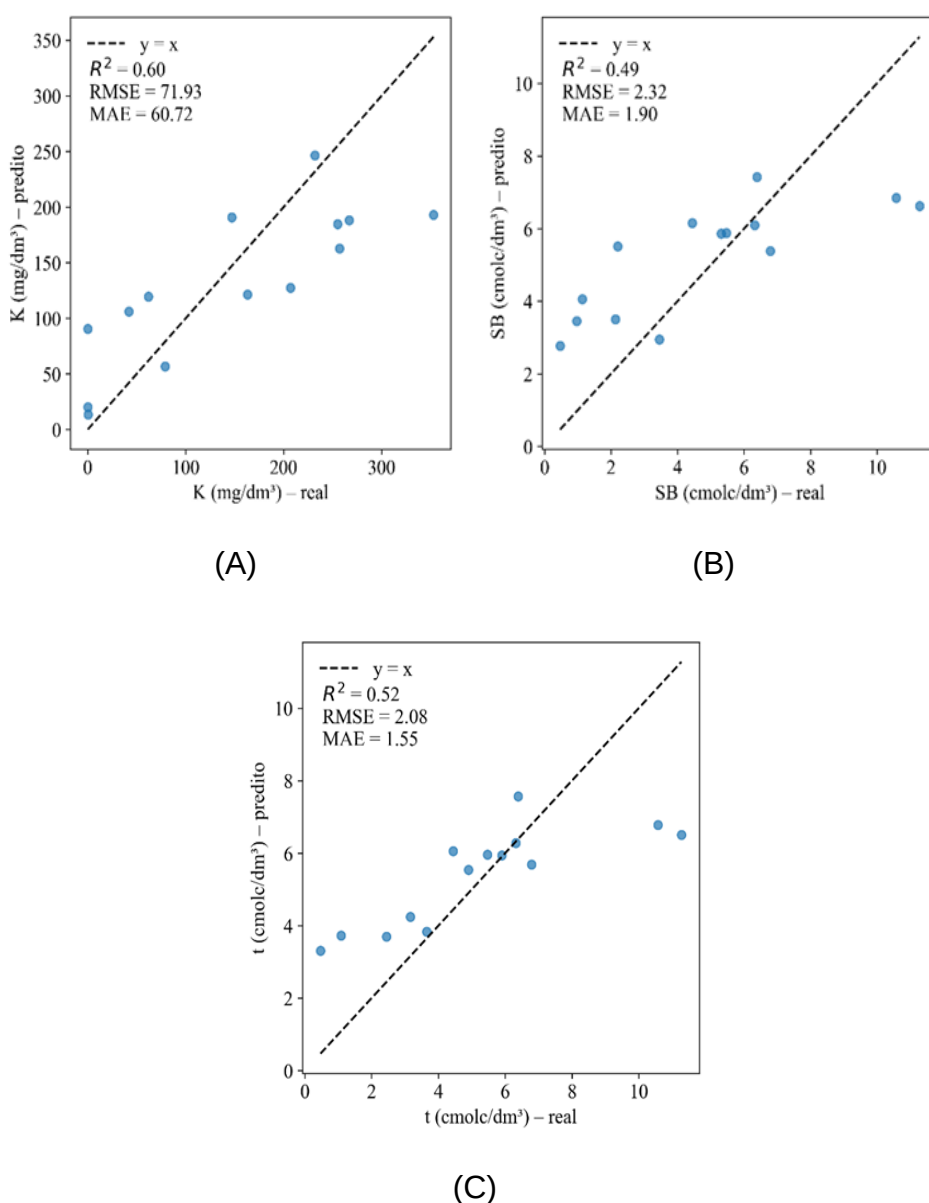
Atributos espectrais no formato XYZ: X = média (M) ou energia (E) espectral; Y = componente real (R) ou imaginário (I) da impedância; Z = faixa de frequência (1–6).

Fonte: Autor

Na Figura 10 é apresentado os gráficos de dispersão entre os valores reais e os valores preditos para os atributos químicos do solo potássio (K), soma de bases (SB) e capacidade de troca catiônica efetiva (t), estimados pelo modelo Random Forest a partir das features espectrais extraídas do espectro de impedância em amostras de solo úmido. Observou-se uma tendência positiva entre os valores medidos e estimados, com a maioria dos pontos distribuída próxima à linha 1:1,

indicando capacidade satisfatória do modelo em reproduzir o comportamento real destes atributos.

Figura 10 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (a) potássio (K) e (b) saturação por base (SB) e capacidade de troca iônica efetiva (t) estimados por *Random Forest*, a partir de features espectrais do espectro de impedância



Fonte: Autor

Para o potássio (K) (Figura 10a), o modelo apresentou desempenho moderado ($R^2 = 0,60$), com dispersão relativamente maior em valores elevados, sugerindo maior dificuldade em estimar concentrações mais altas. Ainda assim, o

padrão geral indica boa sensibilidade do modelo às variações do atributo, refletida também pelos valores de erro (RMSE = 71,93 e MAE = 60,72).

No caso da soma de bases (SB) (Figura 10b), observa-se um ajuste moderado ($R^2 = 0,49$), com maior dispersão em valores intermediários e tendência de subestimação em algumas amostras com valores mais elevados. Apesar disso, o modelo foi capaz de captar a variação do atributo, apresentando erros relativamente controlados (RMSE = 2,32 e MAE = 1,90).

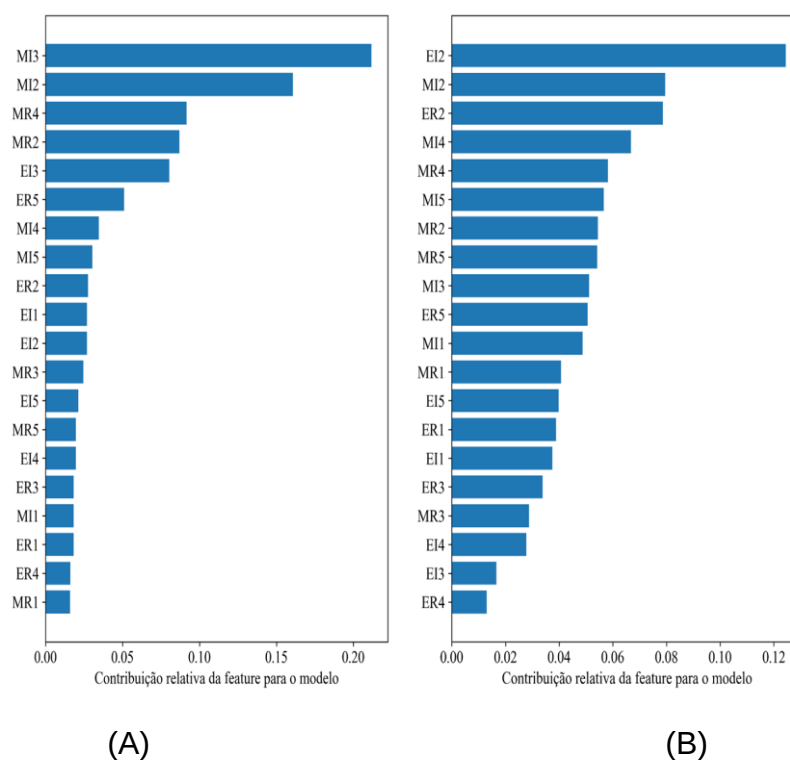
Já para a capacidade de troca catiônica efetiva (t) (Figura 10c), os pontos mostram melhor alinhamento com a linha 1:1 em comparação ao SB, resultando em desempenho ligeiramente superior ($R^2 = 0,52$), indicando que o modelo conseguiu representar de forma mais consistente a variação desse atributo químico, com RMSE de 2,08 e MAE de 1,55. Os resultados da Figura 10 indicam que o espectro de impedância elétrica em condição úmida possui potencial para estimar atributos químicos associados à fertilidade do solo, especialmente aqueles relacionados à disponibilidade de íons na solução do solo, como K, SB e t, favorecendo a resposta elétrica e a capacidade preditiva do modelo.

