



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA
COMISSÃO DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO



ANDRÉ BATISTA SANTOS

**BIOSPECKLE LASER (BSL) COMO FERRAMENTA DE AVALIAÇÃO PARA
DETERMINAÇÃO DE TEOR DE UMIDADE DE SOLO**

SÃO CRISTÓVÃO - SE

2024

ANDRÉ BATISTA SANTOS

**BIOSPECKLE LASER (BSL) COMO FERRAMENTA DE AVALIAÇÃO PARA
DETERMINAÇÃO DE TEOR DE UMIDADE DE SOLO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Sergipe, como pré-requisito parcial para obtenção de título de Engenheiro Agrícola.

Orientador: Prof. Dr. Adilson Machado Enes

SÃO CRISTÓVÃO - SE

2024

ANDRÉ BATISTA SANTOS

**BIOSPECKLE LASER (BSL) COMO FERRAMENTA DE AVALIAÇÃO PARA
DETERMINAÇÃO DE TEOR DE UMIDADE DE SOLO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Sergipe, como pré-requisito parcial para obtenção de título de Engenheiro Agrícola.

APROVADO EM 04 DE OUTUBRO DE 2024

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
 **JONATHAN GAZZOLA**
Data: 24/10/2024 17:24:21-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Jonathan Gazzola

Avaliador/UFSCar - Universidade Federal de São Carlos

Documento assinado digitalmente
 **WELINGTON GONZAGA DO VALE**
Data: 24/10/2024 13:19:01-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Welington Gonzaga do Vale

Avaliador /UFS - Universidade Federal de Sergipe

Documento assinado digitalmente
 **ADILSON MACHADO ENES**
Data: 23/10/2024 15:16:13-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Adilson Machado Enes

Orientador/ UFS - Universidade Federal de Sergipe

SÃO CRISTÓVÃO - SE

2024

Esse trabalho é dedicado aos meus pais, o Sr. Ailton dos Santos e a Sra. Marilene Batista Santos, a minha companheira Joselma Dias dos Santos e a minha Filha Anne Gabrielle Batista Dias dos Santos

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha profunda gratidão a todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

Em primeiro lugar, agradeço a Deus, por me conceder força, saúde e sabedoria ao longo dessa jornada. E por Ele ter me protegido por ter me dado o seu abrigo quando eu estava ferido quase mesmo destruído.

Ao meu orientador, Adilson Machado Enes, manifesto minha imensa gratidão pela orientação dedicada, paciência e por sempre me guiar com sabedoria ao longo desta jornada. Seus conselhos e ensinamentos foram indispensáveis para a realização deste trabalho.

Aos meus pais, Ailton dos Santos e Marilene Batista Santos, agradeço por todo o apoio incondicional, compreensão e incentivo durante todos os momentos dessa caminhada. Vocês foram minha base, sempre presentes em cada conquista e também nas dificuldades. Sem vocês, nada disso seria possível.

À minha família, especialmente minha companheira Joselma Dias dos Santos, minha filha Anne Gabrielle Batista Dias dos Santos, meus irmãos, Alexandre Batista Santos, Alexsandra Batista Santos, Andrezza Batista Santos, Ailton Batista Santos e Ana Conceição Batista Santos, por acreditarem em mim, oferecerem palavras de encorajamento nos momentos mais difíceis e por serem uma fonte constante de motivação e inspiração.

Aos meus amigos e colegas de curso, que estiveram presentes para compartilhar conhecimentos, desafios e momentos de descontração, tornando essa caminhada mais leve e significativa.

Agradeço também à Universidade Federal de Sergipe, por proporcionar um ambiente de aprendizado e desenvolvimento, e à Laboratório de Prototipagem (LAPROT), por ceder os recursos necessários para a realização dos experimentos.

Por fim, agradeço a todos os professores que contribuíram para a minha formação acadêmica e àqueles que, direta ou indiretamente, colaboraram para a realização deste trabalho.

A todos, o meu sincero agradecimento.

RESUMO

O setor agropecuário brasileiro vive uma transformação significativa com a incorporação de novas tecnologias que visam aumentar a eficiência e a sustentabilidade das práticas agrícolas. Os censos agropecuários de 2006 e 2017 mostraram que o Brasil destacou-se na produtividade total dos fatores, refletindo uma taxa de crescimento médio anual de cerca de 4,3%, superior a outros países como Argentina (2,7%), Chile (3,1%), Estados Unidos (1,9%) e China (3,3%). Podemos observar que a tecnologia tem desempenhado um papel fundamental no aumento da produção agropecuária no Brasil, ajudando para a modernização do setor e impulsionando a produtividade e a eficiência das operações. Nesse contexto, métodos avançados de avaliação e monitoramento têm se tornado essenciais para garantir a qualidade dos produtos agrícolas, a sanidade vegetal das culturas e a otimização dos recursos naturais. Entre as técnicas emergentes, destaca-se o fenômeno do Biospeckle Laser (*BSL*), uma ferramenta óptica não invasiva que tem demonstrado grande potencial para diversas aplicações em materiais biológicos. Diante desse cenário, este trabalho tem como objetivo principal avaliar a eficácia do BLS como uma Ferramenta de Avaliação na Engenharia Agrícola: Estudando a correlação entre os valores de Momento de Inércia (MI) e Teor de Umidade do solo. O experimento dessa pesquisa foi realizado no Laboratório de Prototipagem (LAPROT), do Departamento de Engenharia Agrícola na Universidade Federal de Sergipe. A captura das imagens foi realizada por meio de uma mini câmera conectada um minicomputador, equipado com código que forneceu os valores de Momento de Inércia (MI). A montagem do experimento para análise de padrões de speckle foi composta por 4 (quatro) tratamentos de amostra de solo com 3 (três) repetições sob diferentes condições de teor de umidade. Em seguida foi realizada análise estatística. Os resultados indicam uma distribuição não normal ($W = 0,622$, $p = 0,001$, $p < 0,05$), o que sugere que a hipótese nula de normalidade deve ser rejeitada (SHAPIRO; WILK, 1965). Os resultados apresentam uma diferença significativa entre os quatro tratamentos ($H = 186,657$ e $p = 0,001$ sendo $p < 0,05$), sugerindo que dois ou mais tratamentos diferem (KRUS KAL; WALLIS, 1952). Conclui-se que o uso do *Biospeckle Laser* na Engenharia Agrícola pode contribuir significativamente para o aumento da eficiência nos processos de produção e qualidade, além de proporcionar uma abordagem inovadora e sustentável.

Palavras-chave: 1. Biospeckle Laser 2. Engenharia Agrícola 3. Teor de Umidade.

ABSTRACT

The Brazilian agricultural sector has undergone a significant transformation with the incorporation of new technologies aimed at increasing the efficiency and sustainability of agricultural practices. The agricultural censuses of 2006 and 2017 showed that Brazil stood out in total factor productivity, reflecting an average annual growth rate of around 4.3%, higher than other countries such as Argentina (2.7%), Chile (3.1%), the United States (1.9%), and China (3.3%). It is clear that technology has played a fundamental role in increasing agricultural production in Brazil, helping to modernize the sector and boosting the productivity and efficiency of operations. In this context, advanced evaluation and monitoring methods have become essential to ensure the quality of agricultural products, plant health, and the optimization of natural resources. Among the emerging techniques, the Biospeckle Laser (BLS) phenomenon stands out as a non-invasive optical tool that has shown great potential for various applications in biological materials. Given this scenario, the main objective of this work is to evaluate the effectiveness of BLS as an Assessment Tool in Agricultural Engineering: Studying the correlation between MI values and soil moisture content. The experiment of this research was carried out in the Prototyping Laboratory (LAPROT) of the Agricultural Engineering Department at the Federal University of Sergipe. Image capture was performed using a mini camera connected to a mini-computer equipped with code that provided the MI values. The experimental setup for speckle pattern analysis consisted of 4 (four) soil sample treatments with 3 (three) repetitions under different moisture content conditions. Statistical analysis was then performed. The results presented in Table 2 indicate a non-normal distribution ($W = 0.622$, $p = 0.001$, $p < 0.05$), suggesting that the null hypothesis of normality should be rejected (Shapiro; Wilk, 1965). Furthermore, the results indicated a significant difference between the four treatments ($H = 186.657$ and $p = 0.001$, $p < 0.05$), suggesting that two or more treatments differ (Kruskal; Wallis, 1952). In conclusion, the use of Biospeckle Laser in Agricultural Engineering can significantly contribute to increasing efficiency in production and quality processes, as well as providing an innovative and sustainable approach.

Keywords: Biospeckle Laser 2. Agricultural Engineering 3. Moisture Content.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Padrão temporal do Speckle	17
Figura 2 – Matriz de ocorrências modificada	18
Figura 3 – Laser e Lente	21
Figura 4 – Câmera Raspberry Pi	22
Figura 5 – Fluxograma para calcular os valores de MI	22
Figura 6 – Placa Raspberry Pi 3 Model B+	23
Figura 7 – Amostra de solo sem Tratamentos	23
Figura 8 – Amostra de solo com Tratamentos	24
Figura 9 – Balança Semianalítica AD200	25
Figura 10 – Seringa com Capacidade de 5 mL	25
Figura 11 – Fluxograma de captura das imagens	26
Figura 12 – Arranjo do experimento	27
Figura 13 – Teste de Normalidade	33
Figura 14 – Boxplot - Diagrama de Caixas	40
Figura 15 – Boxplot -T1 e T2	47
Figura 16 – Boxplot -T2 e T3	51
Figura 17 – Boxplot -T3 e T4	56
Figura 18 – Gráfico de Dispersão	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Níveis de Teor de Umidade	24
Tabela 2 – Níveis de Teor de Umidade	26
Tabela 3 – Dados de MI	26
Tabela 4 – Teor de umidade para cada Tratamento	31
Tabela 5 – Estatísticas descritivas	32
Tabela 6 – Teste Kruskal-Wallis	34
Tabela 7 – Comparações Post Hoc de Dunn - Tratamentos	36
Tabela 8 – Estatísticas descritivas	37
Tabela 9 – Tamanho do efeito - ϵ^2	41
Tabela 10 – Tamanho do Efeito - η^2	43
Tabela 11 – Independent Samples T-Test para T1 e T2	44
Tabela 12 – Estatísticas descritivas - T1 e T2	45
Tabela 13 – Independent Samples T-Test	48
Tabela 14 – Estatísticas descritivas - T2 e T3	50
Tabela 15 – Independent Samples T-Test para T3 e T4	53
Tabela 16 – Estatísticas descritivas - T3 e T4	54
Tabela 17 – Tabela de correlações	57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AP	<i>Agricultura de Precisão</i>
BLS	<i>Bio-Speckle Laser</i>
MI	<i>Momento de Inércia</i>
STS	<i>Spatial Temporal Speckle</i>
THSP	<i>Padrão da História Temporal do Speckle (THSP)</i>
LAPROT	<i>Laboratório de Prototipagem</i>
JASP	<i>Jeffrey's Amazing Statistics Program</i>
T1	<i>Tratamento 1 com 0% de Teor de Umidade</i>
T2	<i>Tratamento 2 com 10% de Teor de Umidade</i>
T3	<i>Tratamento 3 com 20% de Teor de Umidade</i>
T3	<i>Tratamento 4 com 30% de Teor de Umidade</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	OBJETIVOS	15
2.1	Geral	15
2.2	Específicos	15
3	REFERENCIAL TEÓRICO	16
3.1	Conceitos Fundamentais sobre Biospeckle Laser	16
3.2	Ferramentas de Avaliação do Biospeckle laser	16
3.3	Aplicações do Biospeckle Laser na Engenharia Agrícola	19
3.4	Técnicas Tradicionais de Avaliação na Engenharia Agrícola	19
3.4.1	Avaliação da Qualidade de Sementes	19
3.4.2	Detecção de Estresse Hídrico e Doenças em Plantas	20
3.5	Vantagens do Biospeckle Laser em Relação aos Métodos Tradicionais	20
4	METODOLOGIA	21
4.1	Descrição Geral do Estudo	21
4.2	Materiais e Métodos	21
4.2.1	Equipamento de Biospeckle Laser	21
4.2.2	Amostra Biológica	23
4.3	Procedimentos Experimentais	25
4.3.1	Captura de Padrões de Speckle	25
4.3.2	Análise dos Padrões de Speckle	27
4.4	Análise Estatística	28
4.4.1	Métodos Estatísticos:	28
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	31
5.1	Dados de umidade das amostras de solo	31
5.2	Análise do Momento de Inércia	32
5.2.1	Teste de Normalidade (Shapiro-Wilk)	32
5.2.2	Teste de Kruskal-Wallis	34
5.2.2.1	Teste Post Hoc de Dunn-Bonferroni	35
5.2.3	Tamanhos de Efeito para Teste Kruskal-Wallis	41
5.2.4	Teste de Mann-Whitney	44
5.2.4.1	Comparação entre T1 e T2	44
5.2.4.2	Comparação entre T2 e T3	48
5.2.4.3	Comparação entre T3 e T4	53

5.2.5	Correlação de Spearman (ρ)	57
6	CONCLUSÕES	60
	REFERÊNCIAS	62

1 INTRODUÇÃO

O setor agropecuário brasileiro vive uma transformação significativa com a incorporação de novas tecnologias que visam aumentar a eficiência e a sustentabilidade das práticas agrícolas. Os censos agropecuários de 2006 e 2017 mostraram que o Brasil destacou-se na produtividade total dos fatores, refletindo uma taxa de crescimento médio anual de cerca de 4,3%, superior a outros países como Argentina (2,7%), Chile (3,1%), Estados Unidos (1,9%) e China (3,3%). A aplicação de recursos financeiros em pesquisa e tecnologia foi meritório entre os principais fatores que aumentaram a produtividade da agricultura (FILHO; GASQUES, 2020). Sendo assim, a tecnologia é o componente que favorece o aumento da produção (ALVES, 2012).

Podemos observar que a tecnologia tem desempenhado um papel fundamental no aumento da produção agropecuária no Brasil, ajudando para a modernização do setor e impulsionando a produtividade e a eficiência das operações. Temos como exemplo dessa contribuição, a Agricultura de Precisão (AP) que envolve o uso de sensores, drones, satélites e software para monitorar e gerenciar com precisão a lavoura e o rebanho. Isso permite otimizar o uso de insumos como água, fertilizantes e defensivos agrícolas, resultando em maior produtividade e menor desperdício.

Nesse contexto, métodos avançados de avaliação e monitoramento têm se tornado essenciais para garantir a qualidade dos produtos agrícolas, a sanidade vegetal das culturas e a otimização dos recursos naturais. Entre as técnicas emergentes, destaca-se o fenômeno do *Biospeckle Laser* (BLS), uma ferramenta óptica não invasiva que tem demonstrado grande potencial para diversas aplicações em materiais biológicos.

O *biospeckle* ou *speckle* dinâmico laser baseia-se na análise de padrões de interferência de luz que ocorrem quando um feixe de laser é direcionado a uma superfície biológica. Esses padrões, também conhecidos como *Biospeckle Laser* (BSL), variam conforme a atividade biológica ou microestrutural do material, permitindo assim a detecção de mudanças dinâmicas em tempo real. Devido à sua sensibilidade, essa técnica tem sido explorada em áreas como a medicina, a biotecnologia e, mais recentemente, na engenharia agrícola.

