

LORECI ZANARDINI

ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DA RESILIÊNCIA DO SOLO EM  
LATOSSOLOS COMPACTADOS

CASCADEL  
PARANÁ – BRASIL  
AGOSTO – 2024

LORECI ZANARDINI

**ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DA RESILIÊNCIA DO SOLO EM  
LATOSSOLOS COMPACTADOS**

Tese apresentada à Universidade Estadual do Oeste do Paraná, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia na Agricultura, para obtenção do título de Doutor.

Orientadora: Dra. Araceli Ciotti de Marins

Coorientadores: Dr. Deonir Secco (*In Memoriam*)

Dr. Gustavo Henrique Dalposso

CASCVEL  
PARANÁ – BRASIL  
AGOSTO – 2024

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

Zanardini, Loreci

Análise Espaço-temporal da Resiliência do Solo em Latossolos Compactados / Loreci Zanardini; orientadora Araceli Ciotti de Marins; coorientador Deonir Secco / Gustavo Henrique Dalposso. -- Cascavel, 2024.

89 p.

Tese (Doutorado Campus de Cascavel) -- Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Programa de Pós-Graduação em Energia na Agricultura, 2024.

1. Geoestatística. 2. Thin Plate Spline. 3. Multilevel Base Approximation. 4. Rugosidade Superficial do Solo. I. Ciotti de Marins, Araceli, orient. II. Gustavo Henrique Dalposso, Deonir Secco /, coorient. III. Título.

**LORECI ZANARDINI**

Análise espaço-temporal da resiliência do solo em latossolos compactados

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia na Agricultura em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia de Energia na Agricultura, área de concentração Agroenergia, linha de pesquisa Biomassa e culturas energéticas, APROVADO pela seguinte banca examinadora:



Orientadora - Araceli Ciotti de Marins  
Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



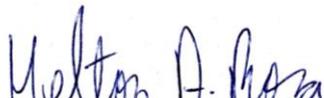
Plinio Lucas Dias Andrade  
Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Campus de Cascavel (UNIOESTE)



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



Rosangela Aparecida Botinha Assumpção  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus Toledo (UTFPR)



Héilton Aparecido Rosa  
Centro Universitário da Fundação Assis Gurgacz (FAG)

Cascavel, 29 de agosto de 2024

*“Dedico ao professor Deonir Secco (In memoriam)”.*

## AGRADECIMENTOS

A Deus pela vida e as condições para realizar esse trabalho, no momento certo.

À minha esposa Rita pelo amor, amizade e apoio incondicional e por sempre acreditar em mim e nunca me deixar desistir dos meus objetivos.

Às minhas filhas Aline e Paula, minhas extensões e razões de viver, por terem trilhado os caminhos delas e hoje serem exemplo a ser seguido.

Ao meu neto Lucas Daniel, que me renovou as energias e me elevou à condição de avô.

Ao meu irmão João Batista Zanardini amigo em todas as minhas memórias.

Aos meus pais Iolando e Margarida, pela vida, pelos exemplos, ensinamentos e acima de tudo por terem incentivado e priorizado minhas escolas e mostrarem o valor da educação.

À professora Araceli Ciotti de Marins pela excelente orientação no desenvolvimento do trabalho e amizade.

Ao professor Deonir Secco (*In memoriam*) pela oportunidade de conhecimento de uma área tão magnífica como a Física dos Solos e pelo excelente trabalho como coorientador e amizade. Infelizmente poucos dias antes dessa defesa perdemos sua presença aqui entre nós, tudo o que diria pessoalmente ficou guardado em minhas memórias e no coração como a eterna gratidão por ter me aceitado como aluno do programa, ter sido meu professor em duas disciplinas, ter oferecido o projeto de estudo para o doutorado, enfim por ter me ensinado tanto. Onde estiver saiba que sou eternamente grato.

Ao professor Gustavo Dalposso pela amizade, lembrança do tempo do Marista e excelentes oportunidades de aprendizagem, conhecimento e coorientação.

Aos membros da banca pela leitura, correções e sugestões do trabalho e encaminhamentos.

Ao pessoal do Lafis, Laboratório de Física dos Solos da Unioeste em Cascavel PR por todo apoio na coleta dos dados, e confecção das planilhas em especial ao Vinicius Mezza, Matheus Saviolli, Paula Hagemann, Tiago Satel e Douglas Bassegio.

A UNIOESTE antiga FECIVEL onde fiz a graduação em 1992 e voltei para concluir o doutorado assim também agradeço a todos meus ex-professores especialmente: Célia Kawanaghi (*In memoriam*), José Carlos Guioti (*In memoriam*), Leila Deixum Francini, Edward Kawanaghi, Valdevino Simões Périco meu padrinho de casamento (*In memoriam*), Sérgio Flávio Schmitz, Carlos Alberto Mucelin.

A todos meus ex-alunos e atuais por serem companheiros de quase 40 anos de sala de aula e me ensinarem tanto.

Aos meus amigos Aline, Bárbara, César, Emerson, Jahina, Ivan, Jocelaine, Larissa, Márcia, Suellen, Vanessa, Wilian.

Aos professores da matemática da UTFPR Campus de Toledo em especial ao colegiado do curso que aprovou a licença capacitação para que eu pudesse me dedicar na parte final do curso.

Aos ex-alunos e professores da UTFPR, Larissa, Clementina, Cleonis, Janecler, Ronie, Marieli, Gilson, Adilson, Matheus Salomão, Matheus Dal Molin, Divanete, Evandro, Caroline Dallagnol, Jéssica, Maicon, Tereza, Sheila.

Aos meus amigos José Raúl Luyo Sanches, Cláudio Santos de Souza, Adriana Regina de Faria Nogueira, Christian José Quintana Pinedo, Jairo Rocha de Faria, Jefferson Hilgert, amizade construída no mestrado na UFRJ e aos professores Luis Aduino da Justa Medeiros, Manuel Milla Miranda e Ricardo Fuentes Apolaya.

Aos amigos Antônio André Novotny, Antonio José Boness dos Santos, Ana Paula Pintado Wyse, amizade do doutorado no LNCC, Petrópolis RJ.

Aos amigos do Dinter da UFPR - ITAIPU em Foz do Iguaçu em especial ao Geraldo Brito e à professora Liliana Madalena Gramani (In memoriam) que tanto fizeram por toda a turma.

Aos amigos da UTFPR Campus de Pato Branco Luiz Carlos Scheitt, Jackson Luchesi, Aureo Quintas Garcia.

A todos os professores do programa de pós-graduação em Engenharia de Energia na Agricultura e à secretaria do programa.

## LISTA DE SÍMBOLOS

**Ca** Cálcio

**CO<sub>2</sub>** Gás Carbônico

**CONAB** Companhia Nacional de Abastecimento

**CTC** Capacidade de Trocas Catiônicas

**DEM** Desvio Padrão do Erro Médio

**D<sub>p</sub>** Densidade de Partículas

**D<sub>s</sub>** Densidade do Solo

**EA** Erro Absoluto

**EM** Erro Médio

**EMBRAPA** Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

**EMR** Erro Médio Reduzido

**G** Índice de acurácia global.

**IDR PR** Instituto de Desenvolvimento Regional do Paraná

**IDW** *Inverse of Distance Weights*

**IR** Índice de Rugosidade

**K** Índice *Kappa* de acurácia

**K** Potássio

**KPa** Kilopascal

**Macro** Macroporosidade do Solo

**MBA** *Multilevel Base Approximation*

**Mg** Magnésio

**Mg.m<sup>-3</sup>** Megagrama por metro cúbico

**Micro** Microporosidade do Solo

**MO** Matéria Orgânica

**MOS** Matéria Orgânica do Solo

**N** Nitrogênio

**NAOH** Hidróxido de Sódio

**NEEA** Núcleo Experimental da Engenharia Agrícola da UNIOESTE Cascavel PR

**Pt** Porosidade Total do Solo

**SER** Desvio Padrão do Erro Médio Reduzido

**SPD** Sistema Plantio Direto

**TFSA** Terra Fina Seca ao Ar

**TPS** *Thin Plate Spline*

**UNIOESTE** Universidade do Oeste do Paraná

**WSL** *Least Square Weights*

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> (a) Sede Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná - Santa Tereza do Oeste/PR e (b) Sede Núcleo Experimental da Engenharia Agrícola - NEEA - Unioeste Cascavel/PR.....	36
<b>Figura 2:</b> Estabelecendo os níveis de compactação .....	38
<b>Figura 3:</b> Perfilômetro que foi utilizado para monitorar o índice de rugosidade superficial na leitura no IDR PR na data 01/12/2021, tratamento 0P repetição R1 ...	39
<b>Figura 4:</b> Blocos de concreto enterrados e linha de nylon para altura de referência	40
<b>Figura 5:</b> Imagem aérea dos pontos de coletas das coordenadas geográficas onde se destacam os locais dos blocos de concreto para manutenção do nível de referência, para cada m <sup>2</sup> adjacente aos furos foram obtidas 4 coordenadas, bem como nas distâncias intermediárias entre os furos totalizando 80 coordenadas em cada safra, observa-se também os tratamentos: 0P, 1P, 3P, 5P e as repetições: R1, R2, R3, R4, R5.....	41
<b>Figura 6:</b> <i>Boxplot</i> dos IR do IDR na primeira safra, nas datas: 21/09/2020, 02/12/2020, 08/12/2020, 17/12/2020, 03/02/2021, 06/04/2021.....	52
<b>Figura 7:</b> <i>Boxplot</i> dos IR da segunda safra do IDR. ....	54
<b>Figura 8:</b> Gráficos Post Plot dos IR do IDR nas duas safras, em três momentos escolhidos para as interpolações .....	54
<b>Figura 9:</b> Variogramas ajustados dos IR das duas safras do IDR .....	56
<b>Figura 10:</b> Mapas interpolados através da Krigagem, TPS e MBA para o IR do IDR, do Paraná - Brasil, para a primeira safra 20/21.....	58
<b>Figura 11:</b> Mapas interpolados através da Krigagem, TPS e MBA para o IR do IDR, do Paraná - Brasil, para a segunda safra 21/22.....	60
<b>Figura 12:</b> <i>Boxplot</i> das seis leituras do IR no NEEA na primeira safra .....	74
<b>Figura 13:</b> <i>Boxplot</i> das nove leituras dos IR do NEEA durante a segunda safra.....	74

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Índice Kappa e o correspondente desempenho da classificação.....	44
<b>Tabela 2:</b> Resumo descritivo dos IR nas seis leituras na área experimental do IDR PR, safra de 2020/2021 .....	52
<b>Tabela 3:</b> Resumo Descritivo dos IR da segunda safra no IDR .....	53
<b>Tabela 4:</b> Validação cruzada para o índice de rugosidade relativo a primeira leitura na área experimental do IDR PR safra 2020 – 2021 .....	55
<b>Tabela 5:</b> Estatística Descritiva dos IR do IDR de duas safras, 2020 – 2021 (S1), 2021 – 2022 (S2), em três datas distintas, antes de estabelecer a compactação (A.C.), após a compactação (Ap. C.) e após a colheita da safra de soja (Ap. Col.) .....	57
<b>Tabela 6:</b> Descritiva dos valores interpolados por Krigagem, TPS, MBA e os respectivos módulos das diferenças .....	62
<b>Tabela 7:</b> Valores do índice Kappa e do Índice de Concordância Global, dos mapas dos IR do IDR na primeira safra, 2020/2021, nas datas 21/09/2020, 02/12/202 e 06/04/2021 e na segunda safra de 2021/2022, nas datas 05/10/2021 pela manhã, 05/10/2021 à tarde e 10/03/2022 .....	63
<b>Tabela 8:</b> Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 antes de estabelecer os níveis de compactação .....	72
<b>Tabela 9:</b> Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 após estabelecer os níveis de compactação .....	72
<b>Tabela 10:</b> Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 após colheita da soja.....	73

ZANARDINI, Loreci. Universidade Estadual do Oeste do Paraná, agosto de 2024.  
**Análise Espaço-temporal da Resiliência do Solo em Latossolos Compactados.**  
Orientadora: Dra. Araceli de Ciotti Marins. Coorientadores: Dr. Deonir Secco (*In Memoriam*) e Dr. Gustavo Henrique Dalposso

## RESUMO

Neste trabalho analisou-se a dependência espaço-temporal da resiliência<sup>1</sup> do solo em Latossolos compactados em duas áreas experimentais com diferentes teores de matéria orgânica (MO), sendo uma no núcleo de experimentação de engenharia agrícola da UNIOESTE Campus Cascavel (NEEA) e outra no Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR PR), distantes 20km uma da outra, sendo que essa última apresenta maior teor de matéria orgânica. Com o objetivo de estudar a recuperação do solo à compactação inerente ao sistema de plantio direto, foram estabelecidos quatro níveis de compactação nas duas áreas, utilizando-se de um conjunto mecânico agrícola apropriado. Posteriormente, empregou-se um perfilômetro para obter o índice de rugosidade da superfície do solo (IR). Foram gerados mapas dos índices de rugosidade superficial (IR) do IDR-PR por meio de krigagem e dos métodos de interpolação *Thin Plate Spline* (TPS) e *Multilevel B-Spline Approximation* (MBA). O índice Kappa (K) e o índice de concordância global (G) foram utilizados para avaliar a acurácia dos mapas e da álgebra de mapas. Além disso, foram gerados mapas dos atributos físicos macroporosidade (Macro), densidade do solo (Ds) e IR nas duas áreas. Todos os mapas foram elaborados em duas safras consecutivas de soja. Os mapas gerados por diferentes métodos de interpolação mostraram-se similares, e o uso de cada método deve ser decidido levando-se em conta as necessidades e os objetivos dos mesmos. Os mapas dos atributos físicos apresentaram comportamento esperado: a densidade aumenta com a compactação, enquanto a macroporosidade diminui; no entanto, com os ciclos de umedecimento e secagem e a presença de matéria orgânica, o solo se recupera das perturbações. Os índices de rugosidade (IR) apresentaram valores maiores antes da compactação e comportamento decrescente ao longo do tempo, evidenciando a recuperação do solo.

**PALAVRAS-CHAVE:** Rugosidade do Solo; Macroporosidade; Densidade; *Thin Plate Spline*; *Multilevel Base Spline Aproximation*; Krigagem

---

<sup>1</sup> Resiliência tem sua origem na Física com significado da capacidade de um corpo em retornar a um estado anterior.

ZANARDINI, Loreci. Western Paraná State University, August, 2024. **Spatial temporal analysis of soil resilience in compacted Oxisols**. Advisor: Dra. Araceli de Ciotti Marins. Coorientadores: Dr. Deonir Secco (*In Memoriam*) e Dr. Gustavo Henrique Dalposso.

## ABSTRACT

The present thesis provides a spatial and temporal analysis of soil resilience<sup>2</sup> in compacted Oxisols. Two experimental areas with different levels of organic matter (OM) were considered: one at the Agricultural Engineering Experiment Center at UNIOESTE Campus Cascavel (NEEA) and another at the Institute of Rural Development of Paraná (IDR PR). The two areas are located 20 km apart, with the latter having a higher organic matter content. The study aimed to understand the soil's ability to recover from the compaction inherent in the no-tillage system. To this end, four compaction levels were established in both areas using an appropriate agricultural machinery set, followed by the use of a profilometer to obtain the random soil roughness index (RI). RI maps for the second area, IDR PR, were generated using kriging, the Thin Plate Spline (TPS) interpolation method, and the Multilevel B-Spline Approximation (MBA) method. Additionally, the Kappa index (K) and the global agreement (G) were used to evaluate the accuracy of the maps and the map algebra. In contrast, maps for both areas were generated by measuring the physical attributes of macroporosity, density, and RI. All maps were generated considering two consecutive soybean harvests. We concluded that the maps generated by the different interpolation methods were similar, and therefore, their selection should be based on the specific needs and purposes of the maps. The maps of physical attributes exhibited the expected behavior: soil density increases with compaction, while macroporosity decreases. However, with moisture cycles, drying, and organic matter, the soil demonstrated recovery from disturbances. The RI maps showed higher values before compaction and a decreasing trend over time, providing further evidence of soil recovery.

**KEYWORDS:** Soil Roughness; Macroporosity; Density; Thin Plate Spline; Multilevel Base Aproximation; Kriging

---

<sup>2</sup> Resilience originated in physics and denotes a body's ability to return to a previous state.

## ÍNDICE

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>15</b>
<b>1.1 Objetivos</b> .....	<b>17</b>
1.1.1 Objetivo Geral.....	17
1.1.2 Objetivos Específicos.....	17
<b>1.2 Hipótese</b> .....	<b>18</b>
<b>1.3 Organização da tese</b> .....	<b>18</b>
<b>2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>19</b>
<b>2.1 Propriedades Físicas do Solo</b> .....	<b>19</b>
2.1.1 Densidade.....	19
2.1.2 Macroporosidade, Microporosidade e Porosidade Total .....	19
2.1.3 Índice de Rugosidade Superficial.....	20
<b>2.2 Compactação</b> .....	<b>21</b>
<b>2.3 Matéria Orgânica</b> .....	<b>22</b>
<b>2.4 Geoestatística</b> .....	<b>23</b>
2.4.1 Modelagem de Semivariogramas .....	25
2.4.2 Modelos Matemáticos de Semivariogramas .....	27
2.4.3 Krigagem .....	30
2.4.4 Variância Mínima .....	31
2.4.5 Resolução do Sistema de Krigagem.....	33
<b>2.5 Álgebra de Mapas</b> .....	<b>34</b>
2.5.1 Operações Pontuais .....	34
2.5.2 Operações de Vizinhança.....	35
2.5.3 Operações Zonais.....	35
<b>3. MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	<b>36</b>
<b>3.1 Áreas Experimentais</b> .....	<b>36</b>
<b>3.2 Estabelecimento dos Níveis de Compactação</b> .....	<b>37</b>
<b>3.3 Avaliações Físicas do Solo</b> .....	<b>38</b>
<b>3.4 Análise Geoestatística</b> .....	<b>42</b>
<b>3.5 Acurácia dos Mapas Gerados:</b> .....	<b>43</b>
<b>4 CAPÍTULO 1: Métodos de interpolação do índice de rugosidade superficial de um Latossolo argiloso sob níveis de compactação</b> .....	<b>45</b>
<b>4.1 Introdução</b> .....	<b>45</b>

<b>4.2 Material e Métodos</b> .....	<b>48</b>
<b>4.3 Resultados e Discussão</b> .....	<b>52</b>
<b>4.4 Conclusão</b> .....	<b>66</b>
<b>5 Capítulo 2: Resiliência de um latossolo argiloso com diferentes teores de matéria orgânica</b> .....	<b>67</b>
<b>5.1 Introdução</b> .....	<b>67</b>
<b>5.2 Metodologia</b> .....	<b>69</b>
<b>5.3 Resultados e Discussão</b> .....	<b>71</b>
<b>6. CONCLUSÕES</b> .....	<b>81</b>
<b>7. REFERÊNCIAS</b> .....	<b>82</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A agricultura no Brasil é um dos setores responsáveis pelo desenvolvimento do país. Segundo a CONAB (2022), houve um aumento expressivo na produção de grãos nas últimas quatro décadas, passando de 38 para aproximadamente 232 milhões de toneladas, o que resultou num aumento de pouco mais de 500%.

Esse crescimento só foi possível graças ao aporte de tecnologias de plantio e manejo adequadas ao solo brasileiro, como o sistema de plantio direto (SPD), que, segundo a EMBRAPA (2020), é o sistema de plantio mais conservacionista. Esse sistema visa otimizar o rendimento de grãos nas colheitas e minimizar os efeitos negativos do manejo.

Infelizmente, o SPD adotado atualmente pela maioria dos agricultores é ineficiente, pois não contempla os princípios básicos que deveriam, acima de tudo, proteger o solo, o principal meio de produção agrícola. O SPD de qualidade objetiva o não revolvimento do solo, mantendo sobre sua superfície a palhada e os restos vegetais de culturas anteriores, além de realizar a rotação de culturas e respeitar as condições ideais de umidade no momento das operações com maquinário (Secco *et al.*, 2023).

Segundo Villa *et al.* (2019) um SPD de qualidade deve evitar a erosão, mantendo sobre o solo uma camada abundante de palhada para protegê-lo das intempéries, especialmente das chuvas intensas, que promovem a desestruturação e o tornam suscetível à erosão hídrica, atualmente, um dos maiores problemas do SPD.

Outro grande problema do SPD em Latossolos<sup>3</sup> argilosos da região Oeste do Paraná, cuja composição é de aproximadamente 64% de argila, segundo Messa (2024), é a susceptibilidade à compactação, devido à presença de argilominerais caulíníficos EMBRAPA SOLOS (2018), os quais são extremamente pequenos, em formato de lâminas e altamente coesivos. A alta coesividade desses argilominerais, aliada ao intenso tráfego de máquinas e equipamentos em condições de umidade elevada nesses Latossolos, submetidos a um plantio direto de baixa qualidade, resulta na elevação do estado de compactação. Isso favorece a redução da produtividade dos cultivos em anos de estiagem e a ocorrência de erosão em anos de chuvas excessivas.

---

<sup>3</sup> Latossolos: Solos muito intemperizados.

Segundo Silva; Pereira Santana (2013), a caulinita é um argilomineral do tipo 1:1<sup>4</sup> não expansível, que propicia menor resiliência ao solo. Assim, a capacidade regenerativa de deformações impostas pelo tráfego de máquinas e implementos agrícolas não pode ser atribuída ao tipo de argilomineral, mas à elasticidade proporcionada pela matéria orgânica.

Dessa forma, a única maneira de melhorar a estrutura do solo predominante na região oeste do Paraná, para que ele apresente maior resistência à compactação, é o aporte de matéria orgânica. Esta possui uma densidade menor, maior poder de cimentação, predominância de carga elétrica negativa e alta capacidade de retenção de água, mantendo o solo na faixa de friabilidade<sup>5</sup> por tempo maior, reduzindo também a densidade e melhorando a cimentação dos agregados (Batistão *et al.*, 2020). Esses fatores contribuem para o aumento da resistência à compactação, ampliando a elasticidade, que está diretamente relacionada ao aumento da capacidade regenerativa do solo diante das deformações.

O termo "resiliência do solo" tem sido utilizado por diversos autores para expressar sua capacidade de regeneração ou recuperação frente a perturbações, sejam elas exógenas ou endógenas, especialmente no que diz respeito à compactação. No entanto, esses autores não mencionam a análise e a variabilidade espaço-temporal da resiliência (Ludwig, Wilmes e Schrader, 2018).

Há claramente uma lacuna na definição do que é a resiliência do solo em termos de uma medida concreta. Ou seja, não existe uma grandeza física com uma unidade de medida que determine se um solo é mais ou menos resiliente. Assim, uma possível solução para sua determinação seria a medição de propriedades físicas, como densidade, macroporosidade, porosidade total, microporosidade e, principalmente, a rugosidade superficial, como indicadores de resiliência (De Andrade Bonetti *et al.*, 2017; Ludwig; Wilmes; Schrader, 2018; Smith *et al.*, 2022).

Como as propriedades físicas do solo possuem dependência espacial e temporal, estima-se que a resiliência também tenha. Com isso, as técnicas estatísticas necessárias para trabalhá-las, necessariamente, precisam levar em conta essas características (Uowicz, B.; Uowicz, J.B., 2004; Ayele *et al.*, 2020; Li *et al.*, 2020; Masood; Salim, 2022).

---

<sup>4</sup> Caulinita é constituída por lâminas tetraedrais de Si<sup>4+</sup> ligadas por lâminas octaedrais de Al<sup>3+</sup> através do compartilhamento do oxigênio (O).

<sup>5</sup> Friabilidade é a faixa entre o solo seco e o solo molhado, ou seja, é o solo úmido.

O estudo de variáveis aleatórias espaciais tem sido realizado com o uso da geoestatística<sup>6</sup>, que é adequada para trabalhar com dados espaciais levando em conta a variabilidade e análise dos mesmos. Ferramentas adequadas como variograma experimental<sup>7</sup>, modelos teóricos para serem ajustados aos dados e fornecerem estimativas de valores não amostrados como por exemplo a krigagem<sup>8</sup> podem ser utilizadas para modelar dados espaciais, levando em conta sua variabilidade (Abdel Rahman *et al.*, 2021b; De Sousa Mendes *et al.*, 2020).

## 1.1 Objetivos

### 1.1.1 Objetivo Geral

Verificar experimentalmente que a resiliência do solo depende do teor de matéria orgânica e possui dependência espaço-temporal.

### 1.1.2 Objetivos Específicos

- Estudar os atributos físicos do solo: Densidade<sup>9</sup>, Macroporosidade<sup>10</sup>, relacionados à rugosidade superficial<sup>11</sup> e constatar como esses atributos influenciam espacialmente e temporalmente na resiliência do solo;
- Evidenciar o índice de rugosidade do micro relevo do solo como um indicador de recuperação local após compactação;
- Obter modelos através da interpolação por *Thin Plate Spline*, *Multilevel Base Spline Aproximation* e Krigagem da rugosidade superficial do solo evidenciando a dependência espaço-temporal e seu comportamento após ciclos de umedecimento e secagem do solo.

<sup>6</sup> Geoestatística tem por objetivo estudar estatisticamente a variabilidade espacial dos dados.

<sup>7</sup> Variograma Experimental é um conjunto de pontos onde a abscissa é  $h$  e a ordenada é a semivariância dos dados experimentais que distam  $h$  uns dos outros.

<sup>8</sup> Krigagem é um método de regressão usado em geoestatística para estimar dados ao longo do espaço.

<sup>9</sup>  $D_s = \frac{m_a}{V}$ ;  $D_s$ : Densidade do solo em  $\text{Kg dm}^{-3}$  ( $\text{g cm}^{-3}$ )  $m_a$ : massa da amostra do solo seco a  $105^\circ\text{C}$  até peso constante em g;  $V$  volume do cilindro em  $\text{cm}^3$ .

<sup>10</sup> Os poros do solo são classificados em macroporos, não capilares e microporos, capilares, usualmente o diâmetro de 50 micrômetros tem sido adotado para a divisão.

<sup>11</sup> Rugosidade superficial está relacionada ao micro relevo do solo, com as micro elevações e micro depressões.

## **1.2 Hipótese**

A resiliência do solo, avaliada por meio do índice de rugosidade, possui dependência espaço-temporal, sendo afetada pelos ciclos de umedecimento e secagem, pelas propriedades físicas e pelo teor de matéria orgânica do solo.

## **1.3 Organização da tese**

Esta tese foi organizada da seguinte forma: primeiramente, uma revisão bibliográfica geral, que aborda o estado da arte sobre o solo, o sistema de plantio direto, a compactação e os problemas inerentes a esse manejo, além da geoestatística e da álgebra de mapas.

Após essa revisão, foram apresentados os materiais e métodos gerais, com a localização das áreas de estudo, suas características físicas, a descrição dos experimentos e avaliações realizados, as datas e os dados utilizados à geoestatística e outras interpolações, bem como o método de comparação dos mapas gerados.

Em seguida, foram apresentados dois artigos submetidos a periódicos, sendo que um foi aprovado até a data da defesa da tese e o outro está em processo de revisão.

Por fim, apresentou-se uma conclusão geral da tese, seguida da bibliografia geral.