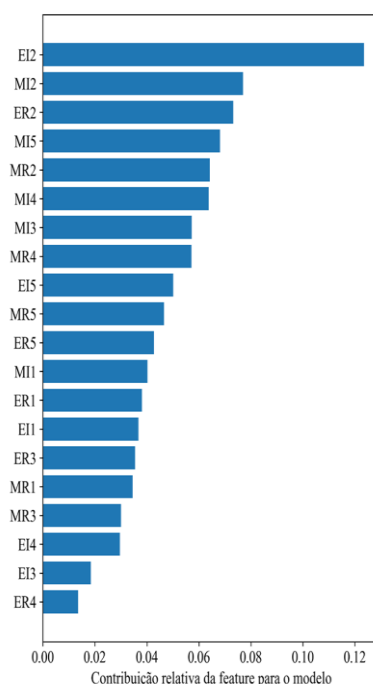
O bom desempenho do modelo Random Forest na predição dos atributos físico-químicos potássio (K), soma de bases (SB) e capacidade de troca catiônica efetiva (t) em solo úmido pode ser atribuído à influência indireta, porém fisicamente consistente, desses atributos sobre a resposta elétrica do solo. O potássio (K) contribui diretamente para a condutividade iônica da solução do solo, enquanto a soma de bases (SB) representa um indicador integrado da concentração de cátions básicos trocáveis, refletindo a disponibilidade total de cargas na fase sólida e na solução. Já a capacidade de troca catiônica efetiva (t) está associada à formação da dupla camada elétrica e à polarização interfacial, processos que dominam a resposta em impedância em determinadas faixas espectrais. A presença de água é fundamental para intensificar esses mecanismos, explicando o melhor desempenho observado em condições úmidas.

Os resultados obtidos pela correlação de Pearson e pela análise de importância no modelo *Random Forest* apresentaram consistência quanto às regiões espectrais mais relevantes para a predição de determinados atributos físico-químicos do solo (Figura 11). Para o potássio (K), a soma de bases (SB) e a capacidade de

troca catiônica efetiva (CTCe), observou-se coincidência entre as regiões espectrais destacadas nas duas abordagens, indicando que essas faixas do espectro de impedância elétrica concentram informações discriminantes associadas a esses atributos.

Figura 11 Importância relativa das features espectrais extraídas do espectro de impedância, estimada pelo modelo *Random Forest*, para a predição dos teores de (a) Potássio, (b) Soma de bases e (C) capacidade de troca efetiva.





(C)

Atributos espectrais no formato XYZ: X = média (M) ou energia (E) espectral; Y = componente real (R) ou imaginário (I) da impedância; Z = faixa de frequência (1–6).

Fonte: Autor

O potássio apresentou maior correlação com as regiões espectrais 2 e 4, padrão também observado para SB, enquanto a CTCe apresentou maior relevância nas regiões 2, 4 e 5. Essa concordância entre uma análise estatística linear (Pearson) e um modelo preditivo não linear (Random Forest) reforça a robustez dessas regiões espectrais como representativas dos mecanismos elétricos relacionados à presença de íons na solução do solo e à polarização interfacial. Além disso, os resultados evidenciam que determinadas faixas de frequência podem ser mais favoráveis para estimar atributos específicos, uma vez que atributos físicos mostraram maior associação com regiões distintas, como observado para a textura com predominância de resposta na região espectral 1, enquanto atributos químicos apresentaram maior sensibilidade principalmente nas regiões 2.

Jullin (2026), ao utilizar modelos preditivos para estimar as propriedades de barreira ao oxigênio de membranas nanocompósitas de polímeros, obteve valores de coeficiente de determinação (R^2) e erro médio absoluto (MAE) semelhantes aos observados no presente estudo, destacando também o algoritmo Random Forest como o modelo de melhor desempenho. De forma semelhante, Zhang (2026)

alcançou resultados comparáveis ao desenvolver modelos para a predição espaço-temporal do pH em sistemas públicos de abastecimento de água, empregando os mesmos indicadores estatísticos utilizados nesta pesquisa, incluindo R^2 , MAE e raiz do erro quadrático médio (RMSE).

Esses resultados reforçam que modelos desenvolvidos a partir de técnicas alternativas de análise do solo, especialmente aqueles baseados em sensores e equipamentos de menor custo operacional, podem alcançar desempenho estatístico semelhante ao de metodologias já consolidadas na literatura. Além disso, evidenciam o potencial da aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina, como o Random Forest, para a obtenção de estimativas confiáveis, contribuindo para o desenvolvimento de métodos de monitoramento mais acessíveis e eficientes.

Dessa forma, os resultados obtidos neste estudo demonstram potencial para aplicação em análises preditivas de atributos do solo, mantendo níveis de precisão comparáveis aos relatados em trabalhos recentes da área. Além disso, a capacidade dos modelos em representar a variabilidade espacial dos atributos físico-químicos do solo evidencia seu potencial de aplicação na delimitação de zonas de manejo, contribuindo para estratégias de agricultura de precisão voltadas à otimização do uso de insumos, ao manejo localizado e à tomada de decisão em sistemas agrícolas digitais.

5. CONCLUSÃO

Foi possível diferenciar as amostras de solo por meio do espectro de impedância elétrica, evidenciando que essa técnica apresenta sensibilidade suficiente para captar variações nas propriedades físicas e químicas do solo. Os resultados indicaram que a condição de solo úmido foi mais favorável para estabelecer associações entre os atributos espectrais extraídos do espectro de impedância elétrica e os atributos físico-químicos analisados, apresentando correlações mais consistentes e maior potencial preditivo em comparação ao solo seco.

Além disso, foi possível desenvolver modelos de predição utilizando as componentes real e imaginária da impedância elétrica, obtendo desempenho satisfatório para estimar atributos físicos relacionados à textura, especialmente areia fina e silte. Para os atributos químicos, os modelos apresentaram maior capacidade preditiva para potássio (K), soma de bases (SB) e capacidade de troca catiônica efetiva (CTCe), indicando que tais atributos exercem influência mais direta sobre os mecanismos de condução iônica e polarização interfacial em condições úmidas.

Os resultados obtidos demonstram o potencial da impedância elétrica como ferramenta auxiliar na caracterização da variabilidade espacial dos atributos do solo, possibilitando sua aplicação futura na delimitação de zonas de manejo em sistemas de agricultura de precisão. A capacidade dos modelos em identificar diferenças entre amostras e estimar atributos físico-químicos relevantes pode contribuir para a definição de áreas com comportamento semelhante dentro da lavoura, favorecendo estratégias de manejo localizado, otimização do uso de insumos e suporte à tomada de decisão em sistemas agrícolas digitais.

