

AVALIAÇÃO DO PODER DO TESTE EM DIFERENTES CENÁRIOS EM EXPERIMENTOS DE MILHO COM SIMULAÇÃO MONTE CARLO

**FABIANO C. D AVILA¹; FRANCISCO D. FRANCO²; GISELDA M. PEREIRA³,
MAICON NARDINO⁴; WILLIAN SILVA BARROS⁵**

¹Universidade Federal de Pelotas (UFPel) – fabianodavila95@gmail.com

²Universidade Federal de Pelotas (UFPel) – francisco.dias.franco@gmail.com

³Universidade Federal de Pelotas (UFPel) – gmpereira08@gmail.com

⁴ Universidade Federal de Viçosa (UFV) – nardinomn@gmail.com

⁵Universidade Federal de Pelotas (UFPel) – wsbarros@hotmail.com

1. INTRODUÇÃO

Informações sobre a influência da magnitude do Coeficiente de Variação (CV), que permite a detecção de Diferenças Mínimas Significativas (DMS) na Análise de Variância (ANOVA) e nos testes de comparações múltiplas de médias, ainda são desconhecidas. Além disso, a escolha do plano experimental pode influenciar diretamente na conclusão do experimento. Assim, mesmo que o pesquisador consiga manter constantes as fontes de variação indesejáveis, ainda é preciso definir alguns critérios experimentais que podem auxiliar na avaliação do comportamento do nível de significância (α) e do poder do teste ($1-\beta$), para diferentes efeitos de tratamentos.

Neste sentido, estimativas do CV e do poder do teste estatístico permitem avaliar a eficiência e a precisão das hipóteses. Contudo, estas estimativas são obtidas em função da natureza de variação da característica, do número de tratamentos e do número repetições, além do tipo de delineamento experimental.

O CV é definido como a razão da estimativa do erro experimental pela estimativa da média, geralmente apresentada em porcentagem. Este coeficiente é uma das medidas estatísticas utilizadas pelos pesquisadores na avaliação da precisão experimental.

A existência de um coeficiente que estima a precisão experimental tem grande utilidade para a pesquisa científica, uma vez que os resultados de trabalhos científicos são realizados e comparados (Lúcio et al., 1999; Scapim et al., 1995). Outra vantagem do CV é ser um número relativo, independente da unidade de medida ou da medida das respostas das variáveis coletadas no experimento (Gomes, 1987).

Em experimentação agrônômica, torna-se inviável testar em campo todas as combinações e condições experimentais. Portanto, o uso de simulações se faz necessário, uma vez que permite reconstruir artificialmente as condições mínimas dos fenômenos dos experimentos. Entre as simulações destaca-se a simulação de Monte Carlo (METROPOLIS; ULAM, 1949), que envolve o uso de números randômicos e distribuições de probabilidades para analisar e resolver problemas de diversas áreas do conhecimento.

O objetivo desse trabalho foi avaliar o poder do teste estatístico em cenários formados pela combinação de diferentes níveis de precisão experimental, número de tratamentos e efeitos de tratamentos, por simulação Monte Carlo, utilizando-se como referência a cultura de milho.

2. METODOLOGIA

A variável produtividade da cultura do milho foi utilizada como referência para o estudo no presente trabalho. As informações foram coletadas no site da Companhia Nacional de Abastecimento (Conab), disponível em <https://www.conab.gov.br/>, para a safra estimada de milho 2017/2018 no Brasil. A produtividade média de 4000 kg ha⁻¹ foi obtida a partir das informações de todos os estados, das cinco regiões brasileiras.

Com a informação da média, foram estabelecidos diferentes efeitos de tratamentos: 0, 240, 480, 720, 960, 1200, 1440, 1680, 1920, 2160, 2400 kg ha⁻¹, totalizando assim 11 cenários.

O delineamento experimental utilizado foi o inteiramente casualizado, com número fixo de repetições (quatro), conforme o modelo $Y_{ij} = m + t_i + e_{ij}$, sendo:

Y_{ij} = valor observado referente à variável y na unidade experimental que recebeu o tratamento i ($i = 1, 2, \dots, i$) na repetição j ($j = 1, 2, \dots, j$);

m = constante, média geral do experimento;

t_i = efeito diferencial do tratamento i no valor observado y_{ij} ;

e_{ij} = erro experimental devido a variação não controlada referente à observação y_{ij} .