## 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Propriedades Físicas do Solo

#### 2.1.1 Densidade

Densidade é a razão entre uma determinada massa e o volume por ela ocupada. Os valores de referência para densidade do solo variam com a textura do mesmo, para solos arenosos de 1,2 a 1,9 Mg m<sup>-3</sup> e para solos argilosos de 0,9 a 1,7 Mg m<sup>-3</sup> (Reinert; Reichert, 2006).

A densidade do solo é afetada pelos cultivos que alteram sua estrutura, pois considera o arranjo espacial das partículas (Fuentes Llanillo *et al.*, 2006; Holthusen *et al.*, 2020a).

Existem alterações na densidade do solo de origem natural, como adensamento<sup>12</sup>, eluviação e/ou iluviação<sup>13</sup> de argila e forças mecânicas produzidas pelo peso próprio do solo que embora sejam importantes são de difíceis mensuração diagnóstico e prognóstico. Essas alterações afetam de maneira acentuada as propriedades físico hídricas como porosidade, aeração, retenção de água, disponibilidade de água e resistência do solo à penetração (Seifu *et al.*, 2022).

#### 2.1.2 Macroporosidade, Microporosidade e Porosidade Total

O espaço poroso do solo é dividido em macroporosidade e microporosidade, sendo a soma dessas a porosidade total (Reinert; Reichert, 2006). A macroporosidade, ou o espaço formado pelos macroporos, é responsável por uma série de funções essenciais para as plantas. As principais incluem a infiltração de água, trocas gasosas, manutenção da temperatura, facilitação do enraizamento das plantas e disponibilização de nutrientes (Reichert *et al.*, 2009a).

A microporosidade, constituída pelos microporos, é responsável principalmente pela retenção de água, devido à força de adesão que as moléculas de água exercem

---

<sup>12</sup> Adensamento é a compactação do solo natural devido ao seu peso próprio.

<sup>13</sup> Eluviação é o transporte de material dissolvido dentro do solo de forma ascendente quando a água excede a evaporação e iluviação é o acúmulo de material em uma região pelo processo de eluviação.

nas paredes dos microporos, mantendo-se retida e disponível para as plantas (Reinert; Reichert, 2006).

A água retida nos macroporos é prontamente disponibilizada para as plantas, enquanto a água nos microporos não, o que faz com que a planta precise realizar trabalho para absorvê-la (Fuentes Llanillo *et al.*, 2006).

Em solos argilosos ou muito argilosos, é comum o adensamento causado pela iluviação da argila, um movimento natural da argila devido à gravidade, que ocorre de cima para baixo. Esse processo pode ocasionar o entupimento de microporos e macroporos, reduzindo a disponibilidade de água, prejudicando as trocas gasosas e diminuindo a disponibilidade de nutrientes (Holthusen *et al.*, 2020).

A porosidade total, a macroporosidade e a microporosidade são atributos físicos de fácil coleta e mensuração, além de serem de baixo custo. Esses atributos fornecem um bom indicativo da qualidade física do solo, pois um solo fisicamente adequado possui cerca de 50% de seu volume composto por espaços porosos, divididos entre macro e microporos na razão de 2 para 1. Isso reduz a densidade do solo e favorece a penetração das raízes, principalmente em períodos de seca, quando a planta pode buscar água em camadas mais profundas do solo (Pilatti, 2018).

Assim, busca-se um sistema de manejo adequado com o objetivo de preservar o solo, mantendo sua estrutura e seus macroporos e microporos bem distribuídos, o que favorece a infiltração de água. Dessa forma, o solo atua como um reservatório durante períodos de estiagem, mantendo uma boa cobertura de palhada na superfície para diminuir a temperatura e servir como dissipador de energia das gotas de chuva, evitando a erosão hídrica (Gongora *et al.*, 2022).

### 2.1.3 Índice de Rugosidade Superficial

O índice de rugosidade da superfície do solo é um parâmetro relacionado aos principais problemas de manejo e conservação do solo, como infiltração de água, escoamento superficial e acúmulo de água em depressões (Kamphorst *et al.*, 2000).

A determinação do índice de rugosidade superficial é importante para o manejo adequado da água no solo com fins agrícolas. Nesse sentido, destacam-se três modalidades de rugosidade que se somam à composição final da rugosidade do solo: de acordo com Xingming *et al.* (2021) há a variação do micro relevo devido à estrutura do solo; a rugosidade aleatória, relacionada à presença natural de torrões; e a

rugosidade orientada, causada principalmente pelo levantamento e abaixamento do solo devido ao tráfego de máquinas.

Nas últimas décadas, diversos instrumentos vêm sendo utilizados para medir a rugosidade superficial do solo, desde os mais comuns, como perfilômetros de varetas, até os totalmente digitais (Li *et al.*, 2020).

Diferentes índices de rugosidade têm sido propostos para medir as variações do micro relevo, desde o modelo de Allmaras *et al.* (1966) até os índices fractais de rugosidade (Vidal Vázquez *et al.*, 2010).

## 2.2 Compactação

Um dos principais problemas enfrentados nas áreas agrícolas da região oeste do Paraná é a falta de qualidade do sistema de plantio direto. Esse sistema, muitas vezes, é realizado com qualidade inferior à recomendada pela literatura, que preconiza a não utilização do revolvimento mecânico do solo por máquinas e o depósito de palhas de culturas anteriores sobre o solo. Essas palhas servem para amenizar as altas temperaturas, proteger o solo e dissipar a energia cinética das gotas de chuva, que promovem a desestruturação do solo e o arrasto de solo carregado de nutrientes e outros insumos pelas forças da água da chuva (Messa *et al.*, 2024).

Devido ao manejo inadequado, que inclui o não respeito às condições de umidade do solo para as operações agrícolas e a utilização de máquinas cada vez maiores e mais pesadas, ocorre a compactação do solo. Essa compactação resulta em uma diminuição substancial no número de macroporos, responsáveis pela oxigenação, pelas trocas gasosas e pela infiltração de água no solo (Correa *et al.*, 2019). Portanto, a compactação do solo é o principal problema atual enfrentado pelas culturas de soja, milho e outras de inverno na região, especialmente em períodos de estiagem e de excesso de chuvas (Shah *et al.*, 2017).

Um dos principais atributos físicos do solo que indica o estado de compactação é a densidade do solo, que é a razão entre a massa do solo seco e o seu volume. A compactação diminui o volume dos macroporos, resultando em altas densidades do solo. Um solo compactado, portanto, pode comprometer o desenvolvimento e a produtividade das culturas agrícolas (Suzuki *et al.*, 2022).

## 2.3 Matéria Orgânica

Os principais agentes cimentantes dos Latossolos argilosos são os óxidos de ferro e alumínio, além da matéria orgânica (MO). Estes agentes são responsáveis pela cimentação dos agregados do solo, proporcionando qualidade estrutural, boa distribuição do espaço poroso e facilitando o enraizamento das culturas (Clunes *et al.*, 2022).

A MO possui uma maior capacidade de retenção de água, devido à sua carga elétrica predominantemente negativa, que atrai fortemente o polo positivo da molécula de água. Dessa forma, um grama de matéria orgânica pode reter até quatro vezes mais água do que o mesmo peso de argila (Ketterings; Reid; Rao, 2007).

A densidade da MO é menor do que a dos solos, o que contribui para a redução da densidade do solo e alivia os efeitos da compactação em sistemas de manejo de má qualidade (De Andrade Bonetti *et al.*, 2017).

A capacidade de troca catiônica (CTC) da MO é muito maior do que a dos componentes texturais do solo, argila, areia e silte, favorecendo a disponibilidade de nutrientes essenciais às culturas, como Mg, Ca, K e N (Ketterings; Reid; Rao, 2007; Ramos *et al.*, 2018).

A MO nos solos provém dos restos vegetais e animais que entram em decomposição e passam a integrar a composição do solo. Por isso, é crucial manter uma camada de palhada de culturas anteriores sobre o solo (Secco *et al.*, 2023).

Nesse sentido, a rotação de culturas deve ser planejada levando em consideração as exigências da próxima cultura. A rotação deve promover um enraizamento eficaz, que criará uma rede capilar cimentada, aumentando o volume de bioporos estáveis e favorecendo um melhor enraizamento da próxima cultura. Em períodos de estiagem severa, essas raízes poderão acessar a água disponível em camadas mais profundas do solo (Villa *et al.*, 2019, Barchinski *et al.*, 2020; Gongora *et al.*, 2022; Marins *et al.*, 2022).

A MO é basicamente constituída de carbono, mas nem todo esse carbono é disponibilizado para a planta. A maior parte é liberada na forma de CO<sub>2</sub> por meio da oxidação da matéria orgânica, especialmente em altas temperaturas. Portanto, é importante manter a palhada sobre a superfície do solo para amenizar as altas temperaturas e evitar a oxidação da matéria orgânica (Almendros *et al.*, 2018).

Segundo Reichert *et al.* (2018), o comportamento elástico do solo é afetado por sua composição, especialmente pela presença de matéria orgânica e pela textura (conteúdo de argila). Além disso, a elasticidade do solo depende do tipo de estrutura do solo, sendo maior em horizontes com estruturas prismáticas em comparação com horizontes compostos por estruturas massivas.

De acordo com Holthusen *et al.* (2020), a compressibilidade do solo e a elasticidade pertencem ao grupo de propriedades funcionais relacionadas à agregação do solo e à resistência, que são influenciadas pela MO.

Xu, Wu e He (2012) afirmam que a MO pode ser considerada um amortecedor mecânico no solo, permitindo que o solo se recupere após a aplicação de cargas externas.

## 2.4 Geoestatística

Várias pesquisas, como as de Ayele *et al.* (2020), Dai *et al.* (2022), Kiani, Hernandez-Ramirez e Quideau (2020), e Usowicz e Usowicz (2004), têm mostrado que os atributos físicos do solo, como densidade e porosidade, possuem dependência espaço-temporal. As técnicas estatísticas apropriadas para estudar esses fenômenos precisam levar em conta tanto as características espaciais quanto as temporais.

Usowicz e Usowicz (2004), por exemplo, afirmam que "a variabilidade espacial e temporal do ambiente natural é uma característica inerente e inevitável. Cada elemento do ambiente é caracterizado por sua própria variabilidade e, ao mesmo tempo, cada elemento afeta um ou mais outros elementos do ambiente."

O que se conhece desses atributos ou variáveis geralmente vem de um número limitado de amostras, a partir das quais se estuda o comportamento de todo o campo e se estimam as incertezas associadas (Goovaerts, 1998).

Os fenômenos espaciais no solo geralmente apresentam características muito próprias, que os distinguem de outros casos que podem ser modelados matematicamente. Normalmente, há uma grande variabilidade espacial e a impossibilidade de repetir uma amostra, ou seja, há uma unicidade na realização espacial do estudo (Xingming *et al.*, 2021).

Dentre as áreas que analisam a variabilidade espacial e/ou temporal temos a geoestatística que surgiu na década de 60 nos trabalhos pioneiros de (Matheron, 1965; Matheron, 1963).

Nos modelos geoestatísticos, os dados amostrais são interpretados como provenientes de um processo aleatório, o que, por sua vez, incorpora incertezas na sua conceituação (Pereira; Soares, 2018). Matematicamente, uma variável regionalizada é uma função  $f(x)$  no ponto espacial  $x$  com dois aspectos contraditórios: um aleatório, resultante da irregularidade e imprevisibilidade das variações, e outro estruturado, que dá a característica de regionalização, onde valores "próximos" tendem a ter maior semelhança ou menor variabilidade, enquanto valores "distantes" tendem a apresentar maior variabilidade (Wu; He; Christakos, 2022).

A definição de variável regionalizada remete ao conceito de função vetorial na matemática, pois cada ponto no espaço possui coordenadas  $(x, y, z)$  e o valor no ponto  $Z = f(x, y, z)$ .

A realização de uma variável regionalizada é uma de variável aleatória. Deutsch; Journel (1997) denominam  $Z(x)$  como variável aleatória dependente da localização  $x$  que pode assumir valores de acordo com uma distribuição de probabilidades. Goovaerts (1998) também a denomina dessa forma.

O valor localizado espacialmente em  $x_1$ , representação geral de um ponto com coordenadas espaciais,  $(x, y, z)$ , é interpretado como uma realização  $Z(x_1)$ . No espaço há as realizações de  $N$  variáveis aleatórias  $Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_N)$  correlacionadas entre si.

Seguem algumas definições básicas dos primeiros momentos para variáveis aleatórias contínuas:

$$E\{Z(x_i)\} = m(x_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} z dF_{x_i}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} z f_{x_i}(z) dz \quad (1)$$

$$var\{Z(x_i)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} [z - m(x_i)]^2 dF_{x_i}(z) \quad (2)$$

em que  $f_{x_i}(z)$  e  $F_{x_i}(z)$  são respectivamente as funções de densidade de probabilidade e de distribuição acumulada da variável  $Z(x_i)$ .

Entre duas variáveis aleatórias  $Z(x_1)$  e  $Z(x_2)$  define-se a covariância:

$$C(Z(x_1), Z(x_2)) = E\{Z(x_1)Z(x_2)\} - m(x_1)m(x_2) \quad (3)$$

$$E\{Z(x_1)Z(x_2)\} = \iint_{-\infty}^{+\infty} xy d^2 F_{x_1 x_2}(x, y) \quad (4)$$

$$= \iint_{-\infty}^{+\infty} xyf_{x_1x_2}(x, y)dxdy \quad (5)$$

Sendo  $F_{x_1x_2}(x, y)$  a função de distribuição bivariada:

$$F_{x_1x_2}(x, y) = \text{prob}\{Z(x_1) \leq x \text{ e } Z(x_2) \leq y\} \quad (6)$$

O coeficiente de correlação e a semivariância, sob a hipótese de estacionaridade do primeiro momento são respectivamente:

$$\rho(Z(x_1), Z(x_2)) = \frac{C(Z(x_1), Z(x_2))}{\sqrt{\text{var}\{Z(x_1)\}\text{var}\{Z(x_2)\}}} \quad (7)$$

$$\gamma(Z(x_1), Z(x_2)) = \frac{1}{2}E\{[Z(x_1) - Z(x_2)]^2\} \quad (8)$$

O conjunto de variáveis aleatórias  $Z(x_i), i = 1, \dots, N$  correlacionadas entre si, constitui uma função aleatória da qual se tem apenas uma realização: o conjunto dos dados experimentais, como, por exemplo, a densidade do solo.

Com uma única realização, é teoricamente impossível determinar qualquer estatística das variáveis individuais ou da função. A solução proposta consiste em assumir diversos graus de estacionaridade da função aleatória, de modo que a inferência de algumas estatísticas seja possível (Matheron, 1963).

#### 2.4.1 Modelagem de Semivariogramas

A modelagem de semivariogramas é uma técnica utilizada na análise geoestatística para descrever a estrutura da variabilidade espacial ou temporal de um fenômeno. O semivariograma é uma função matemática que mede a variabilidade dos valores observados entre pares de pontos em relação à distância ou ao tempo que os separam (Wu; He; Christakos, 2022a).

A modelagem de semivariogramas envolve os seguintes passos:

**Coleta de dados:** É necessário coletar dados em diferentes locais ou momentos no tempo. Esses dados podem incluir amostras de solo, dados climáticos, medições de poluentes, entre outros (Wu; He; Christakos, 2022).

**Cálculo dos semivariogramas:** Com os dados coletados, estima-se a semivariância para diferentes distâncias ou defasagens. A semivariância é uma medida da variabilidade entre os pares de pontos em relação à distância entre eles.

Quanto maior a distância, maior a variabilidade esperada (Gómez-Hernández; Horta; Jeanée, 2013).

Os estimadores de semivariância de Matheron, Matheron (1963) e New1 em Lark (2003) podem ser utilizados para estimar a dependência espacial entre as amostras.

O estimador clássico de Matheron  $\hat{\gamma}_M(h)$  da função semivariância definida na equação (9) é da forma:

$$\hat{\gamma}_M(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(s) - Z(s+h)]^2 \quad (9)$$

em que

$N(h)$ : número de pares distantes  $h$  um do outro

$Z(s)$ : variável  $Z$  no ponto  $s$ .

O estimador New1 é apresentado pela equação (10):

$$\hat{\gamma}_{N1}(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{2m} \sum_{j \in D_{i,h}} [Z(s_i) - Z(s_j)]^2 \right\} \quad (10)$$

em que

$n$ : total de pontos amostrais na área toda,

$D_{i,h}$ : subconjunto da variável  $Z$  em uma janela móvel

$m$ : número de pares em  $D_{i,h}$

Sugerem-se os seguintes passos para a modelagem geoestatística:

- Ajuste de modelos de semivariogramas: Com os semivariogramas calculados, é possível ajustar modelos matemáticos que descrevem a estrutura de dependência espacial ou temporal dos dados. Existem diferentes modelos de semivariogramas, como o esférico, exponencial, gaussiano, entre outros. Cada modelo possui parâmetros que devem ser estimados a partir dos dados (Pereira; Soares, 2018).
- Validação do modelo: Após ajustar o modelo de semivariograma, é importante avaliar a qualidade do ajuste. Isso pode ser feito visualmente, comparando os semivariogramas calculados com os ajustados, ou utilizando métricas estatísticas, como o erro quadrático médio ou o coeficiente de determinação (Pereira; Soares, 2018).

- Utilização do modelo: Uma vez que o modelo de semivariograma tenha sido ajustado e validado, ele pode ser utilizado para interpolar ou simular valores em locais ou momentos não amostrados. Isso é feito por meio de técnicas como a krigagem, que utiliza o modelo de semivariograma para estimar valores não amostrados com base nos valores observados (Soares, 2009).

É importante ressaltar que a modelagem de semivariogramas é uma abordagem simplificada para representar a variabilidade espacial ou temporal de um fenômeno. Em alguns casos, a estrutura pode ser mais complexa e exigir abordagens mais avançadas, como a modelagem de covariâncias ou funções multivariadas (Pereira; Soares, 2018).

#### 2.4.2 Modelos Matemáticos de Semivariogramas

Existem vários modelos matemáticos que podem ser usados para descrever a forma dos semivariogramas na modelagem geoestatística. Alguns dos modelos mais comumente utilizados incluem, segundo (Webster; Oliver, 2008):

**Modelo Esférico:** O modelo esférico é um dos mais simples e amplamente utilizados. Ele assume que a dependência espacial atinge uma certa magnitude (patamar) a uma determinada distância (alcance), tornando-se constante além desse alcance. A fórmula geral para o modelo esférico é dada por:

$$\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c_1 * \left[ \frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3} \right], & h \leq a \\ c_0 + c_1, & h > a \end{cases} \quad (11)$$

Em que

$c_0$  é o efeito pepita (variância no ponto de origem),

$c_1$  é a contribuição,

$c_0 + c_1$  é o patamar

$a$  é o alcance (distância onde a semivariância atinge o patamar).

**Modelo Exponencial:** O modelo exponencial assume que a dependência espacial aumenta assintoticamente para o patamar. A fórmula geral para o modelo exponencial é dada por:

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left( 1 - e^{-\frac{h}{a}} \right) \quad (12)$$

Onde:

$c_0$  é o efeito pepita (variância no ponto de origem),

$c_1$  é a contribuição,

$c_0 + c_1$  é o patamar,

$a$  é o alcance (distância onde a semivariância atinge aproximadamente 95% do patamar).

Modelo Gaussiano: O modelo gaussiano assume uma forma de curva gaussiana para a dependência espacial. A fórmula geral para o modelo gaussiano é dada por:

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left( 1 - e^{-\frac{h^2}{a^2}} \right) \quad (13)$$

Onde:

$c_0$  é o efeito pepita (variância no ponto de origem),

$c_1$  é o patamar (patamar da semivariância),

$c_0 + c_1$  é o patamar,

$a$  é o alcance (distância onde a semivariância atinge aproximadamente 95% do patamar).

Modelo Wave: Também identificado na literatura como modelo periódico, não monotônico ou ainda de “*Holle Effect*” como em (Pyrzcz; Deutsch, 2015). A fórmula geral é dada por:

$$\gamma(h) = c_n \left[ 1 - \cos \left( \frac{h}{a_n} \pi \right) \right] \quad (14)$$

Onde:

$c_n$  contribuição;

$a_n$  alcance;

$h$  lag passo do modelo.

Alguns modelos periódicos podem ainda apresentar um fator de amortecimento:

$$\gamma(h) = c_n \left[ 1 - \exp \left( \frac{-3h}{d} \right) \cos \left( \frac{h}{a_n} \pi \right) \right] \quad (15)$$

no qual o parâmetro  $d$  é geralmente obtido como o alcance no qual uma amplitude relativa é igual a uma fração da amplitude original do modelo.

Modelos da família Matérn:

A família de modelos Matérn é uma classe de modelos matemáticos de semivariogramas experimentais oferecem flexibilidade para descrever diversos tipos de análise espacial. Esses modelos foram propostos por Matérn em 1986 e são amplamente utilizados na análise geoestatística devido à sua capacidade de capturar uma variedade de padrões espaciais (Webster; Oliver, 2008):

$$\gamma(h) = c \left\{ 1 - \frac{1}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} \left( \frac{h}{r} \right)^{\nu} K_{\nu} \left( \frac{h}{r} \right) \right\} \quad (16)$$

em que:

$\gamma(h)$  é a semivariância para uma distância  $h$ ,

$r$  parâmetro de escala para a distância,

$c$  é o patamar (variância máxima do fenômeno),

$\nu$  é o parâmetro de suavidade (controla a suavidade da função de semivariograma),

$\kappa$  é o parâmetro de alcance (controla a escala da dependência espacial máxima),

$K_{\nu}$  é a função de Bessel modificada de ordem  $\nu$ ,

$\Gamma$  é a função gama.

A função de Bessel modificada de ordem  $\nu$ ,  $K_{\nu}$ , é uma função matemática que desempenha um papel importante na forma do semivariograma. O parâmetro  $\nu$  controla o grau de suavidade do semivariograma: quanto maior o valor de  $\nu$ , mais suave será a função de semivariograma (Webster; Oliver, 2008).

A família Matérn inclui outros modelos de semivariogramas como casos especiais. Por exemplo, quando  $\nu = 0$ , se reduz ao modelo exponencial; quando  $\nu = 0.5$ , ao modelo gaussiano; e quando  $\nu = 1.5$ , ao modelo esférico (Webster; Oliver, 2008).

Essa flexibilidade permite que os modelos se ajustem a diferentes padrões de dependência espacial encontrados nos dados. A escolha dos valores adequados para os parâmetros  $\nu$  e  $\kappa$  depende das características específicas do fenômeno em estudo e deve ser feita com base na análise exploratória dos dados e na interpretação do contexto geológico, ambiental ou outro domínio de aplicação (Webster; Oliver, 2008).

Esses são apenas alguns exemplos de modelos de semivariogramas. Existem outros modelos disponíveis na literatura, como o modelo linear, o modelo esférico

modificado, o modelo cúbico, entre outros. A escolha do modelo mais adequado depende das características dos dados e da interpretação do fenômeno em estudo

A validação cruzada<sup>14</sup> da precisão dos modelos e mapas gerados a partir da análise geoestatística é essencial para garantir a confiabilidade das informações obtidas. Neste trabalho, foi utilizado o método de validação cruzada Jackknife, que consiste em remover um elemento do conjunto de dados e substituí-lo pelo valor estimado, repetindo esse procedimento para todos os dados. A comparação dos resultados com dados de campo e observações *in loco* permitiu verificar a acurácia das previsões e identificar possíveis ajustes necessários.

A combinação da análise geoestatística com a validação cruzada fortalece a base científica dos estudos e reforça a relevância das conclusões obtidas para a implementação de práticas agrícolas sustentáveis e produtivas.

### 2.4.3 Krigagem

O interpolador geoestatístico Krigagem foi pela primeira vez empregado por Matheron, em homenagem ao engenheiro de minas Daniel Krige.

Um valor desconhecido  $Z(x_0)$  é interpretado como uma variável aleatória localizada em  $x_0$  da mesma forma que os valores amostrais  $Z(x_i)$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, N$ .

Seguindo a hipótese de estacionaridade do primeiro momento, tem-se que  $E\{Z(x_i)\} = E\{Z(x_0)\} = m$ . Por outro lado, pode-se assumir que cada par de variáveis aleatórias, distantes  $h$  uma da outra tem leis de distribuição conjuntas idênticas.

$$F_{zz'}[Z(x_1); Z(x_1 + h)] = \text{prob}\{Z(x_1) < z, Z(x_1 + h) < z'\} \quad (17)$$

$$= F_{zz'}[Z(x_2); Z(x_2 + h)] \quad (18)$$

....

$$= F_{zz'}[Z(x_N); Z(x_N + h)] \quad (19)$$

Isto mostra a dependência somente de  $h$ , vetor que une  $Z(x_i)$  a  $Z(x_i + h)$  e não da localização de  $x_i$ . A estacionariedade de segunda ordem implica que o variograma e a covariância,  $\gamma(h)$  e  $C(h)$  sejam funções somente de  $h$ . O estimador  $[Z(x_0)]^* = \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha})$  de  $Z(x_0)$  também é uma variável aleatória localizada em  $x_0$  que é combinação linear dos valores amostrados.

---

<sup>14</sup> Validação cruzada é uma forma de avaliação de um modelo, onde os dados são divididos em treinamento e validação.

Designando  $\varepsilon(x_0) = [Z(x_0)]^* - Z(x_0) = \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) - Z(x_0)$  o erro ao estimar  $Z(x_0)$  em  $x_0$  e seguindo os critérios de minimização desse erro que são não enviesamento e variância mínima.