Como sugestões para trabalhos futuros, recomenda-se a ampliação do banco de dados, com maior número de amostras e repetições experimentais, visando reduzir a influência de amostras discrepantes, aumentar a robustez estatística e aprimorar o desempenho dos modelos preditivos, favorecendo a construção de modelos mais generalistas e confiáveis. Além disso, sugere-se a avaliação dos modelos em condições reais de campo, associada à integração com técnicas de análise espacial e georreferenciamento, a fim de validar sua aplicabilidade prática na

geração de mapas de variabilidade e na delimitação de zonas de manejo em sistemas de agricultura de precisão.

REFERÊNCIAS

- ABDULRAHEEM, M. I. et al. Recent advances in dielectric properties-based soil water content measurements. *Remote Sensing*, v. 16, art. 1328, 2024. DOI: 10.3390/rs16081328.
- ABRAHAM, E. R. et al. Time series prediction with artificial neural networks: an analysis using Brazilian soybean production. *Agriculture*, v. 10, n. 475, p. 1–18, 2020.
- ALBORNOZ, V. M.; ÑANCO, L. J.; SÁEZ, J. L. Delineating robust rectangular management zones based on column generation algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 161, p. 194–201, 2019. DOI: 10.1016/j.compag.2019.01.045.
- ALIPIO, Rafael Silva. Dependência da frequência dos parâmetros do solo: efeito no comportamento impulsivo de aterramentos elétricos. 2013. 89 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2013.
- AQUINO, M. D. H. et al. Agricultura de conservação: estudo da estrutura, fertilidade do solo e nutrição de plantas como eficiência para produção agrícola. *Revista Interface Tecnológica*, v. 21, n. 2, p. 600–611, 2025. DOI: 10.31510/infa.v21i2.2125.
- BASSOI, L. H. et al. Agricultura de precisão e agricultura digital. *TECCOGS: Revista Digital de Tecnologias Cognitivas*, n. 20, p. 17–36, 2020. DOI: 10.23925/1984-3585.2019i20p17-36.
- CAMICIA, R. G. da M.; MAGGI, M. F.; SOUZA, E. G. de; BAZZI, C. L.; KONOPATZKI, E. A.; MICHELON, G. K.; PINHEIRO, J. B. S. Productivity of soybean in management zones with application of different sowing densities. *Ciência Rural*, Santa Maria, v. 48, n. 12, e20180532, 2018. DOI: 10.1590/0103-8478cr20180532. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20180532>. Acesso em: 15 jun. 2026.
- CHIG, L. A. et al. Tecnologias para levantamento da variabilidade dos atributos do solo para um programa de agricultura de precisão. [S. l.: s. n.], 2010.

CLEMENS, C. et al. Detection of density changes in soils with impedance spectroscopy. *Applied Sciences*, v. 11, n. 4, p. 1568, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/app11041568>. Acesso em: 11 dez. 2024.

CORDOVIL, H. P. L. et al. Formação e composição mineralógica dos solos e suas relações com a fertilidade e o manejo do solo. *Observatório de la Economía Latinoamericana*, v. 23, n. 7, e10582, 2025. DOI: 10.55905/oelv23n7-028.

GAVIOLI, A. Módulos computacionais para seleção de variáveis e análise de agrupamento para definição de zonas de manejo. 2017. 128 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) . Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2017.

HE, H. et al. Critical review of the models used to determine soil water content using TDR-measured apparent permittivity. In: SPARKS, D. L. (ed.). *Advances in Agronomy*. Cambridge: Academic Press, 2023. v. 182, p. 169–219.

HENRIQUE OLIVEIRA SILVA, B.; SOUSA DOS SANTOS, B. Anápolis (GO), v. 17. *Revista Mirante*, n. 2, 2024.

HOU, D. et al. Sustainable soil use and management: an interdisciplinary and systematic approach. *Science of the Total Environment*, v. 729, p. 138961, 2020.

JULLIN, A.; HASCOËT, N.; CHINESTA, F.; ESPUCHE, E. Prediction of oxygen barrier properties of polymer-based nanocomposite membranes by using machine learning: comparison of random forest and support vector machine models. *Polymer Testing*, v. 159, p. 109193, 2026. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.polymertesting.2026.109193>.

KABIR, H. et al. Measurement and modelling of soil dielectric properties as a function of soil class and moisture content. *Journal of Microwave Power and Electromagnetic Energy*, v. 54, n. 1, p. 3–18, 2020. DOI: 10.1080/08327823.2020.1714103.

KANOUN, O. Impedance spectroscopy advances and future trends: a comprehensive review. In: KANOUN, O. (ed.). *Impedance Spectroscopy: Advanced Applications: Battery Research, Bioimpedance, System Design*. Berlin; Boston: De Gruyter, 2019. p. 1–22. Disponível em: <https://doi.org/10.1515/9783110558920-001>. Acesso em: 26 nov. 2024.

KIM, W.-S. et al. Influence of soil moisture content on the traction performance of a 78-kW agricultural tractor during plow tillage. *Soil and Tillage Research*, v. 207, p. 104851, 2021.

KONDAVEETI, H. K. et al. A systematic literature review on prototyping with Arduino: applications, challenges, advantages, and limitations. *Computer Science Review*, v. 40, 2021.

LADHA, J. K. et al. Efficiency of fertilizer nitrogen in cereal production: retrospects and prospects. *Advances in Agronomy*, v. 87, p. 85–156, 2005. DOI: 10.1016/S0065-2113(05)87003-8. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0065211305870038>. Acesso em: 12 fev. 2026.

LIAKOS, K. G. et al. Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*, v. 18, n. 2674, p. 1–29, 2018.

MELO, V. F.; SILVA, D. T.; EVALD, A.; ROCHA, P. R. R. Chemical and biological quality of the soil in different systems of use in the savanna environment. *Revista Agro@mbiente On-line*, v. 11, n. 2, p. 101–110, 2017.

MOLIN, José P.; RABELLO, Ladislau M. Estudos sobre a mensuração da condutividade elétrica do solo. *Engenharia Agrícola*, Jaboticabal, v. 31, n. 1, p. 90–101, jan./fev. 2011.

MUKHLISIN, M.; SAPUTRA, A. Dielectric analysis model for measurement of soil moisture water content using electrical capacitance volume tomography. In: DENGMIN, X.; KRISHNASWAMY, S. (ed.). *Modern Applications of Electrostatics and Dielectrics*. Rijeka: IntechOpen, 2019.

NETO, A. T. et al. *Tecnologias de ponta na agricultura: instrumentação e automação para a agricultura de precisão*. 1997.

OHANA-LEVI, N. et al. A weighted multivariate spatial clustering model to determine irrigation management zones. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 162, p. 719–731, 2019. DOI: 10.1016/j.compag.2019.05.012.

PAULA, B. V. Porque o produtor rural deixa de lucrar quando não faz o “exame” da planta? InovaTec. Universidade Federal de Santa Maria, 2023. Disponível em: <https://www.ufsm.br/orgaos-suplementares/inovatec/2023/05/08/porque-o-produtor-ruraldeixa-de-lucrar-quando-nao-faz-o-exame-da-planta>. Acesso em: 15 abr. 2026.

PIÑEIRO, V. et al. Achieving sustainable agricultural practices: from incentives to adoption and outcomes. IFPRI Brief. Washington, DC: International Food Policy Research Institute, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.2499/9780896294042>. Acesso em: 26 nov. 2024.

QUAN, C. et al. Study on the relationship between soil moisture and its dielectric constant obtained by space-borne microwave radiometers and scatterometers. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, v. 17, art. 012143, 2014.

ROBINSON, G. M. Global sustainable agriculture and land management systems. Geography and Sustainability, v. 5, n. 4, p. 637–646, 2024.