Na engenharia agrícola, a busca por métodos precisos e não destrutivos para a avaliação de parâmetros críticos, como a qualidade de sementes, a sanidade das lavouras e a viabilidade do solo, é constante. Tradicionalmente, essas avaliações dependem de técnicas que, embora eficazes, podem ser invasivas, demoradas e muitas vezes onerosas. O *Biospeckle Laser* (BSL) surge como uma alternativa promissora, oferecendo uma solução rápida, precisa e economicamente viável para o monitoramento de variáveis biológicas e ambientais.

Apesar do crescente interesse e das evidências de sua eficácia, a aplicação do *biospeckle* na engenharia agrícola ainda é relativamente recente e pouco explorada. Isso justifica a

necessidade de estudos que aprofundem o entendimento sobre suas potencialidades e limitações neste campo, contribuindo para o desenvolvimento de novas aplicações práticas que possam ser incorporadas ao cotidiano agrícola.

Diante desse cenário, este trabalho tem como objetivo principal estudar a eficácia do Biospeckle Laser (BSL) como uma ferramenta de avaliação para determinar teor de umidade de solo.

Acredita-se que a investigação aqui proposta possa trazer contribuições significativas para a inovação nas práticas agrícolas, promovendo um uso mais racional e sustentável dos recursos disponíveis.

2 OBJETIVOS

2.1 Geral

- Estudar a eficácia do Biospeckle Laser (BSL) como ferramenta de avaliação para determinar teor de umidade de solo.

2.2 Específicos

- Obter e caracterizar a amostra de solo;
- Dividir a amostra de solo em 12 (doze) recipientes, pesando 50 g cada, para determinar o teor de umidade inicial;
- Preparar a amostra de solo em 4 (quatro) tratamentos (T1, T2, T3 e T4) com 3 (três) repetições cada;
- Hidratar as amostras de solo com: T1 (sem hidratação), T2 (5 mL), T3 (10 mL) e T4 (15 mL);
- Montar e ajustar aparato experimental com dispositivo automático com câmera Raspberry Pi 3B e mini-placa raspberry pi 3 Modelo B+;
- Obter 20 valores de Momento de Inércia (MI) (($20 \times n^\circ$ de repetições = 3) = 60 valores de MI) para cada tratamento (T1 = 60 valores de MI, T2 = 60 valores de MI, T3 = 60 valores de MI e T4 = 60 de MI), totalizando 240 dados de MI;
- Levar as amostra para estufa à 105°C de temperatura por 24 h para determinar os teores de umidades das amostras de solo;
- Construir tabela com os níveis de teor de umidade relacionado a amostra com o tratamento;
- Realizar Análise Estatística;
- Correlacionar o Momento de Inércia (MI) com o nível de umidade do solo, mensurado pelo método de secagem em estufa.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Conceitos Fundamentais sobre Biospeckle Laser

O fenômeno do Biospeckle Laser (BSL), também conhecido como *speckle dinâmico* ou *biospeckle*, surge da interferência coerente de um feixe de laser quando este é projetado sobre uma superfície biológica ou qualquer material com propriedades microestruturais complexas. Esses padrões de *speckle* resultantes são uma combinação de luz espalhada e refletida de diferentes pontos da superfície, criando um padrão granular que é sensível a mudanças internas no material (BORN; WOLF, 1999). Também podemos dizer que o *biospeckle* é um fenômeno óptico de interferência que ocorre quando o laser penetra em uma superfície onde existe um processo dinâmico (RABELO, 2000).

O *biospeckle* ou *speckle dinâmico* é um fenômeno óptico de interferência que acontece quando há luz coerente em materiais, cujas superfícies sejam opticamente rugosas e que possuam algum tipo de atividade. O padrão de interferência criado está intimamente ligado à posição e ao arranjo dos objetos que dispersam a luz; assim, qualquer mínima alteração nesse arranjo causará mudanças no padrão de interferência observado. Portanto, é possível afirmar que as mudanças no padrão de interferência contêm informações sobre a atividade na superfície do objeto iluminado e também em sua subsuperfície (ENES, 2006).

A análise de Biospeckle Laser (BSL) envolve o estudo das flutuações temporais desses padrões, que podem ser relacionados à atividade biológica do material, como a movimentação de partículas, atividade celular, mudanças de umidade, entre outros. Essa técnica permite a captura de informações dinâmicas que são imperceptíveis a outros métodos ópticos estáticos (RABAL; BRAGA, 2009).

Existem diferentes abordagens para analisar os padrões de *biospeckle*. Para analisar esses padrões podemos utilizar os métodos gráficos ou métodos numéricos, como as Diferenças Generalizadas (DG) e Método de Fujii ou Momento de Inércia (MI) e Spatial Temporal Speckle (STS) (VIEIRA; JUNIOR, 2020). E também por meio da Transformada de Fourier e Transformada Wavelet (RABAL; BRAGA, 2009).

3.2 Ferramentas de Avaliação do Biospeckle laser

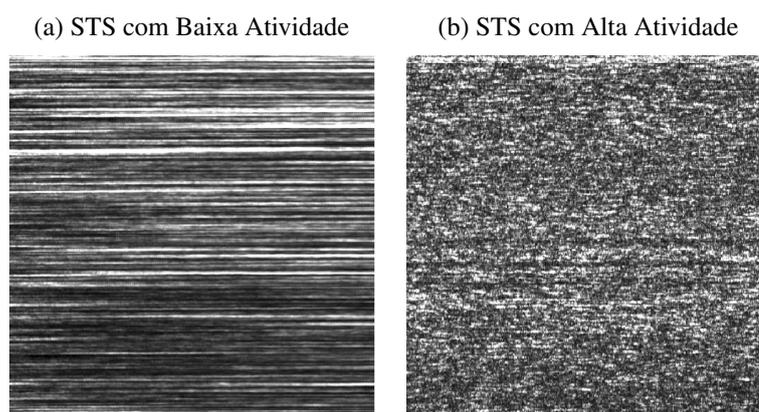
As ferramentas de avaliação do Biospeckle Laser (BSL), como a Spatial Temporal Speckle (STS) e o Momento de Inércia (MI), têm sido amplamente utilizadas na engenharia agrícola para a análise não destrutiva de materiais biológicos. A STS envolve o monitoramento da variação temporal dos padrões de *speckle*, refletindo a atividade biológica e física das superfícies amostradas, como sementes, frutas e folhas. Essa técnica permite identificar mudanças microscópicas em tempo real, facilitando a avaliação da qualidade de produtos agrícolas (SANCHEZ *et*

al., 2020). Já o MI é uma medida baseada na distribuição espacial da intensidade do padrão de *speckle*, sendo usada para quantificar a atividade dinâmica de materiais biológicos, ajudando na identificação de deterioração ou maturação dos produtos (FABBRO *et al.*, 2020). Ambas as técnicas são valorizadas por sua precisão e sensibilidade em estudos de germinação, viabilidade de sementes e detecção precoce de doenças em plantas, promovendo um controle de qualidade mais eficiente na agroindústria.

- **História Temporal do Padrão do Speckle (THSP)**

Para analisar as variações desses padrões de *Speckle* em duas dimensões principais (Espacial e Temporal). Foi utilizado a História Temporal do Padrão do Speckle (THSP) que é uma manipulação das diversas imagens que são obtidas da superfície do objeto iluminado pelo laser. A cada imagem obtida, retira-se uma linha que está ao lado da linha da imagem seguinte, formando uma imagem de 512 x 512 (pixels), denominada de THSP ou Spatial Temporal Speckle (STS) (RABELO, 2000).

Figura 1 – Padrão temporal do Speckle



Fonte: RABELO, 2000

Na imagem do STS contém informações pertinentes à atividade do material em análise. Embora seja visualmente fácil distinguir entre uma imagem STS de um material de baixa atividade (**Figura 1 - a**) e uma de alta atividade (**Figura 1 - b**), essa diferença qualitativa não é adequada para a automação no processamento de dados. Portanto, buscou-se desenvolver métodos matemáticos capazes de expressar numericamente o nível de atividade de uma imagem STS. Para quantificar esse nível de atividade é preciso transformar a matriz STS em uma matriz de ocorrências denominada (MOC), conforme definição matemática (3.1).

$$MOC = |N_{ij}| \quad (3.1)$$

N_{ij} = número de ocorrências de intensidades

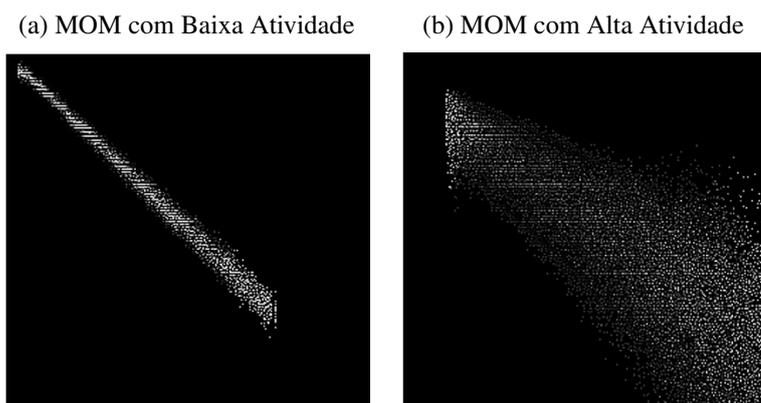
i, j = intensidades sucessivas

O valor N_{ij} representa a frequência com que o valor de intensidade i (número de vezes que do nível de i), que é seguido imediatamente pelo valor intensidade j na sequência temporal (RABELO, 2000). Isso exemplifica um caso específico do que é comumente conhecido como "spatial gray level dependence matrix", geralmente usada para descrever a textura em imagens (ARIZAGA; TRIVI; RABAL, 1999).

- **Momento de inércia (MI)** : Para encontrar um número que mostre a dispersão, conforme Arizaga, Trivi e Rabal (1999), sugeriram o cálculo do momento de inércia (MI) da matriz de ocorrências modificada (MOM). Sendo esse método trabalho por Rabelo (2000). Conforme Equação (3.2).

$$MI = \sum_{ij} M_{ij} (i - j)^2 \quad (3.2)$$

Figura 2 – Matriz de ocorrências modificada



Fonte: RABELO, 2000

A matriz de ocorrências (MOC) cuja suas componentes i e j são as intensidades sucessivas, e N_{ij} representa o numero de acontecimento de um valor de intensidade i , seguido por um valor de intensidade j , ao se locomover pelas linhas ou colunas da história temporal.

Quando o material apresentar baixa atividade, o STS praticamente não apresenta variações de intensidade ao longo do tempo e sua matriz de coocorrência é descrita por pixels que apresentam tons de cinza com pouca variação, ou seja, a mudança de intensidade do pixel i para o pixel j será pequena. Conforme Figura 2 (a).

Já quando o material apresentar alta atividade, é possível observar que o STS mostra-se com grande atividade e a matriz de coocorrência apresenta os elementos não nulos próximos da diagonal principal. Conforme Figura 2 (b).

3.3 Aplicações do Biospeckle Laser na Engenharia Agrícola

A aplicação do BSL na Engenharia Agrícola é relativamente recente, mas já mostra grande potencial em várias áreas. Uma das principais aplicações é na avaliação da qualidade de sementes. A qualidade das sementes é um fator crucial na agricultura, pois influencia diretamente a germinação e o vigor das plantas. Métodos tradicionais, como testes de germinação e análise de umidade, embora eficazes, são demorados e muitas vezes destrutivos (MARCOS-FILHO, 2005). Estudos indicam que o BSL pode ser utilizado para avaliar a viabilidade das sementes de maneira rápida e não destrutiva. Ao analisar os padrões de speckle gerados por sementes, é possível detectar variações na atividade biológica que estão diretamente relacionadas à sua capacidade de germinação.

Pesquisas como as de ALVES *et al.* (2001), mostraram que o BSL foi capaz de identificar áreas com diferentes níveis de atividade em uma semente de milho. Assim, a técnica *Biospeckle* vem se estabelecendo como uma ferramenta fundamental para determinar a viabilidade das sementes e contribuir para o controle de qualidade. Estudos de Enes (2011), mostraram que fenômenos de baixa e alta atividade nas sementes de feijão podem ser correlacionados com danos e contaminações.

Outra aplicação promissora é a detecção de estresse hídrico em plantas. Essa é uma condição que afeta negativamente a produtividade das culturas, e a detecção precoce desse estresse é essencial para o manejo eficiente da irrigação. De acordo Botega *et al.* (2010), em sua pesquisa para avaliar o comportamento da água nas folhas do cafeeiro, observou que existe relação significativa entre a redução do teor de água e os valores de atividade do *Biospeckle*.

3.4 Técnicas Tradicionais de Avaliação na Engenharia Agrícola

A avaliação de parâmetros agrícolas como a qualidade das sementes e a saúde das plantas tem sido tradicionalmente realizada por meio de métodos físicos, químicos e biológicos. Esses métodos, embora amplamente utilizados, possuem limitações que impactam sua eficiência e aplicabilidade em larga escala.

3.4.1 Avaliação da Qualidade de Sementes

O teste de germinação é uma das técnicas mais comuns para avaliar a qualidade das sementes. Ele envolve a observação direta do processo de germinação em condições controladas, permitindo a determinação da porcentagem de sementes viáveis. Contudo, esse método pode levar vários dias para fornecer resultados, o que pode ser uma limitação em situações que demandam decisões rápidas (MILIVOJEVIĆ; RIPKA; PETROVIĆ, 2018).

Outro método tradicional é a análise de umidade, que é crítica para determinar a viabilidade das sementes durante o armazenamento. A umidade excessiva pode levar ao desenvolvimento de fungos e à perda de viabilidade, enquanto a umidade insuficiente pode desidratar as

sementes, comprometendo sua germinação. A análise de umidade geralmente envolve a secagem das sementes e subsequente medição de perda de peso, o que, além de ser destrutivo, não permite o monitoramento contínuo das sementes (MARCOS-FILHO, 2005).

3.4.2 Detecção de Estresse Hídrico e Doenças em Plantas

A detecção de "water stress" em plantas geralmente é realizada por meio da observação visual de sintomas, como murcha ou mudança na coloração das folhas, ou por medições diretas de parâmetros como potencial hídrico ou conteúdo de água nas folhas. Esses métodos, apesar de serem diretos, muitas vezes detectam o "water stress" quando já é tarde demais para uma intervenção eficaz, e podem ser difíceis de aplicar em grandes áreas (BLUM, 2011).

3.5 Vantagens do Biospeckle Laser em Relação aos Métodos Tradicionais

O BSL apresenta várias vantagens em comparação com as técnicas tradicionais de avaliação agrícola, principalmente por ser uma técnica não destrutiva e capaz de fornecer resultados em tempo real. Isso é particularmente importante em aplicações agrícolas, onde a necessidade de monitoramento contínuo e a rápida tomada de decisões são cruciais para o sucesso das operações (RABELO *et al.*, 2011).