Fazendo  $E\{\varepsilon(x_0)\} = 0$ , pelo critério de não enviesamento implica que:

$$E\{[Z(x_0)]^*\} = E\{Z(x_0)\} = m \quad (20)$$

$$E\{\varepsilon(x_0)\} = E\left\{\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha})\right\} - E\{Z(x_0)\} = 0 \quad (21)$$

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} E\{Z(x_{\alpha})\} = E\{Z(x_0)\} \quad (22)$$

Da estacionaridade do primeiro momento, ou seja,  $E\{Z(x_{\alpha})\} = E\{Z(x_0)\} = m$  a igualdade acima é assegurada, desde que a soma dos pesos seja igual a um:

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1 \quad (23)$$

#### 2.4.4 Variância Mínima

Dois estimadores diferentes podem ter o valor esperado do erro estimado nulo, mas suas dispersões em torno desse valor podem ser bastante diferentes. Em outras palavras, a média sozinha não fornece informação suficiente, pois duas variáveis podem ter médias idênticas, mas comportamentos distintos. Portanto, é necessário usar uma medida adicional para diferenciá-las. Nesse sentido, devemos escolher o estimador com a menor dispersão e, conseqüentemente, minimizar a variância do erro. A variância do erro é dada por:

$$\text{var}\{\varepsilon(x_0)\} = \text{var}\{[Z(x_0)]^* - Z(x_0)\} = E\left\{\left[\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) - Z(x_0)\right]^2\right\} \quad (24)$$

$$\text{var}\{\varepsilon(x_0)\} = E\left\{\sum_{\alpha=1}^N \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} Z(x_{\alpha}) Z(x_{\beta})\right\} + E\{Z(x_0)^2\} - 2E\left\{\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) Z(x_0)\right\} \quad (25)$$

$$= \sum_{\alpha=1}^N \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} E\{Z(x_{\alpha}) Z(x_{\beta})\} + E\{Z(x_0)^2\} - 2 \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} E\{Z(x_{\alpha}) Z(x_0)\} \quad (26)$$

Lembrando os modelos do variograma e da covariância  $\gamma(h)$  e  $C(h)$  válido em todo  $Z(x)$  é possível reescrever a expressão anterior como:

$$\text{var}\{\varepsilon(x_0)\} = C(0) + \sum_{\alpha=1}^N \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(x_{\alpha}, x_{\beta}) - 2 \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0) \quad (27)$$

O estimador linear geoestatístico de um valor desconhecido chamado Krigagem normal ou ordinária se obtém a partir da expressão anterior e do formalismo de Lagrange, também conhecido como multiplicadores de Lagrange o que implica em igualar a zero as  $N + 1$  derivadas parciais, em relação a  $\lambda_{\alpha}$  e  $\mu$  acrescentar a equação,  $\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1$ , e mais um parâmetro  $\mu$  a equação anterior e obter:

$$\begin{aligned} \text{var}\{\varepsilon(x_0)\} = & C(0) + \sum_{\alpha=1}^N \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(x_{\alpha}, x_{\beta}) - 2 \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0) \} + \\ & + 2\mu \left[ \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} - 1 \right] \end{aligned} \quad (28)$$

Sendo o termo adicional nulo:

$$2\mu \left[ \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} - 1 \right] = 0 \quad (29)$$

A minimização dessa última equação se resume a calcular as  $N + 1$  derivadas parciais de primeira ordem e igualar a zero dando origem a um sistema algébrico linear, também chamado de conjunto de equações normais:

$$\frac{\partial [E\{[Z(x_0)]^* - Z(x_0)]^2\} + 2\mu[\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} - 1]]}{\partial \lambda_{\alpha}} = 0 \quad (30)$$

$$\frac{\partial [E\{[Z(x_0)]^* - Z(x_0)]^2\} + 2\mu[\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} - 1]]}{\partial \mu} = 0 \quad (31)$$

Desenvolvendo as derivadas temos:

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \{C(0) + \sum_{\alpha=1}^N \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(x_{\alpha}, x_{\beta}) - 2 \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0)\} + 2\mu[\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} - 1]}{\partial \lambda_{\alpha}} \\ & = 0 \end{aligned} \quad (32)$$

$$2 \sum_{\beta=1}^N \lambda_{\beta} C(x_{\alpha}, x_{\beta}) - 2C(x_{\alpha}, x_0) + 2\mu = 0, \quad \alpha = 1, \dots, N \quad (33)$$

A última derivada parcial em relação a  $\mu$  fornece

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1 \quad (34)$$

Assim o sistema de krigagem com  $N + 1$  equações, cuja solução fornece os pesos da inferência do valor desconhecido em função dos valores amostrados é:

$$\sum_{\beta=1}^N \lambda_{\beta} C(x_{\alpha}, x_{\beta}) + \mu = C(x_{\alpha}, x_0), \quad \alpha = 1, \dots, N \quad (35)$$

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1 \quad (36)$$

O valor mínimo correspondente da variância é dado por:

$$\sigma_E^2(x_0) = C(0) + \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0) - \mu - 2 \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0) \quad (37)$$

$$\sigma_E^2 = C(0) - \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha}, x_0) - \mu \quad (38)$$

O sistema de Krigagem pode também ser escrito em função do variograma  $\gamma(h)$  lembrando que:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (39)$$

Temos:

$$\sum_{\beta=1}^N \lambda_{\beta} \gamma(x_{\alpha}, x_{\beta}) - \mu = \gamma(x_{\alpha}, x_0), \quad \alpha = 1, \dots, N \quad (40)$$

$$\sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} = 1 \quad (41)$$

E a variância da estimação:

$$\sigma_E^2(x_0) = \sum_{\alpha=1}^N \lambda_{\alpha} \gamma(x_{\alpha}, x_0) + \mu \quad (42)$$

#### 2.4.5 Resolução do Sistema de Krigagem

O sistema de  $N + 1$  equações pode ser escrito em notação matricial. Sejam  $K$  a matriz das covariâncias entre as amostras,  $M$  a das covariâncias entre as amostras e o ponto a ser inferido, e  $\lambda$  vetor dos respectivos pesos, deste modo:

$$K = \begin{bmatrix} [C(x_1, x_1) & \cdots & C(x_1, x_N)] & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \\ [C(x_1, x_N) & \cdots & C(x_1, x_N)] & & \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & & & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$M = \begin{bmatrix} C(x_1, x_0) \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (44)$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_N \\ \mu \end{bmatrix} \quad (45)$$

O sistema de krigagem então é:

$$K \cdot \lambda = M \quad (46)$$

$$\lambda = K^{-1}M \quad (47)$$

$$\sigma_E^2(x_0) = C(0) - \lambda^T \cdot M \quad (48)$$

Definindo  $Z$  como o vetor dos valores  $Z(x_\alpha)$ ,  $\alpha = 1, \dots, N$  então o estimador por krigagem de  $Z(x_0)$  é dado por:

$$[Z(x_0)]^* = M^T K^{-1}Z \quad (49)$$

## 2.5 Álgebra de Mapas

Álgebra de mapas é um conjunto de operações realizadas com mapas, geralmente no formato raster, que é uma imagem composta por pixels e é mais adequada para trabalhar com dados contínuos. A partir de alguns mapas de entrada, realizam-se operações pixel a pixel, frequentemente envolvendo operações matemáticas, como adição, subtração, interseção e união, resultando em um ou mais mapas de interesse (Barbosa, 1998).

Por exemplo, a partir de dois mapas de densidade de solo, um referente ao início do preparo do solo para uma cultura e outro ao final, durante a colheita, é possível operar com os dois mapas para obter um mapa que mostra a diferença nas densidades e observar onde houve recuperação desse atributo. Além disso, as operações de álgebra de mapas podem ser classificadas de acordo com o modo como são realizadas: pontuais, de vizinhança e zonais.

### 2.5.1 Operações Pontuais

Como o próprio nome sugere, as operações pontuais geram um mapa de saída que é função da localização de um ponto nos mapas de entrada. Essas operações

podem ser subdivididas em duas categorias: unárias, também chamadas de transformações, que utilizam um único mapa de entrada, e booleanas, que geralmente são qualitativas e geram mapas temáticos (Dias; Gustavo Nonato, 2015).

### 2.5.2 Operações de Vizinhança

Nas operações de vizinhança, leva-se em conta não apenas a localização geográfica do ponto, mas também uma área ao seu redor. Exemplos dessas operações incluem cálculos de máximo, mínimo, média e moda para a vizinhança de um ponto. Elas são utilizadas em filtros para processamento de imagens, métodos de interpolação, mapas de declividades, entre outros (Barbosa, 1998).

### 2.5.3 Operações Zonais

As operações zonais são realizadas sobre regiões específicas de um mapa de entrada, com as restrições fornecidas por outro mapa temático. Por exemplo, dado um mapa de porosidade e um mapa de produtividade para a mesma região, é possível calcular a produtividade média para cada faixa de porosidade (Barbosa, 1998).

Neste trabalho, foram utilizadas operações pontuais para auxiliar na obtenção de resultados gráficos que corroboraram a hipótese investigada.

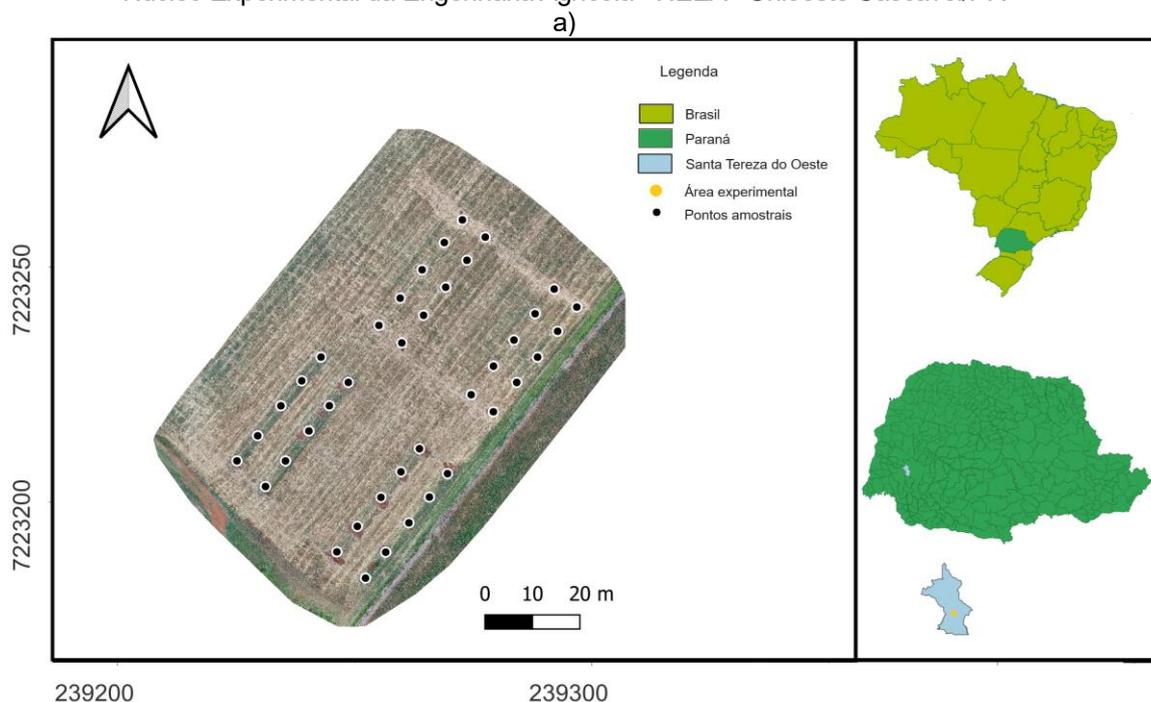
### 3. MATERIAL E MÉTODOS

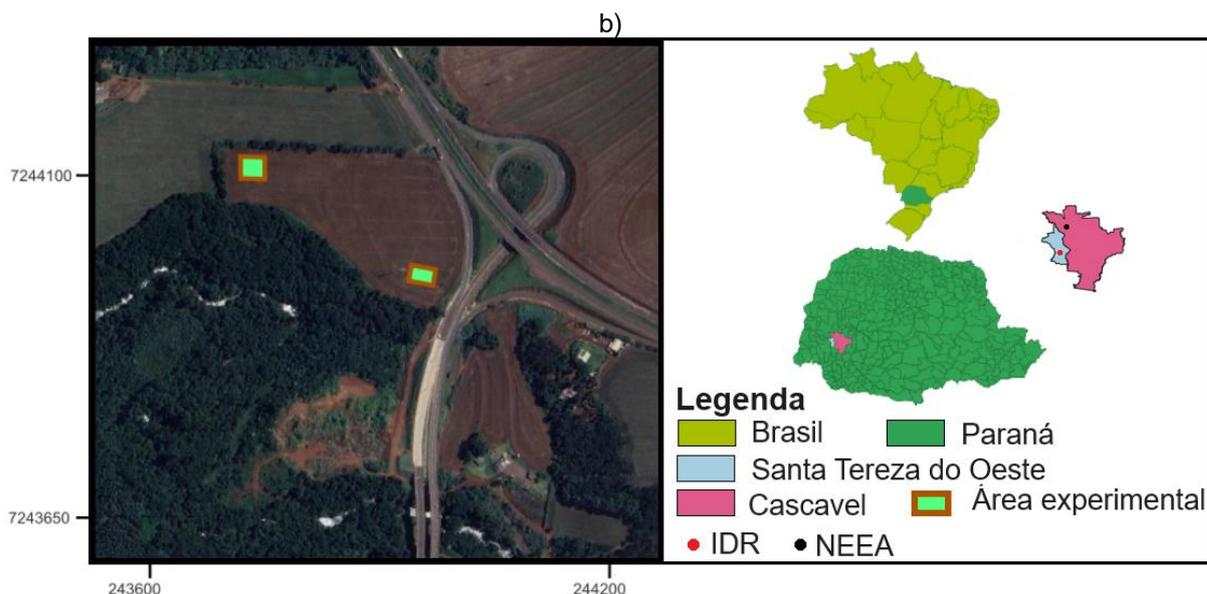
#### 3.1 Áreas Experimentais

Para a realização do experimento, foram selecionados dois locais, para os quais havia conhecimento prévio sobre o teor de matéria orgânica do solo.

Uma das áreas experimentais foi alocada no Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR PR) — anteriormente conhecido como IAPAR — localizado no polo regional de Santa Tereza do Oeste, PR ( $25^{\circ}05'06,65''$  S e  $53^{\circ}35'12,98''$  O) (Figura 1a), doravante denominada Área 1. A outra área foi situada no Núcleo Experimental de Engenharia Agrícola (NEEA) da Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), campus Cascavel, PR ( $24^{\circ}53'52''$  S e  $53^{\circ}31'55''$  W) (Figura 1b), sendo chamada de Área 2. Essas áreas foram escolhidas com base nos níveis de matéria orgânica contidos no solo (MOS), sendo a Área 1 a de maior teor e a Área 2 a de menor teor, com a duração do experimento de 2 anos, abrangendo as safras de 2020–2021 e 2021–2022.

**Figura 1:** (a) Sede Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná - Santa Tereza do Oeste/PR e (b) Sede Núcleo Experimental da Engenharia Agrícola - NEEA - Unioeste Cascavel/PR





Em ambos os locais o solo é classificado como Latossolo Vermelho Distroférico<sup>15</sup> (LVdf), de textura argilosa a muito argilosa (EMBRAPA SOLOS, 2018). A área da Figura 1(a) tem sido manejada sob o sistema de plantio direto, com rotação de cultivos comerciais e espécies de cobertura do solo, por mais de 20 anos. Por outro lado, a área da Figura 1(b) tem sido manejada sob o sistema de plantio direto por 7 anos, com produção de soja e milho no verão e aveia preta como cobertura no inverno.

### 3.2 Estabelecimento dos Níveis de Compactação

Antes do plantio da soja em cada safra de cultivo, em ambas as áreas experimentais foram estabelecidos níveis de compactação no solo por meio da passagem de um conjunto trator pulverizador 600 L (carregado), segundo Messa (2024) com pressão aproximada de 5,7 kg/cm<sup>2</sup>, peso traseiro 6800 kg numa área aproximada de contato de 1192 cm<sup>2</sup> sendo 0, 1, 3 e 5 passadas, quando a umidade do solo estava próxima do limite de plasticidade, que segundo Klein, (2014) para um latossolo vermelho distroférico típico com 0,65 gg<sup>-1</sup> de argila, o limite de plasticidade médio para a camada 0 a 10 cm é de 0,384 gg<sup>-1</sup>.

Na Figura 2, pode-se observar o conjunto mencionado e a adição de um barrote de madeira quadrado de 10 cm de lado e um metro de comprimento. Este barrote foi utilizado na segunda safra em ambas as áreas para vincar o solo e monitorar, por meio de perfilômetro, com maior precisão, a recuperação da compactação sofrida pelo solo.

<sup>15</sup> Solos distroféricos são solos de baixa fertilidade e alto teor de ferro

**Figura 2:** Estabelecendo os níveis de compactação



### **3.3 Avaliações Físicas do Solo**

Para a avaliação da resiliência do solo, foi escolhida a variável “índice de rugosidade”, que mede a rugosidade superficial do solo, ou seja, as variações no relevo do solo e a recuperação das deformações impostas pelos níveis de compactação.

Além do índice de rugosidade, foram realizadas avaliações de subsuperfícies, analisando as variáveis “Densidade do Solo” e “Macroporosidade” nas camadas de 0-0,1 m, 0,1-0,2 m e 0,2-0,3 m de profundidade. Essas avaliações foram feitas ao longo de dois ciclos de cultivo da soja, correspondentes às safras de 2020/21 e 2021/22.

Na superfície, o índice de rugosidade do solo foi monitorado por meio do uso de um perfilômetro (Figura 3) nos seguintes momentos: antes e após o estabelecimento dos níveis de compactação, após a implantação da cultura da soja e após cada chuva ao longo do ciclo de desenvolvimento da soja.

**Figura 3:** Perfilômetro que foi utilizado para monitorar o índice de rugosidade superficial na leitura no IDR PR na data 01/12/2021, tratamento OP repetição R1



Durante a safra de 2020/2021, foram realizadas seis leituras por área sempre que o total acumulado de precipitação era considerado significativo, cerca de 30 mm de chuva, valor próximo à taxa de infiltração de água em Latossolos argilosos, segundo Klein (2014). As leituras foram realizadas nas seguintes datas: 21/09/2020, 02/12/2020, 08/12/2020, 17/12/2020, 03/02/2021 e 06/04/2021 para a área do IDR PR, e nas datas: 03/09/2020, 07/12/2020, 15/12/2020, 11/01/2021, 11/02/2021 e 05/04/2021 para a outra área.

Para a safra de 2021/2022, foram realizadas nove leituras por área nas datas em que ocorreram chuvas significativas, promovendo ciclos de umedecimento e secagem relevantes para a resiliência do solo. As datas de leitura para a área do IDR PR foram: 05/10/2021, 11/10/2021, 19/10/2021, 25/10/2021, 12/11/2021, 01/12/2021, 01/12/2022, 24/01/2022 e 10/03/2022. Para a área do NEEA, as datas foram: 06/10/2021, 08/10/2021, 11/10/2021, 19/10/2021, 25/10/2021, 12/11/2021, 01/12/2021, 07/02/2022 e 14/03/2022.

Para o posicionamento e nivelamento do perfilômetro, devido à impossibilidade de manter as estacas de referência nos locais de leitura, foram enterrados blocos de concreto (Figura 4) a cada duas parcelas para servir como nível de referência. A partir desses blocos de concreto, foi estendido um fio de nylon a 10 cm acima do nível do solo, que serviu como referência para o nivelamento do perfilômetro. Com base nesse nível de referência, toda alteração no volume do solo foi quantificada pela variação no índice de rugosidade superficial.

**Figura 4:** Blocos de concreto enterrados e linha de nylon para altura de referência



O perfilômetro é composto de um painel de 1,0 metro de largura, com 21 varetas de alumínio espaçadas de 5 em 5 cm. Esse painel, através de avanços definidos a cada 10 cm, percorreu uma distância de 1,0 metro de comprimento, totalizando 210 leituras em cada determinação, sendo consideradas suficientes na determinação do microrrelevo (Allmaras *et al.*, 1966). Em tempo, considerando que foram realizadas 5 repetições para cada nível de compactação, foram obtidas variações na rugosidade com um total de 1050 leituras por tratamento (5 repetições x 210 leituras/repetição). As leituras foram registradas por meio de fotografias digitais, com o objetivo de montar tabelas das alturas e calcular posteriormente o índice de rugosidade.

O índice de rugosidade superficial (IR) foi determinado a partir das medidas de elevação obtidas com varetas de alumínio posicionadas sobre o solo usando o perfilômetro. A rugosidade superficial foi calculada como o desvio padrão das leituras de elevação. Para reduzir os efeitos da declividade e da referência de medida do campo, as leituras foram corrigidas antes de calcular o desvio padrão. As elevações foram expressas em forma logarítmica antes do cálculo do desvio padrão. A rugosidade superficial foi então expressa conforme a fórmula a seguir:

$$ir = \bar{h} * Dp(\ln(\bar{h})) \quad (50)$$

em que:

$ir$  = índice de rugosidade superficial;

$\bar{h}$  = média das elevações;

$Dp(\ln(\bar{h}))$  = desvio padrão dos logaritmos naturais das elevações.

Para os trabalhos de modelagem espacial e determinação da análise dos dados em relação à posição nas áreas experimentais, foram feitas medições das coordenadas geográficas. Na figura abaixo observa-se como se procedeu a coleta das coordenadas geográficas da área de implantação do experimento da segunda safra.

**Figura 5:** Imagem aérea dos pontos de coletas das coordenadas geográficas onde se destacam os locais dos blocos de concreto para manutenção do nível de referência, para cada m<sup>2</sup> adjacente aos furos foram obtidas 4 coordenadas, bem como nas distâncias intermediárias entre os furos totalizando 80 coordenadas em cada safra, observa-se também os tratamentos: 0P, 1P, 3P, 5P e as repetições: R1, R2, R3, R4, R5.



Nas análises de subsuperfície, realizadas antes e após o estabelecimento dos níveis de compactação e após a colheita da soja, foram avaliados atributos e características do solo associados à sua estrutura, incluindo matéria orgânica, densidade do solo, porosidade total, macro e microporosidade. Essas avaliações foram feitas nas camadas de 0-0,1 m, 0,1-0,2 m e 0,2-0,3 m de profundidade.

As análises físicas do solo com amostras parcialmente deformadas foram realizadas com amostras secas ao ar, destorroadas e peneiradas em malha de 2 mm, compondo a terra fina seca ao ar (TFSA) que foram utilizadas na análise

granulométrica e nas determinações do carbono orgânico, limites de consistência<sup>16</sup>, densidade de partícula<sup>17</sup> (Dp).

A análise granulométrica foi realizada em duplicata pelo método da pipeta, utilizando solução de NaOH<sup>18</sup> 0,1 mol L<sup>-1</sup> como dispersante químico e agitação mecânica em mesa agitadora pendular por 4 horas (César *et al.*, 2017). A fração de silte em relação à fração de argila foi separada por sedimentação; as areias, grossa e fina, foram separadas por tamisamento; e o silte foi calculado por diferença (César *et al.*, 2017). A densidade do solo (Dp) foi determinada pelo método do balão volumétrico. O carbono orgânico total foi determinado em triplicata pelo método de oxidação por via úmida com aquecimento externo, e a matéria orgânica foi estimada com base no carbono orgânico total (César *et al.*, 2017).

As análises físicas realizadas com amostras de estrutura preservada incluíram porosidade total (Pt), macroporosidade (Macro), microporosidade (Micro) e densidade do solo (Ds). Para determinar essas propriedades, amostras em anéis metálicos (5,0 cm de diâmetro e 5,0 cm de altura) foram saturadas por capilaridade durante 48 horas e submetidas a uma tensão de 6 kPa em coluna de areia (Reinert; Reichert, 2006). Em seguida, as amostras foram secas em estufa a 105 °C. A Pt foi calculada pela razão entre o volume de água retido no solo saturado e o volume do solo; a Micro, pela razão entre o volume de água retido no solo sob tensão de 6 kPa e o volume do solo; a Macro, pela diferença entre Pt e Micro (César *et al.*, 2017); e a Ds, pela razão entre a massa de sólidos e o volume do solo (Klein, 2014).

### 3.4 Análise Geoestatística

Para análise espaço-temporal da resiliência do solo foram feitos os mapas dos atributos: densidade, macroporosidade, com valores médios em três profundidades, 0–0,10, 0,10–0,20 e 0,20–0,30m utilizando o *Software R*<sup>19</sup> em três momentos diferentes, sendo antes da compactação, após compactação e após colheita.

---

<sup>16</sup> Consistência do solo é o balanço entre as forças de coesão, entre partículas de mesmo tipo, e de adesão, entre partículas de tipos diferentes em diferentes graus de umidade, podendo ser seco, úmido, plástico.

<sup>17</sup> Densidade de partícula é obtida considerando-se somente a parte sólida do solo, portanto é maior que a densidade do solo que leva em conta os outros constituintes como as fases líquida e gasosa.

<sup>18</sup> NaOH: Hidróxido de Sódio, popularmente soda cáustica, usado para eliminar a matéria orgânica no processo de avaliação dos atributos físicos do solo.

<sup>19</sup> R Core Team (2023). R: *A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna. Available in: <<https://www.R-project.org>> (Accessed on August 10, 2023).

Assim, para cada um dos atributos foram gerados três mapas em cada safra para cada área experimental, proporcionando ferramentas para a análise espacial e temporal dos atributos e da recuperação do solo ao longo do tempo e do espaço. Por exemplo, a partir do mapa da densidade do solo após a colheita e do mapa da densidade do solo após o estabelecimento dos níveis de compactação, foi possível criar um mapa da diferença pixel a pixel dos valores, permitindo observar a evolução da densidade do solo no tempo e no espaço.

Quanto aos índices de rugosidade obtidos durante as duas safras em cada área experimental, foram realizados 15 mapas por krigagem: seis para a primeira safra e nove para a segunda. Utilizando a álgebra de mapas, foi possível criar novos mapas ao comparar a mesma variável em diferentes momentos no tempo, produzindo mapas que mostram a evolução da propriedade ao longo do tempo por meio da diferença pixel a pixel entre os mapas anteriores.

### 3.5 Acurácia dos Mapas Gerados

Após a geração dos mapas pelos três métodos de interpolação, foram calculados os índices *kappa* usando o pacote *mapaccuracy do Software R* (Hugo Costa, 2024). Para se obter o índice *kappa*, primeiramente monta-se a matriz de confusão ou de erro entre um mapa referência e um mapa a ser comparado. Na coluna da matriz, tem-se o total de pixels pertencentes ao mapa de referência, e na linha, o total de pixels do mapa comparado dentro de cada classe da classificação comum a ambos. Em cada um dos mapas, o índice Kappa é calculado conforme descrito por (Coutinho; Carlos; Oliveira Vieira, 2007):

$$K = \frac{n \sum_{i=0}^c x_{ii} + \sum_{i=0}^c x_{i+}x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=0}^c x_{i+}x_{+i}} \quad (51)$$

onde  $K$  é uma estimativa do índice *kappa*;  $x_{ii}$  são os elementos da diagonal principal da matriz de confusão;  $x_{i+}$  é a soma da linha  $i$ ;  $x_{+i}$  é a soma da coluna  $i$ ;  $n$  é o número total de amostras, e  $c$  é o número de classes.

A tabela 1 apresenta os níveis de desempenho da classificação para o valor de *Kappa* obtido, normalmente aceitos pela comunidade científica.

**Tabela 1:** Índice Kappa e o correspondente desempenho da classificação

Índice Kappa	Desempenho
$K < 0$	Péssimo
$0 < K \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < K \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < K \leq 0,6$	Bom
$0,6 < K \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < K \leq 1,0$	Excelente

Fonte: (FONSECA, 2002).

A exatidão global é calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de confusão pelo número total de amostras, ou seja,

$$G = \frac{\sum_{i=0}^n x_{ii}}{n} \quad (52)$$

## 4 CAPÍTULO 1: Métodos de interpolação do índice de rugosidade superficial de um Latossolo argiloso sob níveis de compactação

### RESUMO

O objetivo deste trabalho foi avaliar diferentes formas de interpolação dos dados do índice de rugosidade superficial (IR) de um Latossolo argiloso submetido a níveis de compactação. O experimento foi instalado na área experimental do Instituto de Desenvolvimento Rural (IDR) do Paraná, na cidade de Santa Tereza, oeste do Paraná, Brasil. O solo da área é um Latossolo Argiloso cultivado sob plantio direto há mais de vinte anos. O IR foi obtido através de um perfilômetro com 21 varetas espaçadas a 5 cm, com 10 avanços de 10 cm, totalizando 210 leituras em cada repetição. Os tratamentos que estabeleceram os níveis de compactação incluíram zero, uma, três e cinco passadas de um conjunto trator-pulverizador, resultando em 4.200 dados (4 tratamentos x 5 repetições x 210 leituras/repetição) para cada leitura ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura da soja, nas safras 2020/2021 e 2021/2022 (seis leituras na safra 2020/2021 e nove leituras na safra 2021/2022). Os métodos de interpolação utilizados foram Krigagem, Thin Plate Spline (TPS) e Multilevel B Spline (MBA). Para avaliar a concordância entre os mapas, foram utilizados os índices Kappa. Os mapas resultantes do TPS e MBA mostraram-se semelhantes, enquanto o mapa gerado pela Krigagem apresentou menor semelhança com os outros dois, devido à estrutura espacial não ser bem definida.