ROSALEN, D. L. Agricultura digital no manejo nutricional da cultura do cafeeiro. 2024. Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal, 2024.

SANTANA, Adriel Jardim de. Construção, análise e aplicação de um modelo eletromecânico na interpretação da espectroscopia de impedância. 2019. 110 f. Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2019. Disponível em: <http://repositorio.uem.br:8080/jspui/handle/1/9504>. Acesso em: 10 mar. 2026.

SANTOS, A. L. F.; SANTOS, M. H. L.; TEMPORIM, F. A.; SOUZA, B. S.; SANTANA, E. H. Anápolis (GO), v. 17. Revista Mirante, n. 2, 2024. Disponível em: <https://www.revista.ueg.br/index.php/mirante/article/view/16183/11180>. Acesso em: 10 abr. 2026.

SCHATTMAN, R. E. et al. Effects of irrigation scheduling approaches on soil moisture and vegetable production in the Northeastern U.S.A. Agricultural Water Management, v. 287, p. 108428, 2023.

SERRAT, B. M.; OLIVEIRA, A. C. Amostragem de solos para fins de manejo da fertilidade. In: LIMA, M. R. (ed.). Diagnóstico e recomendação do manejo de solo:

aspectos técnicos e metodológicos. Curitiba: UFPR, Setor de Ciências Agrárias, 2006. p. 349.

SHAH, A. N. et al. Nitrogen use efficiency in cotton: challenges and opportunities against environmental constraints. *Frontiers in Plant Science*, v. 13, art. 970339, 2022. DOI: 10.3389/fpls.2022.970339.

SHEPHERD, K. D.; WALSH, M. G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, v. 66, p. 988–998, 2002.

SILVA, A. L. R. et al. Protótipo de sensor de análise de solo com IA embutida. *Revista Interface Tecnológica*, v. 22, n. 1, p. 26–36, 2025. DOI: 10.31510/infa.v22i1.2040.

SILVA, J. M. P.; CAVICHIOLI, F. A. Uso da agricultura 4.0 como perspectiva do aumento da produtividade no campo. *Revista Interface Tecnológica*, v. 17, n. 2, p. 616–629, 2020. DOI: 10.31510/infa.v17i2.1068.

SOARES, K. C.; COELHO, A. A. P.; GOMES, D. G. AgriSense: um hardware livre e de baixo custo para agricultura digital. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROINFORMÁTICA (SBIAGRO), 14., 2023, Natal. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2023. p. 374–381. DOI: <https://doi.org/10.5753/sbiagro.2023.26581>.

SOUZA, C. F. et al. Use of TDR probes to estimate soil moisture and electric conductivity. *Irriga*, v. 11, n. 1, p. 12–25, 2006. DOI: 10.15809/irriga.2006v11n1p12-25.

STROPARO, T. R. Transformação digital na agricultura: impactos da Internet das Coisas (IoT) na eficiência produtiva e sustentabilidade. *Lumen et Virtus*, v. 15, n. 38, p. 1573–1581, 2024. DOI: 10.56238/levv15n38-102.

SZYPŁOWSKA, A. et al. Dielectric models for moisture determination of soils with variable organic matter content. *Geoderma*, v. 401, art. 115288, 2021.

VARELA, C. G. B. et al. Práticas sustentáveis de manejo do solo no século XXI: revisão sistemática de evidências sobre qualidade do solo (2000–2023). *Aracê*, v. 7, n. 8, e7044, 2025. DOI: 10.56238/arev7n8-006.

ZAWILSKI, B. M. et al. Calculation of soil water content using dielectric permittivity-based sensors—benefits of soil-specific calibration. *Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems*, v. 12, p. 45–56, 2023.

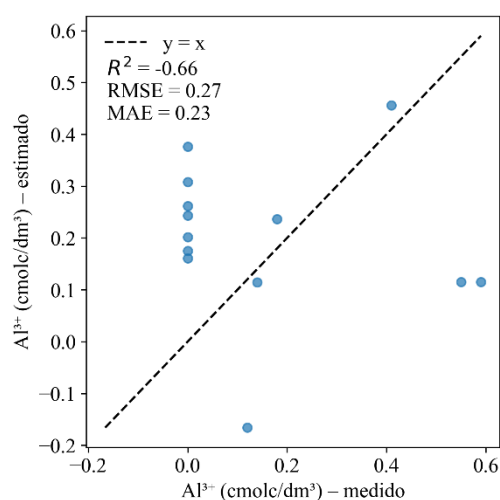
ZHANG, H.; JIANG, B.; CHEN, M. Enhancing public water management through interpretable machine learning: a random forest-SHAP analysis of spatio-temporal pH prediction. *Desalination and Water Treatment*, v. 326, p. 101760, 2026. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dwt.2026.101760>.

ZHOU, G. et al. Bathymetry retrieval from spaceborne multispectral subsurface reflectance. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 16, p. 2547–2558, 2023.

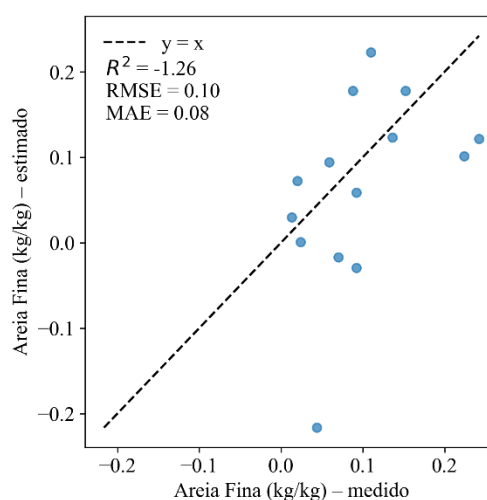
APÊNDICES

Apêndice A

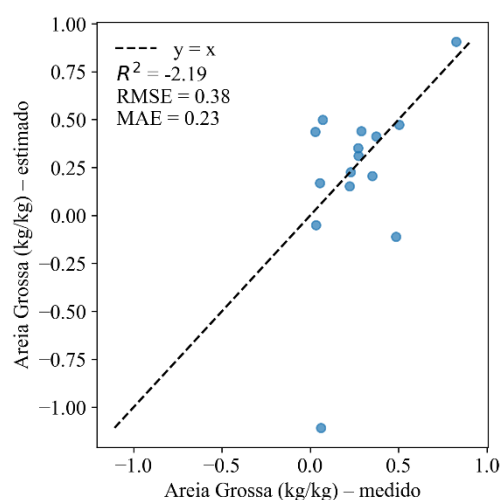
Figura 12 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (A) Alumínio trocável, (B) Areia fina, (C) Areia grossa, (D) Argila, (E) Boro, (F) Cálcio trocável, (G) CTC, (H) CTC efetiva, (I) Cobre, (J) Ferro, (K) Acidez potencial do solo, (L) Potássio trocável, (M) Saturação por alumínio, (N) Magnésio trocável, (O) Manganês, (P) Matéria orgânica, (Q) Fósforo, (R) pH do solo medido em água, (S) Fósforo remanescente, (T) Soma de bases, (U) Saturação por bases, (V) Silte, (W) Zinco estimados por Regressão Linear a partir de features espectrais do espectro de impedância



