

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ – UNIOESTE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS – CAMPUS CASCAVEL
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

LARISSA APARECIDA GONÇALVES

**VARIABILIDADES ESPACIAL E TEMPORAL DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA
APARENTE DO SOLO**

CASCAVEL - PARANÁ – BRASIL

2024

LARISSA APARECIDA GONÇALVES

**VARIABILIDADES ESPACIAL E TEMPORAL DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA
APARENTE DO SOLO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Sistemas Biológicos e Agroindustriais.

Orientador: Dr. Eduardo Godoy de Souza
Coorientadora: Dr^a. Lúcia Helena Pereira Nóbrega

CASCADEL - PARANÁ - BRASIL

2024

Ficha de identificação da obra elaborada através do Formulário de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da Unioeste.

Gonçalves, Larissa Aparecida
Variabilidades espacial e temporal da condutividade elétrica aparente do solo / Larissa Aparecida Gonçalves; orientador Eduardo Godoy de Souza; coorientadora Lúcia Helena Pereira Nóbrega. -- Cascavel, 2024.
68 p.

Dissertação (Mestrado Acadêmico Campus de Cascavel) -- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, 2024.

1. Agricultura de Precisão. 2. Atributos do Solo. 3. Plataforma AgDataBox. 4. Estatística espacial e temporal. I. Godoy de Souza, Eduardo, orient. II. Helena Pereira Nóbrega, Lúcia, coorient. III. Título.



unioeste

Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Reitoria

CNPJ 78.680.337/0001-84
Rua Universitária, 1619, Jardim Universitário
Tel.: (45) 3220-3000 - Fax: (45) 3225-4590 - www.unioeste.br
CEP: 85819-110 - Cx. P.: 701
Cascavel - PARANÁ



LARISSA APARECIDA GONÇALVES

VARIABILIDADE ESPACIAL E TEMPORAL DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA APARENTE DO SOLO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Sistemas Biológicos e Agroindustriais, linha de pesquisa Geoprocessamento, Estatística Espacial e Agricultura de Precisão, APROVADO(A) pela seguinte banca examinadora:

Documento assinado digitalmente



LUCIA HELENA PEREIRA NOBREGA
Data: 07/03/2024 09:42:22-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Lúcia Helena Pereira Nóbrega

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)

Documento assinado digitalmente



ANTONIO MARCOS MASSAO HACHISUCA
Data: 05/03/2024 09:59:53-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Antonio Marcos Massao Hachisuca

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Foz do Iguaçu
(UNIOESTE)

Documento assinado digitalmente



VANDERLEI ARTUR BIER
Data: 04/03/2024 20:08:18-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Vanderlei Artur Bier

Instituto Federal do Paraná (IFPR)

Documento assinado digitalmente



MARCIO FURLAN MAGGI
Data: 05/03/2024 15:20:04-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Marcio Furlan Maggi

Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)

Cascavel, 29 de fevereiro de 2024.

BIOGRAFIA RESUMIDA

Larissa Aparecida Gonçalves, nascida em 18 de dezembro de 1995 e natural de Pinhão/PR. Possui graduação em Agronomia pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUCPR) campus Toledo/PR, sob orientação do professor Dr. Arlindo Fabrício Corrêa, concluída em 2020. Em 2021, ingressou no programa de mestrado em Engenharia Agrícola sob a orientação do professor Drº Eduardo Godoy de Souza e coorientação da professora Drª. Lúcia Helena Pereira Nóbrega, sendo bolsista do Parque Tecnológico Itaipú –PTI.

DEDICATÓRIA

A Roseli, minha mãe
A Brenda, Jocibele e Thiago, meus irmãos
A Bryan e Nycole, meus sobrinhos
A Deus, pai celestial
minhas maiores fontes de apoio, força,
incentivo e torcida nesta jornada que apenas
se inicia.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus por todas as oportunidades que colocou em meu caminho e por nunca me abandonar e nem me deixar desistir em todas as situações vividas ao longo destes anos de vida acadêmica.

Agradeço a minha mãe que é uma guerreira exemplo de mulher que foi pai e mãe e sempre me incentivou a ser independente e forte.

Aos meus irmãos e meus sobrinhos, a quem tanto amo e que mesmo estando distantes um do outro nesses anos, nunca deixaram de me apoiar, incentivar demonstrar orgulho e amor incondicional.

Aos amigos que sempre estiveram prontos para ouvir meus desabafos, me apoiar e ajudar em diversos momentos e por me fornecerem a mais verdadeira amizade.

Ao Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza e a Prof. Dra. Lúcia Helena Pereira Nóbrega, que me orientaram na realização deste trabalho, pela oportunidade e conhecimentos repassados; pela paciência, compreensão e confiança em minha dedicação; por acreditarem no meu potencial.

Ao Prof. Dr. Vanderlei Arthur Bier pelo apoio, sugestões, incentivo durante a coleta e análise dos dados da pesquisa contribuindo para conclusão deste trabalho.

À Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), campus de Cascavel e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEAGRI), pela oportunidade e apoio para a realização do curso.

Aos colegas do Laboratório de Mecanização Agrícola e Agricultura de Precisão - LAMAP, por apoiar o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Parte Tecnológico Itaipu (PTI), pela disponibilização da bolsa de estudos.

Já dizia Clarice Lispector “Quem caminha sozinho pode até chegar mais rápido, mas aquele que vai acompanhado, com certeza vai mais longe”. Obrigado por terem compartilhado uma parte desta jornada até aqui, e me trazerem tão longe, minha gratidão é infinita!

VARIABILIDADES ESPACIAL E TEMPORAL DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA APARENTE DO SOLO

GONÇALVES, Larissa Aparecida. **Variabilidades espacial e temporal da condutividade elétrica aparente do solo**. Orientador: Eduardo Godoy de Souza; Coorientadora, Lúcia Helena Pereira Nóbrega. 2024. 67 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel - Paraná, 2024.

RESUMO

As variabilidades espacial e temporal da condutividade elétrica aparente (CEa) e de outros atributos do solo podem ser analisadas por meio de plataformas digitais voltadas à agricultura de precisão, cujos resultados podem contribuir na tomada de decisão para a gestão agrícola. A compreensão dessas variações permite a adoção de práticas de manejo mais eficientes e sustentáveis, adaptadas às características específicas de cada área, que resultam em maior produtividade das culturas e redução dos impactos ambientais. A questão importante que se apresenta é se a medição da CEa deve ser feita com regularidade ou pode ser feita uma única vez. Assim, os objetivos deste trabalho foram monitorar a variabilidade da CEa, coletada em 2013, 2016, 2022 (duas medições) e 2023, em duas áreas de cultivo, correlacionar os dados coletados de CEa com os atributos químicos e físicos do solo das duas áreas de cultivo e calcular as variabilidades espacial e a variabilidade temporal entre as medidas de CEa. A pesquisa foi realizada em duas áreas experimentais que possuem manejos diferentes, localizadas no município de Céu Azul – PR. Foram utilizados dados do banco de dados do LAMAP, de CEa dos anos de 2013 e 2016, com o resultado de análises química e física de solo, das áreas em estudo. Foram realizadas duas coletas de dados de CEa em 2022 e uma em 2023, utilizando o condutímetro EM-38 MK2 no modo dipolar horizontal e arrasto. Os dados foram inseridos na plataforma *web AgDataBox* onde foram realizados procedimentos de limpeza, interpolação, mapas temáticos e matriz de correlação espacial. Os mapas temáticos possibilitaram observar que a variabilidade espacial possui um padrão estável e que, de modo geral, na área A1, foram encontrados os maiores valores na região Norte, e para a A2, os maiores valores foram na região Leste. A variabilidade espacial foi maior na A2 do que na A1. Ambas as áreas apresentaram correlação cruzada significativa com a maioria das demais variáveis (atributos químicos e físicos do solo). Concluiu-se, portanto, que a medição da CEa pode ser realizada somente uma vez quando se quer utilizá-la como co-variável na interpolação de outras variáveis, visto que o padrão da CEa se manteve estável nas duas áreas. O melhor desempenho dos métodos de normalização em ambas as áreas foi pelo método da média com menor variabilidade espacial média e pelo método da amplitude, com menor variabilidade temporal média. O método desvio padrão em ambas as áreas proporcionou as maiores variabilidades espaciais e temporais, pois forneceu os resultados menos satisfatórios entre os métodos de normalização.

Palavras-chave: Agricultura de Precisão, Atributos do Solo, Plataforma AgDataBox

SPATIAL AND TEMPORAL VARIABILITIES OF SOIL APPARENT ELECTRICAL CONDUCTIVITY

GONÇALVES, Larissa Aparecida. **Spatial and temporal variability of soil apparent electrical conductivity**. Advisor: Eduardo Godoy de Souza; Co-supervisor, Lúcia Helena Pereira Nóbrega. 2024. 67 f. Dissertation (Master's in Agricultural Engineering) - State University of Western Paraná, Cascavel - Paraná, 2024.

ABSTRACT

The spatial and temporal variabilities of apparent electrical conductivity (AEC) and other soil attributes can be analyzed by digital platforms for precision agriculture and the results can contribute to decision-making regarding agricultural management. Understanding these variations allows the adoption of more efficient and sustainable management practices, adapted to the specific characteristics of each area, which result in better crop productivity and environmental impacts decreasing. The important issue that arises is whether AEC measurement should be done regularly or just once. Thus, this research aimed at monitoring the AEC variability, collected in 2013, 2016, 2022 (two measurements) and 2023, in two cropping areas, correlate collected data of AEC with chemical and physical attributes of the soil in both studied cropping areas, as well as calculate spatial variability and temporal variability among the AEC measurements. The research was carried out in two experimental areas with different managements, in Céu Azul-PR municipality. Data from LAMAP database concerning CEa from 2013 and 2016 and the results of chemical and physical soil analyses of the studied areas were used. Two AEC data collections were carried out in 2022 and one collection in 2023, using EM-38 MK2 conductivitymeter in horizontal dipolar and drag mode. The data was inserted in the AgDataBox web platform where cleaning, interpolation, thematic maps and spatial correlation matrix procedures were carried out. The thematic maps allowed to observe that spatial variability has a steady standard and that, mostly, the highest values were recorded in A1 area in the Northern region, while the highest ones were recorded for A2 in Eastern region. Spatial variability was greater in A2 than in A1. Both areas showed significant cross-correlation with most other variables (chemical and physical attributes of the soil). Thus, it was concluded that the AEC measurement can be performed once, when it is asked to be used as a co-variable in the interpolation of other variables, since the AEC standard remained stable in both areas. The best performance of normalization methods in both areas was the average method with the lowest average spatial variability and by the amplitude method, with the lowest average temporal variability. The standard deviation method in both areas provided the greatest spatial and temporal variabilities, thus providing the least satisfactory results among the normalization methods.

Keywords: Precision Agriculture, Soil Attributes, AgDataBox Platform

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	6
LISTA DE FIGURAS	7
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	8
1 INTRODUÇÃO	9
2 OBJETIVOS.....	11
2.1 Objetivo geral.....	11
2.2 Objetivos específicos	11
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	12
3.1 Culturas agrícolas (soja, milho e trigo)	12
3.2 Agricultura de precisão	14
3.3 Criação de mapas temáticos.....	15
3.4 Métodos de normalização de dados	15
3.5 Matriz de correlação espacial (MCE).....	16
3.6 Seleção de interpoladores.....	17
3.7 Comparação de mapas temáticos	19
3.8 Plataforma web AgDataBox.....	20
3.9 Condutividade elétrica aparente do solo.....	23
4 MATERIAL E MÉTODOS	28
4.1 Caracterização das áreas experimentais	28
4.2 Elevação, atributos físicos e químicos do solo e análise estatística dos dados.....	29
4.3 Condutividade elétrica aparente do solo.....	30
4.4 Teor de água do solo.....	31
4.5 Limpeza e interpolação dos dados	32
4.6 Análise de correlação espacial das variáveis	33
4.7 Análise de variabilidade espacial e temporal da CEa	34
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
5.1 Estatística descritiva das variáveis	35
5.2 Análise de correlação e variabilidade espacial das variáveis	46
5.3 Avaliação do desempenho dos métodos de normalização de dados e variabilidade temporal da CEa	50
6 CONCLUSÕES	54
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
REFERÊNCIAS.....	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Datas de coleta de dados de Condutividade Elétrica Aparente (CEa), Elevação e Teor de água do solo realizados nas áreas experimentais A1 e A2, localizadas no município de Céu Azul-PR.	32
Tabela 2	Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A1 interpolados para a mesma posição geográfica	35
Tabela 3	Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A2, interpolados para a mesma posição geográfica	36
Tabela 4	Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A1 com os dados originais	36
Tabela 5	Estatística descritiva da CEa de 2013, 2016, 05/2022, 10/2022 e 2023 para a área A2 com os dados originais	36
Tabela 6	Estatística descritiva dos atributos químicos e físicos do solo da A1, localizada no município de Céu Azul-PR	42
Tabela 7	Estatística descritiva dos atributos químicos e físicos do solo da A2, localizada no município de Céu Azul-PR	42
Tabela 8	Níveis de interpretação dos atributos químicos do solo (para todas as culturas) com a porcentagem encontrada em cada faixa nas áreas A1 e A2	43
Tabela 9	Estatística descritiva das CEa Equivalente normalizada (CEa_Eq) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) utilizando três métodos de normalização dos dados (média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD)). Área A1	50

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1** Arquitetura da plataforma web AgDataBox com suas aplicações ADB-Mobile, ADB-Admin, ADB-Map, ADB-IoT, ADB-Remote Sensing, ADB-Data Mining/Artificial Intelligence (mineração de dados e inteligência artificial e ADB-Economic (análise econômica). 21
- Figura 2** Mapa de localização das áreas experimentais A1 e A2, município de Céu Azul-PR, 2023 28
- Figura 3** Linha temporal da realização das atividades de medição de CEa, análise de solo e teor de umidade..... 29
- Figura 4** Quadriciclo e condutivímetro, utilizados para coleta de dados de CEa nas áreas experimentais no município de Céu Azul-PR, 2023..... 31
- Figura 5** Mapas temáticos de CEa da área 1 (A1), 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023. Teor de água do solo 2022 e 2023. Quatro classes, classificação de distâncias iguais, escala única. Município de Céu Azul-PR 37
- Figura 6** Mapas temáticos da área 2 (A2), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023 interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação de distâncias iguais, escala única. Município de Céu Azul-PR 38
- Figura 7** Mapas temáticos da área 1 (A1), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023. Teor de água do solo 2022 e 2023 e elevação, interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação quantiles, escala individual. Município de Céu Azul-PR..... 39
- Figura 8** Mapas temáticos da área 2 (A2), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023 e elevação interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação quantiles, escala individual. Município de Céu Azul-PR 40
- Figura 9** Mapas temáticos da textura, pH e teor de matéria orgânica, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distancias iguais. Município de Céu Azul-PR 44
- Figura 10** Mapas temáticos dos macronutrientes do solo, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distâncias iguais. Município de Céu Azul-PR 45
- Figura 11** Mapas temáticos dos micronutrientes do solo, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distâncias iguais. Município de Céu Azul-PR 45
- Figura 12** Matriz de correlação espacial das condutividades elétrica e aparente do solo e atributos físicos da área A1 46
- Figura 13** Matriz de correlação espacial das condutividades elétrica aparente do solo e atributos químicos da área A1 47
- Figura 14** Matriz de correlação espacial das condutividades elétrica e aparente do solo e atributos físicos e químicos da área A2 48
- Figura 15** Mapa temático da condutividade elétrica aparente do solo equivalente (CEa_Eq), (mS/m) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) da CEa_Eq para a área A1, utilizando quatro classes com intervalos iguais e três métodos de normalização dos dados, sendo eles: média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD). Norm = método de normalização. Menor valor para cada variável destacado em azul. Maior valor para cada variável destacado em vermelho 52

Figura 16 Mapa temático da condutividade elétrica aparente do solo equivalente (CEa_Eq), (mS/m) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) da CEa_Eq para a área A2, utilizando quatro classes com intervalos iguais e três métodos de normalização dos dados, sendo eles: média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD). Norm = método de normalização. Menor valor para cada variável destacado em azul. Maior valor para cada variável destacado em vermelho 53

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADB	AgDataBox
AP	Agricultura de Precisão
API	<i>Application Programming Interface</i>
Av	Média
CEa	Condutividade Elétrica Aparente
CV	Coefficiente de variação
Eq	Equivalente
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
GNSS	Sistema Global de Navegação por Satélite
GPS	Sistema de Posicionamento Global
IoT	<i>Internet of Things</i>
JSON	<i>Javascript Object Notation</i>
MCE	Matriz de Correlação Espacial
NC	Número de Classes
Ran	Amplitude
SD	Desvio Padrão
SIG	Sistemas de Informação Geográfica
SCV	Variabilidade Espacial Média
TCV	Variabilidade Temporal Média
TSD	Desvio Padrão Temporal
VBP	Valor Bruto de Produção
ZM	Zonas de Manejo

1 INTRODUÇÃO

A agricultura convencional, principalmente a produção em larga escala para atender à demanda da produção de alimentos, fez com que a gestão da área cultivada se tornasse cada vez mais homogênea a fim de otimizar as operações agrícolas, deixando de lado as variabilidades espacial e temporal de diversos atributos biológicos, físicos e químicos que caracterizam o solo dessas áreas. O manejo homogêneo pode levar ao desperdício de insumos, a danos ambientais e elevar o custo de produção do agricultor por utilizar a mesma quantidade de insumos em uma área que possui diferentes necessidades.

Para Robert (1993), devido à alta variabilidade espacial dos solos, mesmo em pequenas escalas de paisagem, deve-se considerar também a variabilidade temporal de uma área para permitir estratégias de manejo mais eficazes e monitorização contínua em longo prazo.

Segundo Pusch *et al.* (2021), são necessárias grades amostrais densas que acarretam elevados custos e demanda de tempo para coleta e assim caracterizar de forma satisfatória as variações espaciais e temporais do solo. Tal necessidade leva os agricultores a realizarem baixas densidades de coletas e, como consequência, os mapas gerados de atributos do solo podem não representar a verdadeira variabilidade espacial na área de estudo. Em razão disto, tecnologias de detecção proximal do solo começaram a ser utilizadas, como sensores capazes de medir o pH do solo, condutividade elétrica aparente (CEa), teor de água, resistência à penetração e assinatura espectral (Sousa *et al.*, 2023).

Dentre esses atributos, destaca-se a determinação da CEa pelo método da resistividade elétrica, como um dos métodos mais populares para a caracterização dos atributos do solo na agricultura de precisão (AP). Esse método fornece informações importantes sobre o padrão de variabilidade espacial de diversos atributos do solo de interesse agrônômico, e pode ser utilizado na avaliação da qualidade e de mudanças induzidas pelo manejo, mapeamento de atributos e modelagem de transporte de solutos no solo (Santos, 2020).

As variabilidades espacial e temporal da CEa e de outros atributos do solo podem ser analisadas por meio de plataformas digitais voltadas para a AP e os resultados podem contribuir na tomada de decisão para a gestão agrícola, pois

fornece subsídios aos produtores em decisões sobre o manejo de doenças, uso racional dos insumos como agrotóxicos e fertilizantes, e possibilitam a redução de custos de produção.