**Palavras-chave:** Krigagem; *Thin Plate Spline*; *Multilevel B Spline*;

### 4.1 Introdução

O Índice de Rugosidade (IR) é uma medida das alterações do microrelevo do solo, indicando áreas de acúmulo de água e regiões propensas ao escoamento superficial. Esse atributo pode levar à erosão hídrica e subsequente perda de solo e nutrientes (Kamphorst et al., 2000). Portanto, é crucial entender o comportamento espacial da rugosidade do solo antes e após o manejo para verificar a influência da compactação e a predisposição à erosão hídrica, especialmente em Latossolos argilosos, que são suscetíveis à compactação (Álvarez-Mozos et al., 2009).

O IR é um atributo físico importante para estudos sobre a infiltração de água no solo ou sua deposição em microrelevos, e deve ser considerado na modelagem dos fenômenos relacionados ao uso e manejo do solo (Amami et al., 2021). No entanto, a medição do IR geralmente fornece uma única amostra dos locais onde as elevações superficiais são registradas. Assim, a interpolação desses índices é essencial para uma caracterização mais precisa do terreno (Abdel Rahman et al., 2021).

Aplicações práticas desses métodos de interpolação incluem a análise de áreas agrícolas para otimizar o manejo do solo, identificar áreas propensas à erosão e monitorar áreas com compactação, um processo inerente ao sistema plantio direto, especialmente em Latossolos argilosos (Villa *et al.*, 2019; Marins *et al.*, 2022). Na agricultura de precisão, a interpolação de dados espaciais é cada vez mais comum para inferir sobre dados não amostrados, a partir da coleta de amostras de solo a campo e análise em laboratório. A literatura aponta para a ampla aplicação da interpolação para estudar atributos físicos, químicos e biológicos do solo, visando maior produtividade e menor custo (Xie *et al.*, 2011; Dalposso *et al.*, 2022; Abdel Rahman *et al.*, 2021; Usowicz *et al.*, 2021). Portanto, identificar quais métodos de interpolação têm melhor desempenho é fundamental para decisões mais assertivas.

Dois métodos determinísticos comumente utilizados para a interpolação são o TPS e o MBA. Além disso, um método geoestatístico amplamente empregado é a krigagem, o qual leva em consideração a variabilidade espacial dos dados. Ao aplicar esses métodos, é possível obter mapas de interpolação que representam uma aproximação do índice de rugosidade superficial do solo, auxiliando na análise e tomada de decisão em estudos de engenharia, agricultura e meio ambiente (Donato; Belongie, 2002; De Bastiani *et al.*, 2012; Dalposso *et al.*, 2022).

O método de interpolação TPS é uma técnica utilizada à interpolação de dados espaciais que são amostrados. Baseia-se na minimização de uma função de energia e é especialmente adequado para lidar com dados esparsos e com variabilidade espacial (Donato; Belongie, 2002). Uma vantagem desse método é a capacidade de produzir superfícies de interpolação suaves e contínuas, o que permite uma representação precisa da distribuição do índice de rugosidade do solo.

A ideia central é imaginar os dados medidos como elevações acima de um plano ou esfera e considerar uma membrana que passa por essas elevações, mas é livre em outras direções. O TPS utiliza energia de flexão e energia externa para modelar a forma da membrana e as discrepâncias entre a membrana e os dados a serem modelados. A minimização dessas energias leva a equações de Euler-Lagrange, cujas soluções fornecem a interpolação desejada (Wilson; Mair, 2004; Cătinaş; Malina, 2024).

Por sua vez, o MBA é outro método determinístico que se destaca pela sua capacidade de lidar com a variação e anisotropia. Ele utiliza funções de base *B-spline* para construir a superfície de interpolação, permitindo uma representação flexível dos

dados e a captura de padrões de variação complexos (Lee *et al.*, 1997; Lee *et al.*, 2005; Moon; Ko, 2017).

Já a krigagem, nome dado por Matheron em homenagem ao engenheiro de minas Daniel Krige, leva em consideração a variabilidade espacial e pode ser usada quando claramente se tem um modelo que explicita tal dependência (Wu; He; Christakos, 2022). A krigagem ordinária é um método de interpolação geoestatístico que usa um modelo variográfico dos dados espaciais para estimar valores em localizações não amostradas. O procedimento envolve as seguintes etapas: Um variograma experimental é construído a partir dos dados espaciais para entender a estrutura de dependência espacial. Este variograma mostra como a semelhança entre amostras diminui à medida que a distância entre elas aumenta. Um modelo teórico é ajustado ao variograma experimental para criar um modelo variográfico contínuo que descreve a autocorrelação espacial dos dados.

Para interpolar os dados em um novo local, combinam-se linearmente os dados das localizações vizinhas. Os pesos dessa combinação linear são determinados de tal forma que minimizam a variância do erro de estimativa, garantindo que a estimativa seja não tendenciosa (ou seja, os pesos somam um). A variância do erro também é calculada, dando uma medida de incerteza à estimativa (Miguel Silva, 2021).

Métodos de validação cruzada podem ser usados para avaliar o desempenho do modelo de krigagem e garantir estimativas precisas. Em resumo, a krigagem fornece uma estimativa baseada nas amostras próximas e na estrutura espacial dos dados, juntamente com uma indicação da incerteza da estimativa para cada localização não amostrada (Wu; He; Christakos, 2022).

Segundo Xie *et al.* (2011) cada um dos métodos oferece vantagens e desvantagens na interpolação dos atributos físicos do solo e a escolha entre eles dependerá das características específicas dos dados e das necessidades do estudo, mas então surge uma questão: como compará-los? Uma alternativa é a utilização de índices que medem a acurácia dos mapas tais como o índice kappa, índice de concordância global, concordância do ponto de vista do produtor e do ponto de vista do usuário (Olofsson *et al.*, 2014; Olofsson, 2017).

Ao comparar esses métodos, é essencial analisar suas aplicações práticas e a adequação às necessidades específicas do estudo. Considerar a dependência espacial e temporal do índice de rugosidade superficial do solo é fundamental para

avaliar a eficácia de cada método e sua capacidade de fornecer soluções para a agricultura e gestão ambiental (Xie *et al.*, 2011).

Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi aplicar os três métodos de interpolação mencionados aos dados de IR do solo e verificar qual deles apresenta o melhor desempenho.

## 4.2 Material e Métodos

O experimento foi instalado na área experimental do Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR PR), polo regional de Santa Tereza do Oeste, Paraná/Brasil (25°05'06,65" S e 53°35'12,98" O). Esta área, conduzida sob sistema plantio direto com rotação de cultivos comerciais e de espécies de cobertura do solo há mais de 20 anos, apresenta um teor de matéria orgânica do solo acima de 4,5%, chegando a até 5% em alguns locais devido ao seu caráter de pesquisa.

A Figura 1(a) apresenta um mapa da localização da área, do município, do estado do Paraná e do Brasil.

O índice de rugosidade (IR) foi obtido através de um perfilômetro (ver Figura 3), utilizando 21 varetas espaçadas a 5 cm e 10 avanços de 10 cm, totalizando 210 leituras em cada repetição. Os tratamentos para os níveis de compactação incluíram zero, uma, três e cinco passadas de um trator-pulverizador, resultando em 4200 dados (4 tratamentos x 5 repetições x 210 leituras/repetição). As leituras foram realizadas ao longo do ciclo de desenvolvimento da soja nas safras 2020/2021 e 2021/2022, com seis leituras na safra 2020/2021 e nove leituras na safra 2021/2022.

A recuperação da deformação foi monitorada na superfície do solo através do IR em vários momentos: antes e após o estabelecimento dos níveis de compactação, após a implantação da soja e após cada chuva ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura.

O IR foi determinado pelas medidas de elevação das varetas de alumínio colocadas sobre o solo através do perfilômetro. A rugosidade superficial foi calculada como o desvio padrão entre as leituras de elevações, com correção para reduzir os efeitos da declividade e da referência de medida do campo. As elevações foram expressas em forma logarítmica antes do cálculo do desvio padrão.

Cada repetição dentro de cada tratamento compreendeu 210 leituras para o cálculo do IR, totalizando cinco índices de rugosidade por tratamento (0, 1, 3 e 5

passadas), e 20 IR para cada data de leitura e em cada safra. Foram selecionados três momentos para as interpolações: antes do estabelecimento dos níveis de compactação, após a compactação, e na última leitura antes da colheita da soja. Esses momentos foram escolhidos para avaliar as alterações causadas pela compactação e a recuperação da rugosidade ao longo de uma safra.

Após a obtenção dos índices de rugosidade, foi realizada a análise descritiva com o auxílio do *Software R* (*R Core Team; R Foundation For Statistical Computing, 2020*) e a interpolação dos dados utilizando os pacotes *Fields* (Douglas N., 2017) e *MBA* (Andrew Finley, 2022) do *Software R*, obtendo-se os mapas para os períodos antes da compactação, após a compactação e após a colheita para ambas as safras.

A estimativa de krigagem ordinária em um local não amostrado é uma combinação linear dos valores amostrados, dada por:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (53)$$

Onde  $Z^*(x_0)$  é o valor estimado no local  $x_0$  e  $\lambda_i$  são os pesos de krigagem atribuídos aos valores amostrados  $Z(x_i)$ , e  $n$  é o número de locais amostrados utilizados para a estimativa.

Para encontrar os pesos  $\lambda_i$ , as seguintes equações devem ser resolvidas:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_i, x_0) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (54)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (55)$$

Onde  $\gamma(x_i, x_j)$  é o semivariograma experimental entre os pontos de amostragem  $x_i$  e  $x_j$ ,  $\mu$  é um parâmetro de lagrange usado para garantir que os pesos somem um (uma condição conhecida como condição de não viés), e  $\gamma(x_i, x_0)$  é o semivariograma entre um ponto de amostra  $x_i$  e o ponto não amostrado  $x_0$ .

As equações relacionadas ao interpolador TPS são derivadas na minimização do funcional de energia da curvatura de uma superfície. Os pontos matemáticos principais são expostos a seguir.

A energia de curvatura em um ponto de uma placa, sujeita a uma curvatura, é geralmente dada pela integral da soma do quadrado das segundas derivadas parciais da função de interpolação  $f(x, y)$  que descreve o movimento da placa.

Matematicamente, a energia de curvatura é:

$$E(f) = \iint_{R^2} \left( \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 \right) dx dy \quad (56)$$

em que  $f(x, y)$  é a função de interpolação e  $(x, y)$  são as coordenadas no plano.

A função *spline*  $f$  que minimiza a equação (56), sujeita a certas condições de interpolação nos pontos amostrais, tem a forma:

$$f(x, y) = a + bx + cy + \sum_{i=1}^n w_i U|(x, y) - (x_i, y_i)| \quad (57)$$

Em que,  $a, b, c,$  e  $w_i$  são os coeficientes a serem determinados  $(x_i, y_i)$  são as coordenadas dos pontos amostrados, e  $U(r)$  é uma função de base radial que, no caso do *Thin Plate Spline*, é proporcional a  $r^2 \log(r)$ , com  $r$  sendo a distância euclidiana entre um ponto de interpolação e um ponto amostrado.

A interpolação por MBA é uma técnica que constrói uma superfície de interpolação refinada a partir de uma superfície inicialmente grosseira, através da adição de níveis progressivamente mais detalhados de *B-splines*. Essa técnica é frequentemente utilizada na modelagem geométrica e na representação de dados altamente detalhados.

As equações específicas à interpolação por MBA variam dependendo do número de níveis e da complexidade dos dados. No entanto, o processo geralmente começa com uma função *B-spline* de um nível básico e sucessivamente refina essa representação adicionando detalhes em níveis subsequentes.

No MBA, a superfície de interpolação é frequentemente definida em termos de uma combinação de funções *B-spline* de diversos níveis. O ajuste é feito adicionando diferenças de detalhes, chamadas de “detalhes *B-spline*”, à superfície *B-spline* inicial. Esses detalhes *B-spline* são calculados para preencher as diferenças entre a superfície de interpolação grosseira e os dados reais.

O desenvolvimento matemático a seguir encontra-se especialmente em (Hwang; Park; Yoon, 2016):

Uma curva *B-spline* de grau  $p$  é definida como segue

$$C^0(u) = \sum_{i=0}^n p_i N_i^p(u), \quad u_p \leq u \leq u_{m-p} \quad (58)$$

em que  $p_i$  são os pontos de controle e  $N_i^p(u)$  é a  $i$ ésima função da base, *B-spline* de grau  $p$  definida nos nós  $U^0 = (u_0, u_1, \dots, u_p, \dots, u_{m-p}, \dots, u_m)$ .

Constrói-se um novo vetor de nós  $U^1$  pela inclusão do ponto médio entre  $u_i$  e  $u_{i+1}$  para  $p \leq i \leq m - p - 1$  em  $U^0$ . Define-se a função deslocamento  $D^1(u)$  como segue:

$$D^1(u) = \sum_{i=0}^{|U^1|-1} d_i^1 N_i^p(u) \quad (59)$$

onde  $|U^1|$  é o número de funções de base B *spline* definida no vetor  $U^1$  e  $d_i^1$  são pontos de controle todos inicializados em  $\vec{0}$ . Constrói-se vários níveis de funções deslocamentos  $D^j(u), j = 1, 2, \dots, k$  repetindo-se o processo de substituição do ponto médio e obtendo-se a curva *multilevel B spline*  $C^K(u)$  com nível  $k > 0$  como segue:

$$C^K(u) = C^0(u) + D^1(u) + \dots + D^K(u) = C^0(u) + \sum_{i=1}^n D^i(u) \quad (60)$$

Atualiza-se  $C^k(u)$  para cada  $0 \leq j \leq k$  atualizando a correspondente função de deslocamento  $D^j(u)$  ou  $C^0(u)$ .

Após a geração dos mapas utilizando os três métodos de interpolação, foram calculados os índices *Kappa* com o pacote *mapaccuracy* do R, conforme descrito por Hugo Costa (2024). Para obter o índice *Kappa*, primeiramente é necessário montar a matriz de confusão ou de erro entre um mapa de referência e o mapa a ser comparado. Na coluna, são apresentados os totais de pixels pertencentes ao mapa de referência, enquanto na linha constam os totais de pixels do mapa comparado, distribuídos dentro de cada classe comum a ambos os mapas. O índice *Kappa* é então calculado conforme a fórmula descrita por Coutinho *et al.* (2007).

$$K = \frac{n \sum_{i=0}^c x_{ii} + \sum_{i=0}^c x_{i+x_{+i}}}{n^2 - \sum_{i=0}^c x_{i+x_{+i}}} \quad (61)$$

em que  $K$  é uma estimativa do índice kappa;  $x_{ii}$  são os elementos da diagonal principal da matriz de confusão;  $x_{i+}$  é a soma da linha  $i$ ;  $x_{+i}$  é a soma da coluna  $i$ ;  $n$  é o número total de amostras, e  $c$  é o número de classes.

A exatidão global é calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de confusão pelo número total de amostras ou seja:

$$G = \frac{\sum_{i=0}^n x_{ii}}{n} \quad (62)$$

### 4.3 Resultados e Discussão

A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas dos IR calculados no IDR na safra de 2020 – 2021, em negrito se destaca aqueles IR usados para a comparação dos interpoladores.

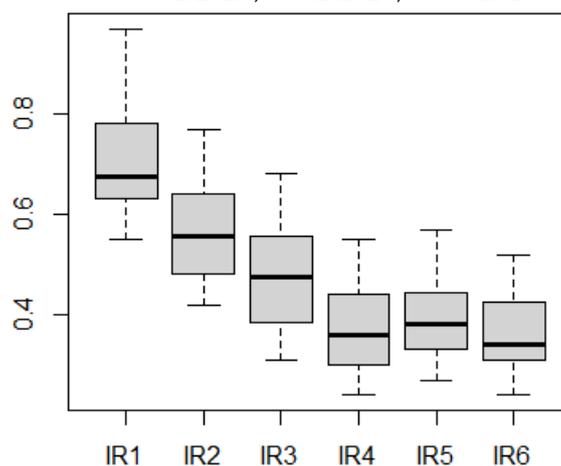
**Tabela 2:** Resumo descritivo dos IR nas seis leituras na área experimental do IDR PR, safra de 2020/2021

N = 20	21/09/20	02/12/20	08/12/20	17/12/20	03/02/21	06/04/21
Mínimo	<b>0,55</b>	<b>0,42</b>	0,31	0,24	0,27	<b>0,24</b>
1 Quartil	<b>0,63</b>	<b>0,48</b>	0,39	0,30	0,33	<b>0,31</b>
Mediana	<b>0,67</b>	<b>0,56</b>	0,47	0,36	0,38	<b>0,34</b>
Média	<b>0,71</b>	<b>0,57</b>	0,47	0,38	0,39	<b>0,36</b>
3 Quartil	<b>0,77</b>	<b>0,64</b>	0,55	0,43	0,44	<b>0,42</b>
Máximo	<b>0,97</b>	<b>0,77</b>	0,68	0,55	0,57	<b>0,52</b>
Variância	<b>0,01</b>	<b>0,01</b>	0,01	0,007	0,01	<b>0,01</b>
Assimetria	<b>0,81</b>	<b>0,39</b>	0,10	0,35	0,63	<b>0,37</b>
Curtose	<b>2,89</b>	<b>2,14</b>	2,12	2,13	2,86	<b>2,14</b>
Desvio P.	<b>0,11</b>	<b>0,10</b>	0,10	0,08	0,08	<b>0,08</b>
CV (%)	<b>15,49</b>	<b>17,54</b>	21,28	21,05	20,51	<b>22,22</b>

Observa-se na Tabela 2 que os valores relativos à última leitura correspondem aproximadamente a 50% dos valores da primeira leitura; ou seja, o máximo, o mínimo e a média reduziram para metade ao longo da safra. Além disso, nota-se a presença de dados homogêneos, com coeficientes de variação inferiores a 30%, pequena assimetria, com o maior valor sendo 0,81, e baixa curtose, com o maior valor de 2,89.

A Figura 6 mostra os gráficos *boxplot* dos seis IR do IDR na primeira safra 2020/2021, nas datas 21/09/20, antes da compactação, 02/12/2020, após a compactação, 08/12/2020, 17/12/2020, 03/02/2021 e 06/04/2021, essas últimas datas das chuvas significativas, evidenciando o decaimento deles ao longo do tempo recuperando a rugosidade inicial. Observa-se que nas últimas três análises (IR4, IR5 e IR6), todas as leituras estão abaixo do valor mínimo observado na primeira análise.

**Figura 6:** *Boxplot* dos IR do IDR na primeira safra, nas datas: 21/09/2020, 02/12/2020, 08/12/2020, 17/12/2020, 03/02/2021, 06/04/2021



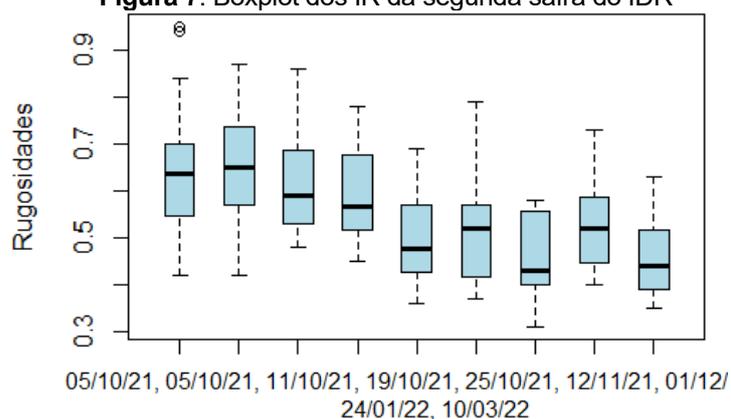
Na Tabela 3, está apresentado o resumo descritivo dos Índices de Recalque (IR) em nove leituras durante a segunda safra do IDR, nas seguintes datas: 05/10/2021, pela manhã; 05/10/2021, com implantação da compactação à tarde; 11/10/2021; 19/10/2021; 25/10/2021; 12/11/2021; 01/12/2021; 24/01/2022; e 10/03/2022. As datas escolhidas para as interpolações dos dados estão destacadas em negrito.

Observa-se na Tabela 3 um comportamento distinto em relação à primeira safra. O mínimo manteve-se praticamente inalterado, enquanto o máximo apresentou um decréscimo, passando de 0,95 para 0,63, o que resultou em uma redução menor na média. Os coeficientes de variação ficaram abaixo de 23%, os dados mostraram uma pequena curtose negativa e baixa assimetria.

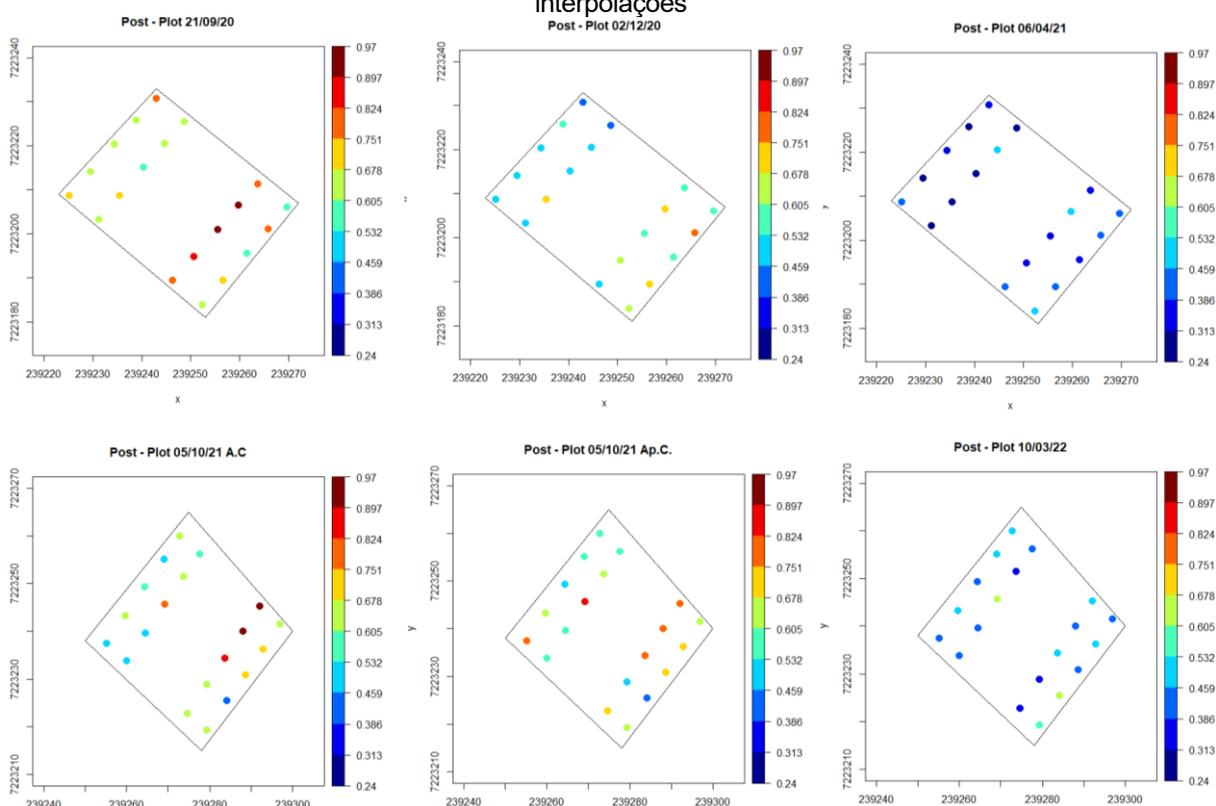
**Tabela 3:** Resumo Descritivo dos IR da segunda safra no IDR

n=20	<b>IR1</b>	<b>IR2</b>	IR3	IR4	IR5	IR6	IR7	IR8	<b>IR9</b>
Mínimo	<b>0,42</b>	<b>0,42</b>	0,48	0,45	0,36	0,37	0,31	0,4	<b>0,35</b>
Máximo	<b>0,95</b>	<b>0,87</b>	0,86	0,78	0,69	0,79	0,58	0,73	<b>0,63</b>
1. Quartil	<b>0,55</b>	<b>0,57</b>	0,53	0,52	0,43	0,42	0,4	0,45	<b>0,39</b>
3. Quartil	<b>0,69</b>	<b>0,72</b>	0,68	0,67	0,57	0,56	0,55	0,58	<b>0,51</b>
Média	<b>0,65</b>	<b>0,65</b>	0,62	0,6	0,5	0,52	0,45	0,52	<b>0,46</b>
Mediana	<b>0,63</b>	<b>0,65</b>	0,59	0,56	0,47	0,52	0,43	0,52	<b>0,04</b>
Variância	<b>0,02</b>	<b>0,01</b>	0,01	0,01	0,01	0,01	0	0,01	<b>0,01</b>
Desvio P.	<b>0,14</b>	<b>0,11</b>	0,11	0,1	0,1	0,11	0,1	0,1	<b>0,08</b>
Assimetria	<b>0,64</b>	<b>0,05</b>	0,65	0,33	0,24	0,63	0,25	0,41	<b>0,63</b>
Curtose	<b>-0,36</b>	<b>-0,79</b>	-0,72	-1,24	-1,24	-0,44	-1,33	-0,7	<b>-0,76</b>
Coef. Var.	<b>21,54</b>	<b>16,92</b>	17,74	16,67	20,00	21,15	22,22	19,23	<b>17,39</b>

A Figura 7 apresenta os nove gráficos *boxplot* dos Índices de Recalque (IR) do IDR em nove leituras durante a segunda safra, nas seguintes datas: 05/10/2021, pela manhã; 05/10/2021, com implantação da compactação à tarde; 11/10/2021; 19/10/2021; 25/10/2021; 12/11/2021; 01/12/2021; 24/01/2022; e 10/03/2022. Na segunda safra, nota-se a presença de outliers na primeira leitura. Esses *outliers* não foram excluídos, pois, ao observar a Figura 8, verifica-se que esses valores elevados correspondem ao tratamento P1 de uma passada do conjunto para estabelecer a compactação. Além disso, esse ponto de valor alto é repetido nas demais leituras.

**Figura 7:** Boxplot dos IR da segunda safra do IDR

A Figura 8 apresenta os pontos de amostragem na área com a respectiva distribuição espacial dos valores do Índice de Recalque (IR) nas datas escolhidas para a interpolação. Os gráficos estão dispostos da esquerda para a direita na sequência em que foram realizadas as leituras. Dentro de cada mapa, os quatro tratamentos estão organizados de baixo para cima, sendo: 0P (zero passadas de trator), 1P (uma passada de trator), 3P (três passadas de trator) e 5P (cinco passadas de trator). Observa-se que os maiores valores de rugosidade estão associados ao tratamento com uma passada de trator, enquanto os tratamentos com três e cinco passadas apresentam índices de rugosidade menores, evidenciando a compactação.