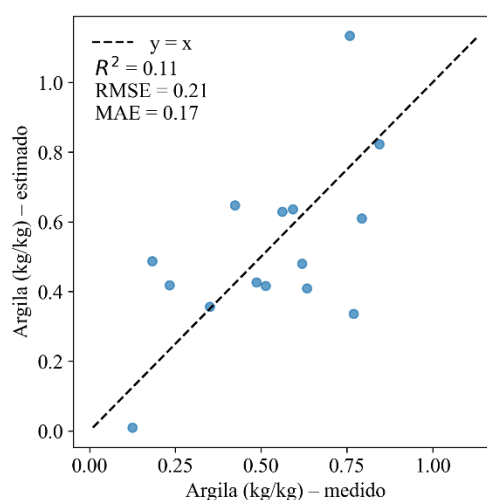
(A)



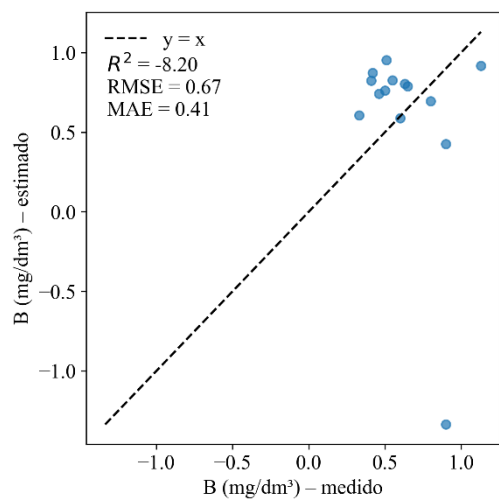
(B)



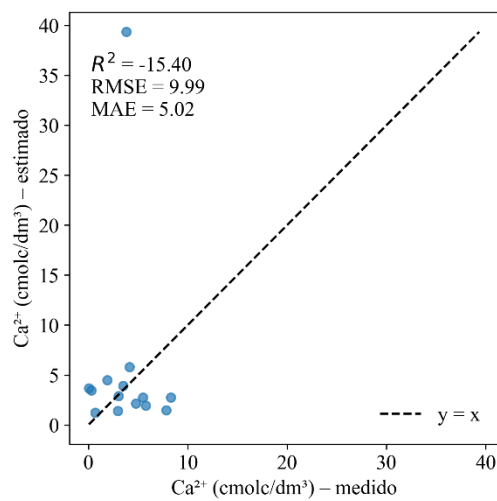
(C)



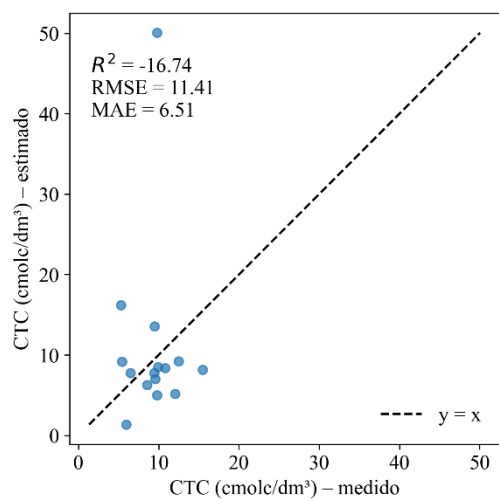
(D)



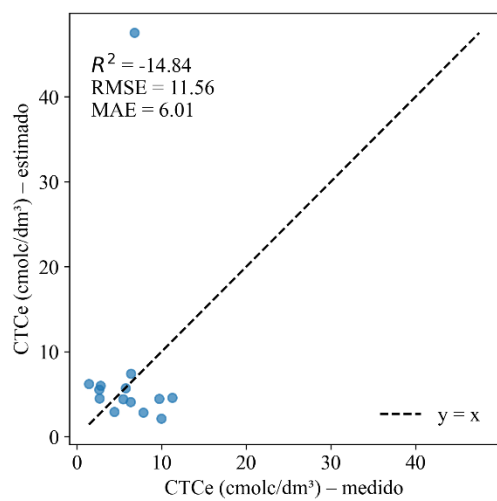
(E)



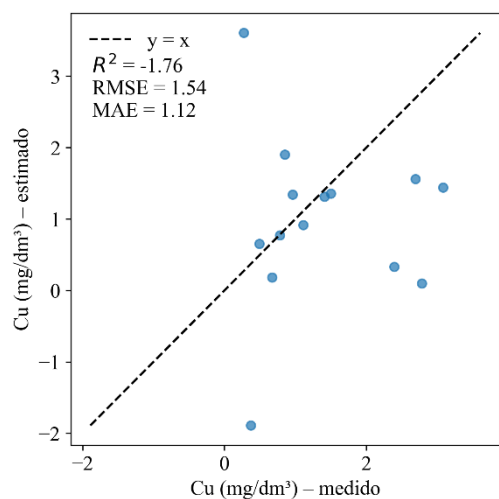
(F)



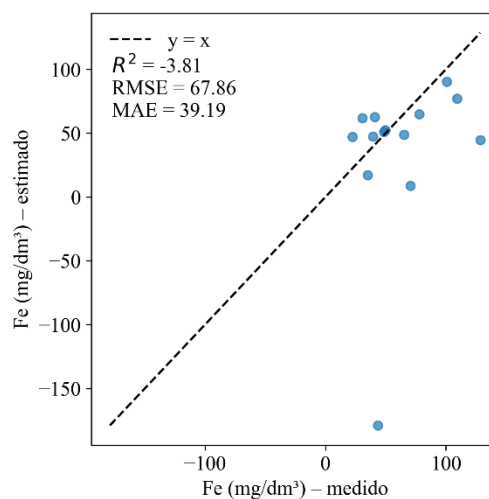
(G)



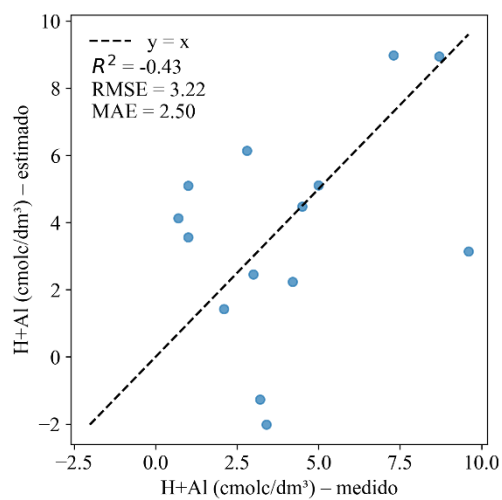
(H)



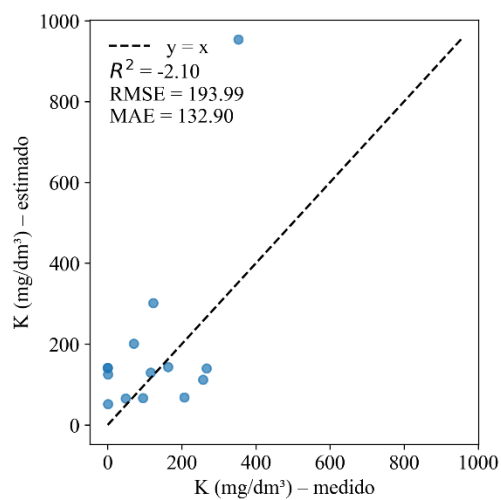
(I)



