

AVALIAÇÃO DO TESTE t DE STUDENT NO ESTUDO DO ESTRESSE ABIÓTICO EM SOJA: ERRO TIPO I E PODER DO TESTE

CAMILA DE MORAES RAMSON¹; GISELDA MARIA PEREIRA², WILLIAN SILVA BARROS³

¹*Universidade Federal de Pelotas – milaramson@gmail.com*

²*Universidade Federal de Pelotas – gmpereira08@gmail.com*

³*Universidade Federal de Pelotas – willian.barros@ufpel.edu.br*

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é o maior produtor mundial de soja, tendo sido responsável por 40% da produção, na safra 2024/25 (AGRO SUSTENTAR, 2025). A leguminosa, que se destaca como uma cultura de elevada importância para a segurança alimentar mundial, apresenta como crescente ameaça o efeito de diferentes estresses abióticos, intensificados pelas mudanças climáticas.

A planta é vulnerável a inúmeras condições adversas, como seca, salinidade e toxicidade por metais pesados (SHAFFIQUE et al, 2025). Dentre os fatores que interferem de maneira negativa no seu desenvolvimento, um dos mais prejudiciais é o estresse térmico, sendo que temperaturas acima do ideal interferem na fisiologia, resultando em restrição do crescimento. Além disso, o calor excessivo provoca alterações na fluidez da membrana, inibição da fotossíntese, fechamento estomático, acúmulo de produtos metabólicos anaeróbicos tóxicos e morte celular. Portanto, a capacidade da planta de suportar esses estressores é crucial para manter a produtividade e a qualidade dos grãos diante de um cenário climático em constante mudança (SHAFFIQUE et al, 2025).

Paralelamente, outro tipo de estresse que demonstra impacto em processos metabólicos da soja é o estresse hídrico, afetando sua taxa de crescimento. A falta de água em estádios críticos, como floração e enchimento de grãos (R1 a R6), onde a demanda hídrica é máxima, pode levar a reduções substanciais na produção, demonstrando que a dimensão dos efeitos varia de acordo com a fase fenológica da planta (GOMES et al, 2023).

Desse modo, a investigação a respeito da maneira como estes agentes abióticos interferem no desenvolvimento da planta é essencial, a fim de compreender suas implicações sobre a produtividade da cultura. Neste contexto, a análise de variância (ANOVA) destaca-se como uma ferramenta estatística que se adequa ao propósito de verificar se alterações nos fatores de interesse - como temperatura e disponibilidade hídrica - afetam significativamente a variável resposta – produtividade, permitindo comparações simultâneas entre duas ou mais médias (SANT'ANA, 2015).

A estatística desempenha um papel fundamental na pesquisa científica fornecendo métodos para coletar, organizar, analisar e interpretar dados, permitindo a tomada de decisões fundamentadas diante da variabilidade natural dos fenômenos. Conforme MONTGOMERY; RUNGER (2016), a estatística aplicada fornece ferramentas indispensáveis para compreender e modelar incertezas, contribuindo diretamente para o avanço da ciência e da tecnologia por meio de análises rigorosas e confiáveis. Neste cenário, a Simulação de Monte Carlo (SMC) utiliza a geração de números aleatórios para atribuir valores às variáveis do sistema que se deseja investigar (DE PAULA, 2014).

Cabe ressaltar ainda que, conforme apresentado por DE PAULA (2014), a simulação consiste na geração de mecanismos estocásticos e na observação dos comportamentos resultantes ao longo do tempo, sendo amplamente aplicada na modelagem de eventos discretos em diversas áreas de estudo. A simplicidade de sua implementação e a versatilidade de aplicações fazem da SMC uma ferramenta poderosa para análises quantitativas.

Diante disso, o objetivo deste estudo foi avaliar a ocorrência do erro do tipo I e o poder do teste, com a utilização do teste t de *Student*, em diferentes efeitos de tratamento, utilizando simulações baseadas no método de Monte Carlo.

2. METODOLOGIA

A pesquisa utilizou dados e referências provenientes do estudo realizado por SANTOS et al. (2024), o qual investigou os efeitos de estresses na cultura da soja. A variável adotada como referência foi a produtividade, expressa em gramas por pote ($g\ pot^{-1}$), com média geral de $32\ g\ pot^{-1}$. Os tratamentos simulados foram definidos como variações percentuais em relação a essa média, abrangendo os níveis de 0%, 5%, 10%, 15%, 20%, 30%, 50%, 100% e 200%, identificados como Ti0 a Ti8, respectivamente.