Dentre essas plataformas, há a plataforma AgDataBox (ADB), que é uma ferramenta gratuita que disponibiliza diversos recursos aos usuários, pela integração de diferentes fontes de dados, softwares, procedimentos, metodologias e dispositivos, que auxiliam no aprimoramento do manejo agrícola, como na recomendação de nutrientes para as principais culturas agrícolas.

Estudos foram conduzidos para a determinação da variabilidade espacial da CEa no solo aplicada à AP (Rabello *et al.*, 2014; Valente *et al.*, 2014; Corassa *et al.*, 2016; Bottega *et al.*, 2021; Costa *et al.*, 2022). Em conjunto, esses estudos reforçam a importância da consideração das variabilidades espacial e temporal da CEa do solo na AP. A compreensão dessas variações permite a adoção de práticas de manejo mais eficientes e sustentáveis, adaptadas às características específicas de cada área, resultando em maior produtividade das culturas e redução dos impactos ambientais. A questão importante que se apresenta é se a medição da CEa deve ser feita com regularidade ou pode ser feita somente uma vez, por ser uma característica que se altera pouco.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Verificar as variabilidades espacial e temporal da condutividade elétrica aparente do solo (CEa) em duas áreas localizadas em Céu Azul-PR. A primeira área sob cultivo sistema plantio direto com soja no verão e milho 2ª safra ou trigo no inverno e a segunda, com soja e/ou milho no verão e pastagem no inverno, também sob plantio direto.

2.2 Objetivos específicos

- a. Monitorar a variabilidade da CEa medida nos anos de 2013, 2016, 2022 e 2023 (nas entre safras de soja, milho 2º safra e trigo) em duas áreas de cultivo;
- b. Correlacionar os dados coletados de CEa com os atributos químicos e físicos do solo nas duas áreas de cultivo e
- c. Calcular a variabilidade espacial (desvio padrão e coeficiente de variação espaciais) e a variabilidade temporal (desvio padrão e coeficiente de variação temporais) entre as medidas de CEa.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Culturas agrícolas (soja, milho e trigo)

Segundo a Companhia Nacional de Abastecimento - Conab (2023), o milho é um vegetal pertencente à família das gramíneas, ou Poaceae, e ocupa o segundo lugar como o cereal mais produzido no país, com posição de destaque por sua frequência nas propriedades rurais e pelo valor de produção, superado apenas pela soja. O milho é importante fonte de renda para os agricultores e um insumo de destaque para os criadores de aves, suínos, bovinos e outros animais, pois compõe parcela majoritária das rações.

Segundo a Conab (2023), na safra 22/23, o Brasil produziu aproximadamente 132 milhões de toneladas de milho (1ª, 2ª e 3ª safras), com produtividade média de 5.925 kg ha⁻¹, ou seja, 17% a mais do que a safra anterior. A produção do milho ocorre em diferentes épocas, em virtude das condições climáticas das regiões. O cultivo de verão, ou primeira safra, é realizado na época tradicional, durante o período chuvoso na região Sul. A 2ª safra refere-se ao milho de sequeiro, cultivado extemporaneamente em fevereiro ou março, quase sempre depois da soja precoce, predominantemente na região Centro-Oeste e nos estados do Paraná, São Paulo e Minas Gerais.

A soja (*Glycine max L. Merrill*) é a principal oleaginosa anual produzida e consumida no mundo e o principal produto do agronegócio brasileiro. Originária da Ásia, teve seu primeiro registro de cultivo comercial no Brasil em 1941, no Município de Santa Rosa no Rio Grande do Sul – RS com área cultivada de 640 hectares e produção de 457 toneladas do grão (Oliveira *et al.*, 2019). De acordo com o 12º levantamento da safra de grãos divulgado pela Conab (2023), o Brasil obteve a produção de 155 milhões de toneladas do grão na safra 2022/2023, com produtividade de 3.431 kg ha⁻¹, que representa aumento de 23% em relação à safra anterior.

A pecuária, fortemente crescente no Brasil, foi o maior incentivo para o desenvolvimento do cultivo comercial da soja no país, devido à elevada demanda por farelo de soja para trato animal. O grão é a principal cultura de verão utilizada em sucessão com as culturas de inverno. A valorização do preço do grão no mercado internacional ocorreu devido ao fato de a safra brasileira ser entressafra da americana,

e incentivou o Brasil a investir em pesquisas para adaptação da cultura às condições do país (Embrapa, 2022).

Para atender à demanda de produção da soja, é necessário focar no desenvolvimento das plantas, que podem ser afetadas por vários fatores abióticos como condições de solo e clima e bióticos, como pragas e doenças. Tal influência varia conforme a intensidade do estresse e o estágio de desenvolvimento das plantas. Alguns fatores têm maior influência no início do desenvolvimento, enquanto outros têm maior efeito na fase reprodutiva, especialmente no período de enchimento de grãos (Oliveira *et al.*, 2019).

O trigo pertence à família das gramíneas, ao gênero *Triticum*, e as principais espécies de cultivo são *Triticum monococcum*, *Triticum durum* e *Triticum aestivum* (Conab, 2023). O cultivo do trigo foi difundido na Europa, mais especificamente em regiões mais frias como Rússia e Polônia. E foi a partir dos europeus, no século XV, que o trigo chegou às Américas (Flandrin; Montanari, 1998). No Brasil, o trigo chegou em 1534 e os primeiros cultivos começaram em São Vicente. No entanto, eles adquiriram importância econômica somente no Brasil colonial, em meados do século XVII, quando as sementes foram plantadas no Rio Grande do Sul e em São Paulo (Rossi; Neves, 2004).

O cultivo do trigo é uma prática importante na composição de sistemas agrícolas sustentáveis de produção, e uma opção vital para a rotação e a sucessão em sistemas de produção de grãos, hortaliças e fibras em determinadas regiões, pois auxilia na conservação do potencial produtivo do solo e no manejo integrado de pragas, de plantas invasoras e de doenças (Mori *et al.*, 2016).

De acordo com Godinho (2021), o Brasil consome, anualmente, 11,8 milhões de toneladas de trigo, porém, produz cerca de 6,2 milhões de toneladas. O estado do Paraná é o principal produtor, já que contribui com 50% da produção nacional. Desta forma, é necessário realizar a importação do trigo a fim de atender ao consumo interno do país. Segundo Neivert; Gralak; Tagliani (2017), o trigo destaca-se como uma das culturas de maior importância na região Sul do Brasil. O cereal ocupa a segunda posição em produção em espécies vegetais, e fica atrás apenas do milho.

Em 2020, o Brasil importou 6,8 milhões de toneladas. Isso acarretou no envio de recursos financeiros escassos para o exterior, os quais deixam de ser utilizados no

Brasil e na cadeia produtiva deste importante cereal de inverno. Na safra 2022/2023, o Brasil produziu aproximadamente 11 milhões toneladas de trigo, com aumento de 2% em relação à safra anterior (Conab, 2023).

Hala vista ter importância fundamental na nutrição alimentar humana, o cultivo do trigo apresenta peculiaridades e riscos por tratar-se de uma cultura de inverno. Deste modo, conhecimento e aplicação de tecnologias adequadas para cada região de cultivo são necessários para garantir a qualidade do produto, rendimento potencial e retorno econômico (Mori *et al.*, 2016).

3.2 Agricultura de precisão

A AP surgiu nos EUA, nos anos finais do século XX, com a proposta de ser um sistema de gerenciamento referente à variabilidade espacial e temporal da produção agrícola e de fatores correlatos, a partir de procedimentos e tecnologias como Sensoriamento Remoto, Sistema de Posicionamento Global (GPS), Sistemas de Informação Geográfica (SIG), entre outras (Moral; Terrón; Rebollo, 2011; Mondo *et al.*, 2012).

Autores como Manzatto *et al.* (1999) conceituam a AP em um sistema de produção adotado por agricultores de países de tecnologia avançada, denominado por eles de *Precision Agriculture*, *Precision Farming*, *Site-Specific Crop Management*. A AP é uma filosofia de manejo da propriedade na qual os produtores são capazes de identificar a variabilidade dentro de um campo, e então manejar aquela variabilidade para aumentar a produtividade e os lucros (Batchelor *et al.* 1997).

Para Davis (1998), a AP é definida a partir do uso de tecnologias que utilizam Sistema de Posicionamento Global (GPS) ou sistemas de taxa variável. A distinção do conceito de AP da agricultura tradicional é realizada por meio do nível de manejo. Ao invés de administrar uma área inteira como única unidade, o manejo é adaptado para áreas pequenas dentro de um campo.

Segundo Bernardi *et al.* (2014), o uso da AP faz com que os conhecimentos agrônômicos como as interações com os tipos de solos e de concentração de matéria orgânica com agroquímicos sejam mais úteis, pois os dados são tratados localmente. A AP é um sistema de gestão que visa otimizar o uso de insumos agrícolas e atender

à necessidade de maior rentabilidade com menores danos ambientais (Aikes Júnior *et al.*, 2021). Desta forma, a AP objetiva diminuir o custo econômico e otimizar o processo produtivo, a partir do uso mais racional e eficiente dos insumos agrícolas (Afonso, 2019).

3.3 Criação de mapas temáticos

Além de representar o terreno, os mapas temáticos (MTs) são usados para ilustrar a situação da área referente a algum atributo. Geralmente, os MTs são usados para identificar diferentes representações cartográficas, e eles representam não apenas o solo, mas também as características associadas (Aikes Junior, 2021). Este é o caso dos mapas de CEa.

Souza *et al.* (2018) apresentaram um protocolo para criação de MTs dividido em seis etapas principais: 1. Seleção do sistema de coordenadas; 2. Análise exploratória de dados: remoção dos outliers e inliers; 3. Interpolação de dados; 4. Definição do número de classes; 5. Seleção do esquema de cores; 6. Criação de MTs. Esse protocolo otimiza o processo de criação de mapas temáticos que podem ser aliados para a melhoria da gestão e do manejo das áreas cultivadas.

3.4 Métodos de normalização de dados

Segundo Schenatto *et al.* (2017), a normalização de variáveis é interessante quando se deseja construir e comparar mapas temáticos de uma variável que foi medida várias vezes. É o caso da produtividade de uma área medida por vários anos e/ou em várias culturas. Os métodos de normalização de dados mais utilizados são a amplitude, média, escore-padrão e método Min-máx, os quais são determinados por meio de equações:

- Método da amplitude (Anderberg, 1973; Milligan; Cooper, 1988, Equação 1):

$$Z_{ijN} = \frac{X_{ij} - \text{Min}(X)_{.j}}{\text{Max}(X)_{.j} - \text{Min}(X)_{.j}} \quad (1)$$

Em que: Z_{ijN} – observação normalizada do dado i no ano j ; X_{ij} – valor original do dado i no ano j ; $Min(X)_j$ – valor mínimo dos dados no ano j ; $Max(X)_j$ – valor máximo dos dados no ano j .

$$Z_{ijNEq} = Z_{ijN} * (Max(X)_t - Min(X)_t) + Min(X)_t \quad (2)$$

Em que: Z_{ijNEq} – observação normalizada equivalente do dado i no ano j ; $Min(X)_t$ – valor mínimo dos dados em t anos; $Max(X)_t$ – valor máximo dos dados em t anos

- Método da média (Swindel, 1997, Equação 3):

$$Z_{ijN} = \frac{X_{ij}}{\bar{X}_j} \quad (3)$$

Em que: Z_{ijN} – observação normalizada do dado i no ano j ; X_{ij} – valor original do dado i no ano j ; \bar{X}_j – média amostral dos dados no ano j .

$$Z_{ijNEq} = Z_{ijN} * \bar{X}_t \quad (4)$$

Em que: \bar{X}_t – média amostral dos dados em t anos

- Método do escore padrão ou Z-Score (Larscheid; Blackmore, 1996, Equação 5 e 6):

$$Z_{ijN} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{s_j} \quad (5)$$

Em que: s_j – desvio padrão dos dados no ano j

$$Z_{iNEq} = Z_{ijN} * s_t + \bar{X}_t \quad (6)$$

Em que: s_t – desvio padrão dos dados em t anos.

3.5 Matriz de correlação espacial (MCE)

A matriz de correlação espacial (MCE) utiliza estatística de autocorrelação espacial bivariada de Moran para construir uma matriz de correlação espacial. Para Santos & Raia Junior (2006), o índice de Moran é o mais utilizado quando se deseja um sumário da distribuição espacial dos dados e, se comparado aos indicadores comumente utilizados, o índice de Moran incorpora uma dimensão bastante

inovadora, pois ele testa até que ponto o nível de uma variável para uma área é similar ou não às áreas vizinhas. Para Marques *et al.* (2010), a interpretação do valor desse índice é semelhante à interpretação dada ao valor de correlação entre duas variáveis aleatórias. O índice varia no intervalo de -1 a +1. O valor igual a zero indica ausência de correlação espacial (diferenças entre vizinhos), enquanto os valores próximos a zero correspondem a uma autocorrelação espacial muito baixa, entre o valor do atributo do objeto e o valor médio do atributo de seus vizinhos. Já os valores positivos próximos à unidade indicam autocorrelação espacial positiva, ou seja, a existência de áreas com valores semelhantes entre vizinhos e os valores negativos próximos à unidade indicam autocorrelação espacial negativa. Os indicadores estatísticos que medem a interdependência espacial se distinguem entre os globais e os locais. Os indicadores globais, como o índice global de Moran, fornecem um único valor como medida da associação espacial para todo o conjunto de dados.

Segundo Souza *et al.* (2007), a MCE é uma técnica necessária para a análise de dados de área e é a construção de uma matriz de vizinhança, também conhecida como matriz de distância ou matriz de proximidade. Essa matriz é a forma de expressar a relação espacial de cada área com as demais. A matriz contém a informação de quanto a interação é mais forte em pontos mais próximos, e mais fraca em pontos mais distantes.

Conforme Nunes (2013), na análise espacial, é importante investigar as regiões de *outliers* não somente no conjunto dos dados, mas também em relação aos vizinhos. Sendo assim, esta matriz busca identificar a estrutura de correlação espacial que melhor descreva os dados, tendo como ideia básica a estimativa da magnitude da autocorrelação espacial entre as áreas.

3.6 Seleção de interpoladores

O índice de seleção de interpoladores - ISI (Bier; Souza, 2017 – Equação 7) permite a seleção do melhor modelo de interpolação a partir da validação cruzada (Isaaks; Srivastava, 1989). O índice é calculado utilizando-se o erro médio (Equação 8) e o desvio padrão do erro médio (DPEM - Equação 9). É possível, então, comparar os métodos de interpolação determinísticos e estocásticos. O melhor interpolador é aquele com o menor valor ISI.

$$ISI = \left\{ \frac{abs(EM)}{\max \left|_{i=1}^j [abs(EM)] \right.} + \frac{[DPEM - \min \left|_{i=1}^j DPEM \right.]}{\max \left|_{i=1}^j [abs(DPEM)] \right.} \right\} \quad (7)$$

Em que: EM é o erro médio; $DPEM$ é o desvio-padrão dos erros médios; n é o número de dados; abs é o valor em módulo; $\min \left|_{i=1}^j$ é o menor valor encontrado entre os j modelos comparados; $\max \left|_{i=1}^j$ é o maior valor encontrado entre os j modelos.

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z(s_i) - \hat{Z}(s_i) \quad (8)$$

$$DPEM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z(s_i) - \hat{Z}(s_i))^2} \quad (9)$$

Em que: n é o número de dados; $Z(s_i)$ é o valor observado no ponto s_i ; $\hat{Z}(s_i)$ é o valor predito no ponto s_i .

A estatística denominada índice de comparação de erros (ICE), que assume que um valor menor para o modelo é o melhor dos métodos estocásticos de interpolação (Souza, *et al.*, 2016, Equação 10), é determinada pelo modelo:

$$ICE_i = \frac{|EMR_i|}{10^{-10} + \max \left|_{i=1}^j |EMR| \right.} + \frac{|DPEMR_i - 1|}{10^{-10} + \max \left|_{i=1}^j |DPEMR - 1| \right.}, \quad (10)$$

Em que: ECI_i é o índice de comparação de erros para o modelo i ; e $\max \left|_{i=1}^j$ é o maior valor entre os j semivariogramas comparados. A constante arbitrária 10^{-10} foi incluída para evitar a divisão por zero.

O erro médio reduzido (EMR) (Equação 11) e o desvio padrão do erro médio reduzido (DPEMR) (Equação 12) serão determinados por validação cruzada em krigagem ordinária (Sobjak, 2021).

$$EMR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Z(s_i) - \hat{Z}(s_i)}{\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))}, \quad (11)$$

$$DPEMR = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Z(s_i) - \hat{Z}(s_i)|}{\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))}}, \quad (12)$$

Em que: $Z(s_i) - \hat{Z}(s_i)$ é o erro de predição associado à estimativa da produtividade na localização espacial s_i ; $Z(s_i)$ é o valor observado; $\hat{Z}(s_i)$ é o valor estimado obtido da validação cruzada da krigagem ordinária; $\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))$ é o desvio padrão estimado associado ao valor estimado; n é o tamanho da amostra.

3.7 Comparação de mapas temáticos

A comparação e a avaliação da qualidade de mapas temáticos são realizadas a partir de índices, tais como:

Coeficiente de desvio relativo (CDR): a diferença média no módulo dos valores interpolados em um mapa temático em comparação com um mapa tomado como referência (Coelho *et al.* 2009, Equação 13) é calculada por:

$$CDR = \sum_{i=1}^n ABS\left(\frac{Zi_B - Zi_A}{Zi_A}\right), \quad (13)$$

Em que: Zi_A é o valor estimado no local i no mapa de referência, Zi_B é o valor no local i no mapa a ser comparado, e n é o número total de locais interpolados nos mapas.

A diferença média absoluta (DMA) calcula a diferença absoluta média entre os valores nos dois mapas (Sobjak, 2021, Equação 14), dada por:

$$DMA = \frac{\sum_{i=1}^n ABS(Zi_B - Zi_A)}{n}, \quad (14)$$

Em que: Zi_A é o valor da localização (pixel) i no mapa de referência, Zi_B é o valor da localização (pixel) i no mapa a ser comparado e n é o número total de observações nos mapas.

Índice Kappa (Kp) mede o grau de concordância entre mapas. Landis e Koch (1977) propuseram a seguinte classificação: $0 < Kp \leq 0,2$ indica nenhuma concordância, $0,2 < Kp \leq 0,4$ concordância fraca, $0,4 < Kp \leq 0,6$ concordância

moderada, $0,6 < K_p \leq 0,8$ concordância forte e $0,8 < K_p \leq 1$ concordância muito forte (Cohen, 1960; Congalton, 1991, Equação 15).

$$K_p = \frac{\{n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})\}}{\{n^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})\}}, \quad (15)$$

Em que: X_{ii} é o valor na linha i e coluna i , X_{i+} é a soma da linha i , e X_{+i} é a soma da coluna i da matriz de erro, N é o número total de pontos interpolados e classificados pela matriz e c é o número de classes da matriz de erro.