Uma das principais vantagens do BSL é sua capacidade de detectar mudanças biológicas internas antes que se tornem visíveis externamente. Por exemplo, ao monitorar a qualidade das sementes, o BSL pode identificar a viabilidade de uma semente antes que ela comece a germinar, economizando tempo e permitindo uma seleção mais precisa das sementes a serem plantadas (BRAGA *et al.*, 2003).

No caso da detecção de "water stress", o *biospeckle* pode identificar alterações na atividade interna das células das folhas, que ocorrem antes que os sintomas visíveis do mesmo se manifestem, tais como, a murcha das folhas, etc. Isso permite que os agricultores ajustem a irrigação de forma proativa, evitando perdas de rendimento (BOTEGA *et al.*, 2010).

Na engenharia agrícola, o uso do *biospeckle* tem se mostrado uma ferramenta inovadora e eficiente para monitorar a saúde e a vitalidade de plantas e produtos agrícolas em diferentes etapas do cultivo e armazenamento. Essa técnica, que analisa os padrões de luz refletidos pela superfície biológica, permite avaliar com precisão a atividade metabólica das plantas, sendo especialmente útil para monitorar a falta de nutrientes, doenças ou condições adversas, como o déficit hídrico.

Além disso, o *biospeckle* oferece uma forma não destrutiva e rápida de controle de qualidade em produtos agrícolas, como frutas e sementes, ajudando a identificar alterações na viabilidade ou qualidade que poderiam comprometer a produção. Sua aplicação na engenharia agrícola pode, portanto, otimizar práticas de manejo, aumentar a eficiência no uso de insumos e recursos naturais e garantir uma produção mais sustentável e lucrativa.

4 METODOLOGIA

4.1 Descrição Geral do Estudo

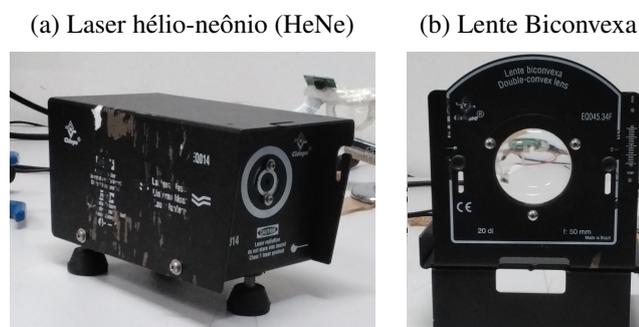
O experimento dessa pesquisa foi realizado no Laboratório de Prototipagem - LAPROT, do Departamento de Engenharia Agrícola na Universidade Federal de Sergipe, localizada no município de São Cristóvão-SE. A amostra de solo foi coletada no Campus Rural, com coordenadas geográficas 10°55'24,64"S de latitude e 37°11'57,77"O de longitude. O solo da área de estudo é classificado como Argissolo Vermelho Amarelo (JACOMINE *et al.*, 1975), que se caracterizam como profundos a pouco profundos; moderadamente a bem drenados; textura muito variável, mas com predomínio de textura média na superfície, e argilosa, em subsuperfície; e apresentam porosidade total baixa a média (LUZ; GONZÁLEZ; VÁZQUEZ, 2016). Para o ensaio do BSL foi obtida imagens por meio de uma mini câmera conectada um minicomputador, equipado com código que forneceu os valores de MI. A montagem do experimento para análise de padrões de *speckle* foi composta por 4 (quatro) tratamentos de amostra de solo com 3 (três) repetições sob diferentes condições de teor de umidade. Em seguida foi realizada análise estatística.

4.2 Materiais e Métodos

4.2.1 Equipamento de Biospeckle Laser

- **Laser e Lente:** Foi usado um laser hélio-neônio (HeNe) cujo comprimento de onda é de 632,8 nm, necessário para gerar um feixe de luz que ao incidir sob a superfície do material biológico, provoca um espalhamento da luz do laser por difusão, que por sua vez cria os padrões de *speckle*. E também foi usada uma lente biconvexa para aumentar o raio do feixe de luz do laser.

Figura 3 – Laser e Lente



- **Mini-câmera:** Trabalhamos com uma câmera Raspberry Pi módulo de câmera v 1.3 com dimensões de 25 × 24 × 9 mm, resolução estática de 5 megapixels, sensor OmniVision OV5647, resolução do sensor 2592 × 1944 píxeis, tamanho do pixel de 1,4 μm × 1,4 μm

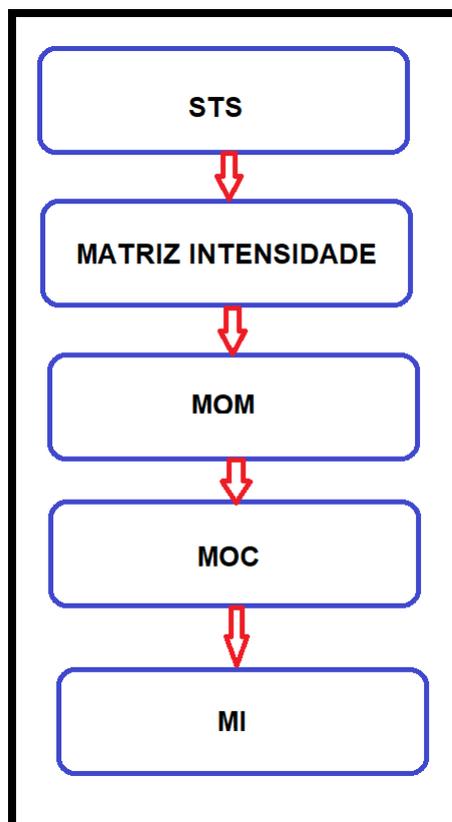
, foco fixo, taxa de 30 quadros por segundo (*FPS*) para permitir a captura detalhada das variações temporais dos *speckles*.

Figura 4 – Câmera Raspberry Pi



- **Software de Análise:** Utilizou-se algoritmos desenvolvidos em linguagem GNU/Octave, para calcular os valores de MI.

Figura 5 – Fluxograma para calcular os valores de MI



- **Mini-placa:** Raspberry Pi 3 Modelo B+ com um processador quad-core de 64 bits rodando a 1,4 GHz, LAN sem fio de banda dupla de 2,4 GHz e 5 GHz, Bluetooth 4.2/BLE, Gigabit Ethernet através de USB 2.0.

Figura 6 – Placa Raspberry Pi 3 Model B+



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2024

- **Balança de precisão:** Usou-se Raspberry Pi 3 Modelo B+ com um processador quad-core de 64bits.

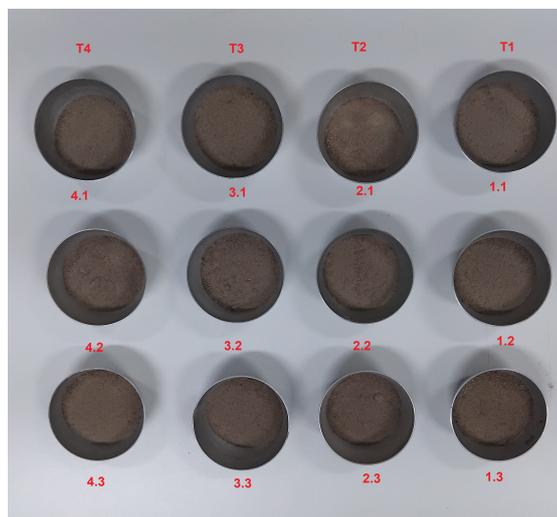
4.2.2 Amostra Biológica

- **Análise da umidade do solo:**

Após a coleta, a amostra de solo foi deixada para secar ao ar livre por 15 dias. Decorrido esse período, o solo passou por destorroamento e foi peneirado em malha de 2 mm para remover resíduos vegetais. Em seguida, as amostras de terra fina seca ao ar (TFSA) foram acondicionadas em sacos plásticos devidamente identificados por números.

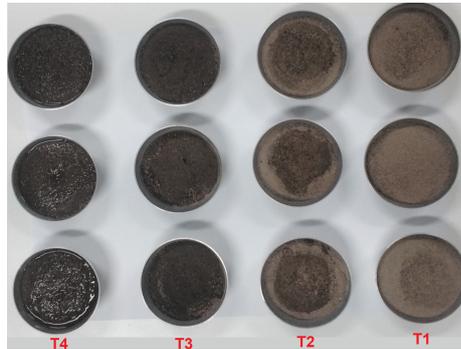
Para a análise da umidade de referência, foram utilizadas 12 amostras de solo (Figura 7), com aproximadamente 50 g em cada recipiente. O teor de umidade foi determinado pelo método de secagem em estufa, resultando em uma média de 0,12 % de umidade em base úmida, valor considerado inicial para os experimentos.

Figura 7 – Amostra de solo sem Tratamentos



A partir do valor de umidade inicial (0,12% de B. úmida), pode-se realizar a hidratação das 12 (doze) amostras de solo com água destilada. Com os seguintes tratamentos (Figura 8) : T1 = sem hidratação, T2 = 5 mL, T3 = 10 mL e 15 mL.

Figura 8 – Amostra de solo com Tratamentos



Depois de realizar o processo de hidratação das amostras de solo e coletar os dados de Momento de Inércia (MI), levou - se as mesma para estufa por 24 h à 105°C para determinação dos níveis de umidade para cada tratamento. Onde chegou - se, as seguintes valores de teor de umidade:

Tabela 1 – Níveis de Teor de Umidade

Tratamentos	0 mL	5 mL	10 mL	15 mL
T1	0,12 de b.u %			
T2		10,12 % de b.u		
T3			20,12 % de b.u	
T4				30,12 % de b.u

Para conversão, considerou - se que 1 mililitro (mL) é equivalente a 1 grama (g), com temperatura da água a 24° C.

Figura 9 – Balança Semianalítica AD200



- **Seringa:** E também foi usada uma seringa com capacidade de 5 mL para hidratação das amostras de solo com água destilada.

Figura 10 – Seringa com Capacidade de 5 mL



4.3 Procedimentos Experimentais

4.3.1 Captura de Padrões de Speckle

- **Preparação das Amostras de solo:**

Para deixar os dados ajustados, foi aproximado os valores de teor de umidade das amostras conforme a Tabela 2.

Tabela 2 – Níveis de Teor de Umidade

Amostras	T1	T2	T3	T4
1.1; 1.2; 1.3	S. hidratação			
2.1; 2.2; 2.3	10% de B. úmida			
3.1; 3.2; 3.3	20% de B. úmida			
4.1; 4.2; 4.3	30% de B. úmida			

Sendo assim, realizou - se 20 coletas de Momento de Inércia (MI) para cada amostra de solo conforme Tabela 3.

Tabela 3 – Dados de MI

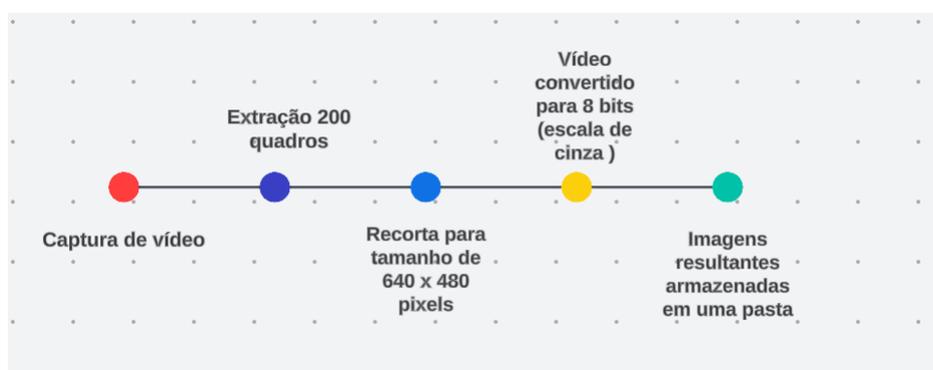
Amostras	T1	T2	T3	T4
1.1; 1.2; 1.3	60			
2.1; 2.2; 2.3		60		
3.1; 3.2; 3.3			60	
4.1; 4.2; 4.3				60

Perfazendo um total de 240 (duzentos e quarenta) valores de momento de Inércia (MI) para o experimento.

• Aquisição de Imagens:

No intuito de controlar as interferências do ambiente, colocou - se a câmera dentro de uma caixa de papelão (12. (a)). O laser ficou a uma altura de 40 cm 12. (b). A câmera foi posicionada a uma altura de 10 cm para realizar as filmagens (Figura 12. (c)).

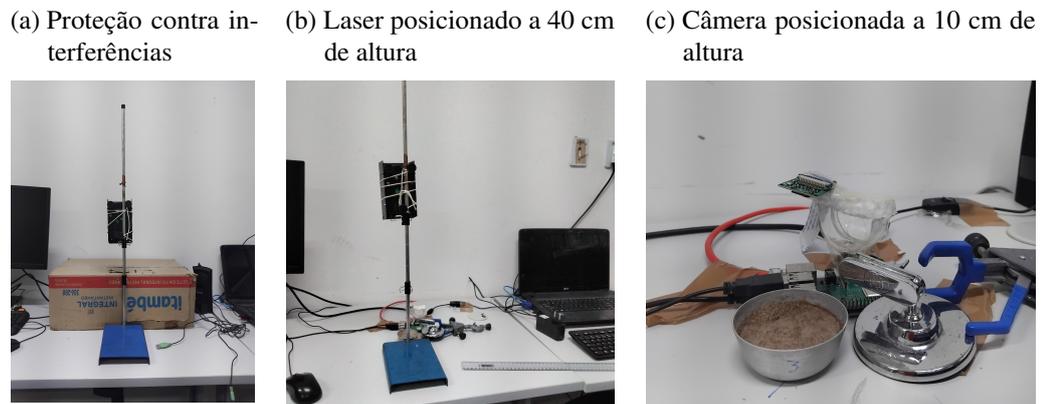
Figura 11 – Fluxograma de captura das imagens



A captura das imagens foi realizada da seguinte forma: a câmera registrou um vídeo de cinco segundos, do qual foram extraídos os primeiros 200 quadros. A área central desses quadros foi recortada para o tamanho de 640 x 480 pixels. Posteriormente, o vídeo foi

convertido de 8 bits para escala de cinza e as imagens resultantes foram armazenadas em uma pasta. A Figura 11 mostra de forma gráfica o fluxo do processo de aquisição das imagens.

Figura 12 – Arranjo do experimento



- **Condições Controladas:**

O experimento ocorreu no Laboratório de Prototipagem (LAPROT), numa sala de cerca de $12 m^2$. Ao longo da pesquisa, a temperatura do ar-condicionado foi mantida constante em $25^\circ C$. Além disso, a área ao redor da sala estava sempre sujeita a ruídos externos.

4.3.2 Análise dos Padrões de Speckle

- **Processamento de Imagens:**

- As imagens salvas na pasta foram processadas utilizando a história temporal e espacial do padrão de *speckle*, que é a matriz STS. Elas foram analisadas ao longo do tempo para detectar mudanças no padrão de *speckle*. Essas mudanças podem ser causadas por deformações, vibrações ou outras alterações na superfície do objeto.
- O método *Spatial Temporal Speckle* (STS) envolveu a manipulação de várias imagens obtidas da superfície do objeto iluminado por laser. De cada imagem, foi extraída uma única linha, que foi posicionada ao lado da linha correspondente da imagem subsequente. Esse procedimento permitiu a apresentação do comportamento de uma linha da área iluminada ao longo do período de exposição.
- Nesse caso, qualquer movimento na superfície do material foi refletido na alteração do padrão de *speckle* formado, fazendo com que a linha observada difira da anterior. Essa técnica permite avaliar, por exemplo, o nível de atividade do fruto de um tomateiro: se o padrão resultante estiver significativamente distorcido, isso indica que o movimento é intenso.

