MODELO DE REGRESSÃO BI-SEGMENTADO DESCONTÍNUO COM ERROS DE
MEDIDA APLICADO NA ANÁLISE DE ESTABILIDADE DE CULTIVARES

L I N D O L F O S T O R C K

ENGENHEIRO AGRÔNOMO

Orientador: Prof. Dr. Roland Vencovsky

Tese apresentada à Escola Superior
de Agricultura "Luiz de Queiroz", da
Universidade de São Paulo, para ob-
tenção do título de Doutor em Agrono-
mia, Área de concentração: Estatísti-
ca e Experimentação Agronômica.

P I R A C I C A B A

Estado de São Paulo - Brasil

Novembro, 1989.

Storck, Lindolfo

S884m

Modelo de regressão bi-segmentado descontínuo com erros de medida aplicado na análise de estabilidade de cultivares. Piracicaba, 1989.

217p.

Tese - ESALQ

Bibliografia.

1. Análise de regressão 2. Cultura agrícola - Estabilidade - Análise 3. Delineamento de Experimento 4. Estatística agrícola 5. Modelo matemático I. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba

CDD 630.219

MODELO DE REGRESSÃO BI-SEGMENTADO DESCONTÍNUO COM ERROS DE MEDIDA APLICADO NA ANÁLISE DE ESTABILIDADE DE CULTIVARES

L I N D O L F O S T O R C K

Aprovada em: 20/12/89

Comissão julgadora:

Prof. Dr. Roland Vencovsky	ESALQ/USP
Prof. Dr. José Branco de Miranda Filho	ESALQ/USP
Prof. Dr. Cássio Roberto de Melo Godoi	ESALQ/USP
Profa. Dra. Clarice Garcia Borges Demétrio	ESALQ/USP
Dr. Antônio Carlos de Oliveira	CNPMS/EMBRAPA

Prof. Dr. Roland Vencovsky
- Orientador -

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, em especial ao Departamento de Fitotecnia, pelo afastamento concedido e pelo apoio financeiro;

Aos Professores e funcionários do Departamento de Matemática e Estatística da Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" (ESALQ) da Universidade de São Paulo (USP) em Piracicaba-SP, pelos ensinamentos, amizade e pelo apoio financeiro, via bolsa do CNPq;

Ao Prof. Dr. Roland Vencovsky do Departamento de Genética, ESALQ/USP, pela orientação;

A todos os colegas do Curso de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agronômica e do Curso de Melhoramento de Plantas, pela amizade e pelo intercâmbio técnico e cultural;

À minha esposa Araci e filhos Cátia e Marcos, pelas muitas horas que eram suas e, por livre e espontânea necessidade, foram empregadas para a realização do curso e desta pesquisa.

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE TABELAS	IV
RESUMO	X
SUMMARY	XII
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA	4
3. MATERIAL	31
4. MÉTODOS	34
4.1. Análise inicial	34
4.2. Escolha do modelo	40
4.3. Modelo com erro de medida nas variáveis	47
4.3.1. Identificação dos erros nas variáveis e da estrutura do modelo	47
4.3.2. Estimação	51
4.3.3. Teste de hipóteses	59
4.4. Simulação	65
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	71
5.1. Análise inicial	71
5.2. Escolha do modelo	73
5.3. Modelo com erro de medida nas variáveis	82
5.4. A interpretação na análise de estabilidade ..	93
5.5. Simulação	108
6. CONCLUSÕES	184
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	189
APÊNDICES	196