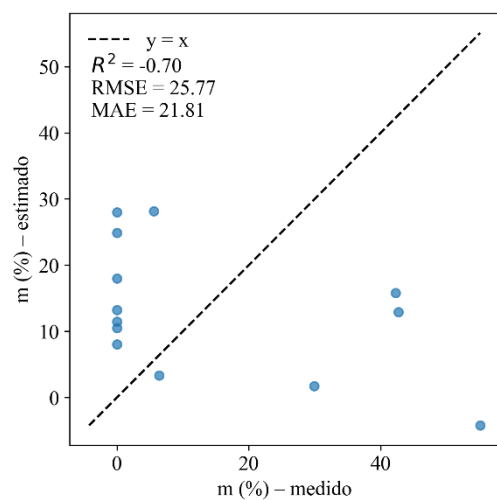
(J)



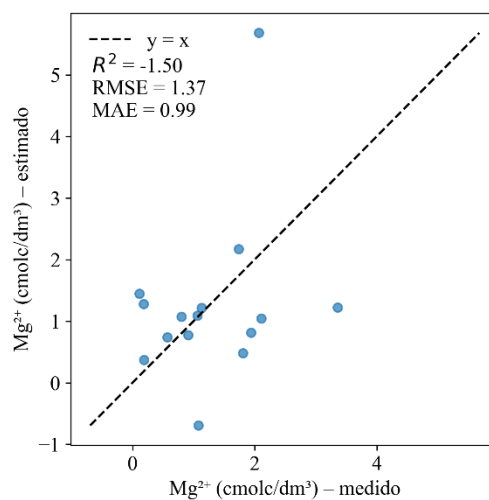
(K)



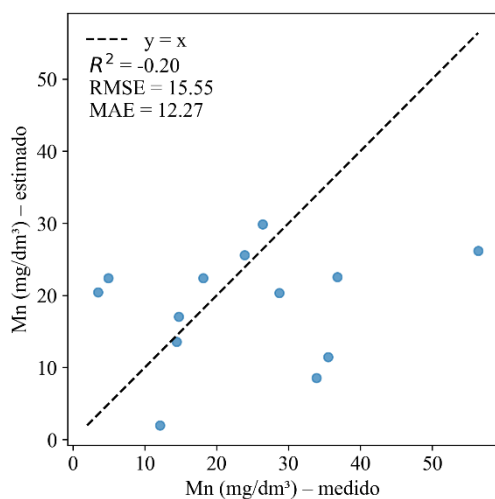
(L)



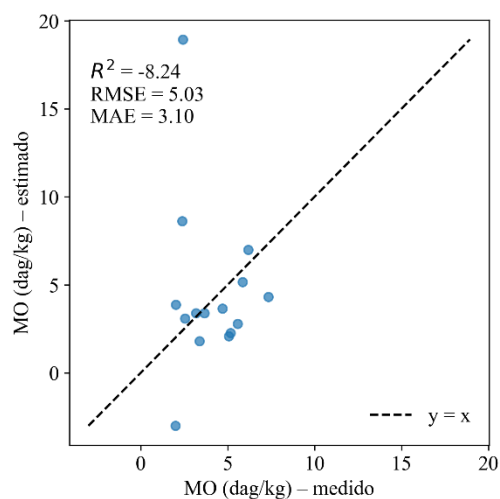
(M)



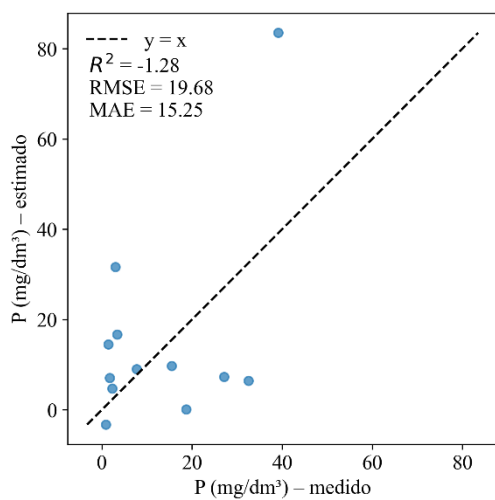
(N)



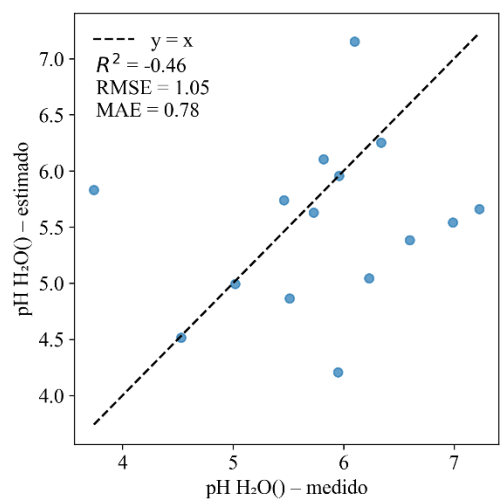
(O)



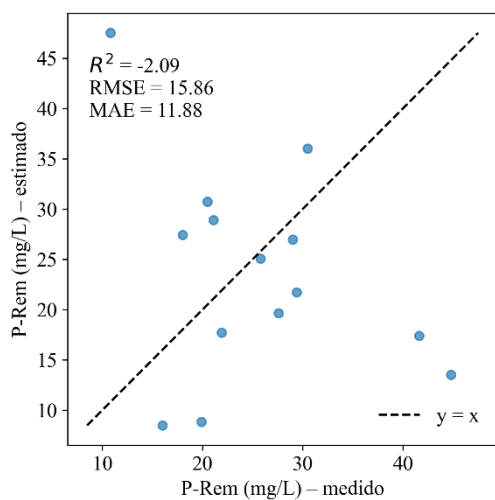
(P)



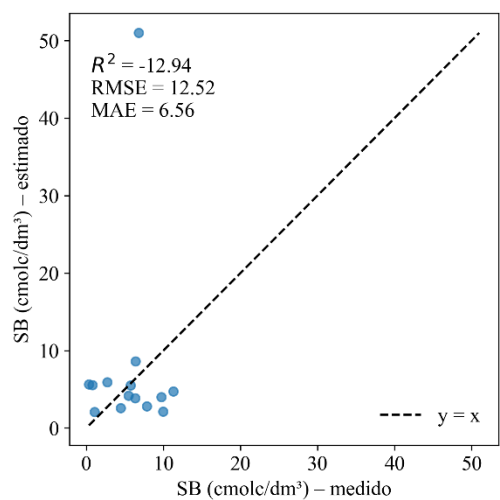
(Q)



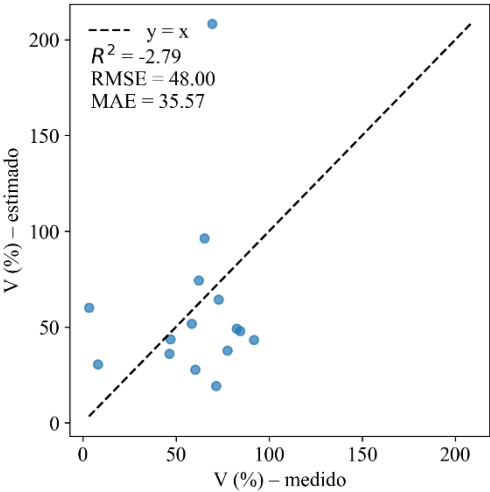
(R)



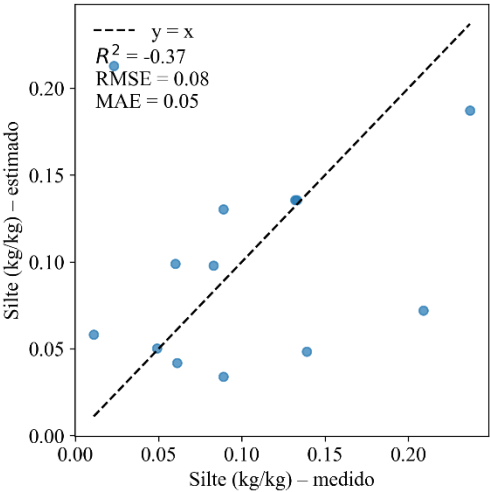
(S)