**Figura 8:** Gráficos Post Plot dos IR do IDR nas duas safras, em três momentos escolhidos para as interpolações

Na Tabela 4, apresenta-se uma “saída” típica do programa desenvolvido em R, mostrando o resultado da validação cruzada do IR1 da primeira safra para o IDR. Foram avaliados um total de 17 modelos teóricos, com a finalidade de escolher aquele que apresenta o menor Erro Médio, o Desvio Padrão do Erro Médio mais próximo de zero, o menor Erro Médio Padronizado, o Desvio Padrão do Erro Padronizado mais próximo de um e o menor Erro Absoluto dentro do Alcance Prático, considerando a distância máxima entre os pontos, que, neste caso, é de 48 metros.

**Tabela 4:** Validação cruzada para o índice de rugosidade relativo a primeira leitura na área experimental do IDR PR safra 2020 – 2021

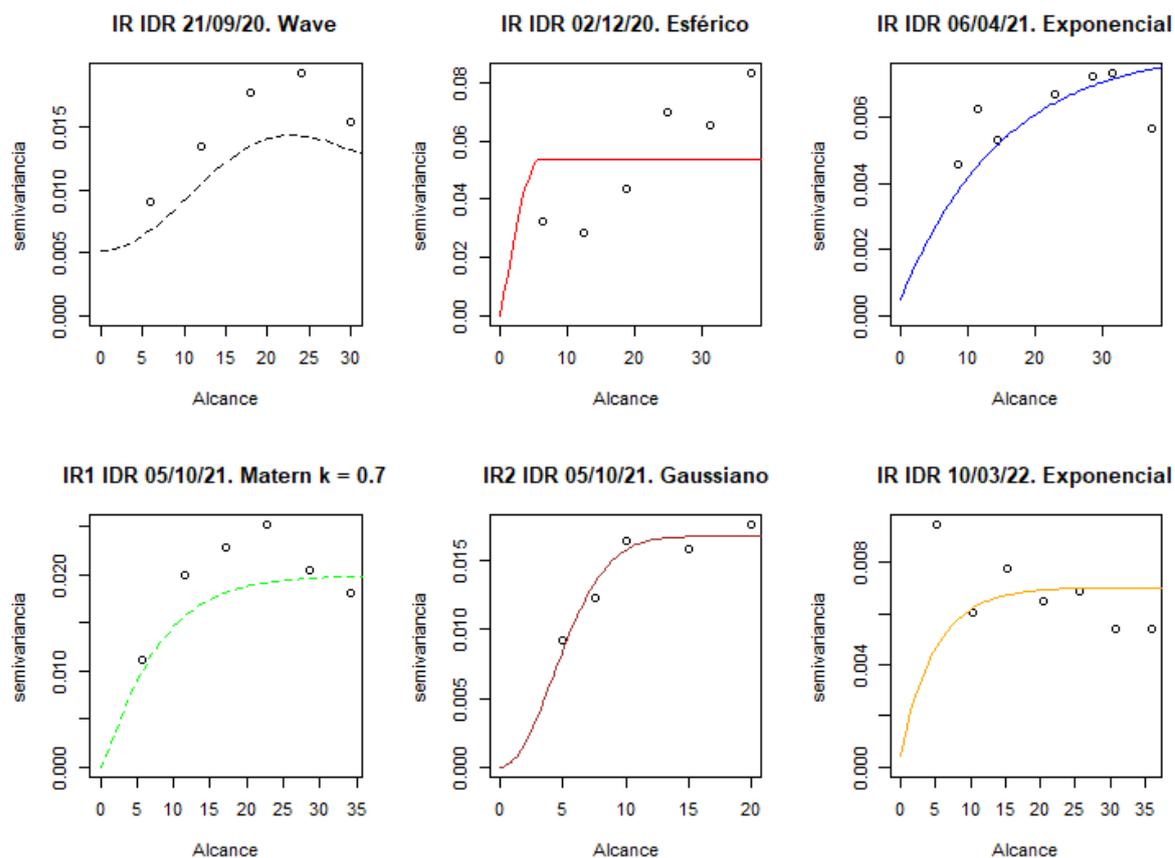
	Exp	Sph	Gaus	Wave	M_0.7	M_1.0	M_1.5	M_2.0	M_2.5	M_3.0	M_3.5	M_05	M_06	M_07	M_08	M_09	M_10
M.E	-0,002	<b>0,000</b>	-0,003	-0,001	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002	-0,002
S.E	0,102	0,120	0,101	<b>0,093</b>	0,101	0,101	0,101	0,101	0,107	0,100	0,100	0,100	0,010	0,010	0,010	0,010	0,099
M.S	-0,009	<b>0,000</b>	-0,012	-0,008	-0,010	-0,001	-0,012	-0,013	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012	-0,012
S.S	0,911	0,957	0,949	1,030	<b>1,008</b>	1,017	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021	1,021
E.A.	1,606	1,902	1,646	<b>1,408</b>	1,625	1,643	1,647	1,640	1,634	1,628	1,623	1,616	1,606	1,601	1,597	1,594	1,591
P.R	29,96	5,00	17,31	<b>15,23</b>	20,92	18,59	18,45	19,10	19,51	19,81	20,03	20,43	20,59	20,70	20,78	20,84	20,89

M.E.: Erro Médio; S.E.: Desvio Padrão do Erro Médio; M.S: Erro Médio Padronizado; SS: Desvio Padrão do Erro Médio Padronizado; E.A.: Erro Absoluto; PR: *Practical Range*, ou Alcance Real; Exp: Modelo Exponencial; Sph: Modelo Esférico; Gaus: Modelo Gaussiano; Wave: Modelo Wave ou Periódico; M\_0.7: Modelo da Família Matérn com k=0,7; M\_1.0: Modelo da Família Matérn com k=1,0; M\_1.5: Modelo da Família Matérn com k=1,5; M\_2.0: Modelo da Família Matérn com k=2,0; M\_2.5: Modelo da Família Matérn com k=2,5; M\_3.0: Modelo da Família Matérn com k=3,0; M\_3.5: Modelo da Família Matérn com k=3,5; M\_05: Modelo da Família Matérn com k=5; M\_06: Modelo da Família Matérn com k=6; M\_07: Modelo da Família Matérn com k=7; M\_08: Modelo da Família Matérn com k=8; M\_09: Modelo da Família Matérn com K=9; M\_10: Modelo da Família Matérn com K=10.

Observando a Tabela 4, de acordo com o critério de validação cruzada, o melhor modelo é aquele que apresenta os valores de Erro Médio (M.E.) e Erro Médio Padronizado (MS) mais próximos de zero, o Erro Médio (S.E.) menor, o Desvio Padrão do Erro Padronizado (SS) mais próximo de um e o Erro Absoluto (EA) menor.

Seguindo esses critérios, os modelos de variogramas ajustados aos variogramas experimentais são os seguintes: para o IR1, o modelo wave é o que melhor atende a esses requisitos. Sempre que um modelo não apresentou um alcance menor que 48 metros, ele foi descartado, e optou-se por aquele que otimizasse os critérios de validação cruzada.

A Figura 9 apresenta os variogramas dos IR no IDR para as duas safras, nas datas selecionadas para a interpolação dos dados. Esses modelos foram escolhidos após a validação cruzada.

**Figura 9:** Variogramas ajustados dos IR das duas safras do IDR

A Tabela 5 apresenta os resultados da estatística descritiva dos dados dos Índices de Recalque (IR) da área experimental do IDR, para as duas safras, 2020/2021 e 2021/2022, da soja, em três leituras correspondendo a três momentos distintos: antes da compactação, após a compactação e após a colheita.

Na primeira safra, as datas são: 21/09/2020, antes da compactação; 02/12/2020, após a compactação; e 06/04/2021, após a colheita.

Na segunda safra, as datas são: 05/10/2021, antes da compactação pela manhã; 05/10/2021, após a compactação à tarde; e 10/03/2022, durante a colheita da soja.

**Tabela 5:** Estatística Descritiva dos IR do IDR de duas safras, 2020 – 2021 (S1), 2021 – 2022 (S2), em três datas distintas, antes de estabelecer a compactação (A.C.), após a compactação (Ap. C.) e após a colheita da safra de soja (Ap. Col.)

	21/09/20 A.C.S1	02/12/20 Ap.C.S1	06/04/21 Ap.Col.S1	05/10/21 A.C.S2*	05/10/21 Ap.C.S2*	10/03/22 Ap.Col.S2
N	20	20	20	20	20	20
Mínimo	0,55	0,42	0,24	0,42	0,42	0,35
Máximo	0,97	0,77	0,52	0,95	0,87	0,63
1º Q.	0,63	0,48	0,31	0,55	0,57	0,39
3º Q.	0,77	0,64	0,42	0,69	0,72	0,51
Média	0,71	0,57	0,36	0,65	0,65	0,46
Mediana	0,67	0,55	0,34	0,63	0,65	0,44
Variância	0,013	0,01	0,006	0,02	0,012	0,007
D. P.	0,11	0,1	0,08	0,14	0,11	0,08
Assimetria	0,75	0,36	0,34	0,64	0,05	0,63
Curtose	-0,39	-1,07	-1,06	-0,36	-0,79	-0,76
C. V.	15,49	17,54	22,22	21,54	16,92	17,39

N: Número de Observações; 1º Q.: Primeiro *Quartil* dos dados; 3º Q.: Terceiro *Quartil* dos dados; D. P.: Desvio Padrão dos dados; C.V.: Coeficiente de Variação dos dados; A.C.S1: Antes de estabelecer a compactação do solo na primeira safra de 2020/2021; Ap.C.S1: Após estabelecer a compactação do solo na primeira safra 2020/2021; Ap.Col.S1: Após a colheita da soja na primeira safra 2020/2021; A.C.S2\*: Antes de estabelecer a compactação do solo na segunda safra 2021/2022 feita pela manhã, que ocorreu na mesma data da leitura após a compactação; Ap.C.S2\*: Após estabelecer a compactação do solo na segunda safra 2021/2022 feita à tarde e que ocorreu na mesma data de leitura antes da compactação; Ap.Col.S2: Após a colheita da soja na segunda safra 2021/2022.

Observa-se que os valores máximos do Índice de Recalque (IR) decrescem com o tempo e com o estabelecimento da compactação na primeira safra, sendo 0,97 no início do experimento, 0,77 após a compactação e 0,52 no momento da colheita. Na segunda safra, os valores máximos são 0,95 no início do experimento, 0,87 após a compactação e 0,63 no momento da colheita. Quanto aos valores mínimos, observa-se um comportamento semelhante na primeira safra, com valores de 0,55 no início, 0,42 após a compactação e 0,24 na colheita. Na segunda safra, os valores mínimos variam de 0,42 a 0,35, com o valor intermediário sendo igual ao da primeira safra.

Em relação às médias, na primeira safra, os valores são 0,71 no início, 0,57 após a compactação e 0,36 na colheita, indicando um comportamento semelhante ao observado nos valores máximos e mínimos. Na segunda safra, as médias são iguais a 0,65 tanto no início do experimento quanto após a compactação, indicando uma distribuição mais homogênea dos dados.

Quanto aos coeficientes de variação, na primeira safra observam-se valores de 15,49%, 17,54% e 22,44%, enquanto na segunda safra os valores são 21,54%, 16,92% e 17,39%. Esses coeficientes indicam uma variação baixa dos dados, sugerindo homogeneidade.

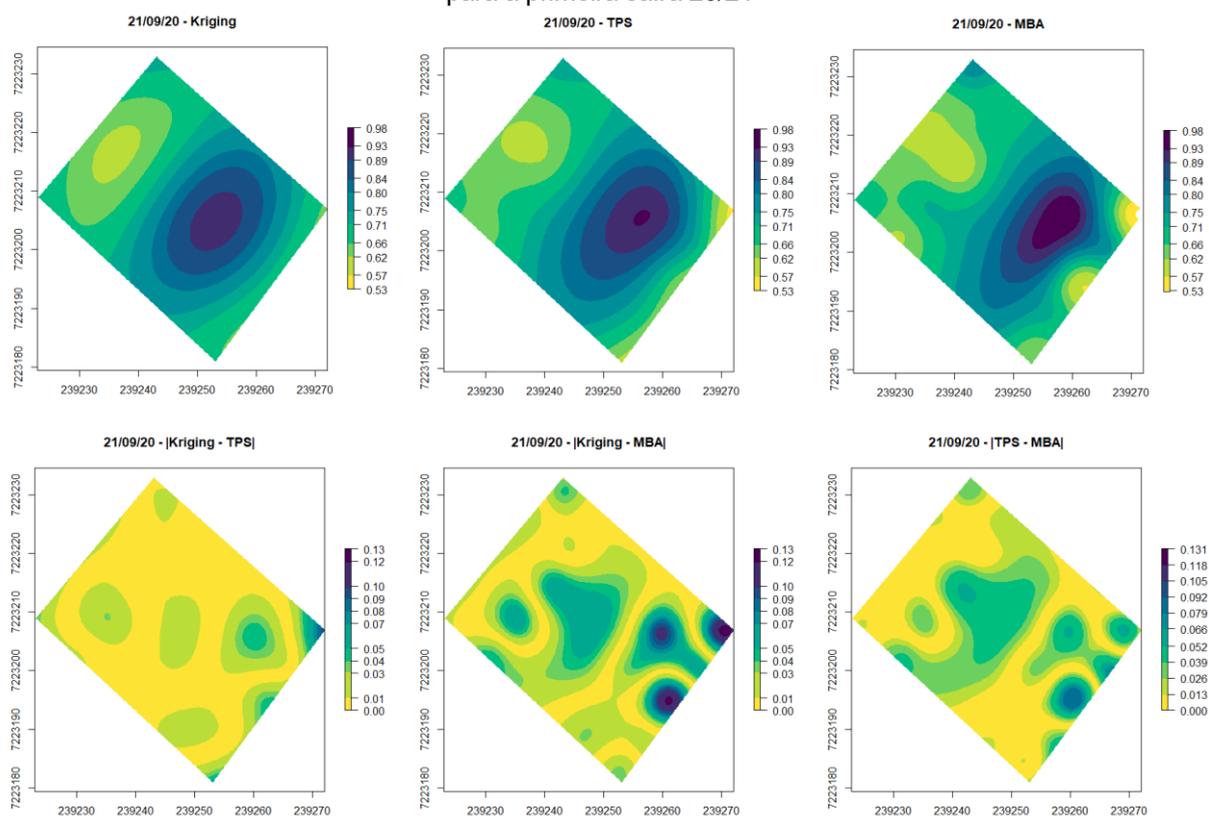
As Figuras 10 e 11 apresentam os mapas do índice de rugosidade obtidos através dos três métodos de interpolação: Krigagem, TPS e MBA, em três datas

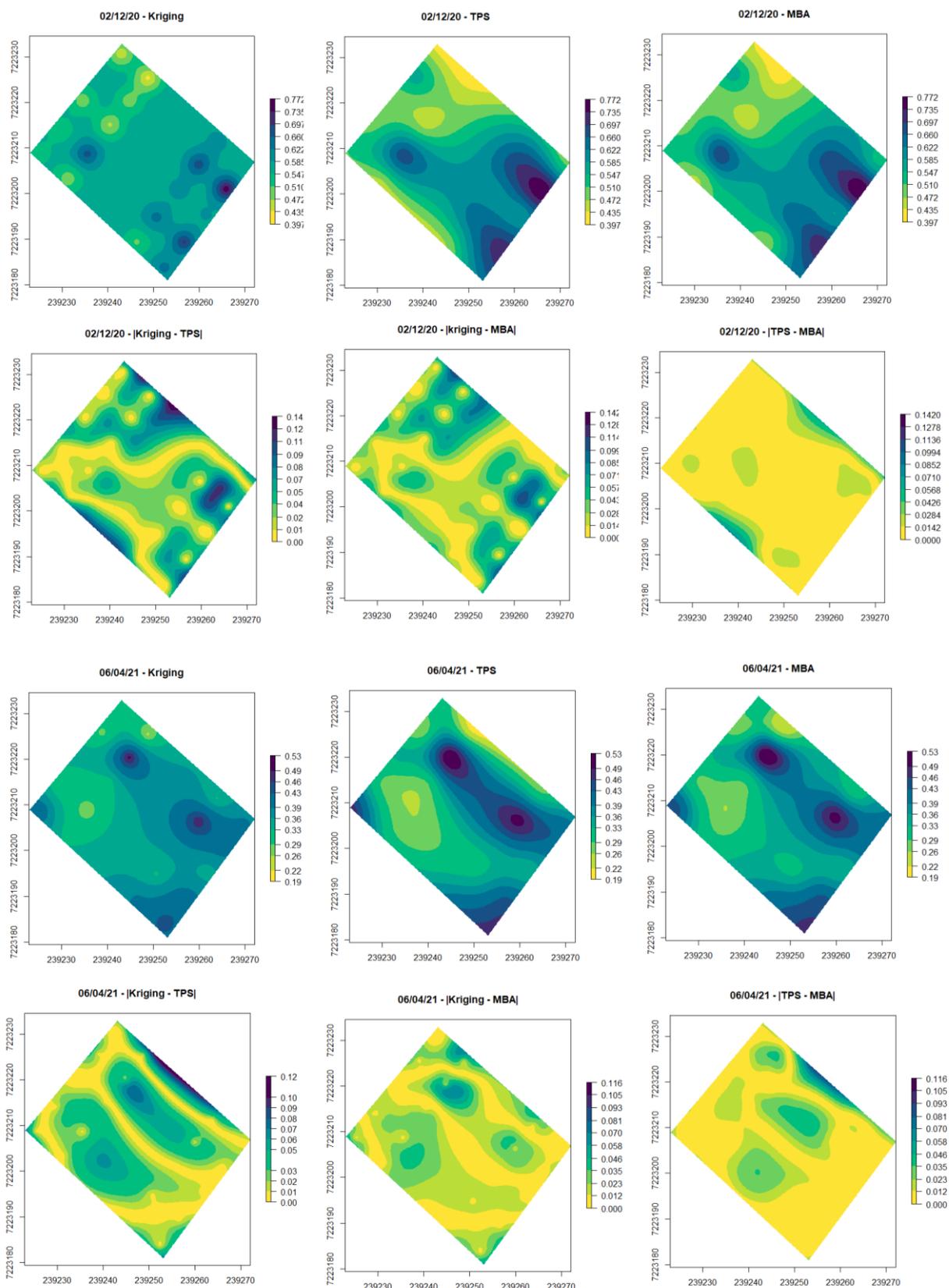
diferentes relacionadas à implantação do experimento: 21/09/2020 (sem níveis de compactação estabelecidos), 02/12/2020 (após o estabelecimento dos níveis de compactação) e 06/04/2021 (na colheita da soja). Para a segunda safra, os mapas são referentes a 05/10/2021 (pela manhã, durante a implantação do experimento), 05/10/2021 (à tarde, após o estabelecimento dos níveis de compactação) e 10/03/2022 (na colheita da soja).

Além disso, as figuras mostram também os mapas gerados pela álgebra dos mapas anteriores, com a diferença pixel a pixel entre os mapas resultantes, evidenciando os valores dessas diferenças como uma medida de concordância.

Os mapas estão dispostos da esquerda para a direita conforme os métodos de interpolação: Krigagem, TPS e MBA, e as diferenças entre cada método estão organizadas de cima para baixo para as três datas diferentes. Em cada mapa, são visíveis os vinte pontos de interpolação onde foram realizadas as leituras do IR, e os tratamentos estão dispostos com a ausência de compactação como o primeiro à direita e, sucessivamente, uma passagem, três passagens e cinco passagens, o mais à esquerda.

**Figura 10:** Mapas interpolados através da Krigagem, TPS e MBA para o IR do IDR, do Paraná - Brasil, para a primeira safra 20/21



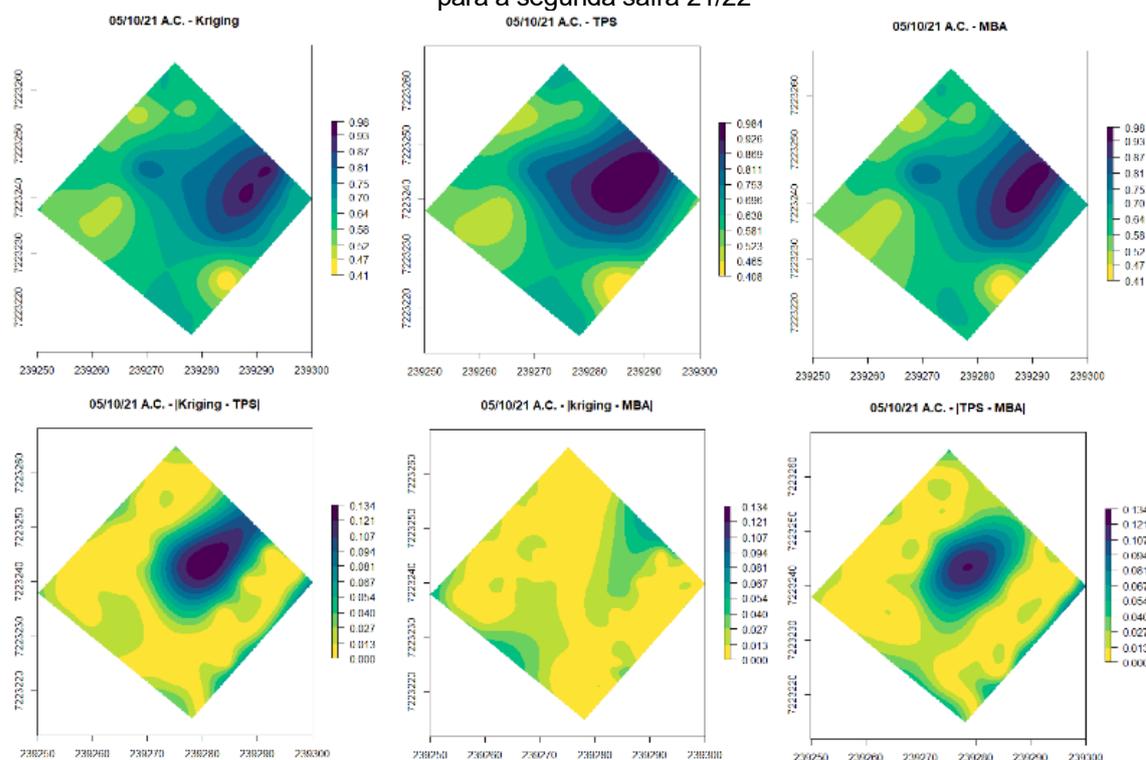


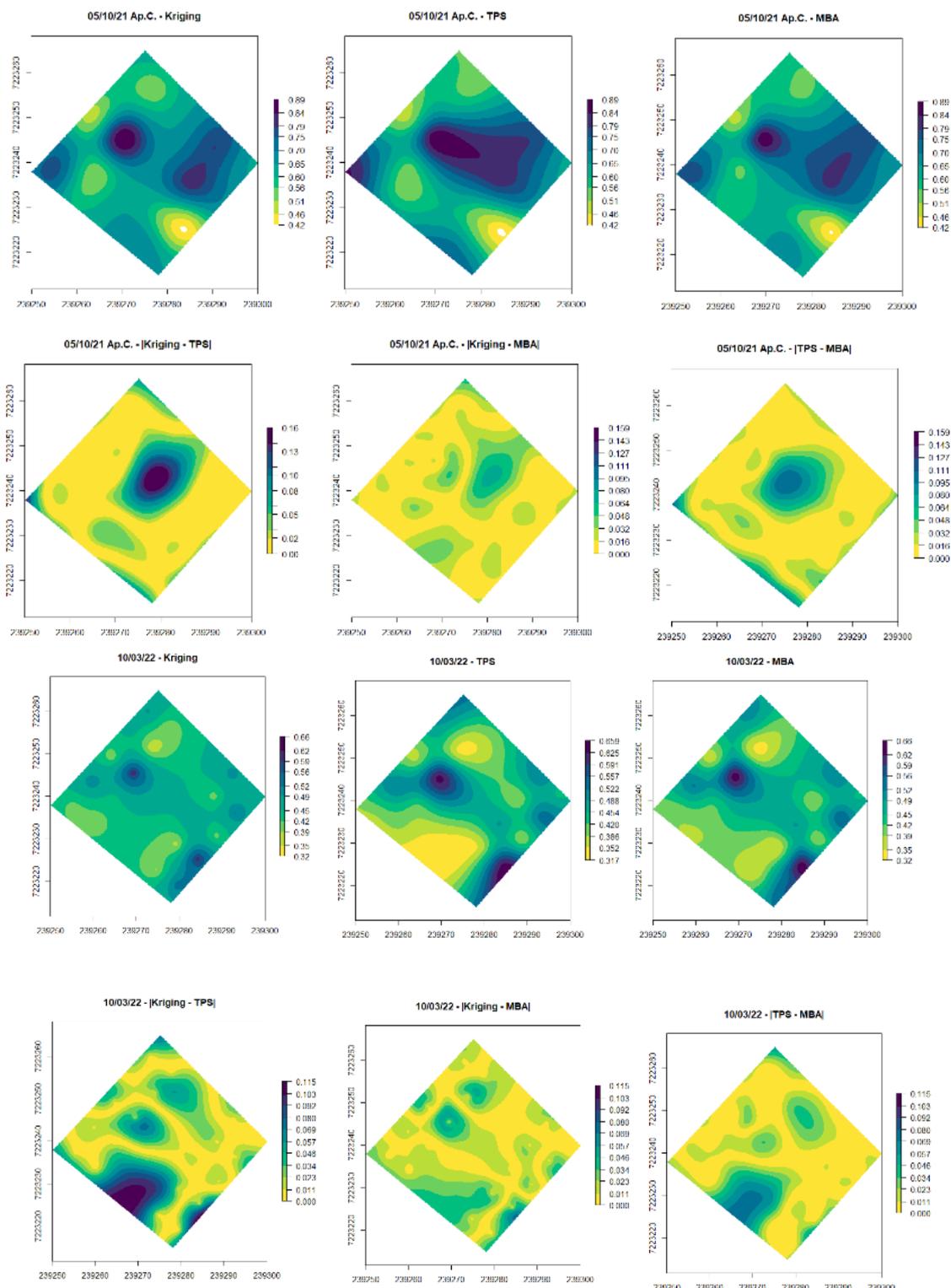
Da esquerda para a direita, na primeira linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 21/09/2020, no IDR PR, com valores indo de **0,53** a **0,98** com **10 classes** de intervalos com amplitudes iguais a **0,045**. Na segunda linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita, |Krigagem - TPS|, |Krigagem - MBA|, |TPS - MBA| com valores variando de **0** até **0,13** com **10 classes** de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,01**

Da esquerda para a direita, na terceira linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 06/04/2020, no IDR PR, com valores indo de **0,19** a **0,53** com **10** classes de intervalos com amplitudes iguais a **0,034**. Na quarta linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita,  $|Krigagem - TPS|$ ,  $|Krigagem - MBA|$ ,  $|TPS - MBA|$  com valores variando de **0** até **0,116** com **10** classes de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,0116**

Da esquerda para a direita, na quinta linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 02/12/2020, no IDR PR, com valores indo de **0,397** a **0,772** com **10** classes de intervalos com amplitudes iguais a **0,0375**. Na sexta linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita,  $|Krigagem - TPS|$ ,  $|Krigagem - MBA|$ ,  $|TPS - MBA|$  com valores variando de **0** até **0,142** com **10** classes de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,0142**

**Figura 11:** Mapas interpolados através da Krigagem, TPS e MBA para o IR do IDR, do Paraná - Brasil, para a segunda safra 21/22





Da esquerda para a direita, na primeira linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 05/10/2021, pela manhã, no IDR PR, com valores indo de **0,408 a 0,981** com 10 classes de intervalos com amplitudes iguais a **0,0573**. Na segunda linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita, |Krigagem - TPS|, |Krigagem -MBA|, |TPS-MBA| com valores variando de **0** até **0,134** com **10** classes de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,0134**

Da esquerda para a direita, na terceira linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 05/10/2021, à tarde, no IDR PR, com valores indo de **0,42 a 0,89** com 10 classes de intervalos com amplitudes iguais a **0,057**. Na quarta linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita, |Krigagem - TPS|, |Krigagem -MBA|, |TPS-MBA| com valores variando de **0** até **0,159** com 10 classes de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,0159**

Da esquerda para a direita, na quinta linha, Krigagem, TPS e MBA, na data de 10/03/2022, no IDR PR, com valores indo de **0,32** a **0,66** com **10** classes de intervalos com amplitudes iguais a **0,034**. Na sexta linha de mapas, os módulos das diferenças dos mapas anteriores, da esquerda para a direita, |Krigagem - TPS|, |Krigagem -MBA|, |TPS-MBA| com valores variando de **0** até **0,13** com **10** classes de intervalos com mesma amplitude iguais a **0,013**

Observa-se nos mapas das duas safras que, antes da compactação, o Índice de Recalque (IR) do tratamento referente a uma passada é maior do que nos demais tratamentos. Após o estabelecimento da compactação, o IR diminui em toda a área, mas ainda é maior no segundo tratamento. Já nos mapas após a colheita, observa-se uma maior redução do IR em toda a área. Os mapas das diferenças mostram que, na primeira safra, antes da compactação, os mapas gerados por Krigagem e TPS são semelhantes, o que é corroborado pela Tabela 3, com **K = 0,86** e **G = 0,90** para Krigagem e TPS, e **K = 0,88** e **G = 0,72** para TPS e MBA.