LISTA DE TABELAS

Tabela	Pág.
1 Relação dos cultivares de milho precoce e as respectivas empresas que os produzem.	32
2 Relação dos locais onde foram conduzidos os experimentos de milho e as datas de semeadura. . .	33
3 Quadro da análise da variância para um grupo de experimentos.	38
4 Quadro da análise da variância de um grupo de experimentos com desdobramento da interação. . . .	40
5 Quadrado médio de resíduo(QMR), quadrado médio de blocos(QMB), média, coeficiente de variação (CV) e variáveis independentes (τ , τz e z) para os ambientes do grupo de experimentos de milho (t/ha)	74
6 Quadro da análise da variância com desdobramento da interação referente ao grupo de experimentos de milho (t/ha)	75
7 Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), sobre a curva de Gompertz (dados da Figura 1), para diferentes intervalos de variação da variável independente (X)	77
8 Matrizes variâncias-covariâncias das variáveis independentes da análise de estabilidade do grupo de experimentos de milho (t/ha)	97
9 Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, sem correção devida a erro nas variáveis independentes, para os cultivares do grupo de experimentos com milho (t/ha)	98
10 Estimativas da estatística t para os testes de hipóteses dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), sem o uso da correção.	99
11 Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, com correção devida a erro nas variáveis independentes, para os cultivares do grupo de experimentos com milho (t/ha)	100

12	Estimativas da estatística t para os testes de hipóteses dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), com o uso da correção.	101
13	Média geral, média nos ambientes negativos (Méd.Neg.) e média nos ambientes positivos (Méd.Pos.) para os cultivares de milho (t/ha) . . .	102
14	Razão percentual das estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, obtidos sem e com {100.sem/com} correção devida ao erro nas variáveis independentes, dos cultivares de milho.	103
15	Razão percentual das estimativas das estatísticas t dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) e do coeficiente de determinação (R^2), obtidos sem e com {100.sem/com} correção devida ao erro nas variáveis independentes, para os cultivares de milho.	104
16	Estimativas da variância $\hat{\sigma}_\delta^2$ com respectivo desvio padrão (DP), graus de liberdade(f_δ), intervalo de confiança (95%) pela distribuição de χ^2 e a estatística F, sob $H_0: \sigma_\delta^2 = 0$, sem o uso da correção devida ao erro nas variáveis independentes.	105
17	Estimativas da variância $\hat{\sigma}_\delta^2$ com respectivo desvio padrão(DP), graus de liberdade(f_δ), intervalo de confiança (95%) pela distribuição de χ^2 e a estatística F, sob $H_0: \sigma_\delta^2 = 0$, com o uso da correção devida ao erro nas variáveis independentes.	106
18	Razão percentual entre as estimativas, sem e $\hat{\sigma}_\delta^2$ com correção devida ao erro nas variáveis, para $\hat{\sigma}_\delta^2$ e respectivo desvio padrão (DP), graus de liberdade (f_δ) e F calculado para $H_0: \sigma_\delta^2 = 0$	107
19	Valores dos parâmetros β_0 , β_1 , β_2 e β_3 do modelo de estabilidade para um conjunto básico de 27 cultivares, usados para a simulação dos experimentos.	126

- 20 Médias das estimativas e do erro quadrático médio(EQMD do parâmetro $\beta_0=5$, obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas(P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K locos; e variâncias ambiental(σ_τ^2), desvios do modelo(σ_δ^2), blocos(σ_b^2) e erro experimental(σ^2). . 127
- 21 Médias das estimativas e do erro quadrático médio(EQMD do parâmetro σ_δ^2 obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas (P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental(σ_τ^2), desvios do modelo(σ_δ^2), blocos(σ_b^2) e erro experimental(σ^2). . 130
- 22 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.1)... . 133
- 23 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.2). 136
- 24 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.3). 139

25	Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.4).	142
26	Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.5).	145
27	Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$ (Caso.6).	148
28	Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.7).	151
29	Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.8).	154

- 30 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.9). 157
- 31 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.10). 160
- 32 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.11). 163
- 33 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.12). 166
- 34 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.13). 169

- 35 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,33$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.14). 172
- 36 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.15). 175
- 37 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.16). 178
- 38 Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.17). 181

MODELO DE REGRESSÃO BI-SEGMENTADO DESCONTÍNUO COM ERROS DE MEDIDA APLICADO NA ANÁLISE DE ESTABILIDADE DE CULTIVARES

AUTOR:

LINDOLFO STORCK

ORIENTADOR: Prof. Dr. ROLAND VENCovsky

RESUMO

Neste estudo foi proposto o modelo bi-segmentado descontínuo para ser utilizado nas análises de estabilidade de plantas cultivadas. Este modelo foi definido como sendo: $\mu_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij}$, onde: τ_j é o efeito do ambiente j ; $Z_j = 1$ se $\tau_j > 0$ e $Z_j = 0$ se $\tau_j \leq 0$; β_{1i} e $\beta_{1i} + \beta_{2i}$ são os coeficientes angulares dos dois segmentos e β_{3i} é o parâmetro de descontinuidade para o cultivar i ; e δ_{ij} é o desvio do modelo. Considerando este modelo foram, então, identificados e estimados os componentes de variância e covariância dos erros das variáveis independentes e dependente e, por isto, foi deduzida uma correção para a estimação dos parâmetros e para os testes de hipóteses.

Um grupo de experimentos com milho foi analisado, pelo modelo proposto, com e sem as correções deduzidas e, também, foram simulados e analisados (com e sem

as correções) 1000 grupos de experimentos para cada uma das 17 caracterizações planejadas. A análise dos dados reais e dos dados simulados permitiram concluir que: o modelo proposto é eficiente no sentido de explicar a relação entre a produtividade de um cultivar e a variação ambiental e permite identificar melhor a posição relativa da resposta de um cultivar sobre uma curva de Gompertz; para uma mesma disponibilidade de unidades experimentais, deve-se preferir usar o menor número de repetições compatível com uma boa estimativa das médias e o maior número possível de ambientes; para um dado número de ambientes, a sua escolha deve ser de forma tal que seus valores ambientais sejam equidistantes e com a maior amplitude de variação possível; cultivares com maior variância de desvios do modelo dificilmente terão rejeitadas suas hipóteses, sobre os parâmetros do modelo; experimentos com menor erro experimental e/ou menor variância de blocos levam a uma análise de estabilidade mais precisa e com maior poder dos testes; e, a correção deduzida tem maior efeito quando a variância do erro experimental e/ou blocos for grande e quando for pequeno o número de blocos ou de repetições (≤ 4 , no caso), ambientes (≤ 15 , no caso) e cultivares (≤ 27 , no caso).

A DISCONTINUOUS BI-SEGMENTED REGRESSION MODEL WITH MEASUREMENT ERRORS APPLIED TO THE ANALYSIS OF CROP STABILITY

By: LINDOLFO STORCK

Adviser: Prof. Dr. ROLAND VENCovsky

SUMMARY

In this study a discontinuous bi-segmented linear model, to be used in the phenotypic stability analysis of crops, was proposed. The model was defined as $\mu_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij}$, where: τ_j is the j^{th} environmental effect; $Z_j = 1$ if $\tau_j > 0$ and $Z_j = 0$ if $\tau_j \leq 0$; β_{1i} and $\beta_{1i} + \beta_{2i}$ are the angular coefficients of the two segments and β_{3i} is a discontinuity parameter, for i^{th} variety; and δ_{ij} is the deviation from the model. With this model under consideration, the error variance and covariance between the independent and dependent variables were identified and estimated. Corrections necessary for the estimation of the parameters and testing of hypotheses were subsequently developed.

A group of corn grain yield experiments was analysed by the proposed model, with and without the obtained corrections, as well as 1000 groups of simulated experiments for each one of the 17 different planned characterizations. Based on the analysis of the real and

simulated data the major findings were as follows: the proposed model is efficient to explain the relations between the crop yields and the environmental variability and allows the identification of the relative response position from a crop variety with reference to a Gompertz growth curve; for any available number of experimental units, the best strategy is to choose the smallest number of replications/environment and to take the largest number of environments; for a given number of environments, their choice should be as large in variation as possible and also equidistant; varieties with a larger deviation from the model will have the null hypothesis on the parameters rejected with more difficulty; experiments with a smaller experimental error and/or smaller block variance provides more precision and a higher power of the tests in the stability analysis; the obtained corrections have more effect upon estimates and tests of hypothesis when the experimental error variance and/or the block variance are large and associated with a small number of blocks (≤ 4 , in this case), of environments (≤ 15 , in this case) and of varieties (≤ 27 , in this case).