- Por outro lado, se a figura formada for composta por linhas bem definidas, isso indica que não há alterações no padrão de *speckle* entre as imagens, mantendo-se constante o nível de cinza.

- **Cálculo da Atividade Speckle:**

A atividade do *speckle* foi quantificada por meio de estatística de segunda ordem, utilizando o Momento de Inércia (MI). A intensidade calculada para cada tratamento possibilitou a comparação entre as diferentes condições de T1, T2, T3 e T4.

4.4 Análise Estatística

4.4.1 Métodos Estatísticos:

- **Shapiro-Wilk**

- Após os dados de MI e teor de umidade tabelado, realizamos a aplicação do teste de Shapiro-Wilk, que teve a função de avaliar a hipótese nula de que os dados seguem uma distribuição normal. Ele calcula uma estatística (W), que possui um valor de p associado, comparando a variância dos dados observados com a variância esperada sob a hipótese de normalidade. Se o valor de (W) for significativamente menor do que o esperado ($p < 0,05$), a hipótese nula é rejeitada, indicando que os dados não seguem uma distribuição normal (SHAPIRO; WILK, 1965).

- **Kruskal-Wallis:**

- Para analisar a estatística foi utilizado uma teste não paramétrico, visto que, quando os dados não satisfazem os pressupostos do teste de Shapiro-Wilk, uma alternativa é o teste Kruskal-Wallis, que é o equivalente não paramétrico da ANOVA para amostras independentes. Ele é utilizado porque permite comparar duas ou mais amostras independentes, sejam elas de tamanhos iguais ou diferentes. Assim como os testes de Mann-Whitney e Wilcoxon, o Kruskal-Wallis é baseado em ranqueamento.
- O teste de Kruskal-Wallis indica se há diferença significativa entre os grupos (com um valor de p baixo, geralmente $< 0,05$), isso nos diz que pelo menos um grupo é diferente, mas não diz quais grupos são diferentes (CONOVER, 1999).

- **Teste Post Hoc de Dunn-Bonferroni:**

- Em seguida aplicou - se o Teste Post Hoc pois quando o Kruskal-Wallis detecta uma diferença, fazemos uma análise post hoc (ou "após o fato") para determinar quais pares de grupos são significativamente diferentes.
- E o teste de Dunn é uma dessas técnicas post hoc e é amplamente usado para comparações múltiplas após o Kruskal-Wallis (DUNN, 1964).

- A correção de Bonferroni foi usada para ajustar os níveis de significância quando são feitas comparações múltiplas, reduzindo a chance de erros do tipo I (falsos positivos). Ela divide o nível de significância desejado (α , geralmente 0,05) pelo número de comparações realizadas. Por exemplo, se você está fazendo 10 comparações, o novo nível de significância será $\left(\frac{0,05}{10}\right) = 0,005$.
- O teste de Dunn analisou os pares de grupos e determinou a diferença entre as médias das classificações de cada grupo, avaliando se essa diferença é grande o suficiente para ser estatisticamente significativa. A correção de Bonferroni ajustou os níveis de significância, assegurando que a probabilidade de ocorrer um erro tipo I permanecesse controlada, mesmo com várias comparações (MCDONALD, 2014).

- **Análise de Tamanhos de Efeito para teste de Kruskal-Wallis:**

- A análise do tamanho de efeito no teste de Kruskal-Wallis complementa o resultado do teste, fornecendo uma medida quantitativa da magnitude da diferença entre os grupos, além do simples valor de significância (p-valor). Isso é importante porque um teste de Kruskal-Wallis pode indicar que há diferenças significativas entre os grupos, mas não informa o quão grandes essas diferenças são. O tamanho de efeito ajuda a interpretar a relevância prática dessas diferenças, independentemente do tamanho da amostra.
- O teste de Kruskal-Wallis, sendo um teste não paramétrico baseado em postos, não possui um tamanho de efeito diretamente associado, como o η^2 (eta quadrado) no ANOVA. No entanto, existem formas de calcular o tamanho de efeito para testes não-paramétricos.
- Sendo assim, usou-se o epsilon quadrado ϵ^2 , que é, uma variação do η^2 (eta quadrado) (TOMCZAK; TOMCZAK-ŁUKASZEWSKA, 2014). Este cálculo fornece uma estimativa da proporção da variância total que é explicada pelas diferenças entre os grupos.

- **Teste de Mann-Whitney:**

- O Teste de Mann-Whitney (também chamado de Teste de Mann-Whitney U ou Teste de Wilcoxon-Mann-Whitney) é um teste não paramétrico utilizado para comparar duas amostras independentes. Ele verifica se há uma diferença significativa entre as distribuições de duas amostras, sendo uma alternativa ao teste t de Student para amostras independentes quando os pressupostos de normalidade não são atendidos (SHESKIN, 2011).
- Portanto, utilizou-se o Teste de Mann-Whitney na pesquisa para comparar pares de grupos e determinar quais apresentam diferenças significativas.

- **Correlações de Spearman:**

- Após realizar o teste de Kruskal-Wallis e encontrar diferenças significativas entre os grupos, foi necessário verificar se existia uma correlação significativa entre as variáveis rankeadas dentro dos grupos, então, usando a correlação de Spearman. Isso pode fornecer informações adicionais sobre a relação entre as variáveis em estudo, considerando a dependência monotônica entre elas (SHESKIN, 2011).
- Portanto, aplicou-se a correlação de Spearman para verificar a relação entre os valores de Momento de Inércia (MI) e o teor de umidade dos tratamentos.

- **Software:**

- A análise estatística foi realizada por meio do programa de código aberto gratuito JASP 0.19.1 (GOSS-SAMPSON, 2019).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Dados de umidade das amostras de solo

Tabela 4 – Teor de umidade para cada Tratamento

Tratamentos	Teor de Umidade - b.u %
T1	0
T2	10
T3	20
T4	30

A tabela 4 apresenta o teor de umidade em base úmida (b.u.) de amostras de solo submetidas a diferentes tratamentos (T1 a T4). Os valores de umidade variam de 0% a 30%, conforme descrito abaixo:

- O Tratamento 1 (T1) apresentou um teor de umidade de 0%, indicando que o solo estava completamente seco.
- O Tratamento 2 (T2) resultou em um teor de umidade de 10%, o que sugere uma leve presença de umidade no solo.
- O Tratamento 3 (T3) mostrou um aumento mais significativo, com um teor de umidade de 20%, demonstrando que o solo retém uma quantidade moderada de água.
- O Tratamento 4 (T4) apresentou o maior valor de umidade, atingindo 30%, o que indica que este tratamento proporcionou as condições mais úmidas para o solo.

Esses dados sugerem que o tratamento aplicado tem uma influência direta no teor de umidade do solo, com o Tratamento 4 sendo o que promoveu a maior retenção de água. O aumento progressivo da umidade de T1 para T4 pode estar relacionado à variação das condições impostas em cada tratamento, seja pela adição de água destilada ou mudanças na estrutura do solo.

5.2 Análise do Momento de Inércia

5.2.1 Teste de Normalidade (Shapiro-Wilk)

Tabela 5 – Estatísticas descritivas

	MI
Válidos	240
Ausentes	0,00
Mediana	0,057
Média	0,122
Desvio Padrão	0,173
Coefficiente de variação	1,412
Intervalo interquartil	0,126
Variância	0,030
Teste de Shapiro-Wilk	0,622
P-value do Shapiro-Wilk	< 0,001
Mínimo	0,008
Máximo	0,971

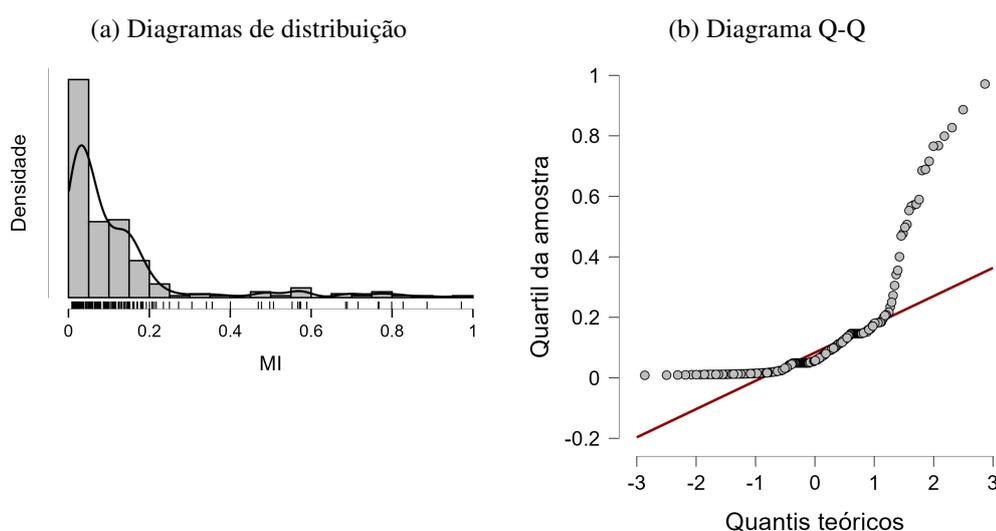
A Tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas para variável Momento de Inércia (MI). A análise dessas estatísticas inclui uma visão geral das características da distribuição dos dados, como a centralidade, a dispersão e a normalidade.

- **Número de Observações (Válidos):** Foram observadas 240 amostras válidas, e não houve valores ausentes, o que garante a integridade dos dados.
- **Média:** A média do conjunto de dados foi de 0,122, o que indica o valor médio de MI no grupo analisado.
- **Mediana:** O valor da mediana é 0,057, o que sugere que metade dos valores está abaixo desse número. O fato da mediana ser menor que a média indica uma possível assimetria positiva (ou seja, uma cauda longa à direita).
- **Desvio Padrão:** O desvio padrão é 0,173, o que mostra que há uma variabilidade considerável nos dados em torno da média. A maioria dos valores está distribuída com uma variação de 0,173 unidades em relação à média.
- **Coefficiente de Variação (CV):** O coeficiente de variação foi calculado em 1,412 (ou 141,2%), o que indica uma dispersão muito alta em relação à média. Valores de CV acima de 100% sugerem uma grande variabilidade nos dados.
- **Intervalo Interquartil (IIQ):** O intervalo interquartil é 0,126, o que significa que 50% dos valores estão concentrados dentro dessa amplitude em torno da mediana, o que é uma medida de dispersão menos sensível a outliers do que o desvio padrão.

- **Variância:** A variância é 0,030, que representa o quadrado do desvio padrão. Embora a variância seja útil matematicamente, é menos intuitiva para interpretação direta.
- **Teste de Shapiro-Wilk:** O teste de Shapiro-Wilk é um teste de normalidade. O valor obtido foi 0,622, e o p-value foi $< 0,001$, indicando que a hipótese nula de que os dados seguem uma distribuição normal pode ser rejeitada. Isso significa que a variável Momento de Inércia (MI) não segue uma distribuição normal, possivelmente com uma assimetria significativa ou a presença de outliers.
- **Valores Mínimo e Máximo:** O valor mínimo observado foi 0,008 e o valor máximo foi 0,971, mostrando uma ampla amplitude dos dados (de aproximadamente 0 a 1). Isso reforça a ideia de grande dispersão nos dados.
- **Assimetria:** A diferença significativa entre a média (0,122) e a mediana (0,057) sugere uma distribuição assimétrica positiva.
- **Alta variabilidade:** O coeficiente de variação alto e o desvio padrão relativamente elevado indicam uma grande dispersão em relação à média.
- **Não normalidade:** O resultado do teste de Shapiro-Wilk confirma que a variável MI não segue uma distribuição normal, o que pode impactar o tipo de análise estatística a ser utilizada, sugerindo o uso de testes não paramétricos ou a transformação dos dados.

Esses resultados podem sugerir a necessidade de maior investigação sobre a natureza da variável MI, especialmente devido à sua alta variabilidade e distribuição não normal.

Figura 13 – Teste de Normalidade



A Figura 13 apresenta dois gráficos usados para avaliar a normalidade dos dados: um diagrama de distribuição e um diagrama Q-Q (Quantil-Quantil). A seguir, foi realizada análise detalhada de cada um desses gráficos.

Análise do Diagrama de Distribuição (Figura 13a): Este gráfico ilustra a distribuição dos dados observados, permitindo visualizar sua forma geral.

- **Assimetria:** A distribuição dos dados parece ser assimétrica, com uma cauda à direita, sugerindo que a maior parte dos valores está concentrada à esquerda da média, mas há valores mais altos que estão afastados, o que confirma uma assimetria positiva.
- **Distribuição não normal:** A forma do gráfico não segue a curva característica de uma distribuição normal (em forma de sino), corroborando com os resultados do teste de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} < 0,001$), que também indicou uma distribuição não normal.

Análise do Diagrama Q-Q (Figura 13b): O diagrama Q-Q compara os quantis dos dados observados com os quantis de uma distribuição normal teórica. Se os dados seguirem uma distribuição normal, os pontos devem estar alinhados em uma linha reta ao longo da diagonal.

- **Desvio da linearidade:** No gráfico Q-Q, observa-se que os pontos não se alinham perfeitamente com a linha diagonal. Os desvios mais acentuados nas extremidades sugerem que os dados possuem outliers ou uma distribuição não normal nas caudas (especialmente à direita), o que confirma a presença de uma cauda longa positiva.

Sobre a normalidade: Esse desvio indica que os dados estão afastados de uma distribuição normal, principalmente nas regiões extremas, reforçando a conclusão de não normalidade dos dados.

Os resultados gráficos apresentados tanto no diagrama de distribuição quanto no diagrama Q-Q confirmam que os dados não seguem uma distribuição normal. Isso é consistente com os resultados do Teste de Shapiro-Wilk (como mostrado anteriormente na Tabela), sugerindo a necessidade de métodos estatísticos não paramétricos ou transformações nos dados para análises posteriores.

Essas evidências visuais complementam as conclusões obtidas através dos testes estatísticos e oferecem uma representação clara da estrutura dos dados.

5.2.2 Teste de Kruskal-Wallis

Tabela 6 – Teste Kruskal-Wallis

Fator	Estatísticas	gl	p
Tratamentos	186,657	3	< 0,001

A Tabela 6 apresenta os resultados do Teste de Kruskal-Wallis, que é um teste estatístico não paramétrico utilizado para comparar mais de dois grupos independentes, quando a suposição

de normalidade dos dados não é atendida (conforme observado anteriormente). O teste avalia se há diferenças significativas entre as medianas de diferentes grupos (tratamentos).

Análise dos Resultados:

Estatística do Teste (H)

- O valor da estatística de Kruskal-Wallis é 186,657. Este valor representa o teste comparativo entre as medianas dos diferentes tratamentos (T1 a T4). Valores mais altos indicam maiores diferenças entre os grupos.