Concordância global (CG), como o K_p , mede o grau de concordância entre mapas e corresponde à concordância percentual simples (Foody, 2002, Equação 16).

$$CG = \frac{\sum_{i=1}^c x_{ii}}{n}, \quad (16)$$

Em que: $\sum_{i=1}^c x_{ii}$ é a soma da diagonal principal da matriz de erro com c classes e um total de N amostras coletadas (número de pontos interpolados).

3.8 Plataforma web AgDataBox

A plataforma *AgDataBox* (ADB) (Figura 1) foi desenvolvida em ambiente totalmente *web* e disponibiliza ferramentas gratuitas para pesquisadores, produtores rurais e prestadores de serviços. A ADB possibilita realizar a integração de dados, softwares, procedimentos e metodologias, com o intuito de viabilizar o crescimento da gestão agrícola no país por meio de tecnologias livres. A plataforma está estruturada em aplicações subdivididas em módulos. *Application Programming Interface* (API), a aplicação ADB-Data-API, para armazenamento de dados, acessível por meio de *Hypertext Transfer Protocol* (HTTP). O ADB-Data-API permite a interoperabilidade de diversas aplicações, nas quais os dados são centralizados. Algumas aplicações em fase de teste ou em desenvolvimento que consomem recursos da ADB-Data-API: 1) ADB-Mobile (Schenatto *et al.*, 2017), 2) ADB-Map (Borges *et al.*, 2020; Michelon *et al.*, 2019) 3) ADB-Admin; 4) ADB-IoT 5) ADB-RS (sensoriamento remoto) (Conti *et al.*, 2023). Futuramente, estarão previstas as aplicações 6) *ADB-Data Mining/Artificial Intelligence*, e 7) *ADB-Economic*.

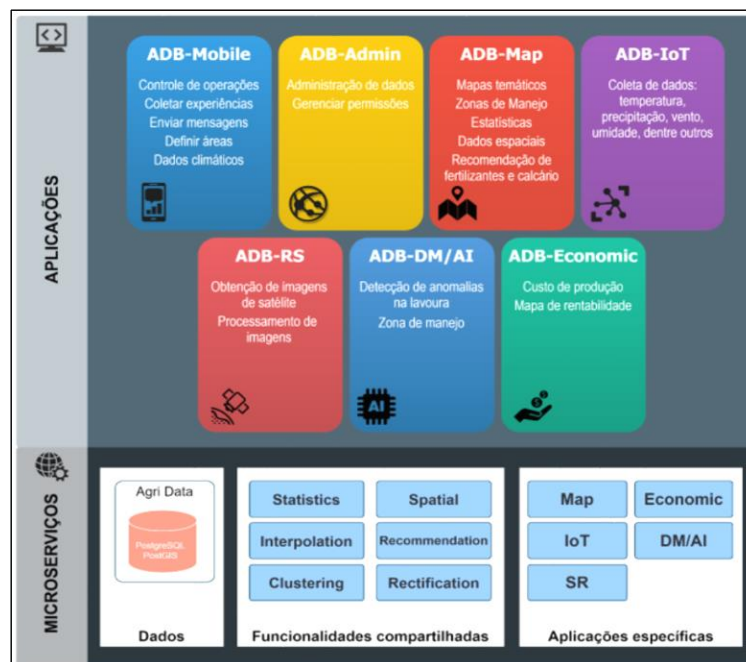


Figura 1 Arquitetura da plataforma web AgDataBox com suas aplicações ADB-Mobile, ADB-Admin, ADB-Map, ADB-IoT, ADB-Remote Sensing, ADB-Data Mining/Artificial Intelligence (mineração de dados e inteligência artificial e ADB-Economic (análise econômica).

Fonte: LAMAP (2021)

A plataforma ADB já teve a inclusão de diversos microsserviços que implementam algumas funcionalidades a partir de trabalhos como: normalização dos dados (Schenatto *et al.*, 2017); seleção de interpoladores (Bier e Souza, 2017); interpolação de dados (BETZEK *et al.*, 2019), geração de mapas temáticos (Borges *et al.*, 2017); seleção de variáveis (Gavioli *et al.*, 2016); definição de zonas de manejo (ZMs) (Gavioli *et al.*, 2019); retificação de ZMs (Betzek *et al.*, 2018); posicionamento de sensores (Bazzi *et al.*, 2018); cálculo da necessidade de nitrogênio, fósforo e potássio, a partir de suas disponibilidades no solo (Beneduzzi, 2020).

A ADB-Data-API (disponível em nuvem) é responsável pelo armazenamento dos dados e pela disponibilidade das rotinas (microsserviços) de todos os módulos da plataforma. A aplicação ADB-mobile é responsável por realizar coletas de dados georreferenciados e informações pertinentes às ações desenvolvidas pela plataforma.

A aplicação ADB-Map trabalha com a geração de mapas temáticos a partir do conjunto de dados inseridos na API. ADB-Map disponibiliza diversos recursos, tais como: importação e exportação de dados, análise estatística, limpeza de dados, normalização de dados, interpolação de dados pelos métodos inverso da distância

elevada a uma potência (IDW) e krigagem (KRI), criação de mapas temáticos, 17 métodos para seleção de variáveis para o delineamento de zonas de manejo (ZMs), cinco métodos de agrupamentos para definição das ZMs, retificação e vários critérios para avaliação das ZMs geradas, recomendação de fertilizantes e de calcário.

O módulo *AgDataBox-Map-AplicNutrient* foi desenvolvido por Beneduzzi (2020), para a recomendação de fertilizantes. Neste módulo, para a recomendação de N na cultura do milho, o autor utilizou o método EPMO (Expectativa de Produtividade que considera o teor de Matéria Orgânica (MO%) do solo), no qual as faixas de recomendação são baseadas na expectativa de produtividade e no resíduo das culturas cultivadas anteriormente (gramíneas ou leguminosas). Já para a recomendação de P e K, o autor utilizou dois métodos de recomendação: disponibilidade (D) que considera o teor do nutriente disponível no solo e seu tipo granulométrico (argiloso ou arenoso), e a expectativa de produtividade (EP) que considera a produtividade esperada das culturas (soja e milho) e o teor de argila (g kg^{-1}) presente no solo. As recomendações destes nutrientes são baseadas no Manual de Adubação e Calagem do estado do Paraná (Pauletti e Motta, 2017).

Silva (2022) utilizou o módulo *AgDataBox-Map-AplicNutrient* para comparar o custo da recomendação de fertilizantes para aplicação em modo convencional, em taxa variável e em ZMs. A aplicação de fertilizantes por ZMs mostrou ser mais econômica do que a agricultura convencional. A plataforma *AgDataBox* mostrou ser eficiente ao gerar os mapas temáticos de recomendações dos fertilizantes ureia, superfosfato simples e cloreto de potássio para aplicação nas culturas soja e milho à taxa variável, e na definição de ZMs.

A aplicação ADB-Admin é responsável pela administração dos dados armazenados em nuvem. A aplicação ADB-IoT fornece dados por meio de sensores para integração. O módulo ADB-Map permite a criação de mapas temáticos e o delineamento de ZMs em AP a partir de um conjunto de dados (Michelon *et al.*, 2019; Sobjak, 2021).

Conti *et al.* (2023) desenvolveram a aplicação computacional de gerenciamento de dados de sensoriamento remoto (ADB-RS) para a plataforma ADB. A aplicação desenvolvida permite cadastrar uma nova área (talhão), buscar imagens *raster* de satélites orbitais, selecionar índices de vegetação, vetorizar e inserir as imagens de interesse na plataforma *AgDataBox*. A aplicação proposta foi testada com dados da

safras de milho de 2018/2019 (safra verão), em uma área de estudo no município de Céu Azul, Paraná. Com base nos resultados obtidos, foi possível afirmar que o uso da plataforma AgDataBox é viável para acompanhamento próximo ao tempo real, pois as imagens são disponibilizadas pela API quase em tempo real de operação, em até cinco dias, com a possibilidade de verificar valores de índices de vegetação fora do padrão. A aplicação computacional desenvolvida (ADB-RS) pode também ser utilizada para eleger cenas mais adequadas para estudos relacionados ao sensoriamento remoto e às imagens de satélite. A modelagem computacional, a arquitetura desenvolvida, bem como o levantamento e estudo das bibliotecas/*frameworks* utilizados para o desenvolvimento da plataforma auxiliam no desenvolvimento de outros softwares geoespaciais, com características de integração em nuvem.

3.9 Condutividade elétrica aparente do solo

A CEa do solo é uma medida da capacidade do solo de conduzir uma corrente elétrica. A CEa varia em função da textura e da estrutura do solo, sendo particularmente sensível ao seu teor em água, matéria orgânica e solutos (Godoy *et al.*, 2019).

De acordo com Rabello *et al.* (2014), a CEa é influenciada por várias propriedades físicas e químicas do solo, como a salinidade do solo, a porcentagem de saturação, a quantidade de argila, a capacidade de troca de cátions, a matéria orgânica e a temperatura. A CEa também pode ser influenciada pela porosidade do solo, formato e tamanho de poros, densidade, quantidade e composição dos colóides (Castro, 2004). Segundo Rabello *et al.* (2014), o uso da CEa tem sido uma importante ferramenta para os trabalhos de AP, pois, apontam que a CEa ajuda a reduzir os custos associados à amostragem do solo, por possuir dados confiáveis de medições e baixo custo. Corassa *et al.* (2016) avaliam as relações da CEa com os atributos do solo e com a produtividade de milho, em que a CEa relacionou-se ao vigor e à produtividade de milho e a CEa apresentou relação positiva com alguns valores de atributos do solo, como o Ca^{2+} , Mg^{2+} , pH em água, saturação e soma de bases, capacidade de troca catiônica, matéria orgânica do solo e teor de argila.

Bottega *et al.* (2021) utilizaram a CEa como ferramenta eficiente para entender a variabilidade do solo dentro do campo e utilizar taxas variáveis na aplicação de

insumos. Costa *et al.* (2022) caracterizaram a variabilidade espacial da CEa de vinhedos comerciais em diferentes intervalos de profundidade em que a CEa apresentou variabilidade espacial ao longo do perfil do solo. Valente *et al.* (2014) avaliaram a relação entre a variabilidade espacial da CEa e as propriedades do solo em regiões de produção de cafés de montanha. A partir de seus trabalhos, estes autores concluíram que a CEa é um atributo que pode ser usado, quando aliado a outros atributos que caracterizam o solo para entender e analisar a variabilidade do solo e aplicar ferramentas e insumos de forma mais eficiente em uma área, aplicando ferramentas da agricultura de precisão como zonas de manejo e aplicação a taxas variáveis.

A principal aplicação da CEa é para o mapeamento dos índices de salinidade dos solos, propriedade referente à presença de solutos inorgânicos dissolvidos na fase aquosa do solo, como Na^+ , K^+ , Mg^{+2} , Ca^{+2} , Cl^- , HCO_3^- , NO_3^- , SO_4^{-2} e CO_3^{-2} , sais com efeitos visíveis na redução do crescimento da planta e da produção e quebra da safra, que podem limitar a captação da água pela planta através da redução do potencial osmótico (Rabello, 2009).

A condutividade elétrica de contato direto das partículas pode ser obtida fazendo-se passar por contato com o solo, uma corrente elétrica em eletrodos isolados ou sem contato, por indução eletromagnética, utilizando-se uma corrente elétrica induzida por um campo magnético (Molin *et al.*, 2005). O sistema por contato direto penetra no solo, geralmente, utilizando eletrodos de fluxo de corrente elétrica e discos de corte lisos. O espaçamento entre os eletrodos determina a profundidade da avaliação desse tipo de sistema (Molin e Rabello, 2011).

As medidas de propriedades do solo como a salinidade ou condutividade elétrica, a partir de amostras colhidas no campo, são um processo demorado, e provocam redução dos pontos de coleta em função dos custos elevados e de maior tempo necessário envolvido. As mesmas informações podem ser determinadas por meio de medição da condutividade elétrica (Tavares *et al.*, 2008).

Uma das formas mais populares de determinação da CEa é por indução eletromagnética. Segundo Rabello (2009), essa forma de medição é baseada na medida de condutividade elétrica do solo por indução eletromagnética com uso da passagem de corrente elétrica em uma bobina elétrica. Esse sinal induz uma corrente elétrica na amostra de solo que se deseja medir, com a passagem da corrente elétrica

na amostra, a qual induz uma onda eletromagnética que é recebida por outra bobina elétrica no equipamento. O sinal, então, devido a essa corrente induzida na amostra, mostra a correspondente medida de condutividade elétrica do solo.

De acordo com Heil e Schmidhalter (2017), a determinação de níveis absolutos de CEa muitas vezes não é possível, mas é um método bastante robusto para detectar diferenças relativas, tanto espaciais como temporais. A utilização da CEa é muitas vezes restrita à sua aplicação como co-variável ou à utilização das leituras em um sentido relativo e não como termos absolutos.

Sudduth *et al.* (2001) investigaram um sensor *Geonics* EM38, adaptado para levantamentos móveis de CEa. Os autores concluíram que, ao longo do tempo, a estabilidade das leituras do EM38 era bastante variável. No entanto, os dados da CEa das duas medições realizadas na mesma área nos dois meses de Abril (Primavera de 1994 e 1999) mostraram uma correlação particularmente elevada, e a medição de Novembro de 1997 também teve um comportamento semelhante, mas a variação dos valores da CEa ao longo do transecto foi aproximadamente 20% menor.

Domsch e Giebel (2004) recalcularam a CEa para uma temperatura do solo de 25 °C (CEa₂₅) e examinaram seu uso para gerar um mapa textural do solo. Os autores obtiveram um coeficiente de determinação de 0,55 para a função de regressão entre o teor de argila ponderada e a CEa₂₅.

Os mapas de campos CEa₂₅ não devem ser assumidos como representando um mapa do teor de argila para formar uma base para derivar zonas de manejo porque outros factores parecem ter um efeito mais importante na CEa₂₅. Geralmente, a CEa₂₅ é mapeada campo por campo devido às diferenças no cultivo. Os efeitos dependentes do tempo e relacionados com o cultivo e o clima podem introduzir diferenças sistemáticas nas medições CEa₂₅ nos limites do campo, mesmo que as propriedades do solo, como a textura, sejam contínuas no espaço. Para eliminar este efeito, foram desenvolvidos algoritmos para ajustar mapas CEa₂₅ adjacentes para obter mapas regionais CEa₂₅ (Weller *et al.* 2007; Brenning *et al.* 2008). A hipótese foi a de que o terreno, a geologia e a geomorfologia, assim como o solo podem, em geral, explicar a distribuição espacial da CEa₂₅. Os valores CEa₂₅ na área de pesquisa foram fortemente correlacionados com as propriedades do perfil do solo e a geologia. As quantidades de matéria orgânica do solo e CaCO₃ foram mais importantes em relação à CEa₂₅ do que argila. Portanto, a geologia, a geomorfologia e o solo podem sugerir

locais adequados e característicos para locais de amostragem, a fim de conceber uma configuração experimental que explique a variação na CEa_{25} com precisão e baixo custo. É vantajoso considerar a paisagem à escala regional juntamente com a geologia e a geomorfologia para explicar a variação espacial na CEa_{25} para sua utilização como ferramenta mapeamento digital do solo na agricultura de precisão e, em particular, para identificar zonas de manejo (Kuhn *et al.*, 2009).

Kitchen *et al.* (2005) obtiveram sucesso ao delinear zonas de manejo usando CEa do solo e/ou elevação de área em duas áreas com solo argiloso cultivado alternativamente com milho (*Zea mays L.*) ou soja (*Glycine max L.*) em campos de solo argiloso, uma vez que o melhor desempenho das combinações de variáveis CEa e elevação corresponderam às zonas de produtividade com 60-70% de concordância com as zonas criadas e utilizando os dados de produtividade.

A variabilidade em culturas quanto ao desenvolvimento e à produtividade envolve a interação de fatores biológicos (micróbios, vermes, etc.), edáficos (salinidade, matéria orgânica, nutrientes, etc.), antrópicos (atividades humanas, compactação do solo devido às máquinas agrícolas), topográficos (relevo, elevação) e climáticos (teor de água relativa, temperatura, etc.) (Rabello, 2009).

Mertens *et al.* (2008) compararam o EM38- CEa em três áreas agrícolas, considerando a variabilidade temporal do CEa devido à variação da umidade e temperatura do solo a partir de medições repetidas e subsequente média dos valores de CEa . Eles descobriram que: a) dependendo da variabilidade dos substratos e estratificação, a CEa pode indicar com precisão a distribuição espacial dos diferentes solos; b) embora os valores absolutos de CEa possam diferir ao longo do tempo, o padrão espacial relativo de CEa permanece relativamente estável.

Quando o objetivo é delinear ZM plurianuais para gerir os fatores de produção agrícolas em todo o campo, a medição da CEa é importante (Farahani e Buchleiter, 2004). Eles conduziram medições de CEa plurianuais (1998 a 2002) de áreas rasas (0,3 m profundidade do solo) e profundas (0,9 m profundidade do solo) em três áreas arenosas e irrigadas no leste do Colorado e quantificaram a variabilidade temporal. As áreas foram manejadas uniformemente durante o período de estudo, incluindo todas as operações agrícolas e os insumos aplicados. A CEa de cada área foi altamente correlacionada entre os dias de medição (por períodos de alguns dias a quatro anos entre medições), com coeficientes variando entre 0,71 e 0,92 para CEa raso e 0,87 e

0,96 para CEa profundo, mas a CEa rasa exibiu desvios significativos da Linha 1:1 (indicativo de variabilidade temporal). Uma única medição de CEa pareceu suficiente para delinear zonas estáveis de baixa, média e alta CEa quando a concentração e a acumulação de sal são baixas. A falta de estabilidade temporal da CEa tornaria necessários mapeamentos repetidos, pois aumentariam os custos e complicaria a gestão.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Caracterização das áreas experimentais

A pesquisa foi realizada em duas áreas experimentais (Figura 2), A1 ($25^{\circ}6'32''$, $53^{\circ}49'58''$ O) e A2 ($25^{\circ}6'39''$ S $53^{\circ}50'2''$ O), localizadas no município de Céu Azul – estado do Paraná, Brasil. As duas áreas, embora próximas, apresentam manejo diferenciado há pelo menos dez anos. A A1 é cultivada sob sistema plantio direto com soja no verão e trigo ou milho 2ª safra no inverno. A A2 é cultivada com pastagem no inverno e milho ou soja no verão, também sob plantio direto.