1. INTRODUÇÃO

Cultivares diferentes de uma mesma espécie vegetal, visando à produção de alimentos e/ou matéria prima para as indústrias, resultam em quantidades e/ou qualidades diferentes em função do ambiente onde crescem. Este fato se deve a diferenças genéticas entre os cultivares sendo, portanto, possível selecionar cultivares com um comportamento pré-determinado, com base no conhecimento da relação entre os valores dos ambientes e a resposta dos cultivares a estas variações.

As diferenças entre os cultivares, quanto à resposta à variação ambiental, são avaliadas através da interação de cultivares com ambientes obtida da análise de grupos de experimentos e o seu desdobramento em regressões, dentro de cada cultivar, em função do valor ambiental. Estes procedimentos estatísticos são conhecidos como análise de estabilidade de cultivares.

Na análise de estabilidade, é necessário o conhecimento do valor ambiental onde cada experimento foi realizado. É consenso entre a maioria dos pesquisadores que,

a maneira mais simples e eficiente de se quantificar o valor de um ambiente é obter a média de todos os cultivares em cada um destes ambientes e subtrair a média geral dos experimentos, contraste este denominado de índice ambiental.

Vários modelos de relação entre o comportamento de cultivares e o índice ambiental foram propostos e estão sendo utilizados pelos melhoristas de plantas com reconhecidas vantagens. No entanto, dada a complexidade da natureza das interações de cultivares com os ambientes, o assunto ainda não está esgotado e merece maiores estudos.

Considera-se, neste estudo, a possibilidade de que o relacionamento de um cultivar com o índice ambiental é semelhante à da curva de crescimento de Gompertz (CROXTON & COWDEN, 1955). Neste sentido, funções lineares como as de EBERHART & RUSSELL (1966), apesar de se ajustarem bem aos dados para a maioria dos cultivares, estão sendo substituídas pelos modelos bi-segmentados contínuos (SILVA & BARRETO, 1985), dando uma idéia de curva ou resposta não-linear. O modelo bi-segmentado contínuo foi modificado por CRUZ *et alii* (1989) para que os estimadores dos ângulos dos dois segmentos sejam independentes. No entanto, apesar das vantagens, a modificação originou uma descontinuidade entre os dois segmentos. A descontinuidade pode ser estimada, mas não faz parte do modelo.

Nos modelos de regressão, é pressuposto que as variáveis independentes, fixas ou aleatórias, são livres de

erros. Nas análises de estabilidade, quando se usa o índice ambiental como variável independente, sabe-se que, ao índice está associado um erro de estimativa e que este erro, ainda, não é independente do erro da variável dependente.

Pelos motivos expostos anteriormente, o presente estudo tem como objetivos:

- a) Propor um modelo de regressão bi-segmentado descontínuo para a análise de estabilidade;
- b) Estudar o comportamento do modelo proposto sobre uma curva de Gompertz;
- c) Deduzir uma correção para a estimação dos parâmetros de estabilidade e para os testes de hipótese em função dos erros nas variáveis independentes e na dependente;
- d) Analisar um grupo de experimentos com milho, usando o modelo proposto, com e sem o uso da correção devido ao erro nas variáveis independentes;
- e) Com base nas estimativas dos parâmetros obtidas no objetivo anterior (d), simular experimentos visando identificar: o efeito da correção devida aos erros nas variáveis independentes; o efeito do número de cultivares, ambientes e blocos; o efeito da variância ambiental e sua forma de distribuição; e o efeito das variâncias de desvios do modelo, blocos e erro experimental sobre as estimativas dos parâmetros de estabilidade e sobre os testes de hipóteses.