A Tabela 6 auxilia na compreensão dos mapas das Figuras 10 e 11, apresentando um resumo descritivo dos resultados das interpolações pelos três métodos e das diferenças pixel a pixel entre eles.

**Tabela 6:** Descritiva dos valores interpolados por Krigagem, TPS, MBA e os respectivos módulos das diferenças

	K1	T1	M1	K1 - T1	K1 - M1	T1 - M1
Min.	0,6064	0,5413	0,5257	0	0	0
P. Q.	0,6721	0,6673	0,6628	0,005	0,012	0,0069
Mediana	0,7347	0,7361	0,7206	0,0104	0,0248	0,0183
Média	0,7438	0,7459	0,736	0,0134	0,0311	0,0211
T. Q.	0,8112	0,815	0,8013	0,0181	0,0447	0,0312
Max.	0,9156	0,9328	0,9791	0,1059	0,1311	0,09
	K2	T2	M2	K2 - T2	K2 -M2	T2 - M2
Min.	0,4214	0,3973	0,4150	0,0000	0,0000	0,0000
P. Q.	0,5521	0,5035	0,5144	0,0190	0,0157	0,0028
Mediana	0,5664	0,5701	0,5712	0,0357	0,0296	0,0071
Média	0,5675	0,5644	0,5677	0,0403	0,0338	0,0101
T. Q.	0,5830	0,6168	0,6125	0,0567	0,0491	0,0127
Max.	0,7685	0,7701	0,7720	0,1420	0,1120	0,0760
	K3	T3	M3	K3 - T3	K3 - M3	T3 - M3
Min.	0,2516	0,1911	0,2208	0,0000	0,0000	0,0000
P. Q.	0,3370	0,3049	0,3196	0,0117	0,0092	0,0037
Mediana	0,3607	0,3483	0,3510	0,0251	0,0168	0,0090
Média	0,3621	0,3570	0,3588	0,0028	0,0182	0,0134
T. Q.	0,3852	0,4119	0,3980	0,0416	0,0249	0,0196
Max.	0,5032	0,5226	0,5267	0,1162	0,0692	0,0897

	K4	T4	M4	K4 - T4	K4 - M4	T4 - M4
Min.	0,4199	0,4078	0,4133	0,0000	0,0000	0,0000
P. Q.	0,5875	0,5776	0,5767	0,0062	0,0041	0,0058
Mediana	0,6425	0,6472	0,6380	0,0150	0,0099	0,0147
Média	0,6652	0,6842	0,6651	0,0306	0,0133	0,0264
T. Q.	0,7366	0,7909	0,7417	0,0409	0,0185	0,0361
Max.	0,9504	0,9838	0,9615	0,1343	0,0671	0,1223
	K5	T5	M5	K5 - T5	K5 - M5	T5 - M5
Min.	0,4164	0,4155	0,4183	0,0000	0,0000	0,0000
P. Q.	0,5934	0,5858	0,5920	0,0056	0,0055	0,0043
Mediana	0,6536	0,6639	0,6553	0,0140	0,0133	0,0129
Média	0,6547	0,6706	0,6590	0,0280	0,0174	0,0217
T. Q.	0,7129	0,7580	0,7321	0,0035	0,0258	0,0288
Max.	0,8890	0,8890	0,8719	0,1591	0,0705	0,0113
	K6	T6	M6	K6 - T6	K6 - M6	T6 - M6
Min.	0,3597	0,3174	0,3349	0,0000	0,0000	0,0000
P. Q.	0,4306	0,3937	0,4074	0,0095	0,0079	0,0046
Mediana	0,4489	0,4387	0,4469	0,0206	0,0154	0,0103
Média	0,4528	0,4408	0,4496	0,0297	0,0177	0,0169
T. Q.	0,4698	0,4818	0,4796	0,0420	0,0250	0,0229
Max.	0,6134	0,6590	0,6353	0,1149	0,0731	0,0765

Min: Mínimo; P.Q.: Primeiro *Quartil*; T.Q.: Terceiro *Quartil*; Max.: Máximo; K1: Krigagem IR1; K2: Krigagem IR2; K3: Krigagem IR3; K4: Krigagem IR4; K5: Krigagem IR5; K6: Krigagem IR6; T1: TPS do IR1; T2: TPS do IR2; T3: TPS do IR3; T4: TPS do IR4; T5: TPS do IR5; T6: TPS do IR6; M1: MBA do IR1; M2: MBA do IR2; M3: MBA do IR3; M4: MBA do IR4; M5: MBA do IR5; M6: MBA do IR6; |K1-T1|: Valor absoluto da diferença entre os valores interpolados por Krigagem e TPS do IR1; |k1-M1|: Valor absoluto da diferença entre os valores interpolados por Krigagem e MBA do IR1; |T1-M1|: Valor absoluto da diferença entre os valores interpolados por TPS e MBA do IR1; ...; |T6-M6|: Valor absolutos da diferença entre os valores interpolados por TPS e MBA do IR6.

Na Tabela 7 são explicitados os valores dos índices Kappa e de Concordância Global entre os mapas.

**Tabela 7:** Valores do índice Kappa e do Índice de Concordância Global, dos mapas dos IR do IDR na primeira safra, 2020/2021, nas datas 21/09/2020, 02/12/202 e 06/04/2021 e na segunda safra de 2021/2022, nas datas 05/10/2021 pela manhã, 05/10/2021 à tarde e 10/03/2022

Datas das leituras	Kriging x TPS	Kriging x MBA	TPS x MBA
21/09/2020	K = 0,86, G = 0,90	K = 0,69, G = 0,71	K = 0,88, G = 0,72
02/12/2020	K = <b>0,40</b> , G = 0,55	K = <b>0,46</b> , G = 0,56	K = 0,88, G = 0,85
06/04/2021	K = 0,64, G = 0,57	K = 0,77, G = 0,76	K = 0,81, G = 0,73
05/10/2021	K = 0,78, G = 0,66	<b>K = 0,89</b> , G = 0,82	K = 0,82, G = 0,66
05/10/2021	K = 0,74, G = 0,65	K = 0,82, G = 0,86	K = 0,79, G = 0,69
10/03/2022	K = 0,52, G = 0,71	K = 0,65, G = 0,79	K = 0,75, G = 0,71

21/09/2020: Data da primeira leitura da primeira safra antes de estabelecer os níveis de compactação do solo; 02/12/2020: Data da segunda leitura da primeira safra após estabelecer os níveis de compactação do solo; 06/04/2021: Data da última leitura da primeira safra após a colheita da soja; 05/10/2021: Data da primeira leitura da segunda safra, de manhã antes de estabelecer a compactação;

05/10/2021: Data da segunda leitura da segunda safra à tarde após estabelecer a compactação; 10/03/2022: Data da última leitura da segunda safra após a colheita da soja; **K** = Índice Kappa de concordância entre os mapas interpolados; **G** = Índice de concordância global entre os mapas interpolados; Kriging x TPS: Valores dos índices **K** e **G** para os mapas interpolados por Krigagem e TPS; Kriging x MBA: Valores dos índices **K** e **G** para os mapas interpolados por Krigagem e MBA; TPS x MBA; Valores dos índices **K** e **G** para os mapas interpolados por TPS e MBA.

De acordo com a Tabela 1, da página 29, o menor valor de Kappa, **K = 0,4**, fornece uma concordância razoável entre a krigagem e TPS, **K = 0,46**, concordância boa entre Krigagem e MBA, **K = 0,52**, boa concordância entre TPS e MBA. Esses são os “piores resultados”, mas olhando para as seis primeiras linhas da Tabela 7, nota-se que as distribuições dos valores interpolados são similares. fornecendo uma boa acurácia aos mapas. Na segunda data da primeira safra nota-se uma excelente concordância, quando se compara TPS com MBA com **K = 0,88** e **G = 0,85**.

Na leitura da colheita na primeira safra os mapas da diferença mostram que a Krigagem e TPS tem concordância muito boa com **K = 0,64** e **G = 0,57**, enquanto os demais têm maior concordância com **K = 0,77** e **G = 0,76** para Krigagem com TPS, e **K = 0,81** e **G = 0,73** para TPS e MBA.

Na segunda safra, os mapas gerados pelos três métodos mostram maior concordância em todas as datas o que pode ser comprovado na tabela dois com **K = 0,78**, **G = 0,66** para Krigagem e TPS na primeira leitura, **K = 0,89** e **G = 0,82** Para Krigagem e MBA e **K = 0,82** e **G = 0,66** para TPS e MBA. Na segunda leitura, **K = 0,74** e **G = 0,65** quando se comparam Krigagem e TPS, **K = 0,82** e **G = 0,86** para Krigagem com MBA e **K = 0,79** e **G = 0,69** para TPS e MBA. Na leitura da data da colheita obtivemos **K = 0,52** e **G = 0,71** para Krigagem e TPS, **K = 0,65** e **G = 0,79** para Krigagem e MBA e **K = 0,75** e **G = 0,71** para TPS e MBA.

Observa-se da análise estatística descritiva dos dados de rugosidade do solo que houve decréscimo da rugosidade, principalmente após a compactação. Este resultado era esperado, uma vez que solos compactados apresentam menor rugosidade superficial sendo mais suscetíveis à erosão hídrica, o que pode ser verificado também nos trabalhos (Govers *et al.*, 2000; Kamphorst *et al.*, 2000; Jan Vermang *et al.*, 2013).

Os valores máximos, mínimos e as médias dos IR diminuíram com o tempo são corroborados pelos resultados apresentados por Panachuki *et al.* (2015).

Ainda apesar da pouca variabilidade estatística dos dados, quando não se considera a distribuição espacial com coeficiente de variação entre 15% e 22%, os mapas mostram como é importante se levar em conta a dependência espacial dos

dados o que também pode ser verificado em Appel Neto *et al.* (2020) e Abdel Rahman *et al.* (2021).

Na análise geoestatística à interpolação por krigagem ordinária dos dados do IR os dados obtidos nas leituras anteriores ao estabelecimento da compactação apresentaram uma estrutura espacial bem definida. Nesses casos, os resultados por krigagem mostraram-se bem próximos aos dados interpolados pelos outros dois métodos o que é relatado também nos trabalhos de Pluch (2009), Appel Neto *et al.* (2020) e Abdel Rahman *et al.* (2021).

Na comparação dos interpoladores determinísticos TPS e MBA, ambos se mostraram adequados para a interpolação dos dados de rugosidade, mesmo na ausência de uma estrutura espacial bem definida e com pouca variação, como ocorre após a compactação e após a colheita, com a diminuição dos IR. Essa adequação também é confirmada por trabalhos de Cătinaş e Malina (2024).

Na avaliação da acurácia dos mapas resultantes do índice de rugosidade da área em estudo nas duas safras, observa-se uma boa acurácia entre os mapas gerados por Krigagem e TPS, ou entre Krigagem e MBA, e uma ótima acurácia entre os mapas gerados por TPS e MBA. Esses resultados corroboram os obtidos em outros estudos, como os de Xie *et al.* (2011) e Olofsson *et al.* (2014).

A álgebra de mapas, que consistiu simplesmente na diferença entre os mapas de cada interpolação, revelou os valores máximos e mínimos dessas diferenças. Isso evidenciou que, dependendo do objetivo desejado para o mapa, qualquer um dos métodos pode ser utilizado. No entanto, quando se busca um estimador não enviesado e ótimo, no sentido de possuir a menor variância, a Krigagem deve ser a opção preferida. Por outro lado, quando não há informação suficiente sobre a estrutura espacial bem definida, os interpoladores não estocásticos devem ser preferidos, destacando os objetivos distintos dos métodos, como evidenciado em trabalhos de Costa Soares *et al.* (2018).

Segundo Dubrule (1983), a interpolação por *spline* é equivalente à Krigagem com covariância fixa e grau do polinômio interpolador. Geralmente, a Krigagem ocorre em duas etapas: a modelagem da estrutura espacial através da covariância e grau de tendência, seguida pela interpolação propriamente dita. Dubrule também sugere que splines e Krigagem devem ser usados alternadamente, dependendo do objetivo da interpolação. Ou seja, se o objetivo é obter um mapa para futuros cálculos, a Krigagem deve ser preferida por minimizar a variação. Entretanto, se a rapidez na obtenção do

mapa, evidenciando as principais características numéricas de uma variável, é o objetivo, então a interpolação por *spline* é mais adequada.

#### 4.4 Conclusão

Os três métodos de interpolação se mostraram eficientes para identificar as áreas de maior compactação que poderiam exigir um manejo diferenciado. Eles foram capazes de determinar a evolução espaço-temporal dessas áreas, evidenciando a recuperação do índice de rugosidade para valores mais próximos e promovendo a homogeneidade em toda a área.

Analisando o índice Kappa de concordância e o índice G de concordância global, observa-se que, quanto mais definida é a estrutura espacial, ou seja, quanto mais pronunciada é a estrutura espacial da dependência, mais próximos são os mapas. Isso pode ser visto antes da compactação. Com o estabelecimento da compactação, os índices de rugosidade diminuem, e a acurácia dos mapas é reduzida, pois a modelagem espacial via Krigagem se torna mais difícil. Nesses casos, a interpolação determinística se mostra mais recomendável, já que não utiliza a estrutura espacial e, portanto, é mais fácil de obter.

Portanto, a escolha do método de interpolação depende significativamente da estrutura espacial dos dados e do objetivo do mapa. No caso do índice de rugosidade, é fundamental realizar uma análise estatística descritiva inicial para entender a variância dos dados e decidir qual método usar.

## 5 Capítulo 2: Resiliência de um latossolo argiloso com diferentes teores de matéria orgânica

### RESUMO

O Latossolo argiloso sob plantio direto é suscetível à compactação devido a ações naturais e antropogênicas. Sua capacidade de recuperação, conhecida como resiliência, é influenciada pela matéria orgânica e pelos ciclos de umedecimento e secagem. Este trabalho teve como objetivo avaliar essa dependência, principalmente no espaço e no tempo, utilizando ferramentas de geoestatística, como a Krigagem dos dados amostrados. Foram gerados mapas do índice de rugosidade superficial, da densidade e da macroporosidade do solo, utilizando um perfilômetro composto por 21 varetas de alumínio que monitoraram as elevações e depressões na superfície. As medições foram realizadas em duas áreas distintas: o Núcleo Experimental de Engenharia Agrícola (NEEA) da UNIOESTE, em Cascavel – PR, Oeste do Paraná, Brasil, que possui teor de matéria orgânica em torno de 3%, e o Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná (IDR), localizado em Santa Tereza, Oeste do Paraná, Brasil, com cerca de 4,5% de matéria orgânica. As medidas das alturas foram realizadas antes da compactação do solo, após a compactação e em cada ciclo de umedecimento e secagem. Observou-se que o índice de rugosidade superficial diminui com a compactação do solo e com os ciclos de umedecimento e secagem. A densidade do solo aumentou após a compactação e se recuperou após a colheita, enquanto a macroporosidade diminuiu com a compactação e aumentou após a colheita.

**Palavras-chave:** Geoestatística, Krigagem, Rugosidade Superficial, Densidade, Macroporosidade.

### 5.1 Introdução

A resiliência é uma propriedade física relacionada à capacidade de um objeto recuperar-se das perturbações que sofreu. No contexto da resiliência do solo em relação à compactação, estuda-se a capacidade de recuperação do solo após sofrer compactação (Martin; Deffuant; Calabrese, 2011).

Antes de discutir a resiliência do solo, é necessário caracterizá-lo, pois o solo é um meio heterogêneo, apresentando-se nos estados líquido, sólido e gasoso. As frações desses estados são muito dinâmicas, variando no espaço e no tempo. Em períodos de estiagem prolongada, a parte líquida pode até estar ausente nas camadas superiores, e em períodos de chuva, a parte gasosa pode estar ausente. Esse comportamento dinâmico é fundamental para o crescimento das plantas (Bonetti *et al.*, 2021; Young; Ros; De Vries, 2021).

Outro fator relacionado à resiliência é a textura do solo, que é a proporção dos componentes argila, silte e areia. Embora a textura não possa ser alterada pelas ações de manejo, a estrutura do solo pode sofrer alterações que podem favorecer ou prejudicar o desenvolvimento das plantas e, conseqüentemente, o rendimento das culturas. Por exemplo, o uso de maquinários pesados em solos argilosos com umidade além do limite de plasticidade pode resultar em compactação do solo (Bagnall *et al.*, 2020; Huang; Horn; Ren, 2022).

O estudo da resiliência de um latossolo argiloso com diferentes teores de matéria orgânica fornece informações sobre a capacidade desse solo de se recuperar de perturbações causadas pelo tempo ou por ações antrópicas e de manter suas funções essenciais. A matéria orgânica desempenha um papel importante na estruturação e na capacidade de retenção de água do solo, influenciando diretamente sua resiliência (Chertov; Komarov, 2013; Shimamoto *et al.*, 2021).

Compreender a influência da matéria orgânica na resiliência do latossolo argiloso é crucial para implementar práticas de manejo sustentáveis. A matéria orgânica contribui significativamente para a melhoria da estrutura do solo, promovendo a formação de agregados que favorecem a aeração e a permeabilidade, além de sustentar a atividade biológica necessária para a fertilidade do solo (Chertov; Komarov, 2013; De Andrade Bonetti *et al.*, 2017; Parton *et al.*, 2015).

A análise do comportamento espaço-temporal do índice de rugosidade da superfície do solo, da densidade e da macroporosidade, juntamente com a compreensão da influência da matéria orgânica, fornece informações valiosas para a implementação de estratégias de manejo que visem aprimorar a resiliência do latossolo argiloso (Lima Negro *et al.*, 2018; Reichert *et al.*, 2018; Suzuki *et al.*, 2022).

Os ciclos naturais de umedecimento e secagem do solo promovem contrações e expansões dos componentes do solo. No entanto, como os latossolos argilosos da região Oeste do Paraná contêm caulinita, que não é expansível, a única forma de recuperação desses solos é através da matéria orgânica (Saldanha Bastos *et al.*, 2005; Viana *et al.*, 2004).

A matéria orgânica atua como um amortecedor natural para as variações de umidade, ajudando a reduzir a compactação e a manter a estrutura porosa do solo, o que é fundamental para a resiliência do latossolo argiloso (Baumgartl; Köck, 2004).

Como os atributos físicos do solo possuem variabilidade temporal e espacial, são necessárias ferramentas que modelam essa variabilidade. A geoestatística é uma

ferramenta fundamental para compreender a distribuição espacial da rugosidade superficial e sua relação com os processos de escoamento e erosão hídrica (Abdel Rahman *et al.*, 2021; Dalposso *et al.*, 2022).

A krigagem dos dados obtidos a campo permite mapear a variação da rugosidade superficial, da densidade e da macroporosidade do solo ao longo do tempo em toda a área de estudo, identificando áreas onde a matéria orgânica contribuiu para a resiliência do solo (Abdel Rahman *et al.*, 2021; Kamarudin *et al.*, 2019; Szatmári *et al.*, 2021; Vidal Vázquez *et al.*, 2010).

Assim, o objetivo deste estudo foi verificar a influência da matéria orgânica e dos ciclos de umedecimento e secagem na resiliência de um latossolo argiloso.

## 5.2 Metodologia

O experimento foi instalado em dois locais, sob coordenadas geográficas 25°5'6,65" S e 53°35'12,98" O (Figura 1 (a)) e 24°53'52" S e 53°31'55" W (Figura 1(b)), com a duração de 2 anos, seguindo as safras 2020/2021 a 2021/2022.

Em ambos os locais, o solo é classificado como Latossolo Vermelho Distroférico (LVdf), de textura argilosa a muito argilosa (EMBRAPA SOLOS, 2018). Na área da Figura 10 (a) o teor de matéria orgânica do solo está acima de 4,5%, chegando em alguns locais até 5%. Já na área da Figura 10 (b) o teor médio de matéria orgânica é de aproximadamente 2,5%.

Antes do plantio da soja, em ambas as áreas experimentais foram estabelecidos níveis de compactação no solo por meio da passagem de um trator carregado sendo 0, 1, 3 e 5 passadas, quando a umidade do solo estava próxima do limite de plasticidade que onde se obtém a máxima compactação. As dimensões das áreas foram 40m x 30m, totalizando uma área de 1200 m<sup>2</sup>.

Para monitorar a capacidade de recuperação da deformação (resiliência) do solo foram realizadas avaliações de superfície e de subsuperfície do solo. Na superfície do solo foi monitorado a recuperação da deformação por meio do uso de um perfilômetro.

Durante a safra de 2020 e 2021 foram feitas seis leituras por área sempre que o total acumulado de precipitação era considerado significativo, em torno de 30 mm de chuva, nas datas: 21/09/2020, 02/12/2020, 08/12/2020, 17/12/2020, 03/02/2021 e 06/04/2021 para a área do IDR e nas datas: 03/09/2020, 07/12/2020, 15/12/2020,

11/01/2021, 11/02/2021 e 05/04/2021 para o NEEA; totalizando 50400 valores de alturas medidas nas duas áreas.

Para a safra de 2021 e 2022 foram realizadas nove leituras por área nas datas de chuvas significativas promovendo ciclos de umedecimento e secagem relevantes para se considerar na resiliência do solo, nas datas: 05/10/2021, duas leituras nessa data, pela manhã na implantação do experimento e a tarde na implementação dos níveis de compactação, 11/10/2021, 19/10/2021, 25/10/2021, 12/11/2021, 01/12/2021, 24/01/2022 e 10/03/2022 para o IDR e nas datas: 06/10/2021, 08/10/2021, 11/10/2021, 19/10/2021, 25/10/2021, 12/11/2021, 01/12/2021, 07/02/2022 e 14/03/2022 totalizando 75600 valores de alturas para serem trabalhados e cálculos do índice de rugosidade da superfície.

O perfilômetro é composto de um painel de 1,0 metro de largura, com 21 varetas de alumínio espaçadas de 5 em 5 cm. Esse painel, através de avanços definidos a cada 10 cm, percorreu uma distância de 1,0 metro de comprimento, totalizando 210 leituras em cada repetição dentro de cada tratamento, sendo consideradas suficientes na determinação do microrrelevo Allmaras *et al.* (1966), foram 5 repetições em cada nível de compactação, para cada tratamento foram obtidas a variação da rugosidade por 1050 leituras (5 repetições x 210 leituras/repetição). Os registros de leituras foram realizados por meio de uso de fotografias digitais.

O índice de rugosidade superficial (IR) foi determinado pelas medidas de elevação das varetas de alumínio colocados sobre o solo através do perfilômetro. A rugosidade superficial foi tomada como o desvio padrão entre as leituras de elevações. As leituras foram corrigidas para reduzir os efeitos da declividade e da referência de medida do campo. Antes do desvio padrão ser calculado as elevações foram expressas em forma logarítmica, e a rugosidade superficial expressa como segue:

$$IR = \bar{h}xS(\ln(h)) \quad (63)$$

em que:

$IR$  = índice de rugosidade superficial;

$\bar{h}$  = média das elevações;

$S(\ln(h))$  = desvio padrão dos logaritmos das elevações.

Na subsuperfície do solo foram avaliados, antes e após o estabelecimento dos níveis de compactação e após a colheita da soja, atributos e características do solo associados à estrutura matéria orgânica; densidades e macroporosidade, nas camadas de 0m-0,1m; 0,1m-0,2m; 0,2m-0,3m de profundidade.

Para a análise espaço-temporal da resiliência do solo, foram apresentadas as estatísticas descritivas, boxplots e análises das densidades e da macroporosidade. Foram elaborados mapas dos atributos de Densidade e Macroporosidade, considerando a média das medidas em três profundidades distintas: 0–0,10 m, 0,10–0,20 m e 0,20–0,30 m. Esses mapas foram gerados em três momentos diferentes: antes da compactação, após a compactação e após a colheita. Esses dados foram utilizados para analisar a dependência espacial e temporal dos atributos, bem como a recuperação do solo ao longo do tempo e do espaço.

Quanto aos índices de rugosidade obtidos durante as duas safras nas duas áreas experimentais, foram avaliados os quatro tratamentos: Zero passada, Uma passada, Três passadas e Cinco passadas de trator, com o objetivo de estabelecer os níveis de compactação. Foram realizadas cinco repetições em cada tratamento, com leituras feitas em cada ciclo de umedecimento e secagem. Esses dados forneceram uma ferramenta valiosa para a análise da recuperação do microrelevo do solo, indicando a resiliência do mesmo. Posteriormente, a análise geoestatística confirmou a dependência espaço-temporal da resiliência do solo e a influência do nível de matéria orgânica.

### **5.3 Resultados e Discussão**

São apresentadas na sequência as Tabelas, 8, 9, 10 com os testes de comparação de médias das densidades, porosidade total, macroporosidade e microporosidade no IDR PR na safra de 2020 - 2021, em três diferentes momentos: Antes de estabelecer os níveis de compactação, após estabelecer os níveis de compactação e após a colheita da soja.