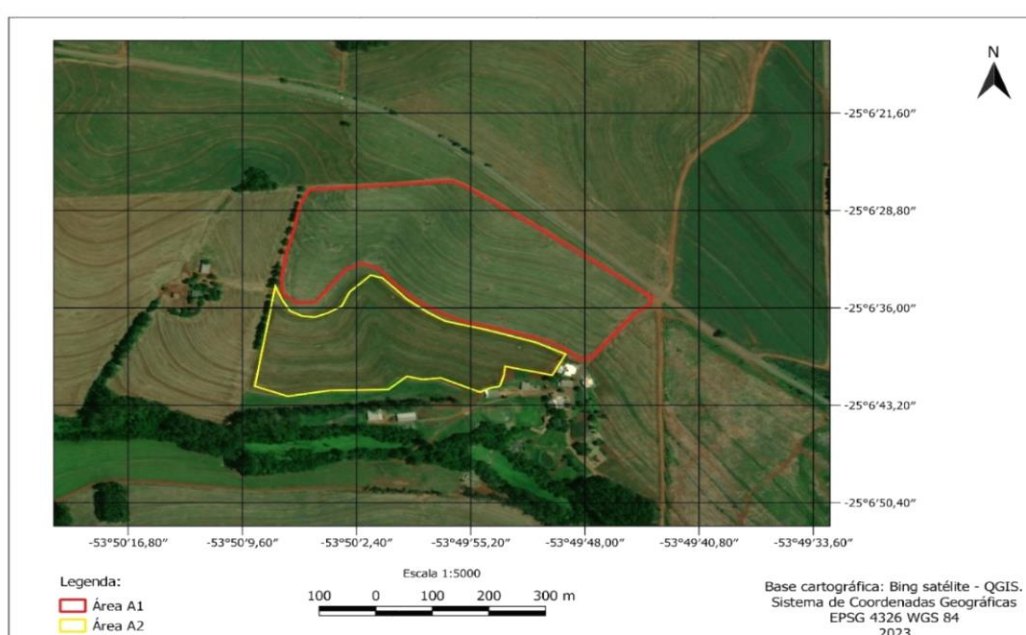


Figura 2 Mapa de localização das áreas experimentais A1 e A2, município de Céu Azul-PR, 2023

A região possui classificação de clima - Cfa - Clima subtropical; temperatura média no mês mais frio inferior a 18°C (mesotérmico) e temperatura média no mês mais quente acima de 22°C , com verões quentes, geadas pouco frequentes e tendência de concentração das chuvas nos meses de verão, sem estação seca definida (Caviglioni *et al.*, 2000).

O cronograma de realização das atividades ocorreu conforme linha temporal apresentada na Figura 3.



Figura 3 Linha temporal da realização das atividades de medição de CEa, análise de solo e teor de umidade

4.2 Elevação, atributos físicos e químicos do solo e análise estatística dos dados

Os dados de elevação das duas áreas foram obtidos em 10 de março de 2023, utilizando os valores fornecidos pelo condutivímetro EM-38 MK2 (Geonics, Canadá), o qual, no momento da coleta, juntamente com os dados de CEa, gerou um arquivo com os valores da elevação das áreas.

Os atributos físicos e químicos do solo foram obtidos a partir do banco de dados do LAMAP, de análise de solo, os quais foram coletados em profundidade de 0 a 20

cm, após a colheita da soja, em 2022. Essa análise indica os valores disponíveis no solo de macronutrientes (Ca, K, Mg e P) e micronutrientes (Cu, Fe, Mn e Zn), matéria orgânica (MO), pH e porcentagem de areia, argila e silte. Foram utilizadas as análises de solo mais recentes de 2022 que caracterizam a situação atual das áreas.

Os dados foram analisados por meio de estatística descritiva e exploratória e mensurados média, mediana, desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV). A normalidade dos dados foi verificada pelo teste Kolmogorov-Smirnov ao nível de significância de 0,05. O coeficiente de variação (CV) foi classificado segundo proposto por Pimentel-Gomes (2009): baixo quando $CV \leq 10\%$, médio quando $10\% < CV \leq 20\%$, alto quando $20\% < CV \leq 30\%$ e muito alto quando $CV > 30\%$.

4.3 Condutividade elétrica aparente do solo

A CEa foi determinada por meio do condutímetro EM-38 MK2, cujo qual possibilita a medição da CEa, por condutância (Quad-Phase - Q/P) e indutância (In-Phase - I/P), com duas bobinas de recepção separadas a 1 e a 0,5 m da bobina de indução, possibilitando três amplitudes de profundidade: 1,5 - 0,75 m no modo dipolar vertical e 0,75 - 0,375 m no modo dipolar horizontal. O receptor eletrônico mede o sinal da corrente misturado com o sinal muito maior da bobina primária. Um sinal contrário é gerado internamente para anular o sinal primário, para facilitar a medição da resposta do solo.

Para avaliar a variabilidade espacial, três medições de CEa foram realizadas nas duas áreas experimentais. A primeira ocorreu em 19/05/2022, a segunda em 18/10/2022 e a terceira em 10/03/2023. Para essa medição foi utilizado o condutímetro EM-38 MK2, com dados da condutância (Quad-Phase - Q/P), no modo dipolar horizontal e bobinas separadas de 0,5 m. Neste modo, a interferência recebida do solo concentra-se, na sua grande maioria, desde a superfície do solo até em torno de 25 cm, camada de ação de grande parte das raízes.

Mais duas medições disponibilizadas pelo banco de dados do LAMAP foram utilizadas para compor os dados e analisar a variabilidade temporal da CEa, as quais foram realizadas em 01/10/2013 e 29/06/2016. Em todas as medições foi utilizado o método de arrasto do condutímetro por meio de um quadriciclo (Figura 4), método

que possibilita maior cobertura das áreas experimentais. Assim, os dados obtidos caracterizam a CEa das áreas de forma mais precisa.



Figura 4 Quadriciclo e condutivímetro, utilizados para coleta de dados de CEa nas áreas experimentais no município de Céu Azul-PR, 2023

4.4 Teor de água do solo

A determinação do teor de água gravimétrica foi realizada a partir da metodologia da Embrapa (2017). O solo foi coletado na profundidade de 0 a 20 cm, em 20 pontos distribuídos aleatoriamente na área utilizando 20 cápsulas de alumínio, as quais foram pesadas em balança de precisão e numeradas antes das duas coletas que foram realizadas em 18/10/2022 e em 10/03/2023. As duas coletas de solo foram realizadas na mesma posição geográfica, registradas por um GPS Garmin GEOEXPLORER XT 2005.

O procedimento adotado para determinação do teor de água gravimétrica foi o mesmo, tanto na coleta de 2022 quanto na de 2023. Após as coletas de solo nas cápsulas de alumínio, em campo, as amostras foram isoladas com plástico filme para não perderem umidade durante o transporte até o laboratório. Em seguida, o plástico filme foi retirado para a que as amostras fossem pesadas novamente e levadas para a estufa onde permaneceram em processo de secagem por 24 horas a 105 °C.

Ao fim do período de 24 horas, as amostras foram retiradas da estufa e permaneceram em repouso até atingirem a temperatura ambiente. Logo após esse

processo, as amostras foram pesadas novamente na mesma balança de precisão da primeira pesagem quando as amostras ainda estavam úmidas.

O peso da cápsula de alumínio foi subtraído utilizando-se o peso das amostras úmidas e secas (ainda com as cápsulas) e se obteve o peso das amostras de solo. A partir dos valores obtidos das amostras de solo úmido e seco, o teor de água gravimétrica foi calculado utilizando a Equação 17:

$$h = \frac{Ph - Ps}{Ps} \cdot 100 \quad (17)$$

Em que: h é o teor de água em porcentagem, Ph é o peso da amostra úmida, Ps é o peso da amostra seca em estufa (g).

Por fim, os valores obtidos referentes à umidade gravimétrica foram tabelados e inseridos na plataforma *Web AgDataBox* para serem analisados juntamente com os demais atributos do solo coletados nas duas áreas.

4.5 Limpeza e interpolação dos dados

As datas referentes às coletas de dados, realizadas nas áreas A1 e A2, estão apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 Datas de coleta de dados de Condutividade Elétrica Aparente (CEa), Elevação e Teor de água do solo realizados nas áreas experimentais A1 e A2, localizadas no município de Céu Azul-PR.

Áreas	1ª coleta	2ª coleta	3ª coleta	4ª coleta	5ª coleta
Condutividade Elétrica Aparente (CEa)					
A1	01/10/2013	29/06/2016	19/05/2022	18/10/2022	10/03/2023
A2	01/10/2023	29/06/2016	19/05/2022	18/10/2022	10/03/2023
Elevação					
A1					10/03/2023
A2					10/03/2023
Teor de água					
A1				18/10/2022	10/03/2023

Os dados coletados de CEa e atributos físicos e químicos das duas áreas foram inseridos na plataforma *web AgDataBox-Map* e após a seleção do sistema de coordenadas, foram removidos os dados duplicados, negativos, nulos, *outliers* e *inliers* por meio da ferramenta “limpeza de dados”.

Após a limpeza dos dados, todos os atributos foram interpolados para a mesma posição geográfica para que todos tivessem a mesma quantidade de pontos para que fosse possível gerar a matriz de dependência espacial dos dados na plataforma *web AgDataBox*. A plataforma ADB exige que todas as camadas de dados possuam a mesma quantidade de pontos amostrais para possibilitar gerar a matriz de dependência espacial dos dados. Para esse procedimento, utiliza-se uma camada de dados (geralmente, a que possui maior número de pontos amostrais). Neste caso, foi selecionada a camada com os dados da medição da CEa coletados em 18/10/2022 por possuir o maior número de pontos amostrais. Após essa seleção, o procedimento seguiu com o uso da ferramenta chamada “Interpolar para as posições geográficas de um *grid* existente”. Esse procedimento foi realizado em todas as camadas de dados até possibilitar gerar a matriz de dependência espacial.

Com vistas à criação de mapas temáticos, os dados foram interpolados utilizando o melhor interpolador selecionado pela ferramenta de seleção de melhor interpolador, que utiliza o índice de seleção de interpoladores - ISI (Bier; Souza, 2017 – Equação 7). Como o número de repetições foi 1567 e o máximo permitido pelo ADB-Map para krigagem são 300 repetições, a seleção do melhor interpolador foi feita somente com IDW, sendo selecionados o melhor expoente e número de vizinhos. O pixel de interpolação foi definido automaticamente em 7 x 7 m com base no tamanho da área, com o valor de 1 centésimo da maior distância (horizontal ou vertical).

Os mapas temáticos na plataforma *AgDataBox* foram criados utilizando-se a ferramenta de interpolação a partir da interpolação dos dados dos atributos das duas áreas. Optou-se por utilizar a classificação em quatro classes e a mesma escala para atributos iguais. Foram então gerados mapas referentes às cinco medições de CEa, aos atributos químicos e físicos e ao teor de água do solo.

4.6 Análise de correlação espacial das variáveis

A análise de dependência espacial foi realizada utilizando-se o método da matriz de correlação espacial (MCE). As matrizes das duas áreas foram geradas pela plataforma *AgDataBox*. A estatística de autocorrelação espacial bivariada de Moran foi utilizada para avaliar a correlação espacial entre as variáveis. Enquanto os dados foram analisados ao nível de 5% de significância.

4.7 Análise de variabilidade espacial e temporal da CEa

Três métodos de normalização dos dados foram utilizados para as análises da variabilidade temporal: média (A_v), amplitude (R_{an}) e desvio padrão (SD, este processo de normalização dos dados permite que todas as variáveis possuam a mesma escala e possibilitem a comparação dos dados, e para que a análise de variabilidade temporal fosse realizada.

A análise do desempenho dos métodos de normalização foi realizada através da avaliação dos valores obtidos da variabilidade espacial média (SCV) e da variabilidade temporal média (TCV).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Estatística descritiva das variáveis

Para a análise espacial das CEa, foram utilizados os atributos físicos, químicos, os mapas temáticos das variáveis e as informações das estatísticas descritivas das CEa,.

As estatísticas descritivas das cinco medições realizadas de CEa (10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023) para A1 e A2 estão apresentadas nas Tabelas 2 e 3, e utilizados os dados interpolados para uma mesma posição geográfica. Entre as duas primeiras medições, existe uma diferença de três anos e entre as duas últimas, a diferença é de cinco meses apenas. Todas as medições não apresentaram normalidade segundo o teste de Kolmogorov-Smirnov a 5% de significância. De modo geral, a variabilidade espacial foi maior na A2 quando comparada à A1. Em média, o coeficiente de variação (CV) foi de 7,6% (baixo) para A1 e 16,8% (médio) para a A2. Na área 1, os CVs variaram entre 5,7% (baixo) (2013) e 9,7% (05/2022) (baixo) (Tabela 1) e na A2, os CVs variaram entre 5,4% (baixo) (2016) e 28,8% (alto) (10/2022).

Tabela 2 Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A1 interpolados para a mesma posição geográfica

Área 1 (A1)							
Estatística descritiva	Unidade	10/2013	09/2016	05/2022	10/2022	03/2023	Média
Contagem	-	1567	1567	1567	1567	1567	1567
Mínimo	mS/m	209,1	199,1	215,6	146,2	172,6	188,5
Média	mS/m	253,4	251,4	274,2	235,3	240,3	250,9
Mediana	mS/m	253,6	254,5	278,4	240,4	242,5	253,9
Máximo	mS/m	297,5	288,4	310,9	277,0	289,7	292,7
Desvio padrão amostral	mS/m	14,3	16,5	18,2	22,8	22,5	18,9
Coeficiente de variação	%	5,7	6,6	6,6	9,7	9,4	7,6

A estatística descritiva dos dados dos pontos originais também foi realizada na A1, em que a média do CV foi de 7,9% (baixo) A1 e 17,3% (médio) para A2. Em A1, os CVs variaram entre 5,6% (baixo) (2013) e 9,9% (baixo) (2023) (Tabela 4) e na A2, os CVs variaram entre 8,3% (baixo) (2016) e 28,8% (alto) (10/2022) (Tabela 5).

Tabela 3 Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A2, interpolados para a mesma posição geográfica

Área 2 (A2)							
Estatística descritiva	Unidade	10/2013	09/2016	05/2022	10/2022	03/2023	Média
Contagem	-	1111	1111	1111	1111	1111	1111
Mínimo	mS/m	159,3	211,3	163,7	49,1	98,5	136,4
Média	mS/m	204,8	226,5	252,7	183,1	217,3	216,9
Mediana	mS/m	210,7	222,0	259,4	197,2	239,1	225,7
Máximo	mS/m	264,4	266,7	328,0	269,7	283,8	282,5
Desvio padrão amostral	mS/m	23,2	12,3	40,7	52,7	48,8	35,5
Coeficiente de variação	%	11,3	5,4	16,1	28,8	22,4	16,8

Tabela 4 Estatística descritiva da CEa de 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023 para a área A1 com os dados originais

Área 1 (A1)							
Estatística descritiva	Unidade	10/2013	09/2016	05/2022	10/2022	03/2023	Média
Contagem	-	1841	1133	1934	1567	1675	1630
Mínimo	mS/m	187	199,1	173	146,2	169,6	174,9
Média	mS/m	255	253,3	272,3	235,3	238,2	250,8
Mediana	mS/m	255,4	257	275,3	240,4	243,3	254,2
Máximo	mS/m	299	291	352,8	277,0	291,7	302,3
Desvio padrão amostral	mS/m	14,2	17,9	20,0	22,8	23,5	19,7
Coeficiente de variação	%	5,6	7,1	7,4	9,7	9,9	7,9

Tabela 5 Estatística descritiva da CEa de 2013, 2016, 05/2022, 10/2022 e 2023 para a área A2 com os dados originais

Área 2 (A2)							
Estatística descritiva	Unidade	10/2013	09/2016	05/2022	10/2022	03/2023	Média
Contagem	-	704	139	645	1111	1042	728,2
Mínimo	mS/m	159,3	198,0	146,7	49,1	96,5	129,9
Média	mS/m	216,6	232,4	246,8	183,1	204,1	216,6
Mediana	mS/m	265,2	228,0	257,6	197,2	220,9	233,8
Máximo	mS/m	265,3	296,0	332,3	269,7	288,8	290,4
Desvio padrão amostral	mS/m	18,2	19,1	39,1	52,7	51,6	36,1
Coeficiente de variação	%	8,4	8,3	15,9	28,8	25,3	17,3

Para complementar a interpretação dos resultados obtidos na análise estatística, foram gerados mapas temáticos na plataforma AgDataBox para ambas as áreas utilizando os seguintes formatos: mapas com quatro classes na legenda e duas

classificações, sendo elas: a) intervalos manuais e iguais (Figuras 5 e 6), b) classificação individual por quartis (Figuras 7 e 8).

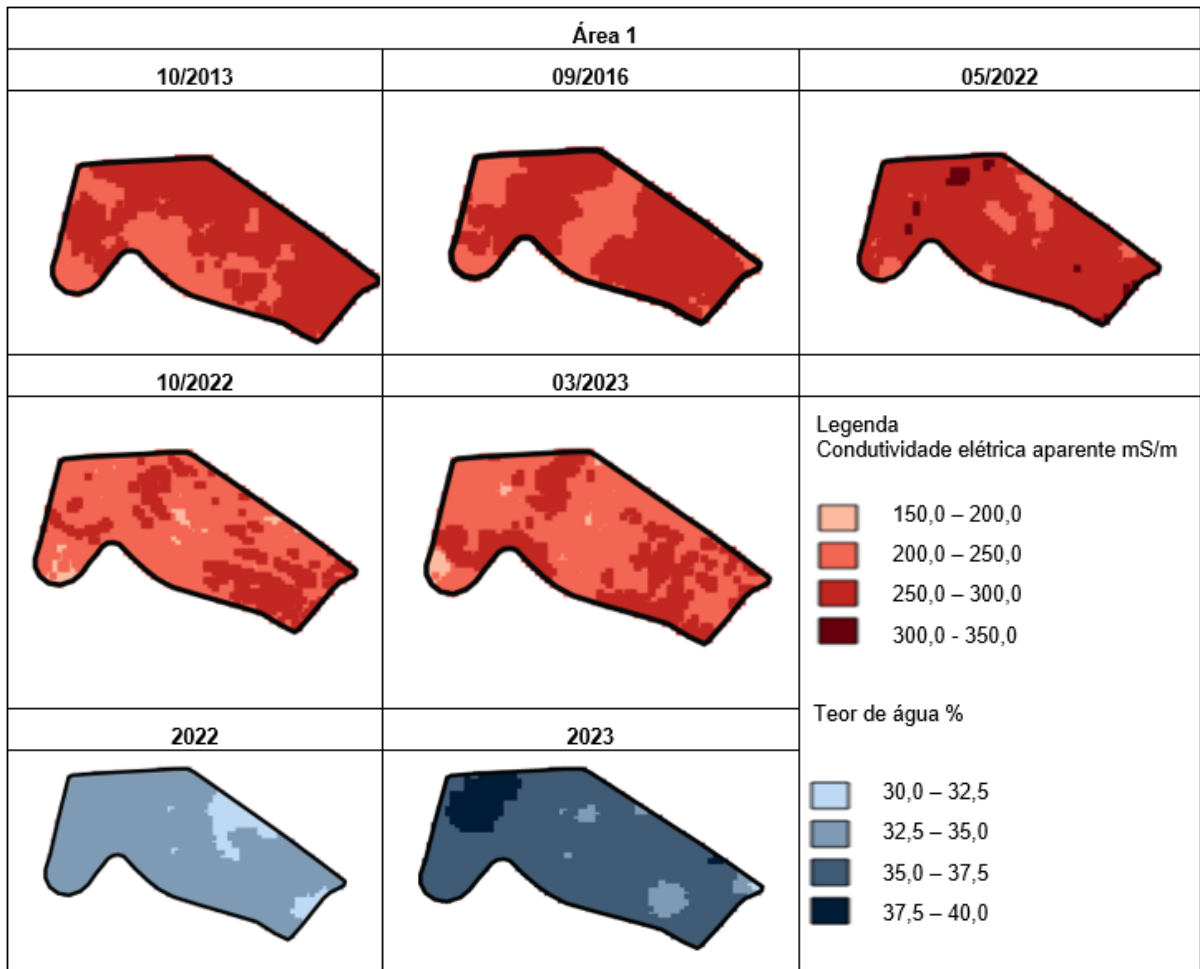


Figura 5 Mapas temáticos de CEa da área 1 (A1), 10/2013, 09/2016, 05/2022, 10/2022 e 03/2023. Teor de água do solo 2022 e 2023. Quatro classes, classificação de distâncias iguais, escala única. Município de Céu Azul-PR