Graus de Liberdade (gl)

- O teste possui 3 graus de liberdade, que correspondem ao número de grupos ($n = 4$ tratamentos) menos 1. Isso reflete o número de comparações independentes que podem ser feitas entre os grupos.

p-valor

- O p-valor foi reportado como $< 0,001$, indicando que as diferenças observadas entre os tratamentos são estatisticamente significativas ao nível de confiança usual (por exemplo, 95%). Como o valor é muito menor do que 0,05, rejeitamos a hipótese nula de que as medianas dos tratamentos são iguais.

O Teste de Kruskal-Wallis indica que há diferenças significativas entre os grupos de tratamentos. Como o p-valor é muito baixo ($< 0,001$), podemos concluir com alta confiança que pelo menos um dos tratamentos se diferencia dos demais em termos da variável estudada.

Esse resultado sugere que os tratamentos aplicados ao solo, por exemplo, tiveram efeitos significativamente diferentes. No entanto, o teste não indica diretamente quais tratamentos diferem entre si; para isso, seria necessária uma análise post-hoc (como o teste de Dunn) para identificar os pares de grupos que apresentam diferenças significativas.

Em resumo, o Teste de Kruskal-Wallis confirma que os tratamentos influenciam de maneira significativa a variável em questão, mostrando uma diferença clara entre eles.

5.2.2.1 Teste Post Hoc de Dunn-Bonferroni

Tabela 7 – Comparações Post Hoc de Dunn - Tratamentos

Comparação	<i>z</i>	<i>W_i</i>	<i>W_j</i>	<i>r_{rb}</i>	<i>p</i>	<i>p_{bonf}</i>	<i>p_{holm}</i>
T1 - T2	-4,190	38,333	91,417	0,769	< 0,001	< 0,001	< 0,001
T1 - T3	-8,947	38,333	151,683	0,969	< 0,001	< 0,001	< 0,001
T1 - T4	-12,805	38,333	200,567	1,000	< 0,001	< 0,001	< 0,001
T2 - T3	-4,757	91,417	151,683	0,747	< 0,001	< 0,001	< 0,001
T2 - T4	-8,615	91,417	200,567	0,992	< 0,001	< 0,001	< 0,001
T3 - T4	-3,858	151,683	200,567	0,677	< 0,001	< 0,001	< 0,001

Nota. Rank-biserial correlation based on individual Mann-Whitney tests.

A Tabela 7 apresenta os resultados das comparações post hoc de Dunn, realizadas após o Teste de Kruskal-Wallis, que indicou a existência de diferenças significativas entre os grupos (tratamentos). A análise de Dunn é um método não paramétrico que faz comparações pareadas entre grupos, ajustando o nível de significância para múltiplas comparações.

Análise dos Resultados:

- **Comparações entre Tratamentos:** A tabela mostra as comparações entre pares de tratamentos (T1, T2, T3 e T4) e o valor da estatística *z* para cada uma dessas comparações. Todos os pares de tratamentos analisados (T1-T2, T1-T3, T1-T4, T2-T3, T2-T4, T3-T4) mostraram valores de *z* negativos, o que indica que os tratamentos do lado esquerdo das comparações (como T1) têm valores medianos menores que os tratamentos do lado direito (como T2, T3 e T4).
- **Ranks de Wilcoxon (*W_i* e *W_j*):** Os valores *W_i* e *W_j* representam as somas dos ranks para os tratamentos comparados. O tratamento com menor valor de *W* tem menores ranks, sugerindo menores valores observados. Por exemplo, o tratamento T1 tem um rank muito menor (*W_i* = 38,333) em comparação com os outros tratamentos, o que indica que os valores observados para T1 são consistentemente inferiores aos dos demais tratamentos.
- **Correlação Rank-Biserial (*r_{rb}*):** Esse valor mede o tamanho do efeito de cada comparação. Valores próximos de 1 indicam um efeito muito forte. Aqui, vemos que, para as comparações T1-T4 (*r_{rb}* = 1,000) e T2-T4 (*r_{rb}* = 0,992), os efeitos são extremamente fortes, sugerindo uma grande diferença entre os tratamentos.

Valores *p* e ajustes (*p*, *p_{bonf}*, *p_{holm}*): O valor de *p* mostra a significância estatística das comparações entre os tratamentos. Em todas as comparações, o *p* é < 0,001, indicando que todas as diferenças entre os pares de tratamentos são estatisticamente significativas.

Os valores ajustados de *p_{bonf}* e *p_{holm}* também são < 0,001. Esses ajustes são usados para controlar o erro do tipo I em múltiplas comparações. Ambos métodos confirmam que as diferenças entre todos os tratamentos permanecem significativas após os ajustes.

- **Diferenças Significativas:** Todas as comparações entre os tratamentos indicam diferenças significativas com valores de $p < 0.001$. Isso confirma que cada par de tratamentos apresenta uma diferença estatisticamente significativa.
- **Tamanho do Efeito:** A correlação rank-biserial (*rrb*) mostra tamanhos de efeito muito elevados, especialmente nas comparações que envolvem T1 e T4, sugerindo que T4 tem um efeito muito maior do que os outros tratamentos. Comparações como T1-T4 e T2-T4 têm valores de *rrb* muito próximos de 1, o que indica que T4 se destaca em relação aos demais tratamentos.
- **Relevância dos Tratamentos:** Os resultados mostram que o tratamento T4 possui o maior impacto nos resultados, sendo significativamente diferente dos outros tratamentos, enquanto T1 apresentou os menores valores em comparação com os demais.

Esses resultados confirmam que os tratamentos tiveram efeitos diferentes e que o tratamento T4 foi o mais distinto, com diferenças significativas em relação a todos os outros tratamentos.

Tabela 8 – Estatísticas descritivas

	MI			
	T1	T2	T3	T4
Válidos	60	60	60	60
Ausentes	0	0	0	0
Mediana	0,014	0,049	0,108	0,188
Média	0,017	0,045	0,111	0,316
Desvio Padrão	0,010	0,020	0,059	0,248
Coefficiente de variação	0,550	0,440	0,532	0,783
MAD	0,003	0,006	0,038	0,073
Intervalo interquartil	0,008	0,020	0,078	0,363
Mínimo	0,008	0,011	0,017	0,057
Máximo	0,053	0,092	0,400	0,971
25th percentile	0,012	0,029	0,068	0,137
50th percentile	0,014	0,049	0,108	0,188
75th percentile	0,019	0,049	0,146	0,500

A Tabela 8 apresenta as estatísticas descritivas para a variável MI em quatro grupos de tratamento (T1, T2, T3 e T4). A seguir, foi realizada análise dos principais aspectos dessas estatísticas.

Análise Geral:

Cada tratamento contém 60 amostras válidas, e não há dados ausentes, garantindo a integridade da amostragem.

Comparação entre os Tratamentos:

Mediana:

- **T1:** 0,014 – O menor valor mediano, indicando que os resultados desse grupo são significativamente menores em comparação aos demais.
- **T2:** 0,049 – A mediana aumenta, mostrando um impacto maior em relação ao T1.
- **T3:** 0,108 – Mediana consideravelmente maior, indicando que os valores de MI aumentaram significativamente.
- **T4:** 0,188 – A mediana mais alta, mostrando que este tratamento tem o maior efeito sobre MI.

Média:

- As médias seguem uma tendência crescente similar à mediana, com T1 tendo a menor média (0,017) e T4 a maior (0,316). Isso sugere que o T4 tem um impacto muito maior sobre os valores médios de MI, destacando-o como o tratamento mais eficaz ou com maior variabilidade.

Desvio Padrão:

- **T1:** 0,010 – O menor desvio padrão, indicando que os dados são mais consistentes e têm menos variabilidade.
- **T4:** 0,248 – O maior desvio padrão, sugerindo que há uma dispersão muito maior dos dados em torno da média, o que implica em maior variação nos resultados do tratamento T4.

Coefficiente de Variação (CV):

- O CV fornece uma medida da dispersão relativa em relação à média. T1 tem o CV mais baixo (0,550), indicando menor variação em relação à média, enquanto T4 tem o CV mais alto (0,783), refletindo a maior variabilidade proporcional entre os valores observados.

MAD (Desvio Absoluto Mediano):

- O MAD também reflete a dispersão em torno da mediana. T1 apresenta um MAD muito baixo (0,003), reforçando a consistência dos dados, enquanto T4 apresenta maior dispersão (0,073), alinhando-se com os outros indicadores de variabilidade.

Intervalo Interquartil (IIQ):

- intervalo interquartil aumenta conforme os tratamentos se tornam mais impactantes. O IIQ de T1 é 0,008, muito estreito, enquanto T4 possui o maior intervalo (0,363), refletindo a maior dispersão dos valores centrais.

Valores Mínimos e Máximos:

- Os valores mínimos e máximos mostram que T4 tem a maior amplitude de variação (de 0,057 a 0,971), enquanto T1 tem a menor amplitude (de 0,008 a 0,053). Isso confirma que o tratamento T4 apresenta uma maior variação nos resultados.

Distribuição Percentil:

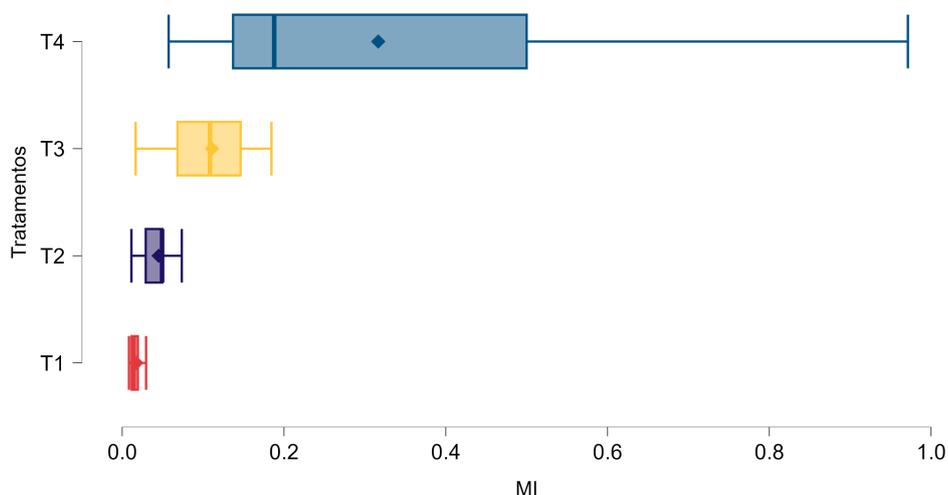
- Os percentis (25°, 50°, 75°) indicam que os valores para T1 são os mais baixos em todos os pontos, enquanto T4 tem os percentis mais altos, refletindo a maior variabilidade e impacto deste tratamento.

Análise Geral:

- Tratamento T1 apresenta os menores valores de média, mediana e variabilidade, indicando que este tratamento tem menor impacto sobre a variável MI.
- Tratamento T4 é o mais impactante, com os maiores valores de média e mediana, mas também com maior dispersão, conforme mostrado pelo desvio padrão, coeficiente de variação e intervalo interquartil.
- T2 e T3 ficam em posições intermediárias, mostrando que à medida que o tratamento aumenta, os valores de MI também aumentam, com T4 sendo claramente o tratamento mais distinto em termos de efeito e variação.

Esses resultados sugerem uma progressão clara entre os tratamentos, com T4 sendo o mais eficaz, mas também o mais variável em termos de resultados.

Figura 14 – Boxplot - Diagrama de Caixas



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2024

O Boxplot (ou Diagrama de Caixas) apresentado na Figura 14 oferece uma visualização clara da distribuição dos dados de MI para os diferentes tratamentos (T1, T2, T3 e T4). O boxplot destaca informações importantes como a mediana, quartis, e possíveis outliers.

Mediana:

- A linha horizontal dentro de cada caixa representa a mediana dos valores de MI em cada tratamento.
- T1 tem a menor mediana, seguida por T2, T3, e T4, com um aumento progressivo de valores, confirmando a tendência observada nas estatísticas descritivas. T4 apresenta a mediana mais elevada.

Quartis e Dispersão:

- A caixa do boxplot representa o intervalo interquartil (IIQ), ou seja, a distância entre o 1º quartil (25º percentil) e o 3º quartil (75º percentil), o que nos informa sobre a dispersão dos valores centrais de cada tratamento.
- T1 tem uma caixa estreita, indicando que a maior parte dos dados está concentrada em uma faixa restrita de valores.
- T2 e T3 mostram caixas de tamanho intermediário, indicando maior variabilidade do que T1, mas menos do que T4.
- T4 apresenta a caixa mais larga, o que sugere uma maior dispersão nos valores de MI, refletindo alta variabilidade no impacto deste tratamento.

Extremos (Whiskers):

- As linhas (whiskers) que se estendem das caixas indicam a amplitude dos dados (excluindo outliers). T1 apresenta a menor amplitude de dados, enquanto T4 mostra a maior extensão, evidenciando a variabilidade elevada dos valores de MI.

Outliers:

- É possível identificar outliers (valores atípicos) fora dos whiskers em alguns tratamentos. Esses pontos indicam valores que se afastam significativamente do resto dos dados. T4 parece ter o maior número de outliers, o que reforça a ideia de que o impacto desse tratamento é o mais variável.

Comparação entre Tratamentos:

- T1 apresenta uma distribuição concentrada em torno de valores baixos de MI, com pouca variação.
- T2 e T3 mostram maior dispersão e valores medianos mais altos, mas ainda possuem uma distribuição mais contida em comparação com T4.
- T4 tem tanto a mediana quanto a variabilidade mais altas, com vários outliers, indicando que esse tratamento tem um efeito muito forte, porém com resultados mais dispersos.

Análise Geral:

O boxplot demonstra claramente que há uma diferença substancial na distribuição dos valores de MI entre os tratamentos. T4 é o tratamento com a maior variabilidade e impacto, enquanto T1 tem a menor dispersão e os menores valores. T2 e T3 seguem uma tendência intermediária, com aumentos progressivos tanto na mediana quanto na dispersão.

Essa análise confirma as tendências já observadas nas tabelas descritivas, destacando que o tratamento T4 se diferencia significativamente dos demais, tanto em termos de magnitude quanto de variabilidade dos resultados.

5.2.3 Tamanhos de Efeito para Teste Kruskal-WallisTabela 9 – Tamanho do efeito - ϵ^2

Fator	Estatísticas	gl	p	Rank ϵ^2	95% CI for Rank ϵ^2	
					Inferior	Superior
Tratamentos	186,657	3	< 0,001	0,781	0,745	0,821

A Tabela 9 apresenta o tamanho do efeito para os tratamentos, medido por meio de ε^2 (epsilon quadrado), que é uma métrica utilizada em testes não paramétricos para avaliar a magnitude do efeito de um fator sobre a variável dependente.

Análise Detalhada: Estatísticas e Significância.

- O valor da estatística de teste (186,657) e os graus de liberdade ($gl = 3$) indicam que o teste foi realizado com quatro grupos (T1, T2, T3 e T4).
- O valor de $p < 0,001$ confirma que o efeito dos tratamentos é altamente significativo, rejeitando a hipótese nula de que não há diferenças entre os tratamentos. Isso sugere que os tratamentos influenciam significativamente a variável de interesse.