As exigências sobre independência normalidade das variáveis e homoscedasticidade das variâncias foram testadas antes de realizar o teste de *Tukey*.

Nesse momento essas tabelas têm o objetivo de introduzir esses atributos físicos, pois eles estão relacionados com os mapas apresentados em seguida e que, em um momento posterior, servirão para melhor análise através da álgebra de mapas.

**Tabela 8:** Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 antes de estabelecer os níveis de compactação

Atributo	Tratamento	Camada			Média
		0,0-0,1 m	0,1-0,2 m	0,2-0,3 m	
Ds (Mg m <sup>-3</sup> )	0P	1,12	1,15	1,12	1,13
	1P	1,05	1,12	1,11	1,09
	3P	1,13	1,15	1,14	1,14
	5P	1,12	1,14	1,08	1,11
PT (%)	0P	56,98	54,29	55,32	55,53
	1P	59,66	55,44	55,54	56,88
	3P	56,72	54,18	54,79	55,23
	5P	57,24	54,72	57,19	56,38
Macro (%)	0P	14,88	13,64	14,96	14,49
	1P	15,71	15,33	14,48	15,17
	3P	13,76	12,87	11,90	12,84
	5P	15,14	14,97	16,28	15,46
Micro (%)	0P	42,10	40,65	40,35	41,03
	1P	43,96	40,11	41,06	41,71
	3P	42,96	41,31	42,89	42,39
	5P	42,11	39,81	40,90	40,94

Observa-se que não houve diferença significativa nos atributos estudados, pois eles são relativos ao momento anterior ao estabelecimento dos níveis de compactação.

**Tabela 9:** Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 após estabelecer os níveis de compactação

Atributo	Tratamento	Camada			Média
		0,0-0,1 m	0,1-0,2 m	0,2-0,3 m	
Ds (Mg m <sup>-3</sup> )	0P	1,12	1,15	1,12	1,13
	1P	1,17	1,19	1,12	1,16
	3P	1,13	1,15	1,15	1,14
	5P	1,11	1,18	1,16	1,15
PT (%)	0P	56,98	54,29	55,32	55,53
	1P	55,29	52,72	55,53	54,51
	3P	56,66	54,25	54,20	55,04
	5P	57,46	53,18	53,64	54,76
Macro (%)	0P	14,88 a	13,64	14,96	14,49
	1P	11,13 ab	11,20	12,44	11,59
	3P	10,23 b	11,63	11,29	11,05
	5P	13,67 ab	11,22	11,52	12,14
Micro (%)	0P	42,10 b	40,65	40,35	41,03
	1P	44,15 ab	41,52	43,09	42,92
	3P	46,42 a	42,62	42,92	43,99
	5P	43,79 ab	41,95	42,13	42,62

Médias de tratamentos seguidas de mesma letra, maiúsculas na linha e minúsculas na coluna, não diferem entre si pelo teste Tukey a 5% de significância.

Observa-se que a microporosidade e a macroporosidade apresentaram diferenças significativas na camada de 0,0-0,1 m entre 0P e 3P.

**Tabela 10:** Valores médios de densidade do solo (Ds), porosidade total (PT), macroporosidade (macro), microporosidade (micro), em quatro estados de compactação e três camadas do solo no IDR na safra 2020 – 2021 após colheita da soja

Atributo	Tratamento	Camada			Média
		0,0-0,1 m	0,1-0,2 m	0,2-0,3 m	
Ds (Mg m <sup>-3</sup> )	0P	0,91	1,08	1,07	1,02
	1P	0,91	1,01	1,07	1,00
	3P	1,00	1,08	1,07	1,05
	5P	0,98	1,03	1,06	1,02
PT (%)	0P	64,97	56,97	57,48	59,81
	1P	65,02	59,99	57,30	60,77
	3P	61,64	57,32	57,42	58,79
	5P	62,46	59,07	57,75	59,76
Macro (%)	0P	15,75	15,56	14,41	15,24
	1P	16,70	13,94	13,53	15,39
	3P	14,13	14,31	12,87	13,77
	5P	13,98	15,51	14,85	14,78
Micro (%)	0P	49,22	41,42 b	43,06	44,56
	1P	48,32	46,04 a	43,78	46,05
	3P	47,51	43,00 ab	44,55	45,02
	5P	48,48	43,56 ab	42,91	44,98

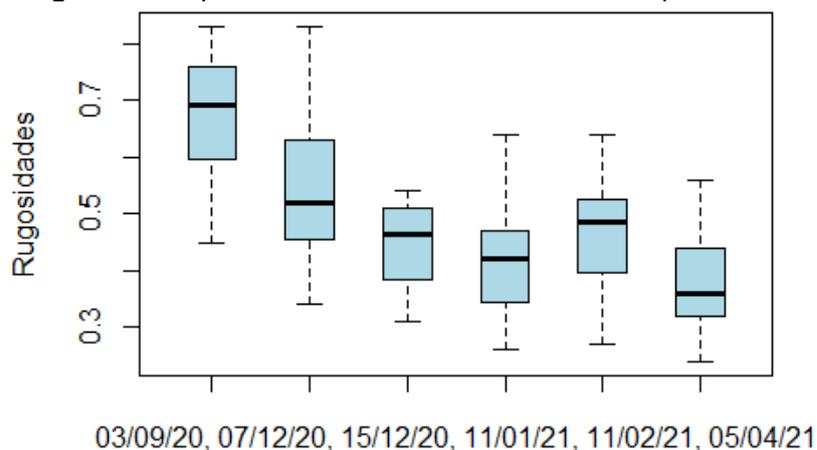
Médias de tratamentos seguidas de mesma letra, maiúsculas na linha e minúsculas na coluna, não diferem entre si pelo teste Tukey a 5% de significância.

Observa-se que a microporosidade apresentou diferença significativa entre os níveis de compactação, na camada de 0,1-0,2 m entre 0P e 1P.

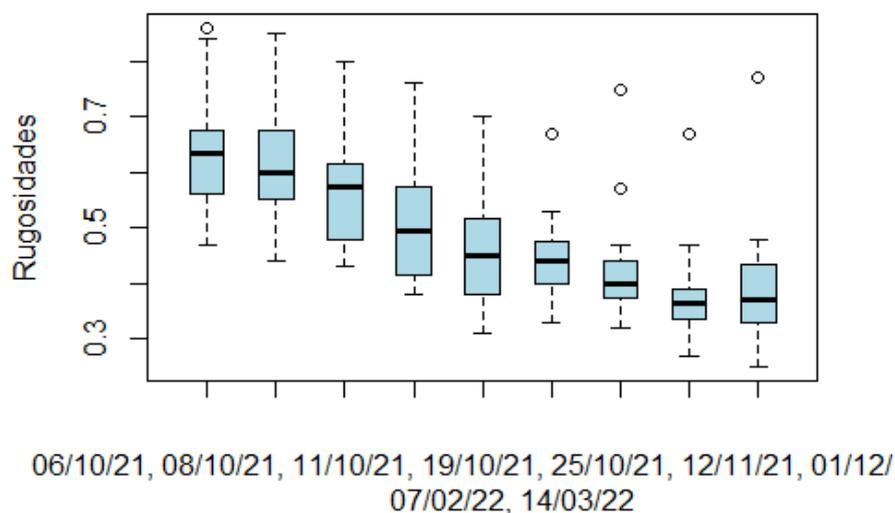
A análise da rugosidade superficial, em conjunto com a macroporosidade e a densidade do solo, fornece subsídios importantes para a implementação de práticas de manejo que visam à preservação da qualidade do solo e à redução do risco de erosão hídrica. Esses resultados, combinados com as descobertas anteriores sobre a influência da matéria orgânica e das propriedades físicas do solo, oferecem uma base sólida para o desenvolvimento de sistemas agrícolas mais resilientes e eficientes, promovendo a sustentabilidade das práticas agrícolas.

Na Figura 12, são apresentados os seis índices de rugosidade referentes à primeira safra no NEEA. As leituras foram realizadas antes da compactação, após a compactação e sempre que o total de precipitação pluviométrica foi superior a 30 mm, para considerar a recuperação do solo. Os boxplots dos índices de rugosidade do IDR foram apresentados no Capítulo 4.

Na Figura 13, são apresentados os nove índices de rugosidade da segunda safra do NEEA, incluindo os outliers presentes em cinco leituras. Esses outliers não foram excluídos pelas mesmas razões expostas no Capítulo 4.

**Figura 12:** Boxplot das seis leituras do IR no NEEA na primeira safra

Na Figura 12, observa-se que os valores médios dos índices de rugosidade (IR) do NEEA apresentam um decaimento, assim como ocorreu com o IDR. Os valores máximos não seguem o mesmo comportamento das médias, enquanto os valores mínimos seguem o padrão observado.

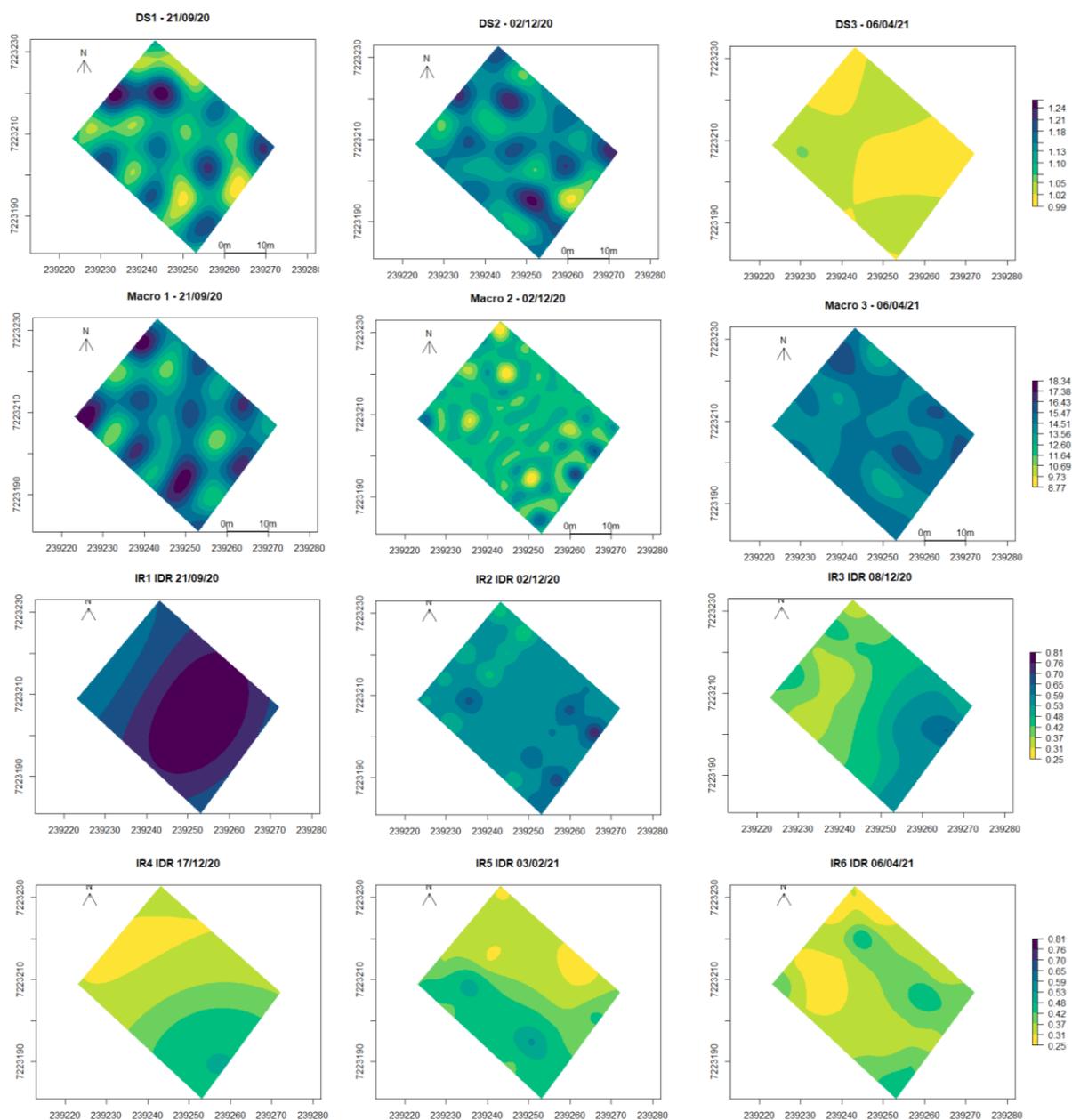
**Figura 13:** Boxplot das nove leituras dos IR do NEEA durante a segunda safra

Para a segunda safra do NEEA, observa-se que o comportamento dos índices de rugosidade (IR) apresenta um decaimento tanto na média quanto nos valores máximos e mínimos. No entanto, ao contrário da safra anterior, há a presença de valores discrepantes nas quatro últimas leituras.

A Figura 14 apresenta os mapas de macroporosidade, densidade e índices de rugosidade obtidos pela krigagem dos dados coletados na área experimental do IDR durante a primeira safra de 2020–2021. Os mapas de densidade e macroporosidade referem-se às leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e após a

colheita. O objetivo é estudar esses atributos e sua suscetibilidade à compactação e recuperação em função dos ciclos de umedecimento e secagem, e principalmente, ao teor de matéria orgânica, que nessa área é, em média, o dobro do encontrado na área do NEEA.

**Figura 14:** Mapas da macroporosidade, da densidade e do índice de rugosidade do IDR na primeira safra:



Observa-se a redução da macroporosidade após a compactação, com o correspondente aumento da densidade. Posteriormente, verifica-se um comportamento inverso: a macroporosidade aumenta, recuperando os valores anteriores à compactação, enquanto a densidade diminui. Esse mesmo

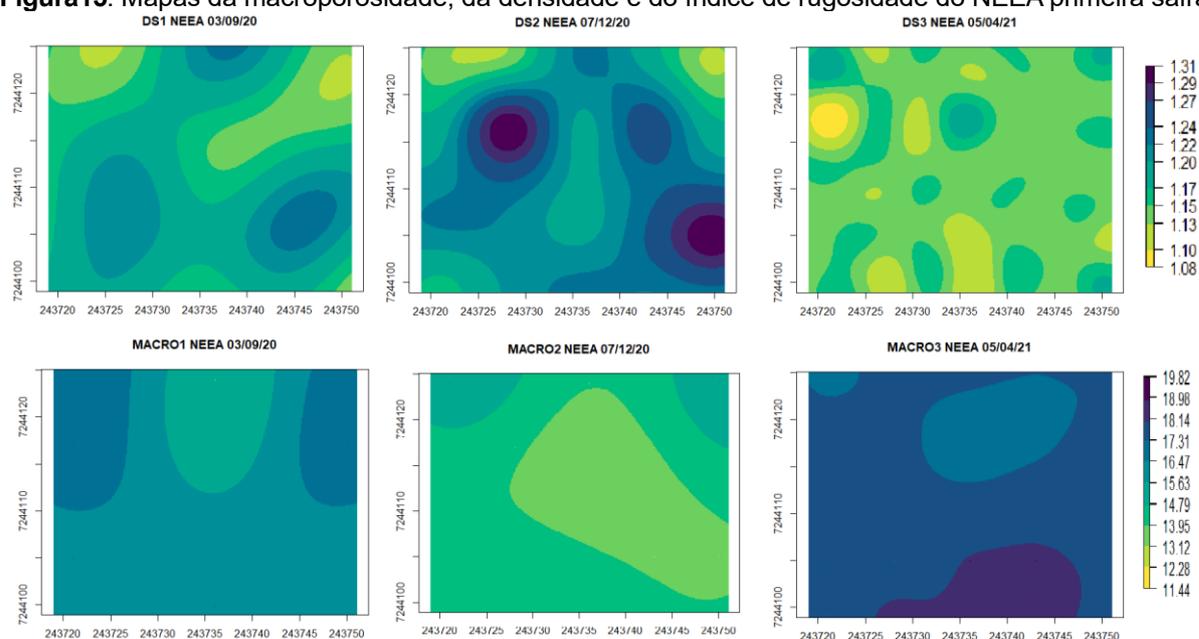
comportamento pode ser verificado em Lima Negro *et al.* (2018); Reichert *et al.*, (2009) e Reichert *et al.* (2018).

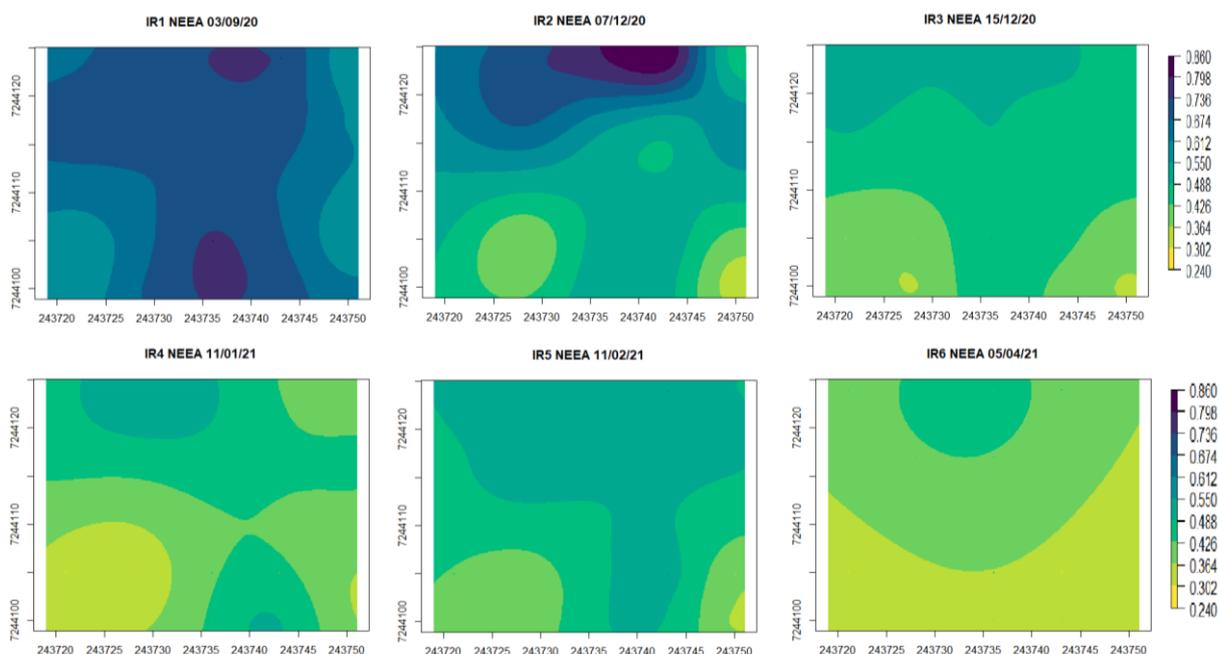
Quanto aos índices de rugosidade, observa-se que ele diminui com a compactação e com os ciclos de umedecimento e secagem o que também se verifica nos trabalhos Vidal Vázquez *et al.*, (2010); Jan Vermang *et al.*, (2013); Li *et al.*, (2020); Xingming *et al.*, (2021).

A Figura 15 apresenta os mapas de macroporosidade, densidade e índices de rugosidade obtidos pela krigagem dos dados coletados na área experimental do NEEA durante a primeira safra de 2020-2021. Os mapas de densidade e macroporosidade referem-se às leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e após a colheita. Esses mapas visam estudar a suscetibilidade desses atributos à compactação e à recuperação em função dos ciclos de umedecimento e secagem, considerando especialmente o teor de matéria orgânica, que nessa área é, em média, metade do valor encontrado na área do IDR.

Na mesma Figura 15, são apresentados os seis índices de rugosidade referentes à primeira safra, com leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e sempre que o total de chuva foi superior a 30 mm, para considerar a recuperação do solo.

**Figura15:** Mapas da macroporosidade, da densidade e do índice de rugosidade do NEEA primeira safra



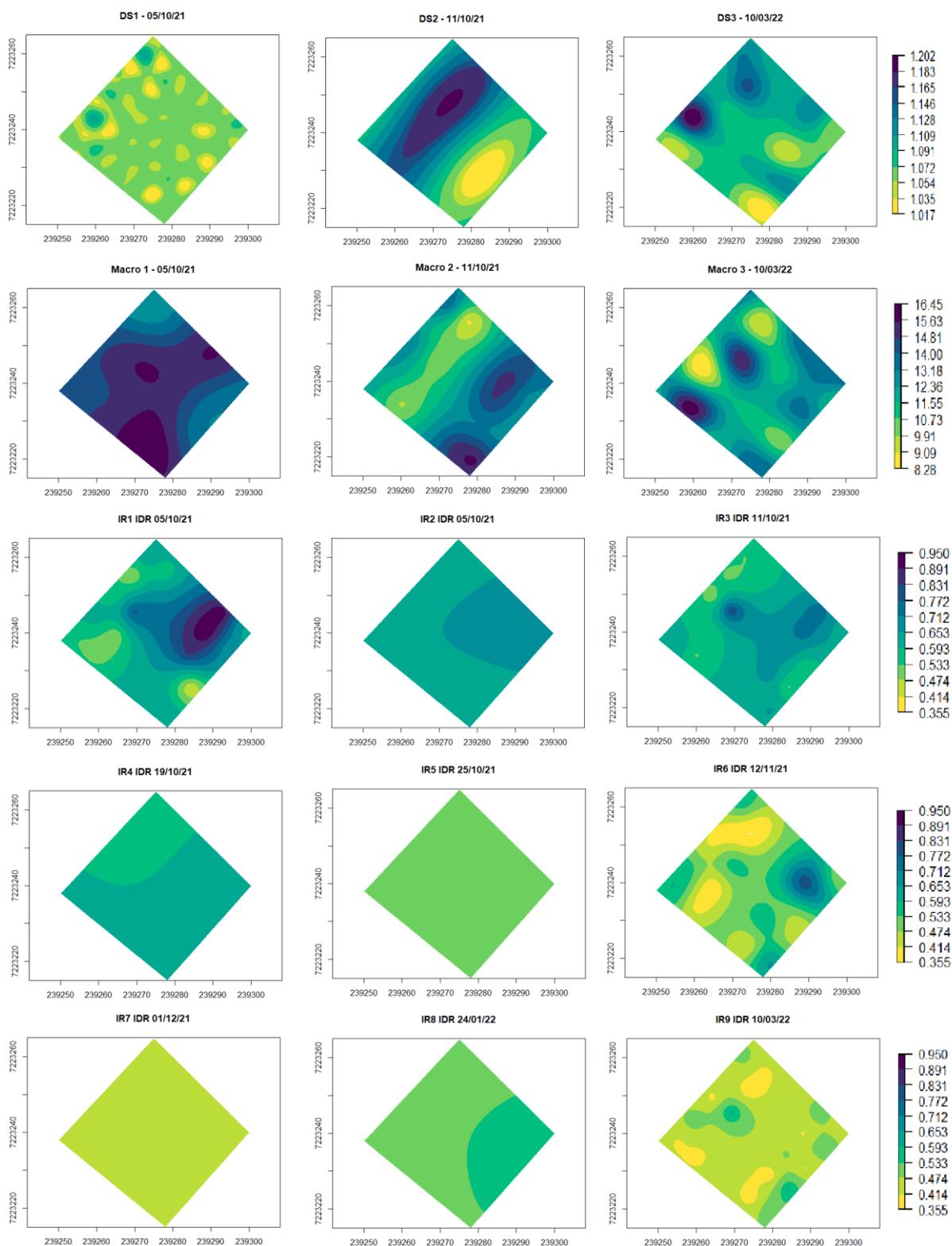


Observa-se novamente que, com a compactação, a macroporosidade diminui e a densidade aumenta. Após a colheita, ocorre o inverso, com a recuperação da macroporosidade e da densidade para valores próximos aos observados antes da compactação. Esse comportamento é corroborado pelos trabalhos de Lima *et al.* (2022), Reichert *et al.* (2009) e Silva (2021).

A Figura 16 apresenta os mapas de macroporosidade, densidade e índices de rugosidade obtidos pela krigagem dos dados coletados na área experimental do IDR durante a segunda safra de 2021-2022. Os mapas de densidade e macroporosidade referem-se às leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e após a colheita. Esses mapas visam estudar a suscetibilidade desses atributos à compactação e sua recuperação em função dos ciclos de umedecimento e secagem, considerando especialmente o teor de matéria orgânica, que nessa área é, em média, o dobro do encontrado na área do NEEA.

São apresentados também os nove índices de rugosidade referentes à segunda safra, com leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e sempre que o total de chuva foi superior a 30 mm, para considerar a recuperação do solo.

**Figura 16:** Mapas de densidade, macroporosidade e índice de rugosidade do IDR na segunda safra.



Observa-se novamente que a macroporosidade diminui com a compactação e a densidade aumenta. Após a colheita, ocorre o inverso, com a recuperação da macroporosidade e da densidade para valores próximos aos que se tinham antes da

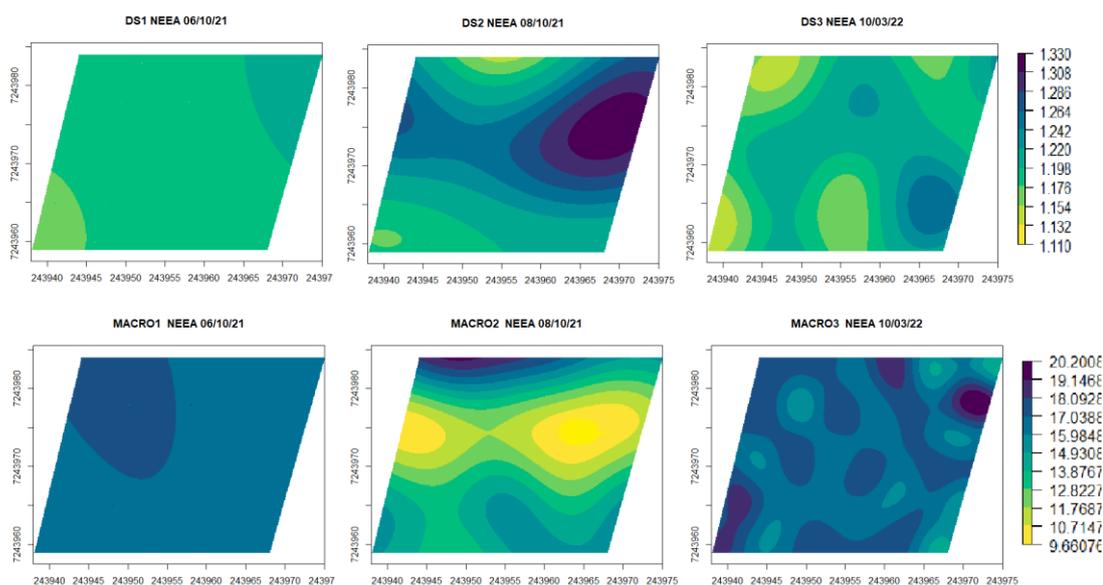
compactação. Esses resultados estão em linha com os trabalhos de De Lima et al. (2022), Reichert *et al.* (2009) e Silva (2021).