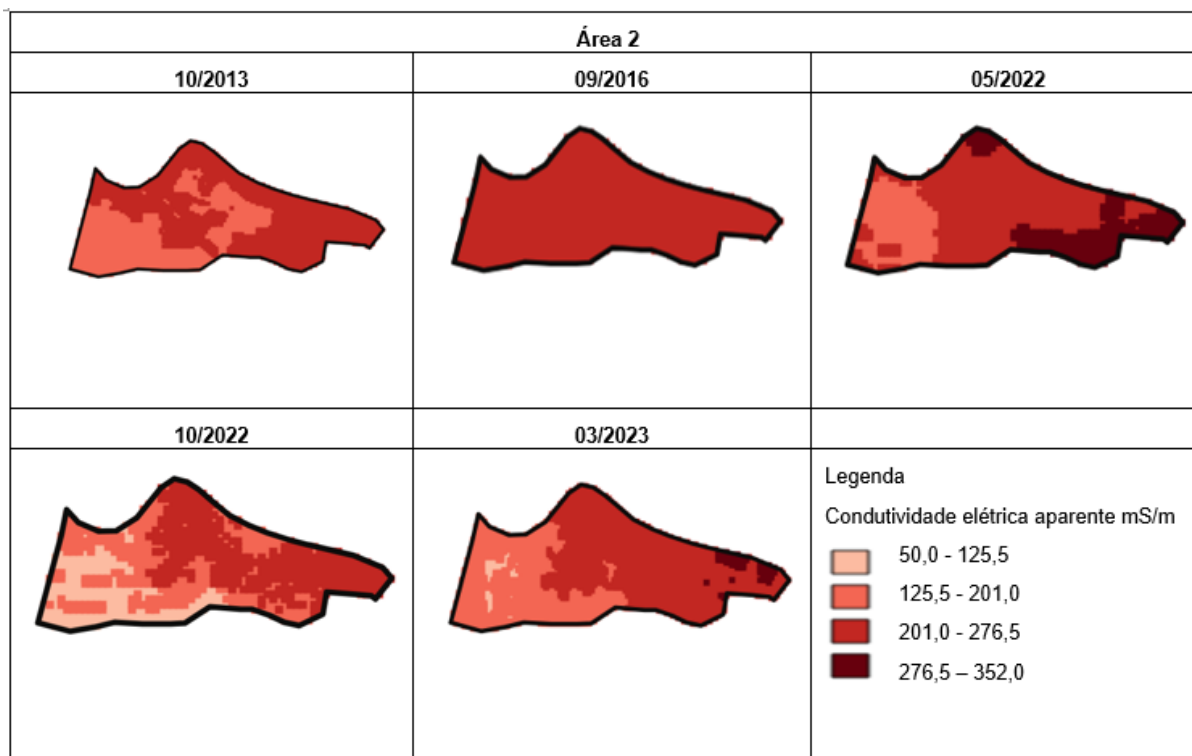


Figura 6 Mapas temáticos da área 2 (A2), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023 interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação de distâncias iguais, escala única. Município de Céu Azul-PR

A partir dos mapas temáticos e com o auxílio da análise estatística foi possível observar que, para ambas as áreas, os valores da CEa apresentaram variabilidade espacial e temporal ao longo dos anos. Porém, houve menor variabilidade temporal entre as medições de 10/2013 e 09/2016 e entre 10/2022 e 03/2023. De modo geral, os maiores valores de CEa foram encontrados na área A1, na região Norte; e na A2, na região Leste. Os maiores valores foram verificados na medição de 05/2022. Estes resultados concordam com os resultados obtidos por Mertens *et al.* (2008) que utilizaram a média dos valores de CEa de várias medições no mesmo campo e obtiveram um padrão espacial relativamente estável. Embora, os valores absolutos da CEa possam diferir ao longo do tempo, com um coeficiente de determinação (R^2) de 0,98-0,99 entre as medições da CEa, ou seja, as medições apresentaram variabilidade espacial e temporal, porém considerada baixa, em se tratando da CEa. Medeiros *et al.* (2016) também obtiveram resultados semelhantes com a CEa medida em 20 datas diferentes. Os autores apresentam um padrão temporal estável para a variabilidade espacial.

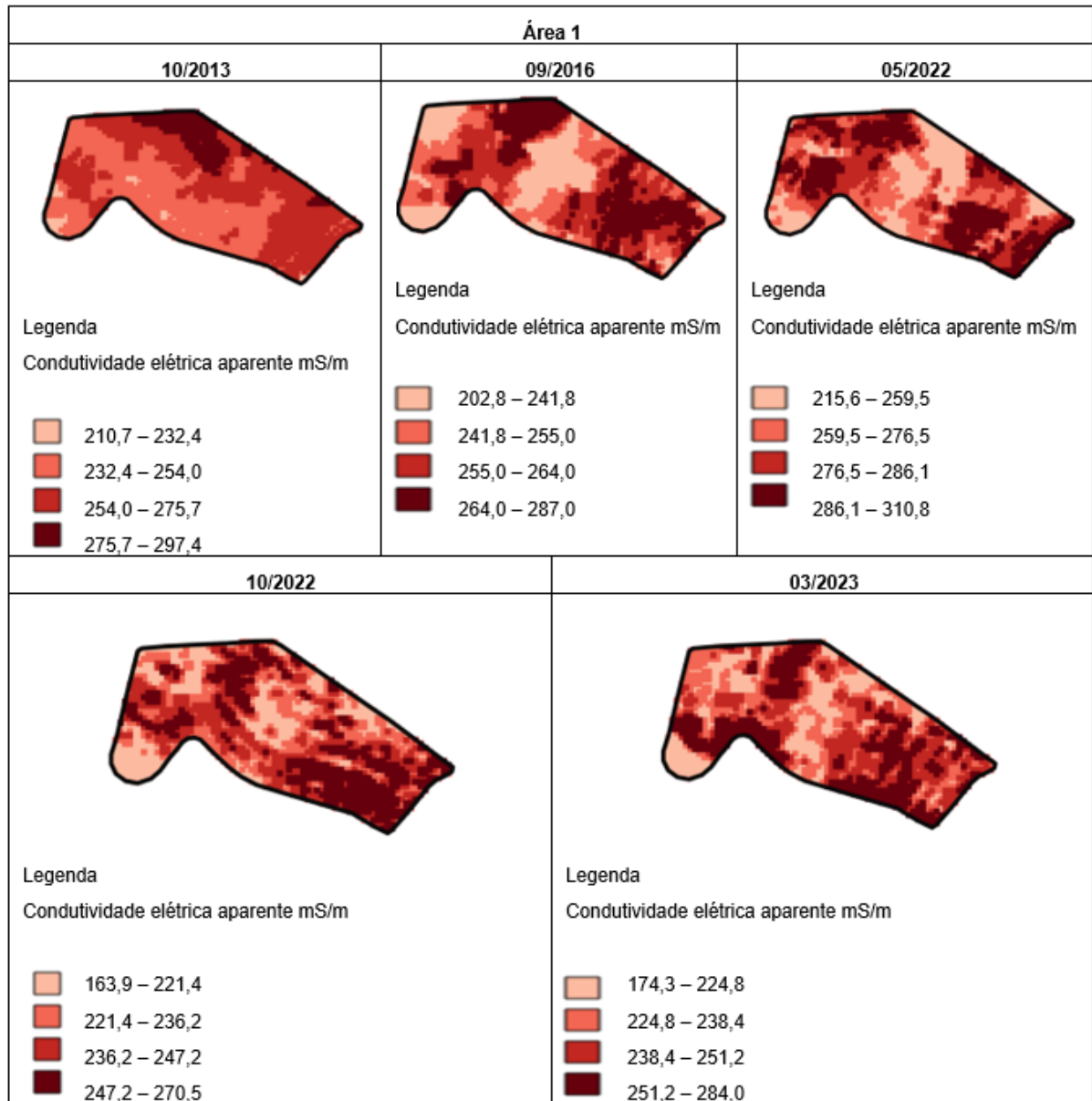


Figura 7 Mapas temáticos da área 1 (A1), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023. Teor de água do solo 2022 e 2023 e elevação, interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação quantiles, escala individual. Município de Céu Azul-PR

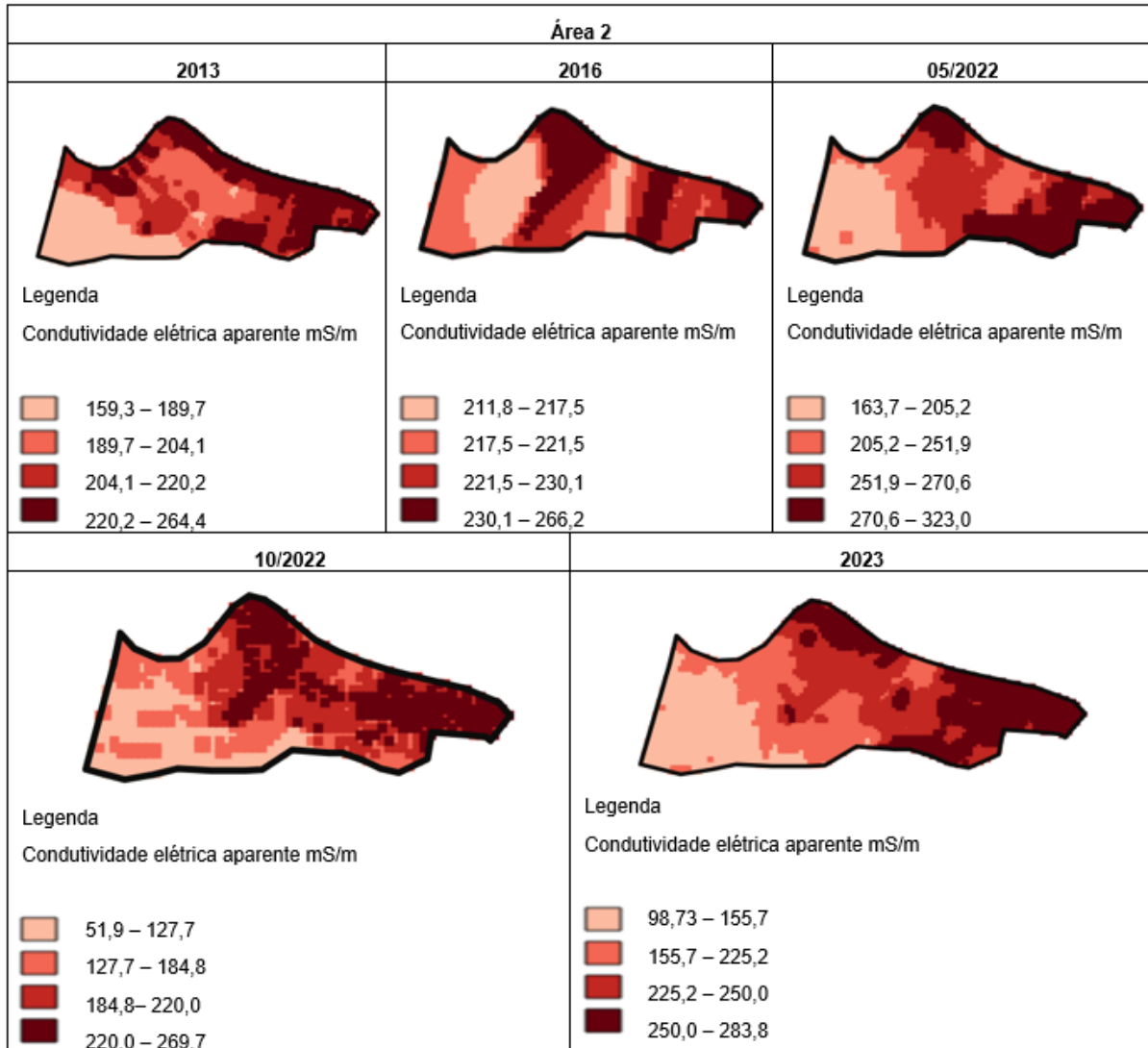


Figura 8 Mapas temáticos da área 2 (A2), CEa 2016, 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023 e elevação interpolados segundo melhor interpolador. Quatro classes, classificação quantiles, escala individual. Município de Céu Azul-PR

Se o fato da medição de 05/2022, em ambas as áreas, seguir fora do padrão das demais medições, este resultado pode estar ligado à possibilidade de ter havido alguma falha na coleta dos dados, como algum problema na calibração do equipamento e que não foi percebido no momento da coleta, por possuir cultura já semeada (trigo). Além disso, um solo com a vegetação existente pode influenciar os valores obtidos de CEa.

Outro ponto a ser levado em consideração é o teor de água assim como demais os fatores que afetam a CEa. Essa análise da relação entre teor de umidade do solo e valores mais elevados de CEa foram resultados de alguns estudos realizados anteriormente (Pedrera-Parrilla *et al.* 2016, Calamita *et al.*, 2015; McBratney *et al.*,

2005; Zhu *et al.*, 2010). A falta dos dados de teor de umidade nas medições de CEa dos anos anteriores a 2022 na A1, e de todas as medições realizadas na A2, impossibilitam relacionar concretamente o teor de umidade do solo com CEa obtidos neste estudo, mas sugerem que tal estudo seja incluído em pesquisas futuras devido à sua importância em outros estudos já realizados.

A utilização de mapas com as mesmas classes favorece a comparação entre as amplitudes da variável dependente, assim como os mapas temáticos que utilizam a classificação individual por quartis (Figuras 7 e 8) possibilitam verificar significativa semelhança entre os mapas de CEa de a) 09/2016 e 05/2022, na A1; e b) 10/2022 e 2023, A1; c) 10/2013 e 03/2023, na A2. Observam-se ainda comportamentos semelhantes ao que ocorrem nas Figuras 4 e 5, em que os valores de CEa variaram entre os anos e a medição de 05/2022 também apresentou valores de CEa mais elevados que os demais. Tais resultados fortalecem a informação de que a CEa possuiu variação nas diversas medições entre os anos, mas quando analisada em um intervalo menor de tempo, a variação ocorrida é classificada como baixa. Ahrends *et al.* (2023) apresentaram padrões espaciais de CEa consistentes entre as estações (primavera e outono de 2021 e 2022), e as variabilidades espacial e temporal dos dados obtidos nas medições de CEa de 09/2016 e 05/2022 (inverno e outono), 05/2022 e 10/2022 (outono e primavera) e 10/2022 e 03/2023 (primavera e verão) revelam que o padrão também se mantém consistente com CVs considerados baixos. Em seguida, com a análise estatística dos demais atributos do solo, após ter sido realizada a limpeza (retirada dos pontos nulos e discrepantes dos dados originais) e ter utilizado a ferramenta *AgDataBox-Map-Clean*, os dados estão apresentados conforme as Tabelas 6 e 7.

A partir das Tabelas 6 e 7, é possível observar que, tanto para A1 quanto A2, os atributos que apresentam coeficiente de variação abaixo dos 10%, considerados baixo, são argila, Ca, Mg (A2), pH e elevação. Já na Tabela 8, onde foram encontrados os níveis para os atributos químicos do solo, e para os níveis de interpretação sugeridos por Costa e Oliveira (2001), encontram-se valores classificados como: médio (K, Zn, Fe, V%), alto (K, Ca, Mg, Cu, Zn, Fe, Mn e V%) e muito alto (P e K). Tem-se, portanto que, na maior parte da área, os níveis são adequados para o desenvolvimento de plantas e a disponibilidade de nutrientes.

Tabela 6 Estatística descritiva dos atributos químicos e físicos do solo da A1, localizada no município de Céu Azul-PR

Variáveis	Unid.	nº pontos	Min.	Médias	Medianas	Max.	SD	CV(%)
Areia	%	33	12,7	17,4	17,2	25,2	3,0	17,2
Argila	%	33	71	77,6	78,0	83,0	3,1	4,01
Silte	%	33	1,1	5	4,5	8,1	1,8	36,6
Ca	cmol _c dm ⁻³	32	6,2	7,26	7,2	8,3	0,6	8,05
Cu	mg dm ⁻³	32	4,7	7,4	7,6	9,4	1,4	18,9
Fe	mg dm ⁻³	33	24,2	38,7	37,9	58,8	7,8	20,3
K ⁺	cmol _c dm ⁻³	32	0,1	1,07	1,1	1,7	0,3	28,7
Mg ²⁺	cmol _c dm ⁻³	33	1,6	1,94	1,9	2,4	0,21	11,2
Mn	mg dm ⁻³	33	141,9	269,3	273,6	366	59,4	22,1
MO	g dm ⁻³	33	30,8	44,3	44,2	53,6	5,4	12,3
P	mg dm ⁻³	33	20,9	39,2	37,4	73,5	13,3	34,0
pH (CaCl ₂)	-	33	5,7	6,2	6,2	6,7	0,2	0,06
Zn	mg dm ⁻³	32	4,6	8,7	8,4	13,7	2,7	31,1
Elevação	m	1656	650,7	662,2	663,1	674,1	6,4	1,0

Em que: Unid: unidade de medida; Min.: mínimo; Max.: máximo; SD: Desvio Padrão amostral; CV: coeficiente de variação; MO: matéria orgânica.