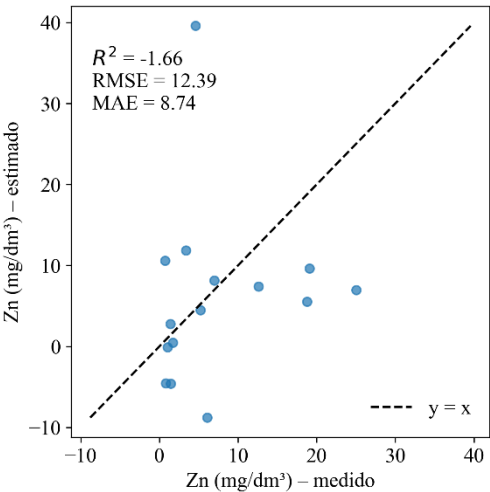
(T)



(U)



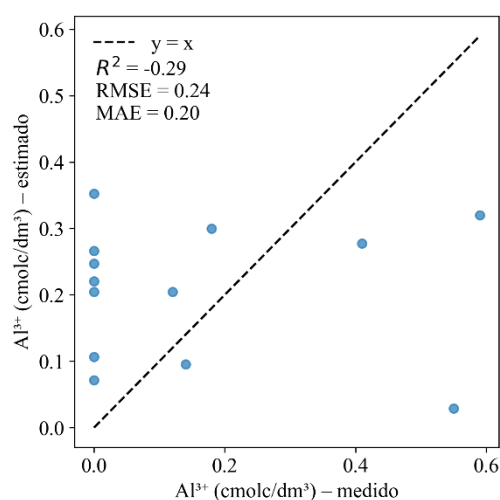
(V)



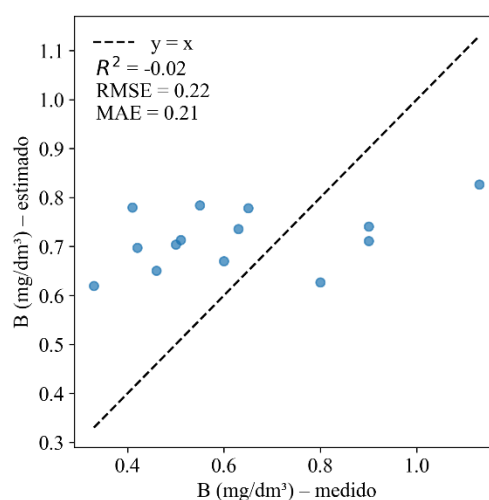
(W)

Apêndice B

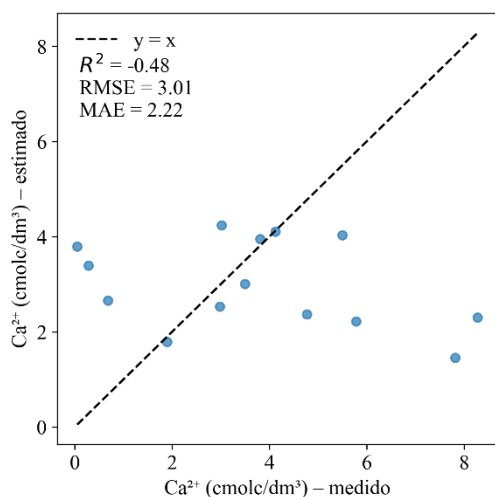
Figura 13 Gráficos de valores reais versus preditos para os atributos químicos do solo: (A) Alumínio Trocável, (B) Boro, (C) Cálcio Trocável, (D) CTC, (E) Cobre, (F) Ferro, (G) Acidez Potencial, (H) Saturação por alumínio, (I) Magnésio Trocável, (J) Manganês, (K) Matéria orgânica, (L) Fósforo, (M) pH do solo medido em água, (N) Fósforo remanescente, (O) Saturação por bases e (P) Zinco estimados por Modelos utilizando Random Forest a partir de features espectrais do espectro de impedância



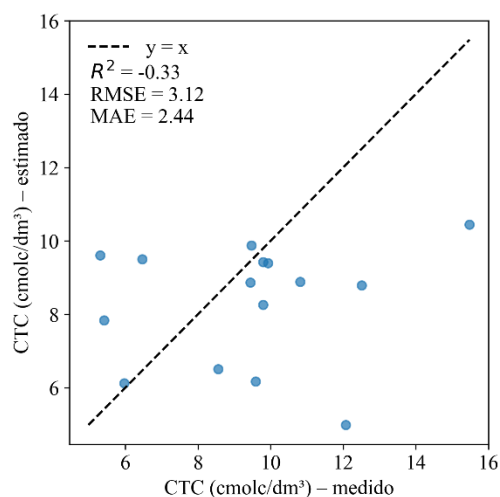
(A)



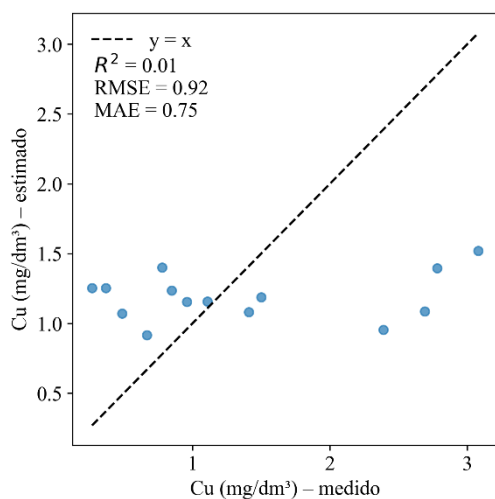
(B)



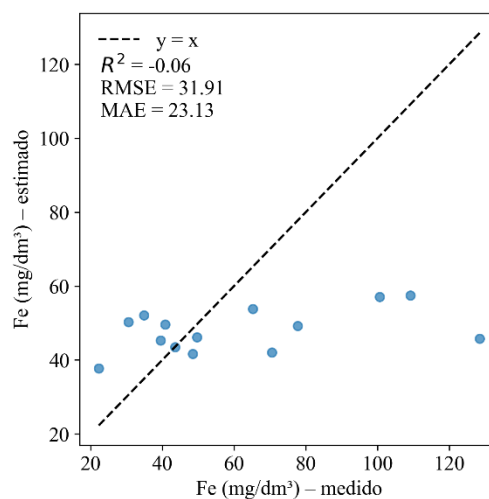
(C)



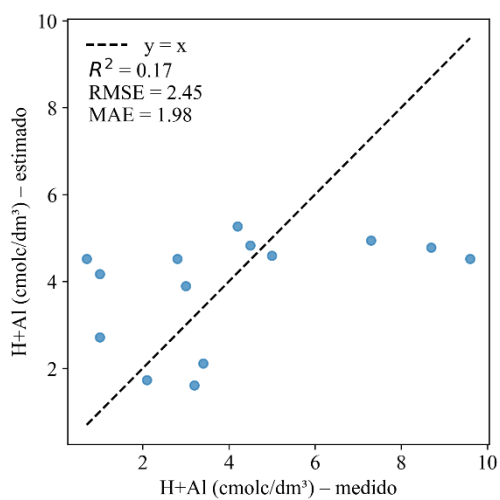
(D)