Para cada cenário experimental, o quadrado médio do erro (QMErro) foi calculado com base em coeficientes de variação (CV%) previamente fixados em 1%, 3%, 5% e 51%, conforme a equação:

$$QMErro = \left(\frac{\bar{Y} - CV(\%)}{100} \right)^2$$

onde \bar{Y} representa a média geral da produtividade ($32\ g\ pot^{-1}$) e CV (%) é o coeficiente de variação experimental. Os valores do QMErro obtidos variaram de $0,1024\ (g\ pot^{-1})^2$ até $266,3424\ (g\ pot^{-1})^2$, abrangendo 26 níveis distintos.

Com base nestes parâmetros, foram planejados cenários para experimentos agrícolas no delineamento inteiramente casualizado, contendo quatro repetições por tratamento. Cada cenário foi avaliado com 3, 5 e 10 tratamentos com efeitos equidistantes, correspondentes aos cenários de Ti0 a Ti8. A geração dos dados foi realizada por meio da simulação computacional utilizando o método de Monte Carlo, com 1000 reamostragens para cada combinação de cenário. Ao todo, foram simulados 702.000 experimentos (9 níveis de tratamento \times 26 níveis de coeficientes de variação (CV%) \times 3 números de tratamentos \times 1000 simulações).

As simulações foram conduzidas no ambiente estatístico R (R CORE TEAM, 2024). Para cada experimento simulado, foram realizadas análises de variância, cálculo das médias, observação do coeficiente de variação, e aplicação de contrastes, com o objetivo de avaliar os efeitos dos tratamentos simulados. A comparação entre médias foi realizada pelo teste t de *Student*, adotando-se o nível de significância de 5%.

Para a avaliação do erro do tipo I, foram considerados exclusivamente os tratamentos do cenário Ti0 (sem efeito), testando configurações com 3, 5 e 10 tratamentos. Já para a análise do poder do teste, foram utilizados os cenários com efeitos de Ti1 a Ti8, avaliados em cada um dos 26 cenários com coeficientes de variação previamente fixados. Os resultados referentes ao erro do tipo I e ao poder do teste foram organizados em gráficos de linha elaborados em planilha eletrônica.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise dos dados obtidos mostrou que o aumento no número de repetições e tratamentos não modificou significativamente os resultados do teste t, sugerindo que, nesse contexto, a resposta é determinada essencialmente pelo efeito do tratamento (Figura 1). Contudo, nas análises de variância, o incremento no número de repetições e graus de liberdade do erro contribui para maior sensibilidade, favorecendo a detecção de diferenças significativas entre os grupos (NARDINO et al., 2020).

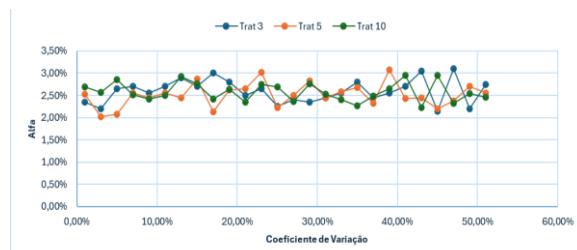


Figura 1- Erro tipo I para os diferentes valores de coeficiente de variação e diferentes números de tratamentos.

A Figura 2 mostra o poder do teste em 8 níveis de efeitos de tratamento (Tis), para três (Figura 2A), cinco (Figura 2B) e 10 (Figura 2C) tratamentos, com um número fixo de 4 repetições para todos os casos. Cada ponto nas linhas dos tratamentos, provém de 1000 simulações, sendo que para 3 tratamentos, obtém-se 9 graus de liberdade do erro; para 5 tratamentos, 15 graus de liberdade e para 10, 30 graus de liberdade.

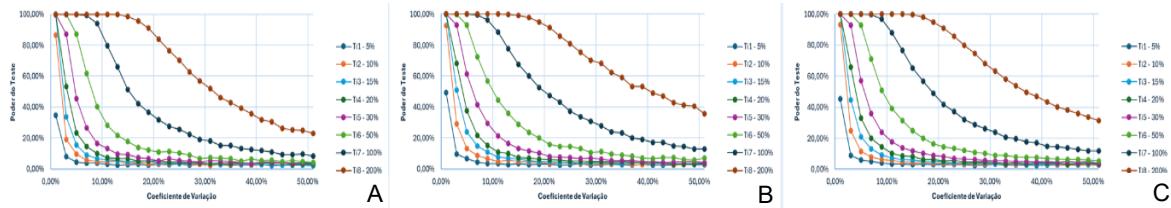


Figura 2- Poder do teste para oito níveis de efeito de tratamento, para comparação entre três (A), cinco (B) e dez (C) tratamentos.