Tabela 7 Estatística descritiva dos atributos químicos e físicos do solo da A2, localizada no município de Céu Azul-PR

Variáveis	Unid.	nº pontos	Min.	Médias	Medianas	Max.	SD	CV(%)
Areia	%	9	14,5	17,4	17,0	22,3	2,5	14,6
Argila	%	9	75,0	76,9	76,0	81	2,0	2,5
Silte	%	9	2,7	5,6	5	8,3	1,8	32,0
Ca	cmol _c dm ⁻³	9	6,6	7,9	7,9	8,8	0,7	9,1
Cu	mg dm ⁻³	9	8,0	11,1	10,2	15,8	2,2	20,0
Fe	mg dm ⁻³	9	37,2	56,4	53,5	91,8	17,1	30,3
K ⁺	cmol _c dm ⁻³	9	0,2	0,7	0,8	1,0	0,2	36,2
Mg ²⁺	cmol _c dm ⁻³	9	1,9	2,1	2,1	2,2	0,1	5,0
Mn	mg dm ⁻³	9	191,3	254,7	244,0	311,4	40,8	16,0
MO	g dm ⁻³	9	34,9	40,1	40,2	45,6	3,9	9,7
P	mg dm ⁻³	9	14,2	29,7	29,2	54,8	11,5	39,7
pH (CaCl ₂)	-	9	5,8	6,1	6	6,5	0,3	4,5
Zn	mg dm ⁻³	9	5,6	8,8	8,6	12,0	2,2	24,7
Elevação	m	1110	631,5	641,3	642,2	650,2	4,8	0,7

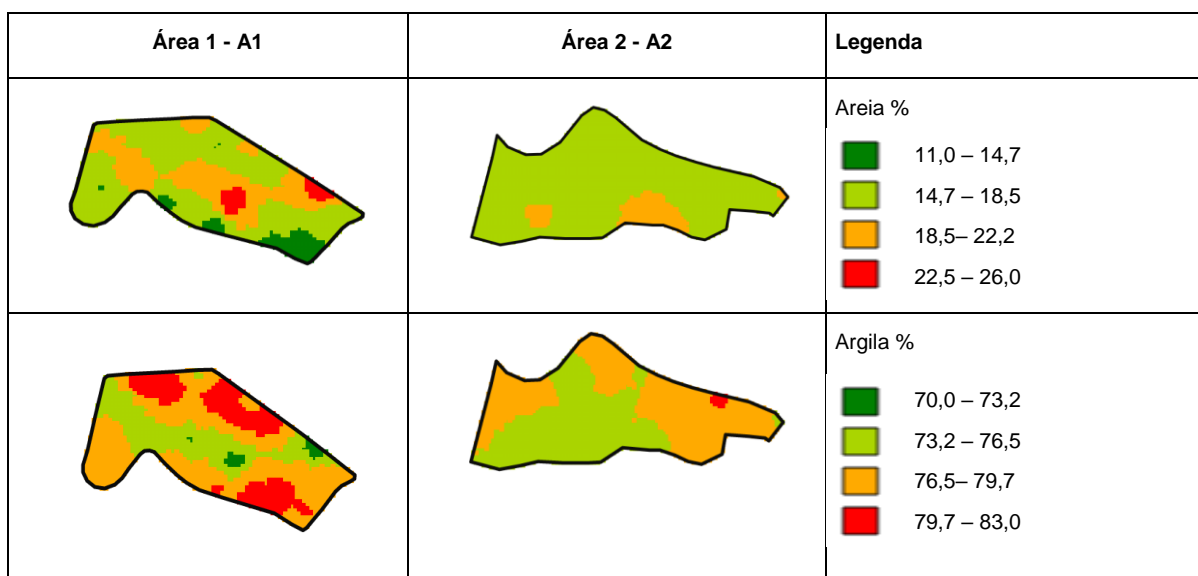
Em que: Unid: unidade de medida; Min.: mínimo; Max.: máximo; SD: Desvio Padrão amostral; CV: coeficiente de variação; MO: matéria orgânica.

Tabela 8 Níveis de interpretação dos atributos químicos do solo (para todas as culturas) com a porcentagem encontrada em cada faixa nas áreas A1 e A2

Atributos	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito alto
P (mg dm ⁻³)		≤ 3,0	3,1 - 6,0	6,1 - 9,0	>9,0
	%				100%
K (cmolc dm ⁻³)		≤ 0,10	0,11 - 0,20	0,21 - 0,30	>0,30
	%		4,76%	2,38%	92,86%
Ca (cmolc dm ⁻³)		≤ 2,0	2,1 - 4,0	>4,0	
	%			100%	
Mg (cmolc dm ⁻³)	<0,40	0,40 - 0,60	0,61 - 0,80	>0,80	
	%			100%	
Cu (mg dm ⁻³)		< 0,8	0,8 - 1,7	> 1,7	
	%			100%	
Zn (mg dm ⁻³)		< 3,0	3,0 - 7,0	>7,0	
	%		23,81%	76,19%	
Fe (mg dm ⁻³)		< 15,0	15,0 - 40,0	> 40	
	%		47,61%	52,39%	
Mn (mg dm ⁻³)		< 15,0	15,0 - 30,0	>30,0	
	%			100%	
Saturação de Bases (V%)	≤ 25	26 - 50	51 - 70	71 - 90	> 90
	%		9,52%	90,48%	

Fonte: Adaptado de Costa & Oliveira (2001).

Quando os valores apresentados nas Tabelas 6 e 7 são comparados com os apresentados na Tabela 8 e os mapas temáticos (Figuras 9, 10 e 11), é possível atribuir valores acima de 10% do coeficiente de variação com a distribuição espacial dos níveis de interpretação dos nutrientes no solo que possuem níveis que variam de valores mais baixos a muito altos. Porém, como citado anteriormente, essa variação não é negativa, visto que a maioria dos nutrientes estão em níveis adequados ao desenvolvimento das plantas.



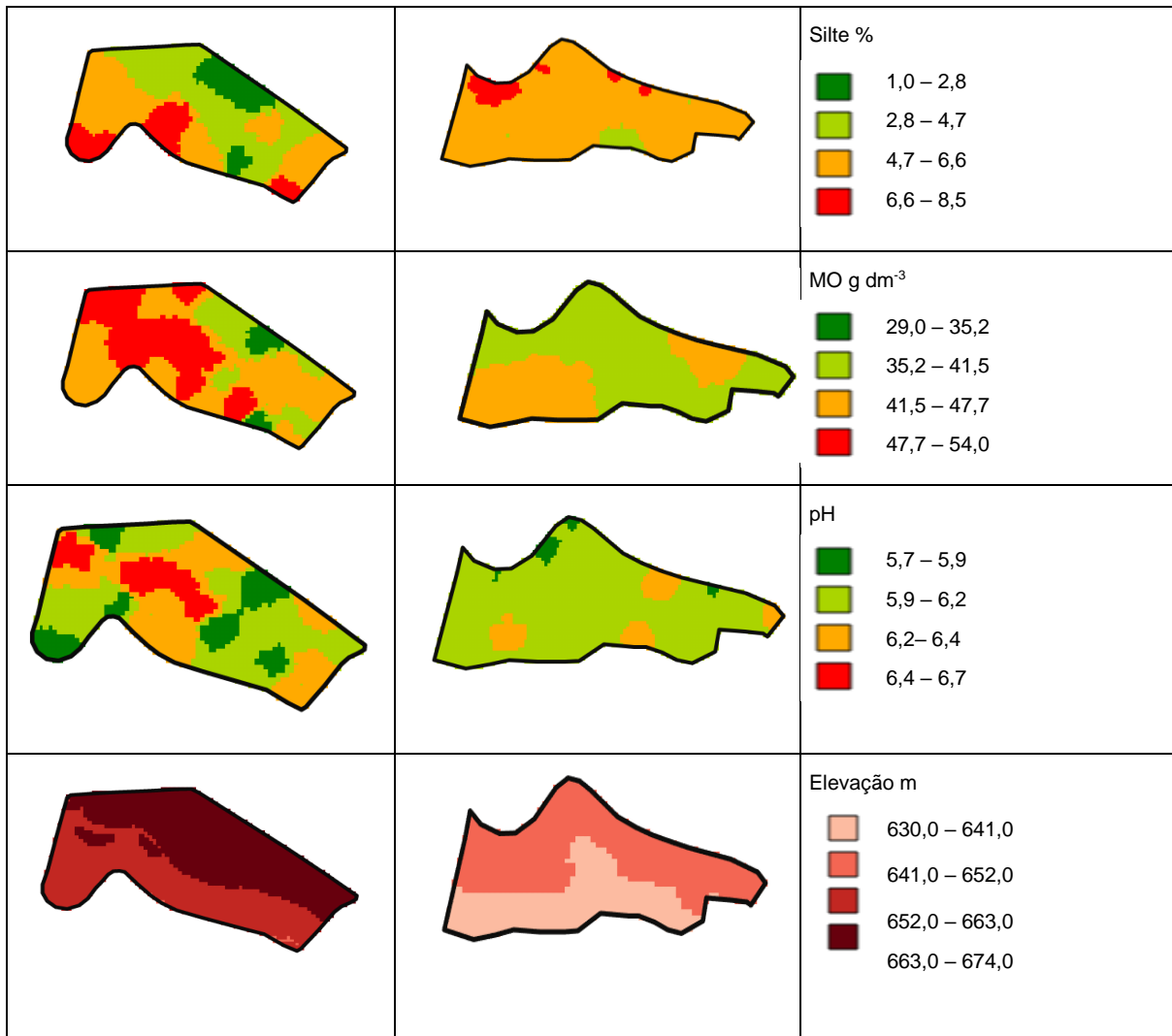
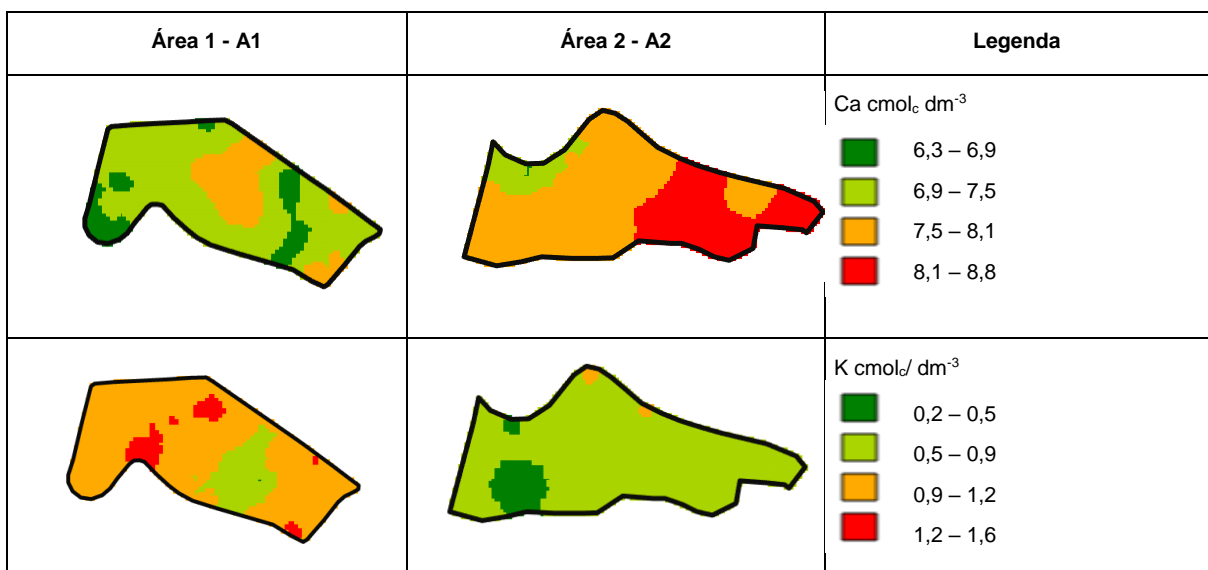


Figura 9 Mapas temáticos da textura, pH e teor de matéria orgânica, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distâncias iguais. Município de Céu Azul-PR



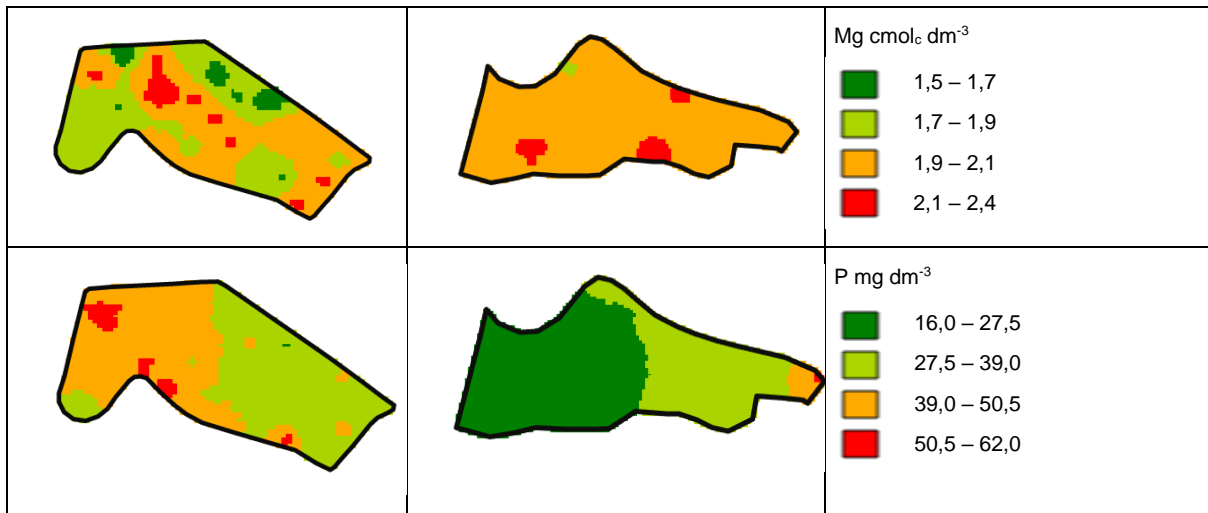


Figura 10 Mapas temáticos dos macronutrientes do solo, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distâncias iguais. Município de Céu Azul-PR

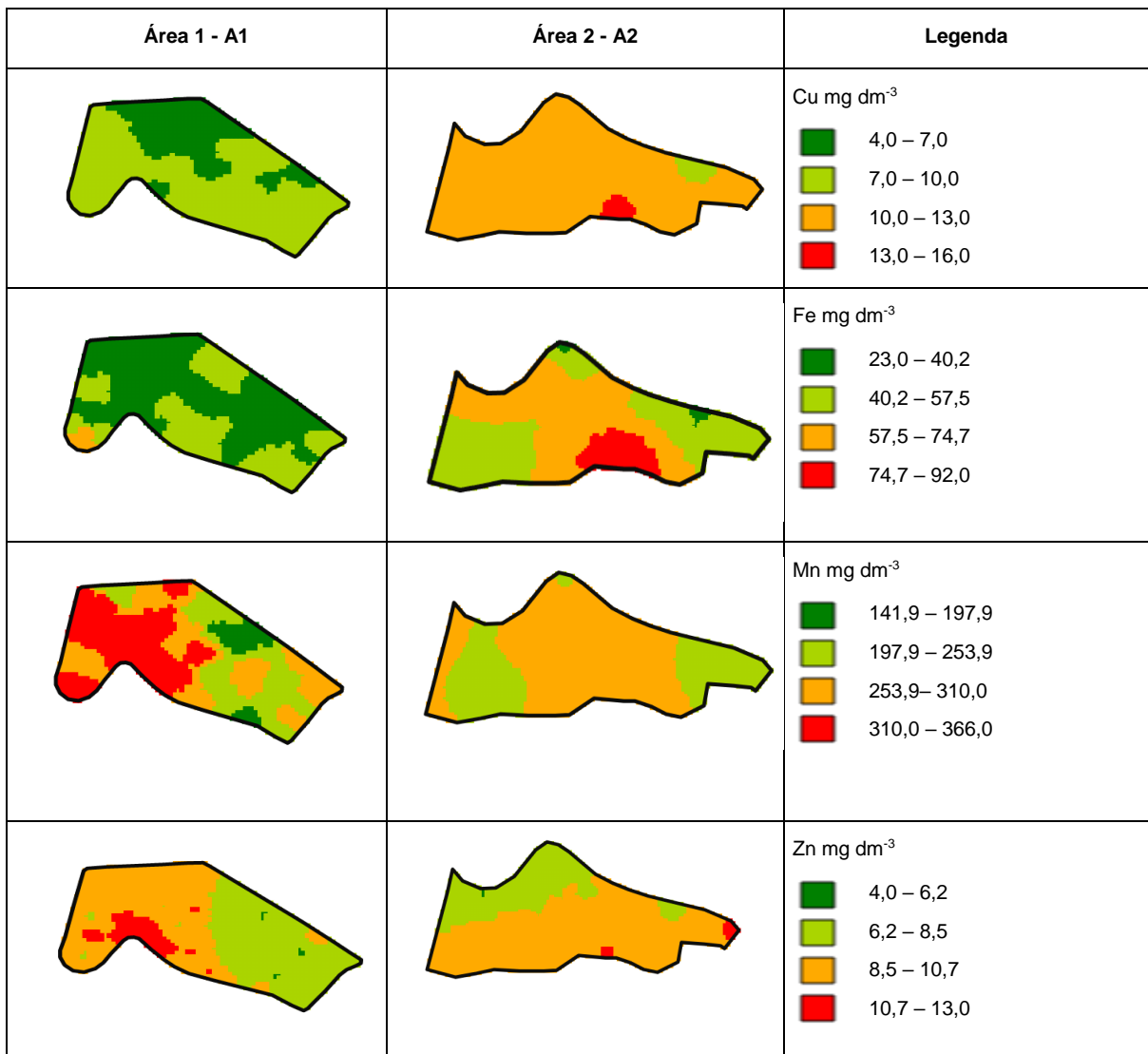


Figura 11 Mapas temáticos dos micronutrientes do solo, para ambas as áreas (A1 e A2). Quatro classes, classificação de distâncias iguais. Município de Céu Azul-PR

5.2 Análise de correlação e variabilidade espacial das variáveis

A matriz de correlação espacial é muito útil para se avaliar a correlação cruzada de variáveis, bem como a repetição de padrões (Figuras 12 e 13). A diagonal principal apresenta a dependência espacial da variável e as outras células apresentam a dependência cruzada entre variáveis. Para a área A1, foi gerada uma matriz de correlação espacial com as condutividades, elevação e os atributos físicos do solo (areia, argila e silte) (Figura 11). Uma segunda matriz foi gerada utilizando os dados de CEa, os macro e micronutrientes do solo (Ca,K, Mg e P) e (Cu, Fe, Mn e Zn), MO e pH (Figura 12). Devido ao fato de A1 ser maior que A2, A1 também possui maior quantidade de dados dos atributos, o que impossibilitou a plataforma de gerar uma matriz com todos os atributos juntos. Na A2, foi gerada apenas uma matriz de correlação espacial por possuir menor área e menor quantidade de dados e isso possibilitou a plataforma unir os atributos físicos e químicos (Figura 14). Nas três matrizes, todos os dados possuem dependência espacial a 5% de significância.