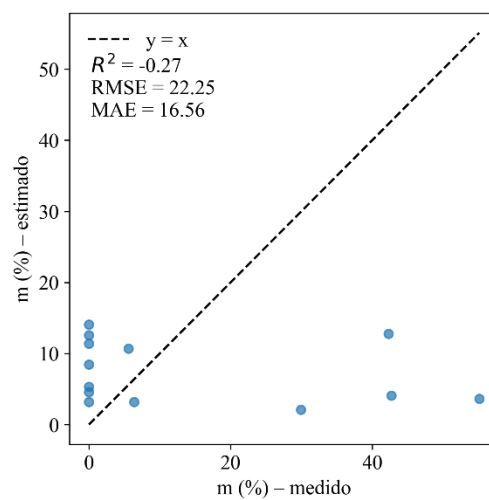
(E)



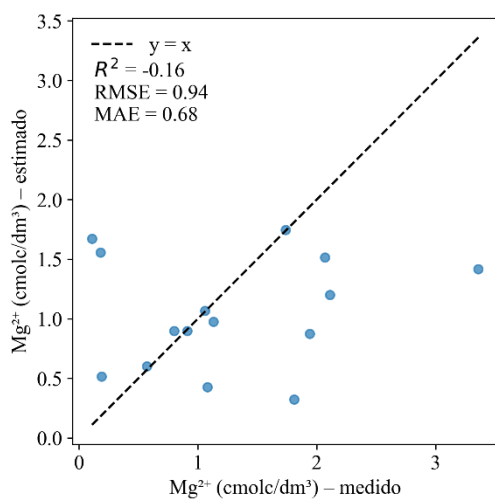
(F)



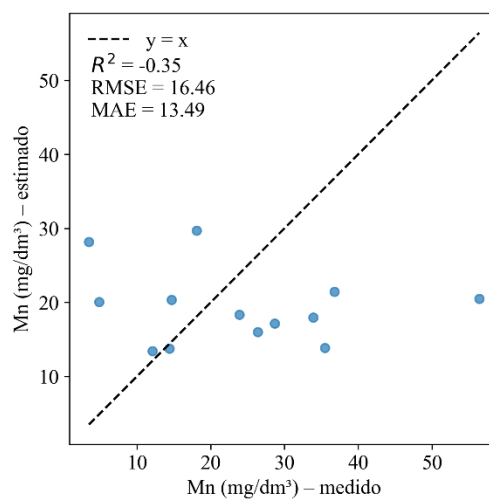
(G)



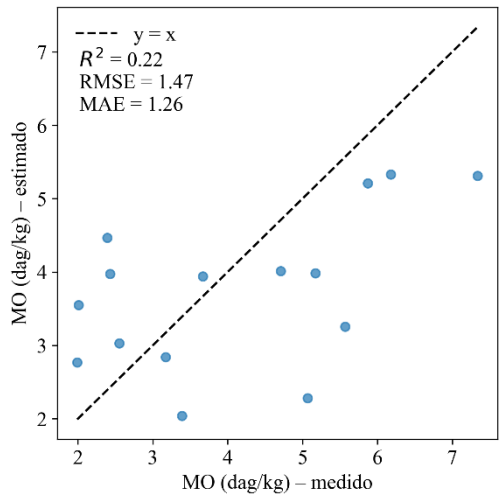
(H)



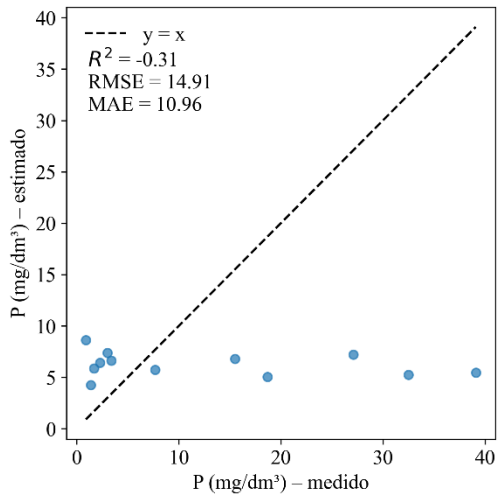
(I)



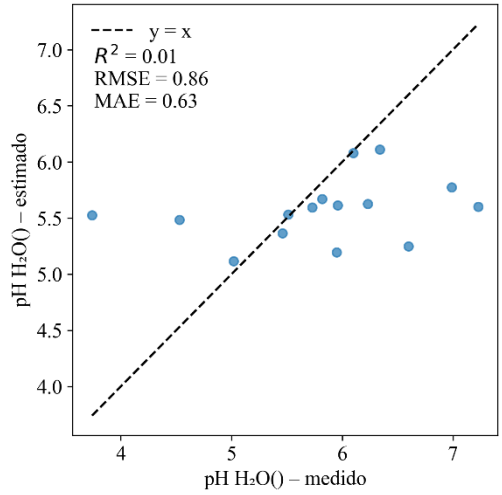
(J)



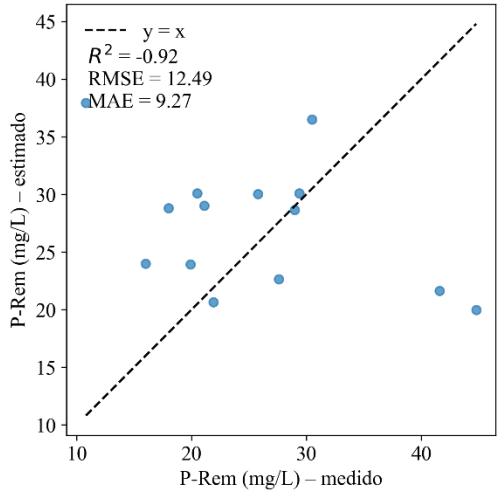
(K)



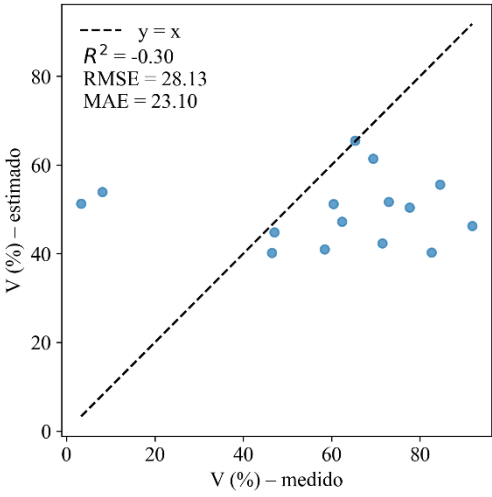
(L)



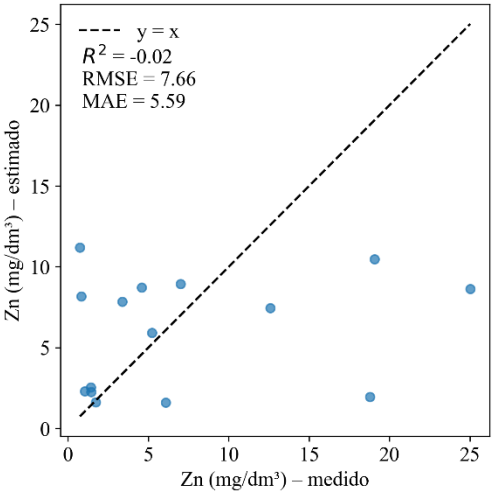
(M)



(N)



(O)



(P)