Rank ε^2 :

- O valor de $\varepsilon^2 = 0,781$ indica um efeito muito forte. Isso significa que aproximadamente 78,1% da variância nos resultados podem ser atribuídos aos tratamentos. Este é um valor muito alto, mostrando que a maior parte das variações nos dados está relacionada diretamente às diferenças entre os tratamentos.

Intervalo de Confiança (IC 95%):

- O intervalo de confiança para ε^2 está entre 0,745 e 0,821, o que significa que, com 95% de confiança, o verdadeiro tamanho do efeito está dentro dessa faixa.
- A proximidade entre os limites inferior e superior do intervalo de confiança demonstra que o tamanho do efeito é estável e bem estimado, sem muita incerteza.

Interpretação Geral:

- O valor de $\varepsilon^2 = 0,781$ demonstra que os tratamentos têm um impacto extremamente forte sobre a variável analisada. Isso indica que quase toda a variação nos resultados pode ser explicada pelas diferenças entre os tratamentos, reforçando a importância dos tratamentos para o experimento.
- A significância estatística e o grande tamanho do efeito evidenciam que os tratamentos estão claramente diferenciados entre si em termos de impacto, e que esses efeitos não são fruto do acaso.

A análise do tamanho do efeito sugere que os tratamentos explicam a maior parte das variações observadas na variável dependente. O efeito é estatisticamente significativo e

extremamente forte, como indicado pelo valor de ε^2 e o intervalo de confiança associado. Isso reflete a grande influência dos diferentes tratamentos nos resultados do experimento.

Tabela 10 – Tamanho do Efeito - η^2

Fator	Estatísticas	gl	p	Rank η^2	95% CI for Rank η^2	
					Inferior	Superior
Tratamentos	186,657	3	< 0,001	0,778	0,730	0.814

A Tabela 10 apresenta o tamanho do efeito medido pelo η^2 (eta quadrado) para os diferentes tratamentos. O eta quadrado é uma medida utilizada em análises de variância (ANOVA) que indica a proporção da variância total que é explicada por um fator.

Análise Detalhada: Estatísticas e Significância.

- O valor da estatística de teste (186,657) junto com os graus de liberdade (gl = 3) indicam que a análise foi realizada para quatro grupos de tratamento (T1, T2, T3 e T4).
- O valor de $p < 0,001$ indica que o efeito dos tratamentos é altamente significativo. Isso significa que podemos rejeitar a hipótese nula, concluindo que há diferenças reais entre os grupos em relação à variável analisada.

Rank η^2 :

- O valor de $\eta^2 = 0,778$ indica um tamanho de efeito muito forte. Isso sugere que aproximadamente 77,8% da variância nos dados pode ser atribuída às diferenças entre os tratamentos. Este é um valor elevado, o que confirma que os tratamentos têm um impacto significativo e considerável na variável dependente.

Intervalo de Confiança (IC 95%):

- O intervalo de confiança para η^2 varia entre 0.730 e 0.814. Isso significa que estamos 95% confiantes de que o verdadeiro valor do tamanho do efeito está dentro dessa faixa.
- A estreiteza do intervalo de confiança sugere que a estimativa do tamanho do efeito é robusta, com pouca incerteza sobre o valor real.

Interpretação Geral:

- O valor de $\eta^2 = 0,778$ demonstra que os tratamentos têm um impacto extremamente forte sobre a variável analisada. Isso significa que a maior parte da variação nos resultados pode ser explicada pelas diferenças entre os tratamentos, reforçando a ideia de que os tratamentos são importantes para o resultado do experimento.

- Assim como no caso do ϵ^2 , a significância estatística e o grande tamanho do efeito indicam que as diferenças entre os tratamentos são bem evidentes e não são aleatórias.

A análise do tamanho do efeito através de η^2 revela que os tratamentos explicam uma proporção significativa da variação observada na variável dependente. O efeito é estatisticamente significativo e muito forte, conforme indicado pelo valor de η^2 e o intervalo de confiança associado. Isso reforça a ideia de que as intervenções dos tratamentos são essenciais e impactantes nos resultados do experimento.

5.2.4 Teste de Mann-Whitney

5.2.4.1 Comparação entre T1 e T2

Tabela 11 – Independent Samples T-Test para T1 e T2

	U	df	p	Hodges-LehmannEstimate	Rank-Biserial C.	SE Rank-Biserial C.
MI	337,000		< 0,001	-0.059	-0,813	0,105

Nota. For the Mann-Whitney test, effect size is given by the rank biserial correlation.

Nota. Mann-Whitney U test.

A Tabela 11 apresenta os resultados de um Teste T para amostras independentes entre os tratamentos T1 e T2, com base no teste não-paramétrico Mann-Whitney U, utilizado quando os pressupostos de normalidade não são atendidos. A tabela reporta os valores de U, p, a estimativa de Hodges-Lehmann, a correlação biserial por ranking e o erro padrão dessa correlação.

Análise Detalhada:

Estatística U:

- O valor de U = 337,000 refere-se à estatística U de Mann-Whitney. Esse valor é usado para comparar as distribuições de duas amostras independentes, neste caso, entre os tratamentos T1 e T2.

Significância (p):

- O valor de p < 0,001 indica que existe uma diferença significativa entre os tratamentos T1 e T2. O valor de p extremamente baixo sugere que a diferença entre os dois grupos não é fruto do acaso.

Estimativa de Hodges-Lehmann:

- A estimativa de Hodges-Lehmann de -0,059 fornece uma medida robusta da diferença central entre os dois grupos. O valor negativo indica que, em média, os resultados do tratamento T2 são maiores do que os do T1.

Correlação Bisserial por Ranking (Rank-Biserial Correlation):

- O valor de Rank-Biserial Correlation = -0,813 indica uma correlação muito forte e negativa entre os dois tratamentos. Esse valor próximo de -1 sugere que quase todas as observações de T2 são maiores que as de T1, o que reforça a ideia de uma diferença substancial entre os grupos.
- Esse coeficiente indica o grau de separação entre os grupos e, com base no valor de -0,813, podemos afirmar que a diferença entre os tratamentos é bastante significativa em termos práticos.

Erro Padrão da Correlação Bisserial por Ranking:

- O Erro Padrão de 0,105 associado à correlação bisserial por ranking mostra que há uma margem de incerteza, mas relativamente pequena, sobre a estimativa da correlação. O valor é baixo o suficiente para sugerir uma boa precisão na estimativa da força da relação.

Interpretação Geral:

- Os resultados do teste Mann-Whitney U indicam que existe uma diferença estatisticamente significativa entre os tratamentos T1 e T2.
- A estimativa de Hodges-Lehmann e a correlação bisserial por ranking sugerem que T2 possui valores substancialmente maiores que T1, confirmando que os dois tratamentos produzem resultados bastante distintos.

Com base nos valores de U, p e na correlação bisserial por ranking, conclui-se que há uma diferença significativa e forte entre os tratamentos T1 e T2. O tratamento T2 apresenta resultados significativamente maiores, com uma separação clara entre as distribuições dos dois grupos, como evidenciado pela forte correlação negativa.

Tabela 12 – Estatísticas descritivas - T1 e T2

	MI	
	T1	T2
Válidos	60	60
Ausentes	0	0
Mediana	0,014	0,073
MAD	0,003	0,054

A Tabela 12 apresenta as estatísticas descritivas dos tratamentos T1 e T2 para a variável MI. A tabela mostra dados sobre o número de observações válidas, a mediana e o MAD (desvio absoluto mediano) para cada tratamento.

Análise Detalhada:

Válidos e Ausentes

- Tanto para T1 quanto para T2, o número de observações válidas é 60, e não há dados ausentes. Isso sugere que o conjunto de dados é completo e não há valores faltantes que possam interferir nas análises subsequentes.

Mediana:

- A mediana do tratamento T1 é 0,014, enquanto a do tratamento T2 é 0,073. Essa diferença nas medianas indica que os valores centrais (medianos) de T2 são substancialmente maiores que os de T1.
- Como a mediana é uma medida robusta da tendência central, essa diferença sugere que T2 produz, em média, valores maiores que T1, reforçando a ideia de uma possível diferença entre os tratamentos.

MAD (Desvio Absoluto Mediano):

- O MAD para T1 é 0,003, enquanto para T2 é 0,054. O MAD é uma medida da dispersão em torno da mediana, semelhante ao desvio padrão, mas menos sensível a outliers.
- O valor de MAD significativamente maior para T2 indica que há mais variação nos dados de T2 em comparação com T1. Isso sugere que os resultados do tratamento T2 são mais dispersos ou variados em relação ao T1, onde os dados são mais concentrados em torno da mediana.

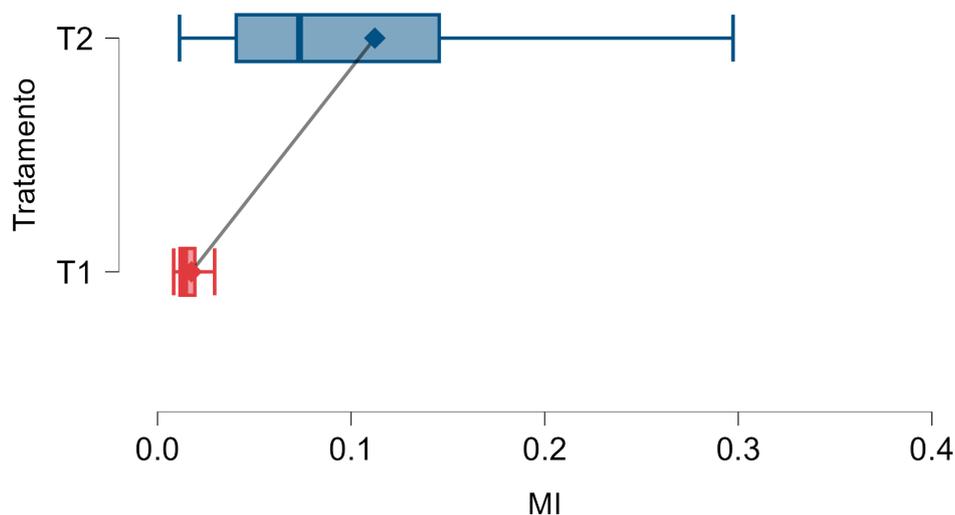
Interpretação Geral:

- A mediana mais alta em T2 sugere que esse tratamento gera resultados consistentemente maiores do que T1.
- A maior variabilidade em T2 (como indicado pelo MAD) pode sugerir que, apesar de T2 ter uma mediana mais alta, os resultados variam mais, o que pode indicar maior sensibilidade do tratamento às condições ou variações no experimento.

A comparação entre T1 e T2 revela uma diferença clara entre os dois tratamentos, com T2 apresentando uma mediana maior e uma variabilidade mais ampla. Esses resultados indicam

que T2 tende a produzir resultados superiores a T1, embora com uma maior dispersão dos dados. Isso reforça a relevância de analisar a consistência dos tratamentos, além de sua eficácia média.

Figura 15 – Boxplot -T1 e T2



Fonte: PRÓPRIO AUTOR, 2024

O Boxplot apresentado na Figura 15 ilustra graficamente a distribuição dos dados dos tratamentos T1 e T2. Esse tipo de diagrama é útil para visualizar a dispersão, a mediana, os quartis e possíveis outliers em cada conjunto de dados.

Análise Detalhada:

Mediana

- A linha central em cada caixa representa a mediana dos dados. Conforme já identificado nas estatísticas descritivas, a mediana de T2 está visivelmente mais alta do que a de T1, indicando que os valores centrais de T2 são substancialmente maiores.
- Isso confirma a tendência já observada de que o tratamento T2 tende a produzir resultados superiores em comparação com T1.

Quartis e Dispersão

- A caixa (representando o intervalo interquartil, ou IQR) de T1 é bem mais estreita, indicando que os dados estão mais concentrados em torno da mediana. Em contraste, a caixa de T2 é mais larga, sugerindo uma maior variabilidade nos dados de T2.
- A maior dispersão dos valores de T2 já foi observada no MAD e reflete que os resultados de T2 são mais heterogêneos, possivelmente devido à maior sensibilidade às condições experimentais.

Extensão dos bigodes (whiskers)

- Os bigodes dos boxplots, que se estendem até o menor e maior valor dentro de 1,5 vezes o IQR, são mais longos para T2 do que para T1. Isso indica que a variação dos dados de T2 é mais ampla em relação ao T1.

Outliers

- Não há indicação clara de outliers na figura, ou seja, todos os pontos observados estão dentro do intervalo esperado para ambos os tratamentos. Isso sugere que os dados de T1 e T2 estão dentro de uma distribuição normal para cada conjunto, sem valores extremos que possam distorcer as análises.

Interpretação Geral:

- O Boxplot confirma que o tratamento T2 apresenta valores medianos mais altos e maior variabilidade do que T1. A maior largura da caixa e a extensão dos bigodes para T2 reforçam a ideia de que esse tratamento produz resultados mais diversificados, enquanto T1 apresenta uma distribuição de valores mais concentrada.

Visualmente, o Boxplot reflete a diferença significativa entre T1 e T2, com T2 mostrando maior dispersão e uma mediana superior. Esses resultados complementam os achados das estatísticas descritivas e do teste Mann-Whitney, reforçando a evidência de que o tratamento T2 é mais eficaz, porém com uma variabilidade maior nos resultados.

5.2.4.2 Comparação entre T2 e T3

Tabela 13 – Independent Samples T-Test

	U	df	p	Hodges-Lehmann Estimate	Rank-Biserial C.	SE Rank-Biserial C.
MI	1374,000		0,026	-0,031	-0,237	0,105

Nota. For the Mann-Whitney test, effect size is given by the rank biserial correlation.

Nota. Mann-Whitney U test.

A Tabela 13 apresenta os resultados de um Teste T para Amostras Independentes, especificamente o teste de Mann-Whitney U, utilizado quando a suposição de normalidade não é atendida. O teste compara a variável MI entre dois grupos. A análise inclui a estatística U, o valor de p, o estimador de Hodges-Lehmann, e a correlação biserial de postos (Rank-Biserial C.), com seu erro padrão.

Análise Detalhada:**Estatística U**

- O valor de U é 1374,000, representando a estatística do teste de Mann-Whitney U. Ele é utilizado para testar se as distribuições dos dois grupos são significativamente diferentes.

Valor de p (p-value)

- O p-value é 0,026, indicando que a diferença entre os dois grupos é estatisticamente significativa ao nível de significância de 5% ($p < 0,05$).
- Isso significa que podemos rejeitar a hipótese nula de que não há diferença entre os grupos, sugerindo uma diferença significativa entre as amostras em relação à variável MI.

Estimativa de Hodges-Lehmann

- A Estimativa de Hodges-Lehmann é -0,031, que representa uma estimativa da diferença mediana entre os dois grupos. Um valor negativo indica que o grupo comparado possui valores de MI ligeiramente menores em relação ao outro grupo.
- Embora o valor absoluto dessa diferença seja pequeno, ele é estatisticamente significativo.

Correlação Bisserial de Postos (Rank-Biserial C.)

- A correlação bisserial de postos é -0,237, indicando uma correlação negativa de tamanho de efeito entre os grupos. Isso sugere que a variável MI é moderadamente menor em um dos grupos comparados.
- Embora o tamanho de efeito não seja muito forte, ele é relevante no contexto do estudo, pois demonstra uma associação entre o tratamento e a variação na variável MI.