Para avaliar o poder do teste ($1 - \beta$) foi estimado as 494 (19x26) probabilidades do erro tipo II (β), para cada um dos dez efeitos de tratamento.

O número de tratamentos variou de 2 a 20 (total de 19 cenários). Logo, foram avaliados 209 cenários para cada valor de CV (%) variando de 1 até 51%, com intervalos regulares de 2%. Dessa forma, o número de cenários distintos foi 5.434, os quais foram replicados 1000 vezes por simulação computacional utilizando Monte Carlo (HAMMERSLEY; HANDSCOMB 1975), com utilização do ambiente R (R Core Team, 2018).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os cenários com efeito de tratamento igual a zero ($T_i = 0$) em que permite estimar a probabilidade do erro tipo I (rejeitar H_0 quando essa é verdadeira) foram analisados e seus resultados foram de aproximadamente 5%, independentemente do número de tratamentos e do CV. Assim, o nível de significância (α) calculado esteve de acordo com valor teórico predito com a premissa de independência e normalidade dos erros (BERNHARDSON, 1975).

As estimativas do poder do teste obtidas são mostradas na Figura 1. Observou-se que nos cenários com efeitos de 240 kg ha⁻¹ ($T_i=240$) e 480 kg ha⁻¹ ($T_i=480$), quando os coeficientes de variação foram maiores que 5%, o poder do teste reduz exponencialmente. Então, nestas situações, a probabilidade de se detectar diferença estatística entre as médias dos tratamentos foi drasticamente reduzida, com o poder do teste inferior a 0,30. Mesmo com aumentando-se o número de tratamentos foi verificado que poder do teste permanece inferior a 0,50.