2. REVISÃO DE LITERATURA

É comum, na experimentação agrônômica, a realização de grupos de experimentos em que vários cultivares (genótipos) são avaliados em diferentes locais e/ou anos, denominados ambientes, com o objetivo de se obterem informações mais gerais sobre o comportamento dos mesmos. Observa-se, então, que os experimentos individuais apresentam resultados distintos, o que numa análise conjunta pode resultar em interação. A interação entre cultivares e ambiente pode ser entendida de duas formas:

- a) A variância entre ambientes não é a mesma para todos os cultivares;
- b) A ordem de classificação dos cultivares quanto à resposta, não é a mesma em todos os ambientes.

Estas interações são resultantes das características genéticas, inerentes aos cultivares em comparação, que têm respostas diferenciadas diante das variações ambientais como: clima, tipo de solo, comprimento do dia, insolação, tecnologia de cultivo, distribuição de chuva, temperatura e outros. A interação é considerada um

problema para os pesquisadores, e portanto, deve ser analisada e interpretada com especial cuidado.

O pesquisador objetiva escolher dentre os cultivares utilizados aquele que resulta num melhor benefício ao produtor, ou para um propósito especial qualquer.

O tipo de análise para um grupo de experimentos depende dos objetivos e/ou das características ideais, desejadas pelo pesquisador, para um cultivar. A determinação dos cultivares ideais é importante, por exemplo, para a recomendação de cultivares aos produtores, escolha de testemunha para experimentos comparativos e escolha de progenitores para cruzamentos, nos programas de melhoramento.

Existem dois métodos básicos de análise de grupos de experimentos, visando ao estudo da interação:

a) Estudo da estabilidade no sentido biológico (invariante) e no sentido agronômico (dinâmico). Para o estudo da estabilidade LIN *et alii* (1986) citaram três tipos básicos que são:

Tipo 1. Um cultivar é considerado estável (sentido biológico) se a sua variância entre ambientes for pequena;

Tipo 2. Um cultivar é considerado estável se a sua resposta ao ambiente for paralela à resposta média de todos os cultivares aos ambientes (sentido agronômico);

Tipo 3. Um cultivar é considerado estável se a sua variância de desvios da regressão, com relação ao tipo 2, for pequena.

- b) Agrupamento de ambientes ou cultivares semelhantes, visando à minimização da interação dentro de grupos e maximização entre grupos (ABOU-EL-FITTOUH *et alii*, 1969).

Uma das primeiras tentativas (YATES & COCHRAN, 1938) para avaliar o comportamento individual de cultivares consistiu em fazer uma análise conjunta dos experimentos, isto é, analisar os diversos cultivares nos vários ambientes e, posteriormente, caso a interação fosse significativa, proceder à decomposição do efeito devido aos ambientes mais a interação de ambientes com cultivares em efeitos de ambientes dentro de cada cultivar.

A variância de ambientes dentro de cada cultivar foi usada como estimativa da estabilidade (Tipo 1), de modo que os cultivares com menores variâncias são os mais estáveis. Estes são cultivares não sensíveis à variação ambiental e são, normalmente, acompanhados de médias baixas de rendimento, sendo o seu uso, atualmente, muito restrito. Também é desejável, para uma análise de estabilidade eficiente, uma boa amplitude de variação ambiental para instalar o grupo de experimentos, e com isto, dificilmente, haverá cultivares estáveis por este conceito.

FRANCIS & KANNENBERG (1978) propuseram o

coeficiente de variação convencional (CV) como medida de estabilidade para cada cultivar, associado à média do cultivar. Num gráfico bi-dimensional, classificaram os cultivares quanto ao CV e à média do caráter. Tomando como referência a média dos valores de CV e a média geral do caráter identificaram os cultivares conforme o quadrante em que se localizaram. Os autores deram preferência aos cultivares com CV abaixo da média e média do caráter alta, isto é, cultivares estáveis e produtivos.