Erro Padrão (SE Rank-Biserial C.):

- O Erro Padrão associado à correlação bisserial de postos é 0,105, indicando o grau de variabilidade esperado na estimativa da correlação bisserial. Este valor parece razoável, sugerindo uma precisão moderada da estimativa.

Interpretação Geral:

- O Teste Mann-Whitney U mostrou uma diferença significativa entre os grupos, com $p = 0.026$. Embora a estimativa de Hodges-Lehmann sugira uma pequena diferença entre os grupos (-0.031), a correlação bisserial de postos indica uma associação moderada.

Esses resultados indicam que há uma diferença estatisticamente significativa entre os dois grupos em relação à variável MI. A estimativa de tamanho de efeito sugere que, embora a diferença seja moderada, ela é consistente e significativa, tornando relevante a distinção entre os grupos.

Tabela 14 – Estatísticas descritivas - T2 e T3

	MI	
	T2	T3
Válidos	60	60
Ausentes	0	0
Mediana	0,073	0,108
MAD	0,054	0,052
Intervalo interquartil	0,105	0,118

A Tabela 14 apresenta as estatísticas descritivas da variável MI para os tratamentos T2 e T3, fornecendo informações como a mediana, MAD (Desvio Absoluto Mediano) e o intervalo interquartil para cada tratamento.

Análise Detalhada:

Mediana

- A mediana para T2 é 0,073, enquanto para T3 é 0,108. A mediana é uma medida de tendência central que indica que, em média, os valores de MI no tratamento T3 são ligeiramente maiores do que no tratamento T2.

Mediana

- A mediana para T2 é 0,073, enquanto para T3 é 0,108. A mediana é uma medida de tendência central que indica que, em média, os valores de MI no tratamento T3 são ligeiramente maiores do que no tratamento T2.

MAD (Desvio Absoluto Mediano)

- O MAD para T2 é 0,054, e para T3 é 0,052. Esses valores mostram que a variabilidade em torno da mediana é semelhante entre os dois tratamentos, sugerindo que ambos apresentam uma distribuição similar em termos de dispersão.

Intervalo Interquartil

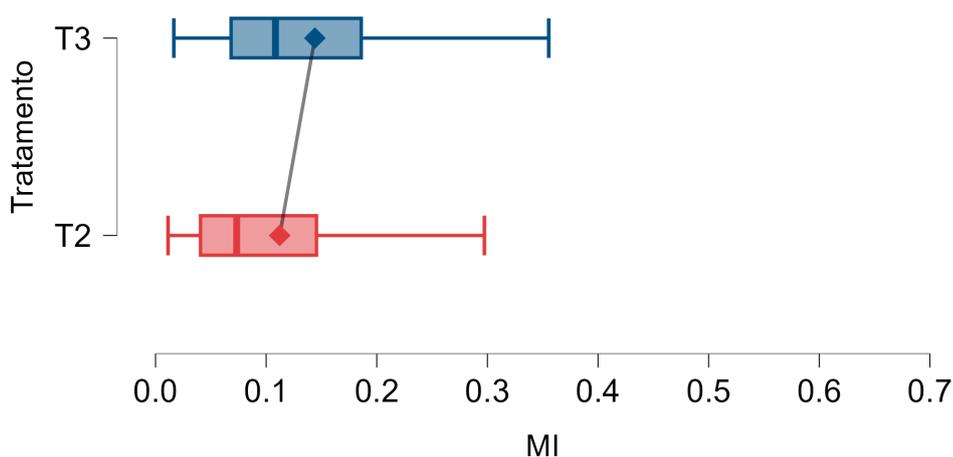
- O intervalo interquartil (IQR) é de 0,105 para T2 e 0,118 para T3. O IQR reflete a dispersão dos valores entre o 25° e o 75° percentil. A maior variação no tratamento T3 sugere que os dados estão um pouco mais dispersos neste grupo em comparação ao T2.

Interpretação Geral:

- Os resultados mostram que o tratamento T3 apresenta uma mediana de MI superior ao tratamento T2, indicando que o tratamento T3 pode estar associado a um aumento de MI.
- A variabilidade é bastante similar entre os dois tratamentos, com valores de MAD próximos, mas o intervalo interquartil ligeiramente maior em T3 sugere uma maior dispersão dos dados neste grupo.

Os dados descritivos indicam uma diferença na tendência central entre os tratamentos T2 e T3, com o T3 apresentando valores de MI mais altos. No entanto, a dispersão dos dados é comparável, com T3 mostrando uma leve tendência a maior variabilidade.

Figura 16 – Boxplot -T2 e T3



A Figura 17 apresenta um diagrama de caixas (boxplot) comparando os tratamentos T2 e T3 em termos da variável MI.

Análise do Boxplot:

Mediana

- As linhas dentro de cada caixa representam a mediana. No tratamento T3, a mediana está visivelmente mais alta em comparação ao tratamento T2, o que reflete que o grupo T3 tende a apresentar valores de MI superiores.

Caixa (Intervalo Interquartil)

- As caixas mostram o intervalo interquartil (IQR), que representa os dados entre o 25º e o 75º percentil.

- A caixa de T3 é um pouco mais larga do que a de T2, indicando maior dispersão dos dados entre esses percentis em T3.
- O IQR de T2 é mais estreito, refletindo menor dispersão, como também foi observado nas estatísticas descritivas.

Extensão das Linhas (Whiskers)

- As linhas (whiskers) que se estendem para fora das caixas indicam a amplitude dos dados que não são considerados outliers.
- No boxplot, as whiskers de T3 são mais longas do que as de T2, indicando maior dispersão dos dados em T3.

Outliers

- Existem pontos fora dos whiskers, que são considerados outliers. Em T3, é possível observar alguns outliers, o que indica que há valores atípicos que se distanciam da maioria dos dados. Em T2, não há outliers aparentes ou eles são menos expressivos.

Interpretação Geral:

- T3 apresenta uma mediana mais alta e uma maior dispersão dos dados em comparação a T2, como indicado pela caixa maior e pelas whiskers mais longas.
- A presença de outliers em T3 sugere que há alguns valores extremos que podem influenciar a variabilidade dentro do grupo.
- A análise gráfica corrobora com as estatísticas descritivas que apontam para uma maior variabilidade em T3 e uma maior tendência central (mediana) em relação a T2.

O boxplot revela que o tratamento T3 apresenta valores mais elevados de MI em relação a T2, com maior dispersão e a presença de outliers. Esses resultados sugerem uma diferença significativa entre os dois tratamentos, com T3 mostrando um comportamento mais variado e extremo em relação ao MI.

5.2.4.3 Comparação entre T3 e T4

Tabela 15 – Independent Samples T-Test para T3 e T4

	U	df	p	Hodges-Lehmann Estimate	Rank-Biserial C.	SE Rank-Biserial C.
MI	814,000		< 0,001	-0,105	-0,548	0,105

Nota. For the Mann-Whitney test, effect size is given by the rank biserial correlation.

Nota. Mann-Whitney U test.

A Tabela 15 apresenta os resultados do teste Mann-Whitney U para comparação entre os tratamentos T3 e T4 em relação à variável MI.

Análise do Teste U de Mann-Whitney:

Valor de U

- O valor de $U = 814.000$ sugere que há uma diferença significativa na distribuição dos valores entre os tratamentos T3 e T4.

p-valor

- O p-valor reportado é $< 0,001$, o que indica que a diferença entre os dois grupos é estatisticamente significativa ao nível de confiança comum ($p < 0,05$). Isso significa que podemos rejeitar a hipótese nula de que não há diferença nas distribuições entre T3 e T4.

Estimativa de Hodges-Lehmann

- A Estimativa de Hodges-Lehmann é de $-0,105$, o que sugere que o valor mediano da diferença entre os dois grupos é de aproximadamente $0,105$ unidades. Isso indica que, em média, os valores de MI no grupo T4 tendem a ser maiores que os valores no grupo T3.

Correlação Biserial por Rank (Rank-Biserial Correlation)

- Correlação Biserial por Rank ($r = -0,548$) reflete o tamanho do efeito. Um valor negativo indica que o grupo T3 possui valores de MI consistentemente menores que T4.
- O valor absoluto de $0,548$ representa um efeito de magnitude moderada a forte, sugerindo que a diferença entre os tratamentos é considerável.

Erro Padrão da Correlação Biserial (SE Rank-Biserial Correlation)

- O erro padrão da correlação biserial foi calculado em 0,105, o que nos dá uma ideia da variabilidade associada à estimativa da correlação. Mesmo com essa variabilidade, o efeito permanece substancial.

Interpretação Geral:

- O teste Mann-Whitney U indica uma diferença estatisticamente significativa entre os tratamentos T3 e T4 em termos de MI.
- A estimativa de Hodges-Lehmann sugere que, em média, os valores de MI no tratamento T4 são significativamente maiores que em T3.
- O tamanho do efeito, representado pela Correlação Biserial por Rank, sugere uma diferença moderada a forte entre os dois grupos, confirmando a importância da distinção entre os tratamentos.

A análise sugere que há uma diferença significativa e relevante entre T3 e T4 no que diz respeito à variável MI, com T4 apresentando valores mais altos. A magnitude do efeito indica que essa diferença tem uma importância prática considerável.

Tabela 16 – Estatísticas descritivas - T3 e T4

	MI	
	T3	T4
Válidos	60	60
Ausentes	0	0
Mediana	0.108	0.203
MAD	0,052	0,092
Intervalo interquartil	0.118	0,424

A Tabela 16 apresenta as estatísticas descritivas dos tratamentos T3 e T4 em relação à variável MI.

Análise das Estatísticas Descritivas:

Válidos e Ausentes

- O número de observações válidas em ambos os tratamentos é 60, sem valores ausentes. Isso garante uma base completa para a análise comparativa.

Mediana

- A mediana para T3 é 0.108, enquanto para T4 é 0.203.

- A diferença nas medianas sugere que o tratamento T4 tem valores significativamente maiores de MI em comparação com T3, o que pode ser um indicativo de um efeito relevante entre os grupos.

MAD (Mediana do Desvio Absoluto)

- O MAD para T3 é 0,052 e para T4 é 0,092. Esses valores refletem a variabilidade em torno da mediana.
- O maior valor de MAD para T4 indica uma dispersão maior dos dados em comparação com T3, sugerindo que os dados de T4 estão mais espalhados ao redor da mediana.

Intervalo Interquartil (IQR)

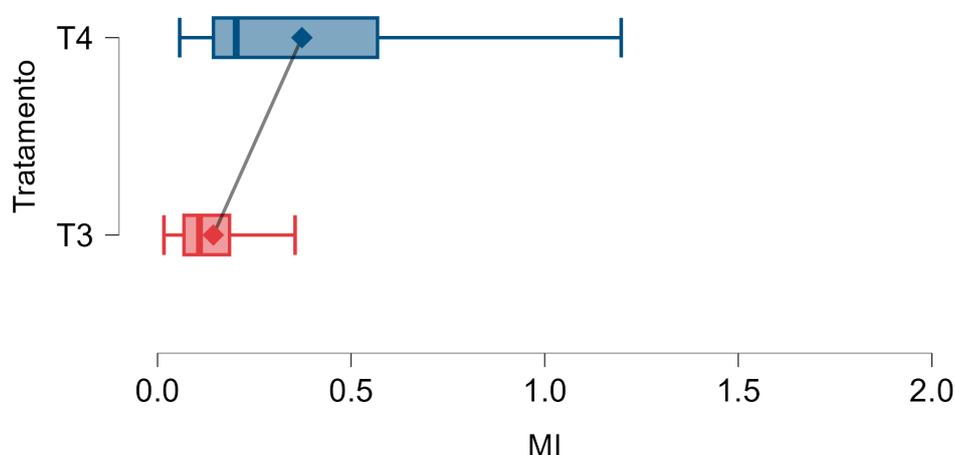
- O intervalo interquartil (IQR) para T3 é 0,118 e para T4 é 0,424.
- O IQR de T4 é substancialmente maior que o de T3, indicando uma maior dispersão nos valores de MI em T4. Isso reforça a ideia de que há mais variabilidade nos valores de MI no tratamento T4.

Interpretação Geral:

- 4 apresenta tanto uma mediana quanto uma variabilidade maior em relação ao T3, o que sugere que T4 está associado a valores de MI mais altos e mais dispersos.
- A maior dispersão em T4 pode indicar a influência de fatores adicionais no tratamento, ou uma resposta mais heterogênea dos indivíduos a esse tratamento.
- A diferença nas medianas e na dispersão reforça a importância de uma análise mais detalhada, como foi feito com os testes de hipóteses (ex. Mann-Whitney), para determinar a significância dessas diferenças.

A análise descritiva mostra que o tratamento T4 tem uma mediana e uma dispersão maiores em comparação com T3. Esses resultados preliminares são coerentes com a análise inferencial que sugere uma diferença significativa entre os tratamentos em relação à variável MI.

Figura 17 – Boxplot -T3 e T4



O Boxplot da Figura 17 compara os tratamentos T3 e T4 em relação à variável MI, visualizando a distribuição dos dados, seus quartis e a presença de possíveis outliers.

Análise Visual dos Boxplots:

Posição das Caixas (Quartis)

- O tratamento T4 apresenta uma mediana visivelmente mais alta do que o tratamento T3, o que confirma o que foi observado nas estatísticas descritivas.
- A caixa de T4 (que representa o intervalo interquartil - IQR) é mais alongada do que a de T3, indicando uma maior dispersão dos dados entre o primeiro e o terceiro quartil.

Amplitude dos Valores

- T4 apresenta uma variação maior de valores, evidenciada pelo comprimento maior dos whiskers (linhas que saem da caixa), sugerindo maior variabilidade nos resultados desse grupo.
- O tratamento T3, por outro lado, tem uma distribuição mais concentrada, com whiskers e IQR menores.

Outliers

- Embora o gráfico não destaque claramente pontos fora das caixas, a grande amplitude de T4 sugere a possível presença de outliers ou valores extremos, especialmente na parte superior da distribuição.

Assimetria

- T4 parece ter uma leve assimetria positiva, com a caixa e os whiskers estendendo-se mais para a direita (indicando valores maiores).
- Já T3 apresenta uma distribuição mais simétrica e compacta.

Interpretação Geral:

- O boxplot confirma a análise anterior, mostrando que T4 tem uma mediana e uma variabilidade maiores em comparação com T3.
- A maior dispersão de T4 e a extensão dos whiskers sugerem que os resultados para T4 estão mais dispersos e podem incluir valores mais extremos.
- A diferença nas medianas e na dispersão reforça a ideia de que T4 provoca um efeito maior sobre a variável MI em comparação com T3, possivelmente influenciado por fatores que geram essa variabilidade extra.

A visualização do boxplot ajuda a complementar a análise numérica das estatísticas descritivas, confirmando a maior mediana e a variabilidade mais pronunciada em T4 em comparação com T3. Esse gráfico reforça as evidências de que os tratamentos produzem efeitos diferentes sobre a variável MI, especialmente no aumento dos valores em T4.