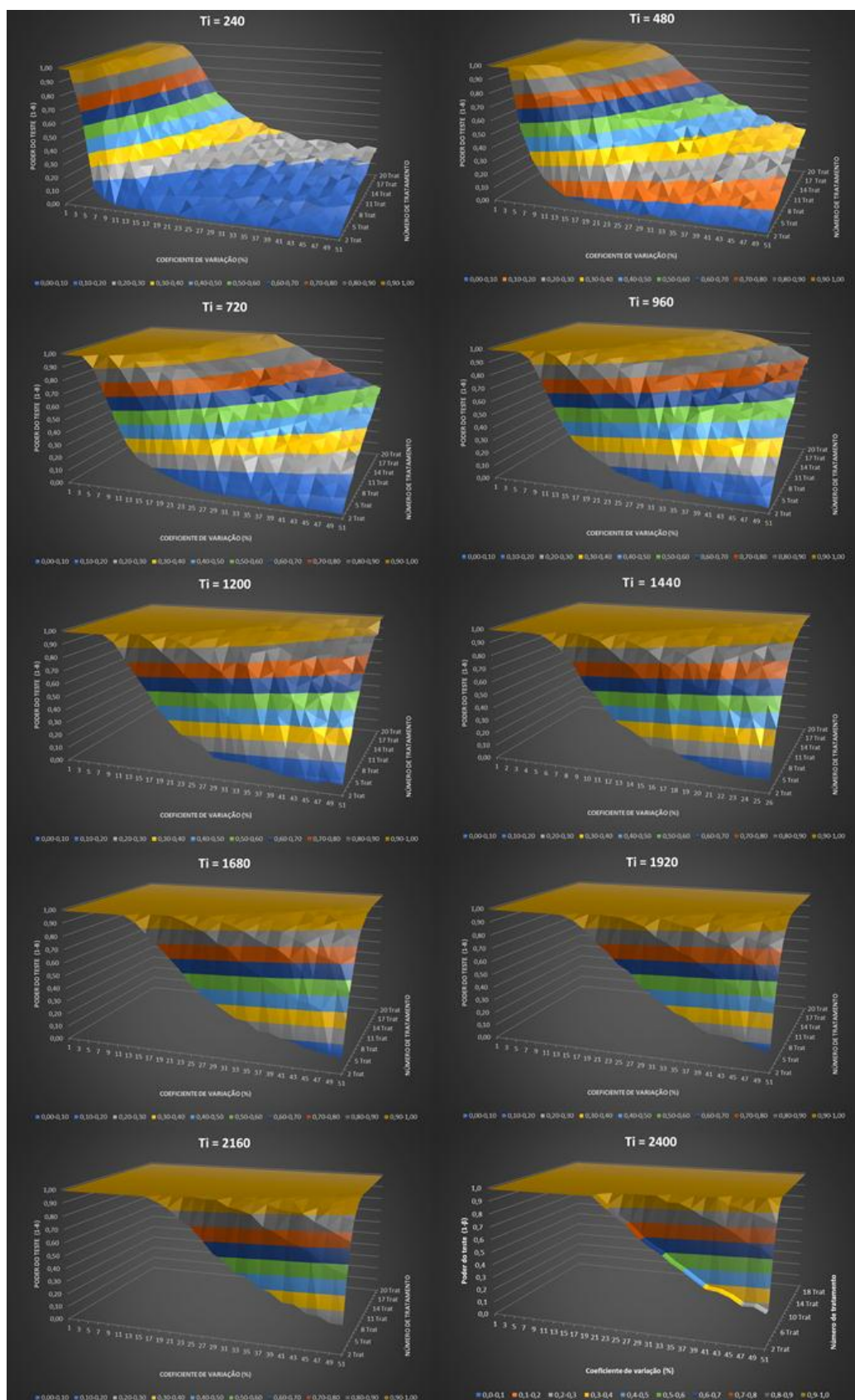


Figura 1- Poder do teste para 10 efeitos de tratamento (Ti), 26 níveis de CV e 19 variações para número de tratamento.

Em relação aos efeitos de tratamento de 720 kg ha⁻¹ e 960 kg ha⁻¹ é observado que quando o coeficiente de variação foi superior a 30% o poder do teste ainda fica reduzido, mesmo com 20 tratamentos. Entretanto, o poder do teste é de 0,90 para coeficientes de variação menores que 25% e número de tratamentos superior a 10.

Para os cenários $T_i = 1200$, $T_i = 1440$, $T_i = 1680$, $T_i = 1920$, $T_i = 2160$ e $T_i = 2400$ foi possível verificar que mesmo valores altos de coeficiente de variação mantêm o poder de teste superior a 0,80. Acima de 12 tratamentos o poder do teste independente do coeficiente de variação é de, aproximadamente, 1,00. Para o efeito de tratamento de 2400 kg ha⁻¹, com cinco ou mais tratamentos o poder do teste é superior 0,8, mesmo para o coeficiente de variação de 51%.

Os dados obtidos neste trabalho corroboram GARCIA (1989) o qual afirma que é necessário considerar as particularidades da cultura e as variáveis estudadas ao classificar o coeficiente de variação. Portanto, a classificação da precisão experimental, com base no valor do CV, não deve ser generalizada para qualquer experimento.

4. CONCLUSÕES

Os resultados aqui obtidos revelam que experimentos onde o CV é alto, em algumas situações, permitem a obtenção de conclusões coerentes. No entanto, se o efeito de tratamento é baixo é necessário maior precisão experimental. Logo, devemos ter cautela ao utilizar apenas o valor do CV como medida de precisão experimental.

O acréscimo no número de tratamentos influencia linearmente na magnitude do poder do teste, principalmente nos cenários com maiores efeitos dos tratamentos.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BERNHARDSON, C. S. Type I error rates when multiple comparison procedures follow a significant F test of ANOVA. **Biometrics**, v.31, p.337-340, 1975.
- GARCIA, C.H. **Tabelas para classificação do coeficiente de variação**. Piracicaba: Ipef, 1989. 12p. (Circular técnica, 171).
- GOMES, F.P. **A estatística moderna na pesquisa agropecuária**. 3.ed., Piracicaba: Potafós, 1987. 162p.
- LÚCIO, A. D.; STORCK, L.; BANZATTO, D. A. Classificação dos experimentos de competição de cultivares quanto a sua precisão. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, v.5 p.99-103, 1999.
- METROPOLIS, N.; ULAM, S. The Monte Carlo method. **Journal of the American Statistical Association**, v. 44, n. 247, p. 335-341, 1949.
- R Core Team (2018). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- SCAPIM, C. A.; CARVALHO, C. G. P.; CRUZ, C. D. Uma proposta de classificação dos coeficientes de variação para a cultura do milho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 30, p. 683–686, 1995.