PLAISTED & PETERSON (1959) verificaram que, na análise de grupos de experimentos, cada cultivar contribui com uma determinada fração, que lhe é característica, na variância devida à interação e que, quanto menor for esta fração, mais estável será o cultivar. O método de se calcular esta contribuição para um dado cultivar é descrito a seguir:

- a) Para cada um dos $I(I-1)/2$ pares de cultivares fazer uma análise de variância envolvendo todos os ambientes;
- b) Obter a estimativa do componente de variância devido à interação, pelo equacionamento dos quadrados médios calculados com suas esperanças matemáticas;
- c) Para um dado cultivar, calcular a média das estimativas do item b, sob os $I-1$ pares de cultivares, como sendo a medida de estabilidade;
- d) O cultivar com menor média para os componentes de

variância é considerado o mais estável.

Fica evidente, que esta é uma medida de estabilidade livre do efeito do erro experimental, heterogêneo ou não, e seu comportamento depende dos demais cultivares que compõem o estudo, e que, por isto, esta medida pertence ao Tipo 1 dos tipos de estabilidade discutidos por LIN *et alii* (1986). Este método tem sido pouco usado, talvez pelo grande volume de cálculos, que hoje não é mais problema, e mesmo porque PLAISTED (1960) propôs uma modificação que reduz a quantidade de cálculos e mantém a mesma interpretação. Este autor calculou a estabilidade, para um dado cultivar, como sendo a diferença entre a variância da interação obtida pela análise completa e a análise dos demais cultivares, em todos os ambientes.

O procedimento da regressão, introduzido por FINLAY & WILKINSON (1963), foi de grande importância para o avanço na metodologia da análise de estabilidade. Estes autores transformaram os dados de um grupo de experimentos para a escala logarítmica e em seguida aplicaram a análise de variância conjunta, segundo o modelo proposto por YATES & COCHRAN (1938), considerando locais e/ou anos como ambientes. Em sequência, a fonte de variação ambientes dentro de cultivares foram desdobradas em regressões lineares e desvios das regressões. Para cada cultivar foi calculada uma regressão linear do caráter (na escala logarítmica) sobre a média de todos os cultivares em cada

ambiente (variável independente). Segundo os autores, a escala logarítmica induz um alto grau de linearidade nas regressões dos cultivares e também um razoável grau de homogeneidade do erro experimental. O uso deste procedimento permite descrever as respostas de cada cultivar diante da variação de uma série de ambientes nos quais os mesmos foram experimentados. A variável independente, denominada de índice ambiental, é a média de todos os cultivares de um dado local e é usada para descrever o complexo ambiente natural, sem levar em consideração os fatores edafo-climáticos.

A interpretação dos resultados foi realizada com o auxílio de um gráfico bi-dimensional onde foram marcados os cultivares em função do valor do coeficiente de regressão linear (b), denominado de medida de estabilidade, e a respectiva média. Assim, um coeficiente $b \approx 1$ indica estabilidade média (Tipo 2) que, quando associado a média alta do caráter tem adaptabilidade geral e, quando associado a média baixa é pobremente adaptado a todos os ambientes. Cultivares com $b > 1$ são mais sensíveis às trocas de ambientes e apresentam adaptabilidade específica para ambientes favoráveis. Cultivares com $b < 1$ são pouco sensíveis às trocas ambientais e, portanto, apresentam adaptabilidade específica para condições desfavoráveis de ambientes.

EBERHART & RUSSELL (1966) definiram o coeficiente de regressão linear (β) e a variância dos

desvios da regressão como parâmetros de estabilidade. Estes não usaram a transformação logarítmica dos dados e os parâmetros foram estimados de acordo com o modelo:

$$Y_{ij} = \alpha_i + \beta_i \hat{\tau}_j + \delta_{ij}$$

onde:

Y_{ij} é a média do i-ésimo cultivar ($i=1,2,\dots,I$) no j-ésimo ambiente ($j=1,2,\dots,J$);

α_i é a média do i-ésimo cultivar sobre todos os ambientes;

β_i é o coeficiente de regressão que mede a resposta do i-ésimo cultivar à variação ambiental;

$\hat{\tau}_j$ é o j-ésimo índice ambiental, calculado como sendo a diferença da média do ambiente j com a média geral, ou seja: $\hat{\tau}_j = \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}$, e $\sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0$;

δ_{ij} é o desvio da regressão referente ao cultivar i no ambiente j, para $E(\delta_{ij})=0$ e $E(\delta_{ij}^2)=\sigma_{\delta_i}^2$ é a variância do desvio referente ao cultivar i, que vem a ser uma segunda medida de estabilidade.