Observou-se padrão semelhante nos três cenários, permitindo agrupar os níveis em três faixas de detecção: baixa (Ti1–Ti5), com identificação de efeito apenas para coeficientes de variação menores que 5%; intermediária (Ti6–Ti7), com poder satisfatório entre para coeficientes de variação entre 7,5%–12,5; e alta (Ti8), com boa detecção para coeficientes de variação, aproximadamente, de até 25%.

O aumento do número de tratamentos não alterou significativamente o resultado do teste de médias, indicando que a magnitude do efeito é o fator preponderante. Mantidos os efeitos, ampliar o número de tratamentos (e, portanto, os graus de liberdade do erro) não modificou o poder do teste. Esse achado contrasta parcialmente a literatura, que associa um menor coeficiente de variação com maior precisão e maior poder, sobretudo com mais graus de liberdade do erro (SCAPIM; CARVALHO; CRUZ, 1995). Cabe ressaltar também, que NARDINO et al.(2020) relataram que na análise de variância o poder do teste aumenta com o aumento do número de repetições e dos graus liberdade, favorecendo a detecção de diferenças.

4. CONCLUSÕES

O poder do teste manteve-se consistente entre diferentes números de tratamentos. O aumento no número de tratamentos — e, por consequência, nos graus de liberdade do erro — não alterou de forma significativa essa medida. Constatou-se que o fator determinante foi a magnitude do efeito do tratamento: quanto maior o efeito, maior a probabilidade de detecção, mesmo sob condições de elevada variabilidade experimental.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGRO SUSTENTAR. **Maiores Produtores de Soja**: Brasil Lidera com MT em Destaque. Agronegócio, 11 maio 2025. Acessado em 18 jul. 2025.

DE PAULA, Renato Ricardo. **Método de Monte Carlo e Aplicações**. 2014. 81 f. Monografia (Graduação em Matemática com Ênfase em Matemática Computacional) – Universidade Federal Fluminense, Instituto de Ciências Exatas – ICEx, Volta Redonda, RJ, 2014.

GOMES, M.D.A.; ALVES, R.E.A.; SILVA, F.L. Efeito do estresse hídrico nas fases fenológicas de *Glycine max* (L.) Merr. **Revista Observatorio de la Economía Latinoamericana**, Curitiba, v.21, n.12, p. 25816-25839, 2023.

MONTGOMERY, Douglas C.; RUNGER, George C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2016.

NARDINO, M.; PEREIRA, J. M.; MARQUES, V. T.; AVILA, F. C. D.; FRANCO, F. D.; BARROS, W. S. Coeficiente de variação: uma nova abordagem para o estudo em experimentos de milho. **Rev. Bras. Biom.** Lavras, v.38, n.2, p.185-206, 2020.

R CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2024. Disponível em: <https://www.R-project.org/>.

SANT'ANA, R. **Análise de Variância (ANOVA)**. Univali. 2015. Acessado em 18 jul. 2025.

SANTOS, S. O.; SOUSA, G. G.; VIANA, T. V. A.; OLIVEIRA, G. S.; GOES, G. F.; SILVA, A. O.; SILVA, A. R. A.; GOMES, K. R.; MUENGO, J. M. K.; NOGUEIRA, R. S. N. *Bacillus* sp., formas de adubação e estresse salino na produção da soja. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 28, n. 4, e279072, 2024.

SCAPIM, Carlos Alberto; CARVALHO, Cláudio Guilherme Portela de; CRUZ, Cosme Damião. Uma proposta de classificação dos coeficientes de variação para a cultura do milho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 30, n. 5, p. 683-686, maio 1995.

SHAFFIQUE, S.; INJAMUM-UL-HOQUE, M.I.; HUSEN, A.; KANG, S.M.; LEE, I.J. Revolutionizing heat stress tolerance in *Glycine max*: Exploring the latest advances in microbial application. **Plant Stress**, v. 15, p. 100725, 2025.