Elevação	0.37984 0.00												
Areia	0.19731 0.00	0.27716 0.00											
Argila	-0.01460 0.16	-0.17354 0.00	0.23246 0.00										
CEa 23	-0.11323 0.00	-0.10364 0.00	0.06813 0.00	0.19893 0.00									
CEa 10/22	-0.05338 0.00	-0.07817 0.00	0.04873 0.00	0.12773 0.00	0.15206 0.00								
CEa 13	0.26690 0.00	0.10271 0.00	0.04517 0.00	-0.07115 0.00	-0.02734 0.00	0.30030 0.00							
CEa 16	0.09383 0.00	0.05122 0.00	0.00672 0.36	0.02659 0.00	0.05180 0.00	0.12760 0.00	0.17861 0.00						
CEa 05/22	-0.04957 0.00	-0.09560 0.00	0.07099 0.00	0.14542 0.00	0.13452 0.00	0.00244 0.79	0.07870 0.00	0.22798 0.00					
Silte	-0.26171 0.00	-0.15831 0.00	-0.07196 0.00	0.05895 0.00	0.04799 0.00	-0.20580 0.00	-0.07993 0.00	0.04219 0.00	0.32968 0.00				
U% 22	-0.12441 0.00	0.05359 0.00	-0.08062 0.00	-0.02264 0.00	-0.04935 0.00	-0.09110 0.00	0.00355 0.57	-0.04035 0.00	0.02990 0.00	0.27594 0.00			
U% 23	-0.01215 0.23	0.04264 0.00	-0.05666 0.00	-0.10810 0.00	-0.12147 0.00	-0.00067 0.94	-0.02406 0.00	-0.02293 0.01	0.00855 0.35	0.14669 0.00	0.37873 0.00		
	Elevação	Areia	Argila	CEa 23	CEa 10/22	CEa 13	CEa 16	CEa 05/22	Silte	U% 22	U% 23		

Em que: Elevação = Elevação (m), Areia = Areia (kg/kg), Argila = Argila (kg/kg), Silte = Silte (kg/kg), CEa 23 = Condutividade elétrica aparente 2023 (mS/m), CEa 10/22 = Condutividade elétrica aparente 10/2022 (mS/m), CEa 13 = Condutividade elétrica aparente 2013 (mS/m), CEa 16 = Condutividade elétrica aparente 2016 (mS/m), CEa 05/22 = Condutividade elétrica aparente 05/2022 (mS/m), U% 22 = U% 22 = Teor de água 2022 (%), U% 23 = Teor de água 2023 (%).

Figura 12 Matriz de correlação espacial das condutividades elétrica e aparente do solo e atributos físicos da área A1

A partir da análise das matrizes de correlação espacial foi possível observar que nas áreas A1 e A2, as CEa apresentaram correlação cruzada significativa (ao nível de 5% de significância), com exceção das variáveis CEa 05/2022 e CEa 2013 na A1. Este fato comprova que o padrão da CEa se manteve estável nas duas áreas e que, portanto, a medição da CEa pôde ser realizada somente uma vez. Segundo Heil e Schmidhalter (2017), a medição única da variável é útil quando se quer utilizá-la como co-variável na interpolação de outras variáveis. Outro estudo como o realizado por Farahani e Buchleiter (2004) também afirmou esse fato, uma vez que a CEa de cada campo foi altamente correlacionada entre as medições. Portanto, uma única medição de CEa parece ser suficiente para delinear zonas estáveis de CEa baixa, média e alta quando a concentração e a acumulação de sal são baixas.

Kuhn *et al.* (2009) relatam a importância de ter em conta a topografia, a geologia e a geomorfologia para poder explicar as CEa e auxiliar no delineamento de ZM. Fato concordante nos resultados obtidos, em que, a elevação correlacionou significativamente com a areia, todas as CEa, silte e teor de água medido em 2022. A porcentagem de areia correlacionou significativamente com todas as variáveis. A porcentagem de argila correlacionou significativamente com a porcentagem de areia, silte, teor de água dos anos 2022 e 2023 e CEas de 2013, 05/2022, 10/2022 e 2023. E a porcentagem de silte se correlacionou significativamente com todas as variáveis, exceto com o teor de água de 2023.

A correlação positiva do teor de argila com a maioria dos atributos concorda com os resultados obtidos por Corassa *et al.* (2016); Kitchen *et al.* (2005), e Domsch e Giebel (2004) que obtiveram relação positiva entre os valores de CEa e solos com teor de argila mais elevados. Existem diversos estudos que indicam que solos com teores mais elevados de argila na sua composição textural e umidade do solo mais elevada no momento de medição influenciam na obtenção de valores mais elevados de CEa (Calamita *et al.*, 2015; McBratney *et al.*, 2005; Zhu *et al.*, 2010 e Weller *et al.* 2007). Neste caso, reforça-se a importância de incluir a informação de teor de umidade do solo em todas as coletas de CEa para que sejam obtidos resultados mais precisos e realizada a análise de correlação espacial dessas variáveis.

5.3 Avaliação do desempenho dos métodos de normalização de dados e variabilidade temporal da CEa

Três métodos de normalização dos dados foram utilizados para as análises de variabilidade temporal, são eles: média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD). Para que todos os dados possuam uma mesma escala e possibilitem a análise dos dados, tais métodos de normalização foram submetidos à avaliação de desempenho. Em relação ao desempenho dos métodos de normalização, busca-se na pesquisa trabalhar sempre com dados que apresentem menor desvio padrão. Sendo assim, para a área A1 (Tabela 9).

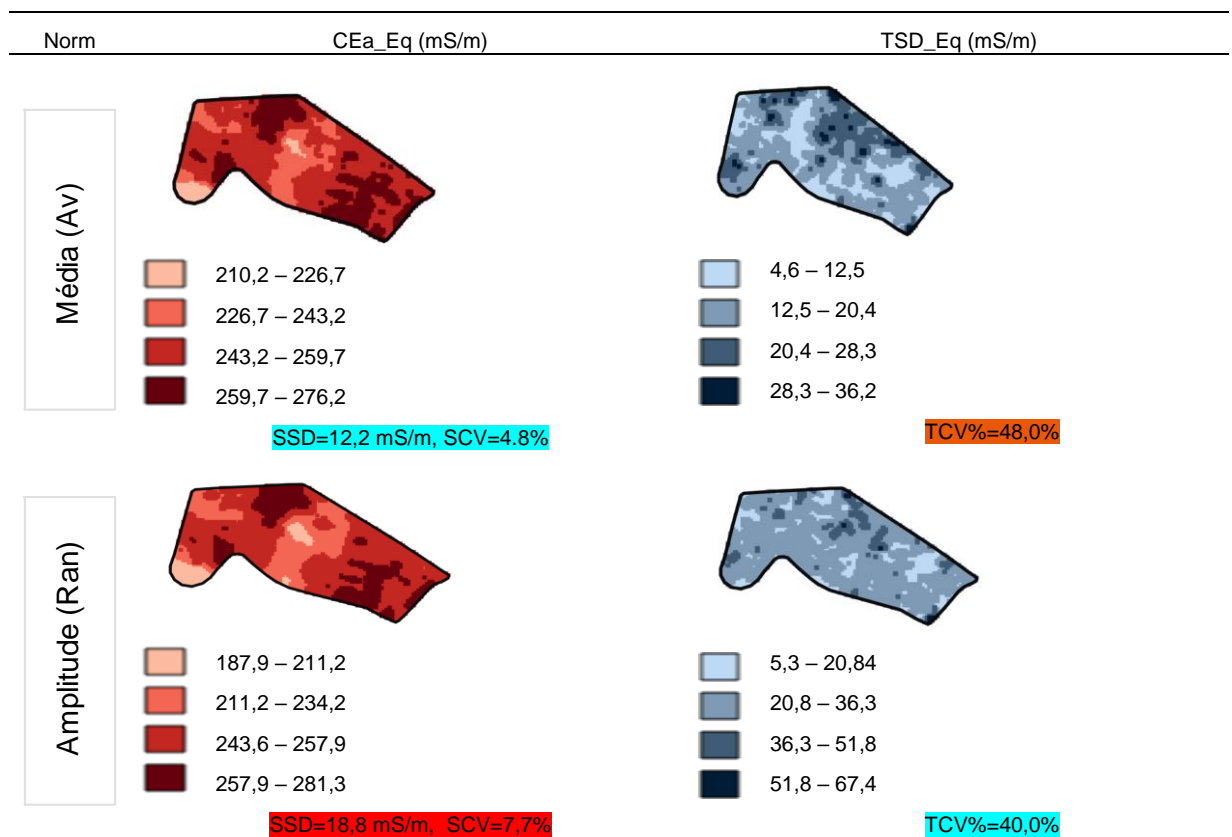
Tabela 9 Estatística descritiva das CEa Equivalente normalizada (CEa_Eq) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) utilizando três métodos de normalização dos dados (média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD)). Área A1

	Av_CEA _{Av} _Eq	TSD- Av_Eq	CV- Av_Eq	Av_CEA _{Ran} _Eq	TSD- Ran_Eq	CV- Ran_Eq	Av_CEA _{SD} _Eq	TSD- SD_Eq	CV- SD_Eq
A1									
Mínimo	205,94	1,30	0,50	177,99	3,64	1,44	198,85	3,73	1,56
Mediana	252,79	13,89	5,53	246,18	24,90	10,20	252,52	16,72	6,74
Máximo	278,40	40,56	19,34	286,18	70,01	28,14	284,69	50,46	20,68
Range	72,46	39,25	18,84	108,20	66,36	26,69	85,84	46,73	19,13
Pontos	1567	1567	1567	1567	1567	1567	1567	1567	1567
Média	250,90	15,43	6,22	243,70	26,19	10,87	250,90	18,52	7,47
CV	4,85	45,79	47,97	7,72	37,94	40,01	5,83	46,51	48,55
SD	12,16	7,07	2,98	18,82	9,94	4,35	14,63	8,61	3,63
A2									
Mínimo	144,89	2,74	1,25	72,80	4,29	5,77	139,65	2,62	1,05
Mediana	228,92	23,99	10,30	206,56	53,76	31,86	228,59	24,95	12,01
Máximo	259,12	69,28	38,59	275,63	101,89	53,77	277,25	59,85	30,76
Range	114,23	66,54	37,34	202,83	97,59	48,00	137,60	57,23	29,70
Pontos	1111	1111	1111	1111	1111	1111	1111	1111	1111
Média	216,88	25,57	12,56	188,40	54,64	29,85	216,88	26,24	12,41
CV	14,92	37,97	53,60	29,57	37,27	30,32	17,28	37,04	38,05
SD	32,35	9,71	6,74	55,71	20,37	9,05	37,48	9,72	4,72

Em que: Av_CEA_{Av}_Eq = média aritmética da CEa equivalente normalizada pela média;
TSD-Av_Eq = desvio padrão temporal da CEa equivalente normalizada pela média;
CV-Av_Eq = coeficiente de variação da CEa equivalente normalizada pela média;
Av_CEA_{Ran}_Eq = média aritmética da CEa equivalente normalizada pela amplitude;
TSD-Ran_Eq = desvio padrão temporal da CEa equivalente normalizada pela amplitude;
CV-Ran_Eq = coeficiente de variação da CEa equivalente normalizada pela amplitude;
Av_CEA_{SD}_Eq = média aritmética da CEa equivalente normalizada pelo desvio padrão;
TSD-SD_Eq = desvio padrão temporal da CEa equivalente normalizada pelo desvio padrão;
CV-SD_Eq = coeficiente de variação da CEa equivalente normalizada pelo desvio padrão.
Ran= amplitude; TSD = desvio padrão temporal; CV= coeficiente de variação e Eq= equivalente

A normalização pela média Av apresentou melhor desempenho com um desvio padrão (SD) de 12%, seguido pelo desvio padrão de SD 15% e pela amplitude Ran 19%. O mesmo resultado foi observado na área A2, onde o método de normalização, que apresentou melhor desempenho, foi a média Av 32%, seguido pelo desvio padrão SD 37% e Ran 56%. A partir destes resultados, foi possível apontar que o método de normalização Av apresentou os melhores desempenhos nas duas áreas e que a dispersão dos valores da CEa foi maior na área A2.

Os mapas temáticos da CEa equivalente normalizada (CEaEq) e para o desvio padrão temporal (TSD_Eq) para cada método de normalização são apresentados nas Figuras 15 e 16. Com auxílio da Tabela 9 e dos mapas temáticos (Figuras 15 e 16), é possível afirmar que existe a variabilidade temporal da CEa em ambos os métodos de normalização, porém, com comportamentos diferentes conforme o método de normalização utilizado. Assim, conclui-se que: (a) em ambas áreas, a CEa_Eq apresentou maior concordância entre métodos do que TSD_Eq; (b) os maiores valores de CEa_Eq foram mensurados no Norte e no Leste do campo também em ambas as áreas; (c) para a área A1, os maiores valores de TSD_Eq foram, principalmente, nas partes Norte e Nordeste do campo, e apresentaram comportamentos distintos entre métodos de normalização para TSD na área A2.



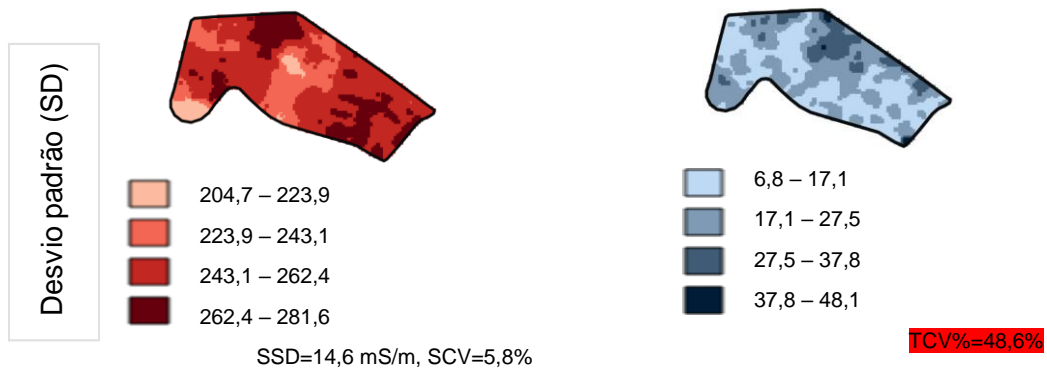
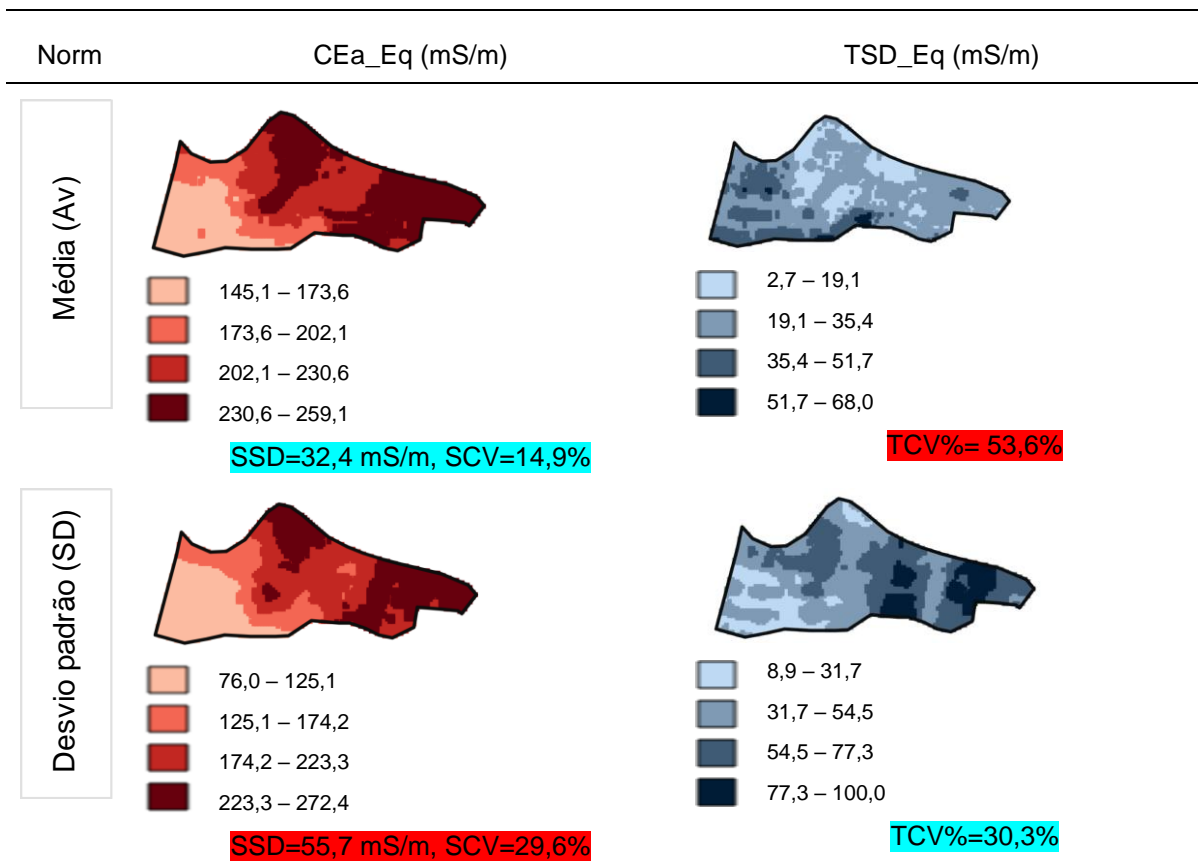


Figura 15 Mapa temático da condutividade elétrica aparente do solo equivalente (CEa_Eq), (mS/m) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) da CEa_Eq para a área A1, utilizando quatro classes com intervalos iguais e três métodos de normalização dos dados, sendo eles: média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD). Norm = método de normalização. Menor valor para cada variável destacado em azul. Maior valor para cada variável destacado em vermelho



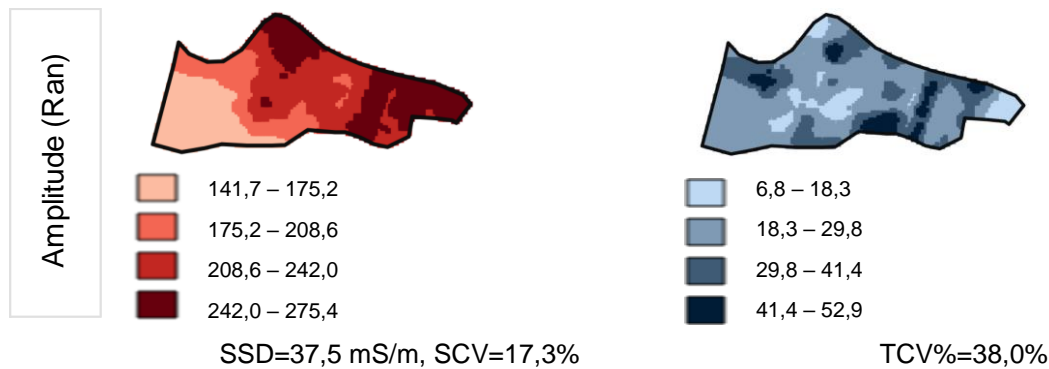


Figura 16 Mapa temático da condutividade elétrica aparente do solo equivalente (CEa_Eq), (mS/m) e desvio padrão temporal (TSD_Eq) da CEa_Eq para a área A2, utilizando quatro classes com intervalos iguais e três métodos de normalização dos dados, sendo eles: média (Av), amplitude (Ran) e desvio padrão (SD). Norm = método de normalização. Menor valor para cada variável destacado em azul. Maior valor para cada variável destacado em vermelho

Com relação à variabilidade espacial média (SCV), em ambas as áreas, o método Av apresentou os menores SCV, 4,8% e 14,9%, respectivamente, enquanto o método Ran apresentou os maiores SCV, 7,7% e 29,6%, respectivamente. E, em relação à variabilidade temporal média (TCV), o método Ran apresentou o menor TCV, 40,0% e 30,3%, respectivamente para as duas áreas em estudo, enquanto o método Av apresentou o maior TCV, 48,0%, ou seja, estatisticamente igual aos valores obtidos no SD, 48,6% e 53 %, respectivamente para as duas áreas em estudo.