Os autores não colocaram no modelo $Y_{ij} = \alpha_i + \beta_i \hat{\tau}_j + \delta_{ij}$ o erro experimental médio ($\bar{e}_{ij}$), mas deixaram implícita a sua existência na estimação dos parâmetros.

Estimativas dos parâmetros α_i e β_i foram obtidas pelo método de mínimos quadrados e uma estimativa da variância dos desvios foi calculada por:

$$\hat{\sigma}_{\delta_i}^2 = \sum_{j=1}^J \left[Y_{ij} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_i \hat{\tau}_j \right]^2 / (J-2) - \hat{\sigma}^2 / K$$

onde:

$\hat{\sigma}^2$ é a média dos quadrados medios de resíduo dos J ambientes

e K é o número de repetições em cada experimento.

Segundo os autores, uma característica muito importante para um cultivar é que ele tenha $\hat{\beta}_i \cong 1$ e $\hat{\sigma}_{\delta i}^2 \cong 0$, tendo-se também a média do caráter alta. Também comentam que uma desvantagem do método é o uso do índice ambiental calculado a partir dos mesmos dados, o que resulta em tendenciosidade nos testes de hipóteses. Um índice independente, baseado em fatores ambientais, poderia ser obtido e, se acrescido de variâncias residuais homocedásticas, conduziria a testes exatos.

A estimação das medidas de estabilidade ($\hat{\beta}_i$ e $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$) de EBERHART & RUSSELL (1968) partem do pressuposto que o índice ambiental usado como variável independente é fixo e livre de erro de estimativa. Na verdade, é reconhecido que o índice ambiental, calculado como desvio da média no ambiente j com a média geral, está associado a um erro e, além disso, é de efeito aleatório, pois o pesquisador, em geral, não pode pré-fixar o valor ambiental de um dado experimento em um dado local e/ou ano. O pesquisador pode escolher ambientes, por exemplo, de acordo com a classificação do solo, pluviosidade média, latitude, longitude, fertilidade do solo e produtividade nos anos anteriores mas no ano seguinte os valores dos ambientes devem girar em torno dos valores pré-determinados e, por isto, se tornam novamente aleatórios. No entanto, espera-se que a amplitude de variação e a ordem de classificação seja, aproximadamente, mantida. HARDWICK & WOOD (1972) demonstraram que o valor

absoluto de β_i é subestimado devido ao erro na variável independente e recomendaram o uso de regressões múltiplas para estimar um valor ambiental.

Para obter estimadores consistentes de β_i e $\sigma_{\delta i}^2$, TAI (1971) desenvolveu uma metodologia, para o caso de variável independente (índice ambiental) aleatório e associado a um erro de estimativa, usando, para isto, o método de análise da relação estrutural (KENDALL & STUART, 1961). Obteve, então, estimadores de máxima verossimilhança sob a pressuposição de que as variáveis $\hat{\tau}_j$ e $\hat{\gamma}_{ij}$ são normal e conjuntamente distribuídas. Aqui, $\hat{\gamma}_{ij}$ é o efeito estimado da interação do cultivar i com o ambiente j , calculado por : $Y_{ij} - \bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{.j} + \bar{Y}_{..}$, associado a um erro de estimativa. A metodologia proposta resultou em dois parâmetros de estabilidade:

- a) α_i é a resposta linear do cultivar i em relação à variação dos índices ambientais, é equivalente ao parâmetro β_i de EBERHART & RUSSELL (1966) menos um;
- b) $\lambda_i = (\sigma^2 + K\sigma_{\delta i}^2) / \sigma^2$ é uma medida do desvio da resposta linear onde: σ^2 é a variância do erro experimental médio; $\sigma_{\delta i}^2$ é a variância do desvio da regressão e K é o número de repetições. Esta medida de estabilidade é correspondente a $\sigma_{\delta i}^2$, de EBERHART & RUSSELL (1966).