5.2.5 Correlação de Spearman (rho)

Tabela 17 – Tabela de correlações

	n	rho de Spearman		Tau de Kendall	
		rho	p	tau B	p
Teor de Umidade b.u [%] - MI	240	0,883	< 0,001	0,750	< 0,001

A Tabela 17 apresenta as correlações entre o Teor de Umidade b.u. [%] e o índice MI utilizando duas medidas não paramétricas: o rho de Spearman e o tau de Kendall.

Análise dos Resultados:

Correlação de Spearman (rho)

- A correlação entre o Teor de Umidade b.u. e MI é $\rho = 0,883$.
- Isso indica uma correlação muito forte e positiva, ou seja, à medida que o teor de umidade aumenta, o índice MI também tende a aumentar de maneira significativa.

- O valor de $p < 0,001$ sugere que essa correlação é estatisticamente significativa, rejeitando a hipótese nula de que não existe associação entre essas variáveis.

Correlação de Kendall (tau B)

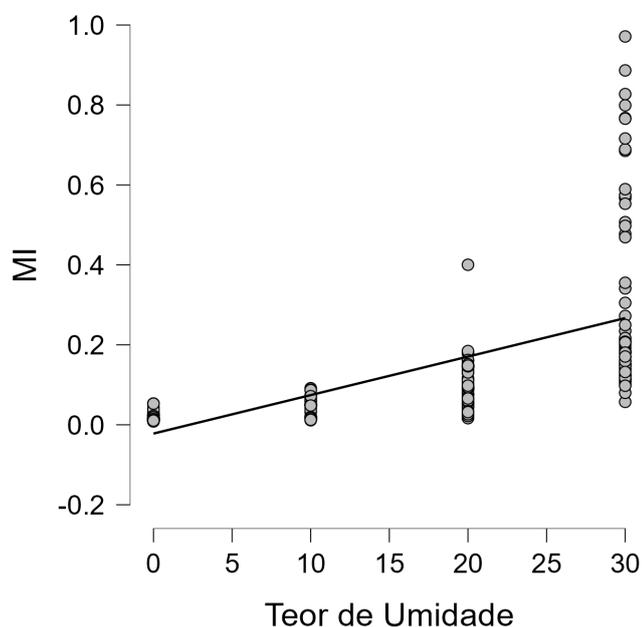
- O tau de Kendall também confirma essa forte associação, com $\tau B = 0,750$.
- Embora o valor de Kendall seja um pouco menor do que o de Spearman (o que é esperado, dado que o tau é uma medida mais conservadora), ele ainda indica uma correlação forte e significativa entre as variáveis.
- O valor de $p < 0,001$ reafirma a significância dessa relação.

Interpretação Geral:

- Tanto o coeficiente de Spearman quanto o de Kendall apontam para uma correlação muito forte entre o Teor de Umidade e o MI. Isso sugere que essas duas variáveis estão altamente relacionadas, com um aumento no teor de umidade resultando em um aumento correspondente no índice MI.
- A significância estatística (com p-valores extremamente baixos) sugere que essa correlação não é fruto do acaso.

A tabela de correlações reforça a ideia de uma forte relação entre a umidade e o índice MI, com uma correlação positiva muito elevada e estatisticamente significativa. Isso pode implicar que o teor de umidade seja um dos principais fatores que influenciam o comportamento do índice MI nos tratamentos analisados.

Figura 18 – Gráfico de Dispersão



O gráfico de dispersão ilustrado na Figura 18 visualiza a relação entre duas variáveis: Teor de Umidade e o índice MI, conforme indicado pelos dados anteriores.

Análise Visual:

Padrão de Dispersão

- Observa-se uma clara tendência positiva, onde os pontos se agrupam em uma inclinação ascendente. Isso sugere que, conforme o Teor de Umidade aumenta, o índice MI também cresce.
- Essa tendência positiva reforça a forte correlação apontada pelos coeficientes de Spearman e Kendall, já analisados anteriormente.

Distribuição dos Dados

- A maior concentração de pontos parece ocorrer em torno de faixas específicas de umidade e valores de MI, o que pode indicar uma relação quase linear, mas com uma certa dispersão à medida que os valores aumentam.
- Nos níveis mais baixos de umidade, o índice MI tende a ser menor, enquanto nos níveis mais elevados de umidade, observa-se uma maior variação no MI.

Outliers e Variação

- Não há indicação de outliers extremos, já que os pontos seguem uma distribuição bem consistente com a tendência esperada.
- No entanto, em níveis mais elevados de umidade, a variação no MI parece ser mais pronunciada, com alguns pontos mostrando maior dispersão em relação à linha principal.

Interpretação Geral:

- A tendência positiva entre as variáveis observada no gráfico de dispersão confirma a forte correlação descrita anteriormente pelos coeficientes de correlação não paramétricos.
- O gráfico visualiza de forma clara a associação direta entre Teor de Umidade e MI, mostrando que, conforme o teor de umidade aumenta, o índice MI também tende a aumentar de maneira consistente.

O gráfico de dispersão complementa as análises estatísticas apresentadas, proporcionando uma visualização intuitiva da relação positiva e significativa entre as variáveis. Ele reforça a ideia de que a umidade tem um impacto direto sobre o índice MI e que essa relação é forte, com alguns níveis de dispersão em altos valores de umidade.

6 CONCLUSÕES

A partir da análise de todas as tabelas, gráficos e figuras, sobre as variáveis Momento de Inércia (MI) e Teor de Umidade, podemos inferir as seguintes conclusões:

Relação Forte e Positiva entre MI e Teor de Umidade

- As análises de correlação, tanto por meio do coeficiente de Spearman ($\rho = 0.883$) quanto pelo coeficiente de Kendall (Tau B = 0.750), indicam uma forte correlação positiva entre o Teor de Umidade e o Momento de Inércia. Isso significa que, à medida que o Teor de Umidade aumenta, o MI também aumenta de forma significativa e consistente.
- Essa relação foi confirmada pela visualização gráfica (gráfico de dispersão), que mostra uma clara tendência positiva entre as duas variáveis, reforçando que há uma associação direta e significativa entre elas.

Diferenciação Clara entre os Tratamentos

- A análise das comparações entre os tratamentos (T1, T2, T3, T4), conforme mostrado nos testes estatísticos de Kruskal-Wallis e Dunn (post-hoc), indica que há diferenças estatisticamente significativas entre os diferentes tratamentos em relação ao MI.
- Especificamente, os boxplots destacam como o MI aumenta de forma consistente de T1 para T4, com cada tratamento apresentando valores medianos e distribuições distintas de MI. O Teste de Dunn confirmou diferenças significativas em todas as comparações entre os tratamentos (T1-T2, T1-T3, T1-T4, etc.), com valores de $p < 0.001$ em todos os casos.

Momento de Inércia Aumenta com o Teor de Umidade

- As estatísticas descritivas (mediana, média, desvio-padrão) para o MI nos diferentes tratamentos (T1 a T4) mostram uma tendência crescente de MI à medida que o teor de umidade aumenta.
- Por exemplo, no T1 (menor teor de umidade), a mediana de MI foi de 0,014, enquanto no T4 (maior teor de umidade), a mediana foi de 0,188, confirmando um aumento significativo no MI com o aumento da umidade.
- Essa tendência crescente é visualizada claramente nos boxplots, que mostram uma maior variação e valores maiores de MI nos tratamentos com maior teor de umidade.

Diferenças Estatisticamente Significativas nos Testes de Comparação

- Os resultados dos testes de Mann-Whitney para amostras independentes confirmam que as diferenças entre os tratamentos são estatisticamente significativas, com valores de U baixos e $p < 0,001$ na maioria das comparações, indicando que os tratamentos realmente influenciam o MI de forma significativa.
- Esses resultados foram observados tanto nas comparações entre T1 e T2, T2 e T3, quanto entre T3 e T4, com efeitos de tamanho consideráveis (rank biserial correlation).

Efeito de Tamanho Significativo

- O tamanho do efeito, tanto em termos de η^2 quanto de ϵ^2 , foi elevado em todas as análises (cerca de 0.78-0.78+ para os tratamentos), sugerindo que a variação no MI pode ser explicada, em grande parte, pelas mudanças no teor de umidade.
- Isso implica que o Teor de Umidade tem um impacto substancial no Momento de Inércia, sendo um fator preponderante para explicar a variabilidade do MI.

Biospeckle Laser para avaliação de teor de umidade de solo

- A utilização de dispositivo automático com câmera Raspberry Pi 3B e mini-placa raspberry pi 3 Modelo B+ de aferição de umidade por *BLS* se mostrou viável, por meio da técnica Momento de Inércia.

Em suma, a análise de todos os dados sugere que o Teor de Umidade tem uma influência significativa e positiva sobre o Momento de Inércia (MI). À medida que o teor de umidade aumenta, o MI também aumenta de maneira significativa, com diferenças claras entre os tratamentos e forte correlação estatística. Os gráficos, tabelas e testes estatísticos corroboram que essa relação é robusta e que o teor de umidade é um dos principais fatores determinantes no aumento do MI.

REFERÊNCIAS

- ALVES, E. Nosso problema de difusão de tecnologia. **Revista de Política Agrícola**, v. 21, n. 1, p. 4–135, 2012. Citado na página 13.
- ALVES, R. *et al.* Potencial do biospeckle laser para avaliação da viabilidade de sementes. **Cienc. Agrotecnol.**, v. 25, jan. 2001. Citado na página 19.
- ARIZAGA, R.; TRIVI, M.; RABAL, H. Speckle time evolution characterization by the co-occurrence matrix analysis. **Optics & Laser Technology**, Elsevier BV, v. 31, n. 2, p. 163–169, mar. 1999. ISSN 0030-3992. Citado na página 18.
- BLUM, A. **Plant Breeding for Water-Limited Environments**. [S.l.]: Springer New York, 2011. ISBN 9781441974914. Citado na página 20.
- BORN, M.; WOLF, E. Principles of optics, cambridge university press. **New York**, p. 704, 1999. Citado na página 16.
- BOTEGA, J. V. L. *et al.* Biospeckle laser portable equipment monitoring water behavior at coffee tree leaves. In: GONCALVES JR., A. A.; KAUFMANN, G. H. (Ed.). **Speckle 2010: Optical Metrology**. [S.l.]: SPIE, 2010. ISSN 0277-786X. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.
- BRAGA, R. A. *et al.* Assessment of seed viability by laser speckle techniques. **Biosystems Engineering**, Elsevier BV, v. 86, n. 3, p. 287–294, nov. 2003. ISSN 1537-5110. Citado na página 20.
- CONOVER, W. J. W. J. **Practical nonparametric statistics**. Third edition. New York :: Wiley, 1999. (Wiley series in probability and statistics. Applied probability and statistics section). ISBN 0471160687. Citado na página 28.
- DUNN, O. J. Multiple comparisons using rank sums. **Technometrics**, Informa UK Limited, v. 6, n. 3, p. 241–252, ago. 1964. ISSN 1537-2723. Citado na página 28.
- ENES, A. M. **Análise de frequência do biospeckle laser aplicada ao mapeamento de fenômenos em sementes de feijão (Phaseolus vulgaris L.)**. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas. Citado na página 19.
- ENES, A. M. Análise de resposta em frequência do biospeckle laser. **UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS**, 2006. Citado na página 16.
- FABBRO, I. M. D. *et al.* Physical and mechanical properties of biological materials. **REVISTA CIÊNCIA AGRONÔMICA**, GN1 Sistemas e Publicacoes Ltd., v. 51, n. 5, 2020. ISSN 1806-6690. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rca/a/rjhjpgqdrfsm9JTSV9wDcWP/?lang=en>>. Citado na página 17.
- FILHO, J. E. R. O. V.; GASQUES, J. G. O. Uma jornada pelos contrastes do brasil: cem anos do censo agropecuário. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2020. Citado na página 13.
- GOSS-SAMPSON, M. **Statistical Analysis in JASP - A Students Guide v0.10.2**. [S.l.]: figshare, 2019. Citado na página 30.

JACOMINE, P. K. T. *et al.* Levantamento exploratório-reconhecimento de solos do estado de sergipe. Recife: EMBRAPA-CPP, 1975., 1975. Citado na página 21.

LUZ, L. R. Q. P. da; GONZÁLEZ, A. P.; VÁZQUEZ, E. V. Análise granulométrica de argissolo vermelho-amarelo da região dos tabuleiros costeiros por difração de raios laser. In: REUNIÃO NORDESTINA DE CIÊNCIA DO SOLO, 3., 2016, Aracaju. Integração e . . . , 2016. Citado na página 21.

MARCOS-FILHO, J. Fisiologia de sementes de plantas cultivadas. **FEALQ**, p. 495, 2005. ISSN 9788571330382. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

MCDONALD, J. H. Handbook of biological statistics (3rd ed.). **Sparky House Publishing**, 2014. Disponível em: <<https://www.biostathandbook.com/multiplecomparisons.html>>. Citado na página 29.

MILIVOJEVIĆ, M.; RIPKA, Z.; PETROVIĆ, T. Ista rules changes in seed germination testing at the beginning of the 21st century. **Journal on Processing and Energy in Agriculture**, Centre for Evaluation in Education and Science (CEON/CEES), v. 22, n. 2, p. 40–45, 2018. ISSN 1821-4487. Citado na página 19.

RABAL, H. J.; BRAGA, R. A. **Dynamic Laser Speckle and Applications**. [S.l.]: CRC Press, 2009. ISBN 9781315219080. Citado na página 16.

RABELO, G. F. Avaliação da aplicação do speckle dinâmico no monitoramento da qualidade da laranja. **Campinas: UNICAMP/FEAGRI**, 2000. Disponível em: <<https://hdl.handle.net/20.500.12733/1588411>>. Citado 3 vezes nas páginas 16, 17 e 18.

RABELO, G. F. *et al.* Frequency response of biospeckle laser images of bean seeds contaminated by fungi. **Biosystems Engineering**, Elsevier BV, v. 110, n. 3, p. 297–301, nov. 2011. ISSN 1537-5110. Citado na página 20.

SANCHEZ, P. D. C. *et al.* Potential application of laser-based imaging technology in the quality evaluation of agricultural products: A review. **Advances in Agricultural and Food Research Journal**, v. 1, n. 2, 2020. Disponível em: <<https://journals.hh-publisher.com/index.php/AAFRJ/article/view/265>>. Citado na página 17.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality (complete samples). **Biometrika**, Oxford University Press (OUP), v. 52, n. 3–4, p. 591–611, dez. 1965. ISSN 1464-3510. Citado na página 28.

SHESKIN, D. J. **Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures**. Fifth edition. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2011. ISBN 9780429186196. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

TOMCZAK, M.; TOMCZAK-ŁUKASZEWSKA, E. The need to report effect size estimates revisited. an overview of some recommended measures of effect size. v. 21, p. 19–25, 01 2014. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/303919832_The_need_to_report_effect_size_estimates_revisited_An_overview_of_some_recommended_measures_of_effect_size>. Citado na página 29.

VIEIRA, A. S.; JUNIOR, R. A. B. Technological development of biospeckle laser: a systematic. **International Journal of Latest Engineering and Management Research (IJLEMR)**, 2020. Disponível em: <<http://www.ijlemr.com/papers/volume5-issue02/5-IJLEMR-44316.pdf>>. Citado na página 16.