Os métodos de normalização dos dados de CEa pela média Av apresentaram a menor variabilidade espacial média (SCV) e o método da amplitude Ran apresentou a menor variabilidade temporal média (TCV). Assim, tais métodos obtiveram melhor desempenho na normalização dos dados para calcular a variabilidade temporal das áreas. Enquanto o método de desvio padrão SD, em ambas as áreas em estudo, proporcionou as maiores variabilidades espaciais e temporais.

6 CONCLUSÕES

A partir das análises estatísticas, pôde-se observar que os valores da CEa variaram entre os anos, mas o coeficiente de variação apresentado foi baixo quando comparadas as medições entre os anos de 2013 e 2016 e de 2022 e 2023.

A variabilidade espacial obtida foi maior na A2 qdo ue na A1. Em ambas as áreas, as CEa apresentaram correlação cruzada significativa com a maioria das demais variáveis (atributos químicos e físicos do solo).

O padrão da CEa manteve-se estável nas duas áreas e, portanto, a medição da CEa pôde ser realizada somente uma vez quando se quer utilizá-la como co-variável na interpolação de outras variáveis.

A normalização dos dados de CEa para calcular a variabilidade temporal, realizada pelo método da média Av, proporcionou menor variabilidade espacial média (SCV), enquanto o método da amplitude, menor variabilidade temporal média (TCV).

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Torna-se importante o desenvolvimento de mais estudos a respeito das variabilidades espacial e temporal da CEa em cenários semelhantes e distintos para comparar com os resultados obtidos nesta pesquisa e assim confirmar se a medição da CEa pode ser realizada somente uma vez.

REFERÊNCIAS

- AHRENDTS, H. E.; SIMOJOKI, A.; LAJUNEN, A. Spatial pattern consistency and repeatability of proximal soil sensor data for digital soil mapping. **European Journal of Soil Science**, v. 74, n. 5, 2023.
- AIKES JUNIOR, J.; SOUZA, E.G de. BAZZI, C.; SOBJAK, R. **Thematic maps and management zones for precision agriculture: systematic literature study. Protocols, and Practical Cases.** Curitiba: Poncã, 2021.
- AFONSO, L. M. C. **A agricultura de precisão na cultura do milho.** Relatório estágio (Mestrado em agropecuária) - Escola Superior Agrária de Coimbra, 2019, 48p.
- BATCHELOR, B.; WHIGHAM, K.; DEWITT, J. **Precision agriculture: introduction to precision agriculture.** Iowa Cooperative Extension, 1997, 4p.
- BAZZI, C. L.; SCHENATTO, K.; UPADHYAYA, S.; UPADHYAYA, S.; ROJO, F.; KIZER, E.; KO-MADDEN, C. Optimal placement of proximal sensors for precision irrigation in tree crops. **Precision Agriculture**. p. 1-12, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9604-3>
- BERNARDI, A. D. C.; NAIME, J. D. M.; RESENDE, A. D.; BASSOI, L. H.; & INAMASU, R. Y. **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar.** Embrapa Instrumentação-Livro técnico, 2014.
- BETZEK, N. M.; SOUZA, E. G. DE; BAZZI, C. L.; SCHENATTO, K.; GAVIOLI, A. Rectification methods for optimization of management zones. **Computers and Electronics in Agriculture**. v. 146. p. 1-11, 2018.
- BETZEK, N.; SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; SCHENATTO, K.; GAVIOLI, A.; MAGALHÃES, P. S. G. Computational routines for the automatic selection of the best parameters used by interpolation methods to create thematic maps. **Computers and Electronics in Agriculture**. v. 157. p. 49–62. 2019.
- BIER, V. A.; SOUZA, E. G. Interpolation selection index for delineation of thematic maps. **Computers and Electronics in Agriculture**. v. 136. p. 202-209. 2017.
- BORGES, L. F.; BAZZI, C. L.; MICHELON, G. K.; JASSE, E. P.; EDUARDO, G. S. Plataforma web para geração de mapas temáticos em agricultura de precisão. In: D. L. ROSALEN; R. P. SILVA; J. E. P. TURCO (Orgs.) **Novas tecnologias e inovações na engenharia**. p. 1041-1050. 2017.
- BORGES, L. F.; BAZZI, C. L.; SOUZA, E. G.; MAGALHÃES, P. S.; MICHELON, G. Web software to create thematic maps for precision agriculture. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília – DF. v. 55. 2020.
- BOTTEGA, E. L.; SAFANELLI, J. L.; ZERAATPISHEH, M.; AMADO, T. J. C.; QUEIROZ, D. M. DE.; OLIVEIRA, Z. B. DE. Delineamento de zonas de manejo

específicas do local com base na condutividade elétrica aparente do solo em dois campos contrastantes do sul do Brasil. **Agronomy** **12**, v. 12, n. 6, p. 1390, 2021.

BRENNING, A.; KOSZINSKI, S.; SOMMER, M. Geostatistical homogenization of soil conductivity across field boundaries. **Geoderma**, v. 143, n. 3-4, p. 254-260, 2008.

CALAMITA, G.; PERRONE, A.; BROCCA, L.; ONORATI, B.; MANFREDA, S. Field test of a multi-frequency electromagnetic induction sensor for soil moisture monitoring in southern Italy test sites. **Journal of Hydrology**. v. 529, p. 316–329, 2015.

CASTRO, C. N. **Definição de unidades gerenciamento do solo por meio da sua condutividade elétrica e variáveis físico-química**. 2004. 142 f. Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Agronomia. USP. Piracicaba. 2004.

COELHO, J.P.; SILVA, L.M da. PINHEIRO, A.C.; TRISTANY, M.; CASTRO NETO, M. de. Agricultura de Precisão. In: COELHO. J.P.; SILVA. L.M da. **Agricultura de Precisão**. Lisboa 1ª ed. 2009.

COHEN, J. A. Coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and Psychological Measurement**. v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.

CONAB - COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da Safra brasileira de grãos**. v. 10, n.12, 2023. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos>.

CONTI, G.; MERCANTE, E.; DE SOUZA, E. G.; SOBJAK, R.; BAZZI, C. L. **AGDATABOX-RS computational application**: remote sensing data management. *SoftwareX*. v. 23, n. 9, 2023.

CORASSA, G. M.; AMADO, T. J. C.; TABALDI, F. M.; SCHWALBERT, R. A.; REIMCHE. G. B.; NORA, D. D.; ALBA, P. J.; HORBE, T. DE A. N. Espacialização em alta resolução de atributos da acidez de Latossolo por meio de sensoriamento em tempo real. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v. 51, n. 9, p. 1306-1316, 2016.

COSTA, J. M.; OLIVEIRA, E. F. **Fertilidade do solo e nutrição de plantas**. Cascavel: COAMO/COODETEC, 2001, 93p.

COSTA, B. R. S.; FARINASSI. L. G.; RABELLO. L. M.; VAZ. C. M. P.; BASSOI. L.H. Variabilidade espacial da condutividade elétrica aparente ao longo do perfil do solo de vinhedos comerciais. **Anais**. Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão-ConBAP 2022. Campinas – SP, 2022.

DAVIS, G.; CASADY, W.; MASSEY, R. Precision agriculture: an introduction. **Water quality Research Journal**. University of Missouri System, 1998.

DOMSCH, H.; GIEBEL, A. Estimation of soil textural features from soil electrical conductivity recorded using the EM38. **Precision Agriculture**, v. 5, p. 389-409, 2004.

EMBRAPA - EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **História da soja**. Embrapa Soja. Disponível em: <https://www.embrapa.br/web/portal/soja/cultivos/soja1/historia>. Acesso em: 16 mar. 2022.

FARAHANI, J. J.; BUCHLEITER, G. W. Temporal stability of soil electrical conductivity in irrigated sandy fields in colorado. **American Society of Agricultural Engineers**, v. 47, p. 79-90, 2004.

FLANDRIN, J. L.; MONTANARI, M. (Dir.). **História da alimentação**. São Paulo: Estação Liberdade. 1998.

FOODY, G. M. Status of land cover classification accuracy assessment. **Remote sensing of environment**, v. 80, p. 185-201, 2002.

GAVIOLI, A.; SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; GUEDES, L. P. C.; SCHENATTO, K. Optimization of management zone delineation by using spatial principal components. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 127, p. 302–310, 2016.

GAVIOLI, A.; SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; SCHENATTO, K.; BETZEK, N. M. implementação de métodos de seleção de variáveis e agrupamento de dados para geração de zonas de manejo. **Anais**. XLVI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA. Maceió – AL, 2017.

GAVIOLI, A.; SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; SCHENATTO, K.; BETZEK, N. M. Identification of management zones in precision agriculture: An evaluation of alternative cluster analysis methods. **Biosystems Engineering**, v. 181, p. 86–102, 2019.

GODINHO, C. H. W. Cultivo do Trigo no Paraná para a safra de 2021: opção viável para áreas ociosas e regiões com impossibilidade da semeadura do milho segunda safra. **Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR)**. 2021. Disponível em: < <https://www.idrparana.pr.gov.br/Noticia/Nota-Tecnica-Cultivo-do-Trigo-no-Parana-para-safra-de-2021-opcao-viavel-para-areas-ociosas>>. Acesso em: 17/01/2023.

GODOY, F. O. de.; BERNARDI, A. C. de C.; ROSSI, F.; BUENO, J. O. de A. Mapeamento da condutividade elétrica aparente do solo e sua relação com matéria orgânica e granulometria. **Anais**. XLVIII Congresso Brasileiro De Engenharia Agrícola – CONBEA. Campinas – SP., 2019.

HEIL, K; SCHMIDHALTER, U. The application of EM38: Determination of soil parameters. selection of soil sampling points and use in agriculture and archaeology. **Sensors**, v. 17, n. 11, p. 2540, 2017.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press. 1989. 561p.

KITCHEN, N. R.; SUDDUTH, K.A.; MYERS, D.B.; DRUMMOND, S.T.; HONG, S.Y. Delineating productivity zones on claypan soil fields using apparent soil electrical

conductivity. **Computers and Electronics in Agriculture**. Ed. Elsevier, v. 46, p. 285–308, 2005.

KUHN, J.; BRENNING, A.; WEHRHAN, M.; KOSZINSKI, S.; SOMMER, M. Interpretation of electrical conductivity patterns by soil properties and geological maps for precision agriculture. **Precision Agriculture**, v. 10, n. 6, p. 490-507, 2009.

MARQUES, A. P. D. S.; HOLZSCHUH, M. L.; TACHIBANA, V. M.; IMAI, N. N. Análise exploratória de dados de área para índices de furto na mesorregião de Presidente Prudente- SP. In: III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Recife, PE, 27 a 30 de julho de 2010, Anais do III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Informação, Recife, p.1- 8, 2010.

MCBRATNEY, A. B.; MINASNY, B.; WHELAN, B. M. Obtaining ‘useful’ high-resolution soil data from proximally-sensed electrical conductivity/resistivity (PSEC/R) surveys. **Precision Agriculture**, v. 5, p. 503–510, 2005.

MEDEIROS, W. N.; QUEIROZ, D. M., VALENTE, D. S. M., PINTO, F. A. C.; MELO, C. A. D. The temporal stability of the variability in apparent soil electrical conductivity. **Bioscience Journal**, v. 32, n. 1, 2016.

MERTENS, F.M.; PÄTZOLD, S.; WELP, G. Spatial heterogeneity of soil properties and its mapping with apparent electrical conductivity. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, v. 2, n. 171, p. 146–154, 2008.

MICHELON, G. K.; BAZZ, C. L.; UPADHYAYA, S.; et al. Software AgDataBox-Map to precision agriculture management. **SoftwareX**. s/l., v. 10, n. 100320, s/p, 2019.

MOLIN, J. P.; GIMENEZ, L. M.; PAULETTI, V.; SCHMIDHALTER, U.; HAMMER, J. Mensuração da condutividade elétrica do solo por indução e sua correlação com fatores de produção. **Engenharia Agrícola**. Jaboticabal-SP, v. 25, p. 420-426, 2005.

MOLIN, J. P.; L. M.; Estudos sobre a mensuração da condutividade elétrica do solo. **Engenharia Agrícola**. Jaboticabal-SP, v. 31, p. 90-101, 2011.

MONDO, H. V. V.; GOMES JUNIOR, F. G.; PINTO, T. L. F.; MARCHI, J. L.; MOTOMIYA A. V. A.; MOLIN. J. P.; CICERO. S. M. Spatial variability of soil fertility and its relationship with seed physiological potential in a soybean production area. **Revista Brasileira de Sementes**, v. 34, n. 2, p. 193-201, 2012.

MORAL, F. J.; TERRÓN, J. M.; REBOLLO, F. J. Site-specific management zones based on the Rasch model and geo-statistical techniques. **Computers and Electronics in Agriculture**. Amsterdam. v. 75, p. 223-230, 2011.

MORI, C de.; ANTUNES, J. M.; FAÉ, G. S.; ACOSTA, A. S. da. Trigo. **O produtor pergunta a Embrapa responde**. Embrapa – Brasília/ DF. 2016. <Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1040211/trigo-o-produtor-pergunta-a-embrapa-responde>> .Acesso em: 21 de março de 2021.

NEIVERT, M.; GRLAK, E.; TAGLIANI, M. C. Incidência e Severidade se bacteriose na cultura do trigo em Santa Maria do Oeste/PR e Ivaiporã/PR. Safra 2017. **Tech & Campo**. Guarapuava. v. 1, n. 1, p. 61-76, 2017.

NUNES, F. G. Análise exploratória espacial de indicadores de desenvolvimento socioambiental das regiões de planejamento do norte e nordeste goiano. **Ateliê Geográfico**, v. 7, n. 1, p. 237-259, 2013.

OLIVEIRA, A. B. de; LEITE, R. M. V. B. de C.; BALBINOT JUNIOR, A. A.; SEIXAS, C. D. S.; KERN, H. S. **Soja: o produtor pergunta: a Embrapa responde**. 1ª ed. Brasília. DF: Embrapa. 2019.

PAULETTI, V.; MOTTA, A. C. V. **Manual de adubação e calagem para o estado do Paraná**. Paraná. 2017.

PEDRERA-PARRILLA, A.; BREVIK, E.; GIRALDEZ, J.; VANDERLINDEN, K. Temporal stability of the electrical conductivity in a sandy soil. **International Agrophysics**, v. 30, p. 349-357, 2016.

PIMENTEL-GOMES, F. **Curso de estatística experimental**. FEALQ. p. 15, 2009.

PUSCH, M.; A OLIVEIRA, A. L. G. de.; FONTENELLI, J. V.; AMARAL, L. R. do. Soil properties mapping using proximal and remote Sensing as covariate. **Engenharia Agrícola**. Jaboticabal-SP, v. 41, n. 6, p. 634-642, 2021.

RABELLO, L. M. **Condutividade elétrica do solo: tópicos e equipamentos**. São Carlos: Embrapa Instrumentação Agropecuária, 2009, 19 p.

RABELLO, L. M.; BERNARDI, A. C. C.; INAMAS, R. Y. **Condutividade elétrica aparente do solo**. 2014.10p.Disponível em:
<https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/1003692/1/BERNARDI48.pdf>

ROBERT, P. Caracterização das condições do solo em nível de campo para manejo específico do solo. **Geoderma**, v. 60, p. 57-72, 1993.

ROSSI, R. M.; NEVES, M. F. (Coord.). **Estratégias para o trigo no Brasil**. São Paulo: Atlas, 2004.

SANTOS, L. D.; RAIÁ JUNIOR, A. A. Análise Espacial de Dados Geográficos: A Utilização da Exploratory Spatial Data Analysis – ESDA para Identificação de Áreas. Críticas de Acidentes de Trânsito no Município de São Carlos (SP). **Sociedade & Natureza**, v. 18, n. 35, p. 97-107, 2006.

SANTOS, F. F. L. dos. **Condutividade elétrica aparente do solo determinada pelo método da resistividade utilizando diferentes frequências**. 2020. 66f. (Mestrado) - Universidade Federal de Viçosa (UFV). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola. Viçosa, 2020.

SCHENATTO, K.; SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; GAVIOLI, A.; BETZEK, N. M.; BENEDEZZI, H. M. Normalization of data for delineating management zones. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 143, p. 238-248, 2017.

SILVA, F. de O. **Geração De Mapas Temáticos Para Recomendação de Fertilizantes Utilizando a Plataforma Agdatabox**. 143f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2022.

SOBJAK, R. **Incorporation of computational modules as microservices in the agdatabox platform and development of agdatabox-map application**. 246f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, 2021.

SUDDUTH, K. A.; DRUMMOND, S. T.; KITCHEN, N. R. Accuracy issues in electromagnetic induction sensing of soil electrical conductivity for precision agriculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 31, p. 239-264, 2001.

SOUZA, E. D.T dos S.; QUEIROZ, D. M. de.; COELHO, A. L. de. F.; VALENTE, S. M. Development of a portable multisensor platform for soil mapping. **Revista Ciência Agronômica**, v. 54, 2023.

SOUZA, W. V., CARVALHO, M. S.; CRUZ, O G.; RAGONI V. Análise espacial de dados de áreas. In: SANTOS, S. M.; WAYNER V. SOUZA, W. V. Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública. Brasília 1ª ed. 2007.

SOUZA, E. G.; BAZZI, C. L.; KHOSLA, R.; URIBE-OPAZO, M. A.; REICH, R. M. Interpolation type and data computation of crop yield maps is important for precision crop production. **Journal of plant nutrition**, v. 39, n. 4, p. 531-538, 2016.

SOUZA, E. G. DE. SCHENATTO, K.; BAZZI, C. L. Creating thematic maps and management zones for agriculture fields. In: 14th **International Conference on Precision Agriculture**. Montreal, p. 1-17, 2018.

TAVARES FILHO, A. N.; BARROS, M. de F. C.; ROLIM, M. M.; SILVA, Ê. F. de F. Incorporação de gesso para correção da salinidade e sodicidade de solos salino-sódicos. **Revista Brasileira Engenharia Agrícola Ambiental**. v. 16, n. 3, p. 247-252, 2008.

VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M.; PINTO, F. de A.; SANTOS, F. L.; SANTOS, T. N. Spatial Variability of Apparent Electrical Conductivity and Soil Properties in a Coffee Production Field. **Engenharia Agrícola**, v. 34, n. 6, p. 1224-1233, 2014.

WELLER, U., ZIPPRICH, M., SOMMER, M., CASTELL, W. Z., & WEHRHAN, M. Mapping clay content across boundaries at the landscape scale with electromagnetic induction. **Soil Science Society of America Journal**, v. 71, n. 6, p. 1740-1747, 2007.

ZHU, Q.; LIN, H.; DOOLITTLE, J. Repeated electromagnetic induction surveys for improved soil mapping in an agricultural landscape. **Soil Science Society of America Journal**, v. 74, p. 1763-1774, 2010.