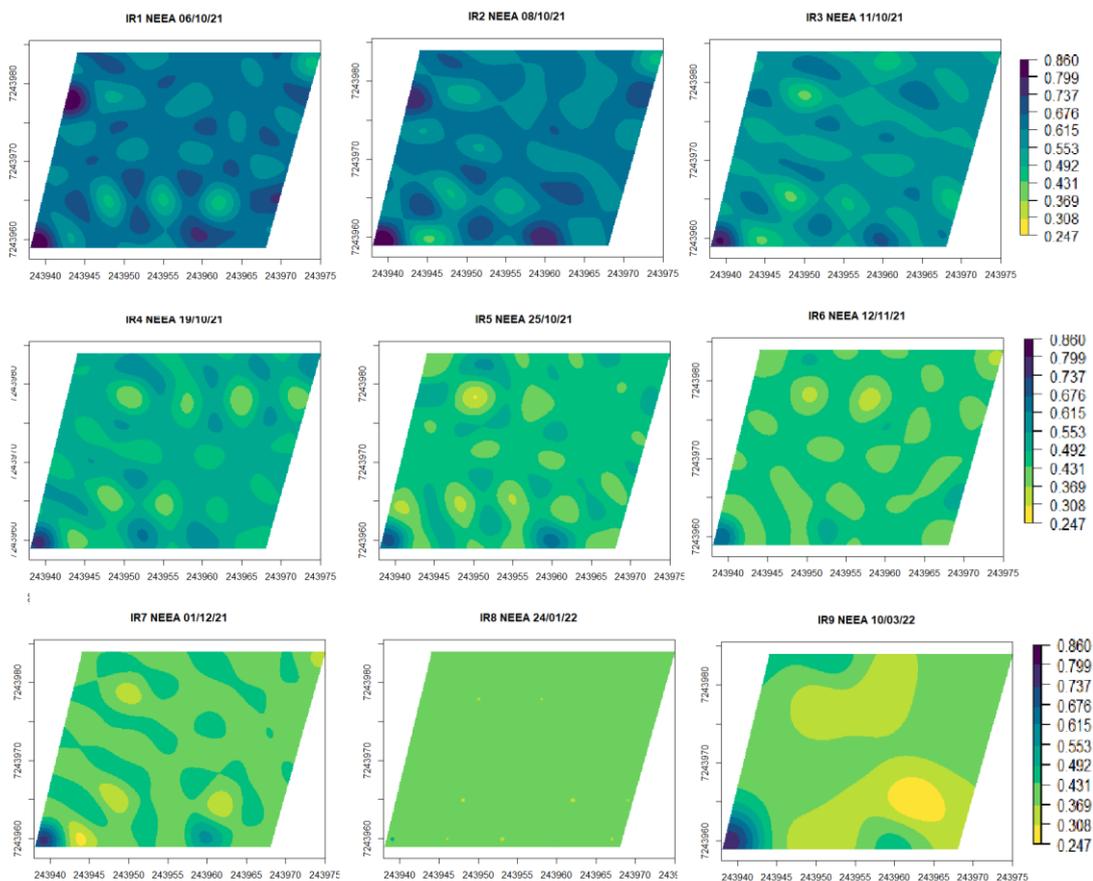
Os índices de rugosidade apresentaram um comportamento semelhante, diminuindo com a compactação e os ciclos de umedecimento e secagem, o que já foi relatado por Vidal *et al.* (2010).

A Figura 17 apresenta os mapas de macroporosidade, densidade e índices de rugosidade obtidos pela krigagem dos dados coletados na área experimental do NEEA durante a segunda safra de 2021-2022. Os mapas de densidade e macroporosidade referem-se às leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e após a colheita. O objetivo é estudar esses atributos e sua suscetibilidade à compactação e recuperação em função dos ciclos de umedecimento e secagem, considerando especialmente o teor de matéria orgânica, que nessa área é, em média, a metade do encontrado na área do IDR.

São apresentados também os nove índices de rugosidade referentes à segunda safra, com leituras realizadas antes da compactação, após a compactação e sempre que o total de chuva foi superior a 30 mm, para considerar a recuperação do solo.

**Figura 17:** Mapas de densidade, macroporosidade e índice de rugosidades do NEEA na segunda safra





Observa-se na Figura 17 que a macroporosidade diminui com a compactação e a densidade aumenta. Após a colheita, ocorre o inverso, com a recuperação da macroporosidade e da densidade para valores próximos aos que se tinham antes da compactação, o que é corroborado pelos trabalhos de Lima *et al.* (2022), Reichert *et al.* (2009) e Silva (2021).

Os índices de rugosidade apresentaram um comportamento semelhante, diminuindo com a compactação e os ciclos de umedecimento e secagem, conforme relatado por Vidal *et al.* (2010).

## 6. CONCLUSÕES

Os métodos de interpolação utilizados neste trabalho mostraram-se eficazes e similares na distribuição espacial do índice de rugosidade do solo, evidenciando a dependência espaço-temporal da resiliência do solo, entendida como a capacidade de recuperação da compactação sofrida. No entanto, a escolha do método deve considerar outras questões relacionadas ao campo e sua realidade específica.

Os atributos físicos, densidade e macroporosidade, apresentaram comportamento inverso em relação à compactação, com recuperação apropriada aos ciclos de umedecimento e secagem, resultando em valores adequados para as culturas.

Para futuros estudos, recomenda-se a avaliação de outros métodos para obtenção do índice de rugosidade, como modelos fractais e modelos geoestatísticos, bem como alterações no modelo proposto por Allmaras *et al.* (1966). Também seria útil explorar modelos mistos de variogramas teóricos combinados com métodos como WLS (mínimos quadrados ponderados) e máxima verossimilhança, além de considerar outros métodos de interpolação além da krigagem, TPS e MBA, como o IDW (inverso da distância).

Na álgebra de mapas, é possível explorar outras ferramentas, como operações de vizinhança e operações zonais, para aprofundar a análise e aplicação dos dados.

## 7. REFERÊNCIAS

- ABDEL RAHMAN, M. A. E. *et al.* Deciphering soil spatial variability through geostatistics and interpolation techniques. **Sustainability (Switzerland)**, v. 13, 194, 1 jan. 2021.
- ALLMARAS, R. R. *et al.* **Total Porosity and Random Roughness of the Interrow Zone as Influenced by Tillage**. Conservation Research Report v. 7, Ed. Washington, 27 jun. 1966.
- ALMENDROS, G. Graphical statistical approach to soil organic matter resilience using analytical pyrolysis data. **Journal of Chromatography A**, v. 1533, p. 164 – 173, 19 jan. 2018.
- ÁLVAREZ-MOZOS, J. *et al.* Influence of surface roughness spatial variability and temporal dynamics on the retrieval of soil moisture from SAR observations. **Sensors**, v. 9, n. 1, p. 463 – 489, jan. 2009.
- AMAMI, R. *et al.* Impacts of different tillage practices on soil water infiltration for sustainable agriculture. **Sustainability (Switzerland)**, v. 13, n. 6, 2 mar. 2021.
- ANDREW FINLEY, S. B. AND Ø. H. **MBA: Multilevel B-Spline Approximation. R package version 0.1-0.** , 2022.
- APPEL NETO, E.; SEIDEL, E. J.; DE OLIVEIRA, M. S. Geostatistical-based index for spatial variability in soil properties. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 44, p. 1 – 8, 2020.
- AYELE, G. T. *et al.* Terrain effects on the spatial variability of soil physical and chemical properties. **Soil Systems**, v. 4, n. 1, p. 1 – 21, 1 mar. 2020.
- BAGNALL, D. K. *et al.* An in situ method for quantifying tillage effects on soil structure using multistriple laser triangulation. **Geoderma**, v. 380, 15 dez. 2020.
- BARBOSA, C. Operadores zonais em álgebra de mapas e sua aplicação a zoneamento ecológico-econômico. **IX Simpósio Brasileiro de Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Santos SP, p.487-500, 11 a 18 de setembro de 1998.
- BARCHINSKI, N. *et al.* Persistência dos Benefícios da Descompactação Biológica na Estrutura do Solo **Journal of Agronomic Sciences**, Umuarama, v.9, n. especial, p.203-220, 2020.
- BATISTÃO, A. C. *et al.* Resilience and microstructural resistance of Archaeological Dark Earths with different soil organic carbon contents in Western Amazonia, Brazil, **Geoderma**, v. 363, 1 abr. 2020.
- BAUMGARTL, TH.; KÖCK, B. Modeling Volume Change and Mechanical Properties with Hydraulic Models. **Soil Science Society of America Journal**, v. 68, n. 1, p. 57–65, jan. 2004.

BONETTI, J. DE A. *et al.* Physical recovery of an Oxisol under an integrated crop-livestock system in southern Brazil. **Archives of Agronomy and Soil Science**, 2021.

CĂȚINAȘ, T.; MALINA, A. Spherical interpolation of scattered data using least squares thin-plate spline and inverse multiquadric functions. **Numerical Algorithms**, 2024.

CÉSAR, P. *et al.* **Manual de Métodos de Análise de Solo**. Editores Técnicos. – 3. ed. rev. e ampl. – Brasília, DF : Embrapa, . 574 p 2017.

CHERTOV, O. G.; KOMAROV, A. S. Theoretical approaches to modelling the dynamics of soil organic matter. **Eurasian Soil Science**, v. 46, n. 8, p. 845–853, ago. 2013.

CLUNES, J. *et al.* Soil fragility: A concept to ensure a sustainable use of soils. **Ecological Indicators**, v. 139, 1 jun. 2022.

CONAB. **CONAB - COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. Acompanhamento da Safra Brasileira de Grão**, Brasília, v.10 – Safra 2022/23 n.2 - Segundo levantamento, p. 1-83, novembro 2022.

CORREA, J. *et al.* Soil compaction and the architectural plasticity of root systems. **Journal of Experimental Botany**, v. 70, n. 21, p. 6019–6034, 18 nov. 2019.

COUTINHO, G.; CARLOS, F.; OLIVEIRA VIEIRA, A. **Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto**. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, p. 5755-5762 INPE, 21-26 abril 2007.

DA COSTA SOARES, J.-J. *et al.* Comparing Kriging, Spline, and MLR in Product Properties Modelization: Application to Cloud Point Prediction Comparing kriging, spline and MLR in product properties modelization. Application to Cloud Point prediction 2. **Energy & Fuels**, v. 32, n. 4, p. 5623–5634, 2018.

DAI, J. *et al.* Effects of spatial variations in rock fragments related to tillage on hydrological processes and sediment transport. **Catena**, v. 211, 1 abr. 2022.

DALPOSSO, G. H.; ANGEL URIBE OPAZO, M.; PAULO OLIVEIRA, M. **Comparação dos Interpoladores Krigagem e Thin Plate Spline na Construção de Mapas da Produtividade da Soja e Atributos Químicos do Solo**. Anais do III CoBICET – Congresso Brasileiro Interdisciplinar em Ciência e Tecnologia, 2022.

DALPOSSO, G. H.; URIBE-OPAZO, M. A.; DE BASTIANI, F. Spatial-temporal Analysis of Soybean Productivity Using Geostatistical Methods. **Journal of Agricultural Studies**, v. 9, n. 2, p. 283, 26 jan. 2022.

DE ANDRADE BONETTI, J. *et al.* Resilience of soils with different texture, mineralogy and organic matter under long-term conservation systems. **Soil and Tillage Research Elsevier B.V.**, 1 dez. 2017.

DE BASTIANI, F.; URIBE-OPAZO, M. A.; DALPOSSO, G. H. Comparison of maps of spatial variability of soil resistance to penetration constructed with and without covariables using a spatial linear model. **Engenharia Agricola**, v. 32, n. 2, p. 393–404, 2012.

DE LIMA, R. P. *et al.* Texture and degree of compactness effect on the pore size distribution in weathered tropical soils. **Soil and Tillage Research**, v. 215, p. 105215, 1 jan. 2022.

DE SOUSA MENDES, W. *et al.* Geostatistics or machine learning for mapping soil attributes and agricultural practices. **Revista Ceres**, v. 67, n. 4, p. 330–336, 2020.

DEUTSCH, C. V; JOURNAL, A. G. **GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide Second Edition**. [s.l.] Oxford University Press, 1997.

DIAS, F.; GUSTAVO NONATO, L. **Some Operators from Mathematical Morphology for the Visual Analysis of Georeferenced Data**.

Conference: WVVIS 2015 - 6th Workshop on Visual Analytics, Information Visualization and Scientific Visualization - SIBGRAPI, Salvador, Brazil, 2015

DONATO, G.; BELONGIE, S. **Approximate thin plate spline mappings**. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). **Anais...** Springer Verlag, 2002.

DOUGLAS NYCHKA, R. F. J. P. S. S. **fields: Tools for spatial data**. , 2017.

DUBRULE, O. Two methods with different objectives: Splines and kriging. **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v. 15, n. 2, p. 245–257, 1983a.

DUBRULE, O. Two methods with different objectives: Splines and kriging. **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v. 15, n. 2, p. 245–257, 1983b.

EMBRAPA. **VII Plano Diretor da Embrapa: 2020 -2030**. Embrapa, . 31p. 2020.

EMBRAPA SOLOS. **Sistema brasileiro de classificação de solos** / Humberto Gonçalves dos Santos, *et al.* – 5. ed., rev. e ampl. – Brasília, DF : Embrapa, 356 p. 2018.

FONSECA, L. M. G. **Processamento Digital de Imagens**. Em: São José dos Campos: INPE Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2002.

FUENTES LLANILLO, R. *et al.* **Evolution of physical properties of soils according to tillage systems on annual crops**. Semina: Ciências Agrárias, Londrina, v. 27, n. 2, p. 205-220, abr./jun. 2006

GÓMEZ-HERNÁNDEZ, J. J.; HORTA, A.; JEANÉE, N. **Geostatistics for environmental applications**. **Spatial Statistics**, 2013.

GONGORA, V. R. M. *et al.* Impact of cover crops on soil physical properties, soil loss and runoff in compacted Oxisol of southern Brazil. **Geoderma Regional**, v. 31, 1 dez. 2022.

GOOVAERTS, P. **Geostatistical tools for characterizing the spatial variability of microbiological and physico-chemical soil Properties**. Springer-Verlag, Biol Fertil Soils, 27:315–334, 1998

GOVERS, G.; TAKKEN, I.; HELMING, K. **Soil roughness and overland flow**. **Agronomie** EDP Sciences, 2000.

HOLTHUSEN, D. *et al.* Soil density and oscillation frequency effects on viscoelasticity and shear resistance of subtropical Oxisols with varying clay content. **Soil and Tillage Research**, v. 203, p. 104677, 1 set. 2020a.

HOLTHUSEN, D. *et al.* Soil density and oscillation frequency effects on viscoelasticity and shear resistance of subtropical Oxisols with varying clay content. **Soil and Tillage Research**, v. 203, 1 set. 2020b.

HUANG, X.; HORN, R.; REN, T. Soil structure effects on deformation, pore water pressure, and consequences for air permeability during compaction and subsequent shearing. **Geoderma**, v. 406, p. 115452, 15 jan. 2022.

HUGO COSTA. **Mapaccuracy: Unbiased Thematic Map Accuracy and Area**. , 2024.

HWANG, H. DO; PARK, D. G.; YOON, S. H. Multilevel Editing of B-Spline Curves with Robust Orientation of Details. **Symmetry**, v. 8, n. 11, 1 nov. 2016.

JAN VERMANG *et al.* Quantification of Soil Surface Roughness Evolution under Simulated Rainfall. **Transactions of the ASABE**, v. 56, n. 2, p. 505–514, 2013.

KAMARUDIN, K. N. *et al.* Spatial Variability and Geostatistical Mapping of Selected Soil Properties in Mt. Wakakusa Grassland of Japan 265, **JARQ** 53 (4), 265-277 2019.

KAMPHORST, E. C. *et al.* Predicting Depressional Storage from Soil Surface Roughness. **Soil Science Society of America Journal**, v. 64, n. 5, p. 1749–1758, set. 2000.

KETTERINGS, QUIRINE.; REID, SHAW.; RAO, R. **Cation Exchange Capacity - CEC**. Agronomy Fact Sheet Series, Fact Sheet 22, Cornell University Cooperative Extension. Cornell University, Ithaca, 2007.

KIANI, M.; HERNANDEZ-RAMIREZ, G.; QUIDEAU, S. A. M. Spatial variation of soil quality indicators as a function of land use and topography. **Canadian Journal of Soil Science**, v. 100, n. 4, p. 463–478, 2020.

KLEIN, V. A. **Física do Solo**. 3. ed. ed. Passo Fundo: UPF Editora, . v.1, 2014.

LARK, R. M. **Two robust estimators of the cross-variogram for multivariate geostatistical analysis of soil Properties**, *European Journal of Soil Science*, 54, 187-201, March 2003

LEE, B.-G.; LEE, J. J.; YOO, J. **An efficient scattered data approximation using multilevel B-splines based on quasi-interpolants**. Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM'05). Anais...2005.

LEE, S.; WOLBERG, G.; SHIN, S. Y. Scattered data interpolation with multilevel B-splines. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, v. 3, n. 3, p. 228–244, 1997.

LI, L. *et al.* Temporal and spatial evolution of soil surface roughness on stony plots. **Soil and Tillage Research**, v. 200, 1 jun. 2020.

LIMA NEGRO, S. R. *et al.* Correlations of soybean yield with soil porosity and bulk density of an oxisol. **Pesquisa Agropecuaria Tropical**, v. 48, n. 4, p. 476–485, 2018.

LUDWIG, M.; WILMES, P.; SCHRADER, S. Measuring soil sustainability via soil resilience. **Science of the Total Environment**, v. 626, p. 1484–1493, 1 jun. 2018.

MARINS, A. C. De *et al.* Crambe grain yield affected by compaction degrees of an Oxisol. **Research, Society and Development**, v. 11, n. 3, p. e12111326500, 15 fev. 2022.

MARTIN, S.; DEFFUANT, G.; CALABRESE, J. M. **Defining Resilience Mathematically: From Attractors To Viability**. In *Viability and Resilience of Complex Systems: Concepts, Methods and Case Studies from Ecology and Society*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, p. 15–36. 2011.

MASOOD, T. K.; SALIM, S. B. Spatial Variability of Hydro-related Physical Properties of Al-Rasheed Loam, **Iraqi Journal of Agricultural Sciences** :53(1):164-172 ,2022

MATHERON 1930-2000, G. F. P. M. **Les variables régionalisées et leur estimation : une application de la théorie de fonctions aléatoires aux sciences de la nature**. Paris : Masson, 1965.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, v. 58, n. 8, p. 1246–1266, 1 dez. 1963.

MESSA, V. R. *et al.* Influence of tillage practices and rainfall intensity on runoff and soil erosion under simulated rainfall. **Scientia Plena**, 2024.

MIGUEL SILVA, V. **Estimating the Uncertainty of Kriging Estimates: A Practical Review and the Proposal of Two Novel-Approaches**. São Paulo, UNESP, Geociências, v. 40, n. 3, p. 641 - 650, 2021

MOON, S.; KO, K. A point projection approach for improving the accuracy of the multilevel B-spline approximation. **Journal of Computational Design and Engineering**, v. 5, 1 out. 2017.

OLOFSSON, P. *et al.* **Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. Remote Sensing of Environment** Elsevier Inc., , 25 maio 2014.

OLOFSSON, P. Accuracy and area estimation. Em: **Comprehensive Remote Sensing**. Elsevier, . v. 1–9p. 128–135 2017.

PANACHUKI, E. *et al.* Effect of Soil Tillage and Plant Residue on Surface Roughness of an Oxisol Under Simulated Rain. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 39, n. 1, p. 268–278, fev. 2015.

PARTON, W. J. *et al.* Modeling the Dynamics of Soil Organic Matter and Nutrient Cycling. Em: **Soil Microbiology, Ecology and Biochemistry**. Elsevier, p. 505–537. 2015.

PEREIRA, M. J.; SOARES, A. Geostatistics for Environmental Applications. **Mathematical Geosciences**, v. 50, n. 2, 2018.

PILATTI, M. A. **Atributos Físicos de um Latossolo Argiloso Sob Sistemas de Manejo do Solo**. Cascavel, , p. 56 2018

PLUCH, P. Kriging and Splines: Theoretical Approach to Linking Spatial Prediction Methods. Em: PILZ, J. (Ed.). **Interfacing Geostatistics and GIS**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, p. 45–56, 2009.

PYRCZ, M. J.; DEUTSCH, C. **The whole story on the hole effect**. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/228596880>>.

R CORE TEAM; R FOUNDATION FOR STATISTICAL COMPUTING. **R: A language and environment for statistical computing**. Viena Austria, 2020.

RAMOS, F. T. *et al.* Soil organic matter doubles the cation exchange capacity of tropical soil under no-till farming in Brazil. **Journal of the Science of Food and Agriculture**, v. 98, n. 9, p. 3595–3602, 1 jul. 2018.

REICHERT, J. M. *et al.* Reference bulk density and critical degree-of-compactness for no-till crop production in subtropical highly weathered soils. **Soil and Tillage Research**, v. 102, n. 2, p. 242–254, mar. 2009a.

REICHERT, J. M. *et al.* Reference bulk density and critical degree-of-compactness for no-till crop production in subtropical highly weathered soils. **Soil and Tillage Research**, v. 102, n. 2, p. 242–254, mar. 2009b.

REICHERT, J. M. *et al.* Compressibility and elasticity of subtropical no-till soils varying in granulometry organic matter, bulk density and moisture. **Catena**, v. 165, p. 345–357, 1 jun. 2018.

REINERT, D. J.; REICHERT, J. M. **Propriedades físicas do solo**, 2006.

SALDANHA BASTOS, R. *et al.* Formação e Estabilização de Agregados do Solo Influenciados por Ciclos de Umedecimento e Secagem Após Adição de Compostos Orgânicos com Diferentes Características Hidrofóbicas. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, 29:21-31, 2005.

SANCHEZ-PALE, J. R. *et al.* Modelization of the spatial distribution of corn head smut (*Sporisorium reilianum* Langdon and Fullerton) in Mexico. **Spanish Journal of Agricultural Research**, v. 9, n. 3, p. 882–893, 1 jan. 1970.

SECCO, D. *et al.* Long-term effects of cover crops on physical-hydric properties of compacted soil. **Acta Scientiarum. Agronomy**, v. 45, p. e62390, 23 ago. 2023.

SEIFU, Y. *et al.* Modelling and Simulation of Hydraulic System to Measure Soil Compaction for Agricultural Field. **Ethiopian Journal of Science and Sustainable Development**, v. 9, n. 1, p. 2022, 2022.

SHAH, A. N. *et al.* Soil compaction effects on soil health and cropproductivity: an overview. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 24, n. 11, p. 10056–10067, 1 abr. 2017.

SHIMAMOTO, G. F.; WENDLING, B.; ALMEIDA, F. P. DE. Modelagem Matemática da Matéria Orgânica do Solo em Sistema Silvopastoril Biofertilizado com Água Residuária da Suinocultura. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental e Sustentabilidade**, v. 8, n. 18, p. 513–531, 30 abr. 2021.

SILVA, P. L. F. Compactação e seus efeitos sobre o funcionamento do solo e a absorção de nutrientes pelas plantas: Uma revisão bibliográfica. **Open Journal Systems**, Meio Ambiente (Brasil), v.3, n.2. 024-033, 2021.

SILVA, M. S. e.; PEREIRA SANTANA, G. Caulinita: Estrutura Cristalina, Técnicas Físicas de Estudo e Adsorção, **Scientia Amazonia**, v. 2, n.3, 54-70, 2013

SMITH, C. *et al.* Using Soil Sustainability and Resilience Concepts to Support Future Land Management Practice: A Case Study of Mt Grand Station, Hāwea, New Zealand. **Sustainability (Switzerland)**, v. 14, n. 3, 1 fev. 2022.

SOARES, A. **Special Issue on geostatistics for environmental applications. Mathematical Geosciences**, 2009.

SUZUKI, L. E. A. S. *et al.* Critical Limits for Soybean and Black Bean Root Growth, Based on Macroporosity and Penetrability, for Soils with Distinct Texture and Management Systems. **Sustainability (Switzerland)**, v. 14, n. 5, 1 mar. 2022.

SZATMÁRI, G.; PÁSZTOR, L.; HEUVELINK, G. B. M. Estimating soil organic carbon stock change at multiple scales using machine learning and multivariate geostatistics. **Geoderma**, v. 403, 1 dez. 2021.

USOWICZ, B. *et al.* Improvement of spatial interpolation of precipitation distribution using cokriging incorporating rain-gauge and satellite (SMOS) soil moisture data. **Remote Sensing**, v. 13, n. 5, 1 mar. 2021.

USOWICZ, BOGUSŁAW.; USOWICZ, J. BOGDAN.; **Spatial and temporal variation of selected physical and chemical properties of soil**, IA PAS, Lublin, 2004.

VIANA, J. H. M.; FERNANDES FILHO, E. I.; SCHAEFER, C. E. G. R. Efeitos de Ciclos de Umedecimento e Secagem na Reorganização da Estrutura Microgranular de Latossolos. **R. Bras. Ci. Solo**, 28:11-19, 2004

VIDAL VÁZQUEZ, E. *et al.* Evolution of the Soil Surface Roughness Using Geostatistical Analysis. **Bragantia**, Campinas, v. 69, Suplemento, p. 141-152, 2010

VILLA, B. DE *et al.* Quality No-tillage System: The Importance of the Use of Cover Species in Reducing Compaction and Soil and Water Losses Due to Erosion. **Journal of Agricultural Science**, v. 11, n. 2, p. 263, 15 jan. 2019.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for Environmental Scientists**: Second Edition 2008.

WILSON, D. C.; MAIR, B. A. Thin-Plate Spline Interpolation. Em: BENEDETTO, J. J.; ZAYED, A. I. (Eds.). **Sampling, Wavelets, and Tomography**. Boston, MA: Birkhäuser Boston, 2004. p. 311–340.

WU, J.; HE, J.; CHRISTAKOS, G. Classical geostatistics. **Quantitative Analysis and Modeling of Earth and Environmental Data**, p. 149–211, 1 jan. 2022a.

WU, J.; HE, J.; CHRISTAKOS, G. Modern geostatistics. **Quantitative Analysis and Modeling of Earth and Environmental Data**, p. 213–266, 1 jan. 2022b.

XIE, Y. *et al.* Spatial distribution of soil heavy metal pollution estimated by different interpolation methods: Accuracy and uncertainty analysis. **Chemosphere**, v. 82, n. 3, p. 468–476, 2011.

XINGMING, Z. *et al.* Measuring surface roughness of agricultural soils: Measurement error evaluation and random components separation. **Geoderma**, v. 404, 15 dez. 2021a.

XINGMING, Z. *et al.* Measuring surface roughness of agricultural soils: Measurement error evaluation and random components separation. **Geoderma**, v. 404, 15 dez. 2021b.

XU, J.; WU, J.; HE, Y. **Functions of natural organic matter in changing environment**. Springer Netherlands, v. 9789400756342 2012.

YOUNG, M. D.; ROS, G. H.; DE VRIES, W. Impacts of agronomic measures on crop, soil, and environmental indicators: A review and synthesis of meta-analysis. **Agriculture, Ecosystems and Environment** v.319 p.107551, 2021.