O autor, também, observou que, quando o número

de cultivares é grande e/ou uma larga faixa de ambientes são usados nos experimentos, as estimativas dos parâmetros de estabilidade determinados por EBERHART & RUSSELL (1966) se tornam semelhantes às preconizadas por ele.

Na prática, a metodologia de TAI (1971) tem sido pouco utilizada, talvez pela complexidade da estimação. No entanto, tem sido usada em trabalhos visando à comparação de métodos. Muitos trabalhos, reconhecendo o defeito da falta de independência da variável independente (índice ambiental) com os dados, o que leva a distorções nos testes de hipóteses, sugeriram variáveis independentes alternativas. Neste sentido, KNIGHT (1970) sugeriu o reconhecimento dos seguintes fatos:

- a) Se a variação de um fator ambiental está acima e abaixo de um valor ótimo, então médias de rendimento acima e abaixo do ótimo são justapostas;
- b) Fatores limitantes diferentes (por exemplo: geadas ou granizo) resultam igualmente em médias baixas de rendimento. Os cultivares são classificados desigualmente sob estes fatores diante do uso da média de ambiente como variável independente;
- c) Pode não haver produtividade para alguns cultivares perdidos ou já superados por outros cultivares mais produtivos;

- d) Mistura de cultivares com diferentes ciclos ou períodos de crescimento pode mascarar a avaliação do ambiente;
- e) A interpretação da análise é muito influenciada pela escala. Pode ocorrer que a escala apropriada não seja a mesma para todos os cultivares do grupo de experimentos.

Afirmou ainda que, se estes fatos forem reconhecidos, então o procedimento de construir um gráfico do rendimento individual dos cultivares em relação às médias de todos os cultivares em cada ambiente, usando a regressão linear, é um procedimento de grande valia na seleção de cultivares.

Variáveis independentes alternativas, para medir o ambiente de forma independente, foram propostas por FREEMAN & PERKINS (1971), e podem ser agrupadas nas categorias:

- a) Dividir as repetições de cada experimento em dois grupos. Usar um grupo de repetições para estimar os valores dos ambientes e outro para as análises conjuntas e desdobramento do efeito de ambientes dentro de cada cultivar em regressão e desvios de regressão;
- b) Incluir na lista de cultivares, sob experimentação, um grupo de cultivares com comportamento semelhante (geneticamente relacionados) para medir os ambientes;

- c) Incluir um único, ou limitado número, de cultivares importantes (testemunhas ou padrões) para estimar o valor ambiental.

O uso de medidas físicas (FRIPP, 1972) como temperatura, pluviosidade, fertilidade do solo, entre outras, é o único procedimento que não requer o cultivo independente de cultivares para se ter uma avaliação dos valores ambientais. Por outro lado, a natureza exata da influência destes fatores físicos é raramente conhecida. Os valores ambientais podem ser obtidos por regressão múltipla (HARDWICK & WOOD, 1972) usando como variáveis independentes as observações físicas (clima, solo, etc), mas raramente se consegue um modelo que explique, razoavelmente bem, a produtividade obtida em cada ambiente.

Vários trabalhos práticos (FRIPP & CATEN, 1971; FRIPP, 1972; PERKINS & JINKS, 1973; WOOD, 1978; CARVALHO *et alii*, 1982; FAKOREDE & OPEKE, 1986), visando à comparação dos resultados da análise e interpretação da estabilidade de cultivares, usando tipos diferentes de variáveis independentes, levam a concluir que a melhor maneira de se estimar o valor ambiental (variável independente) é pela média de todos os cultivares em cada ambiente menos a média geral. As diferenças, devidas ao tipo de variável independente, encontradas, em geral, são pequenas e podem ser ignoradas por não alterarem o resultado final de classificação dos cultivares quanto à estabilidade.

Existem outros métodos de análise de estabilidade, como o de PERKINS & JINKS (1968a, 1968b), que são semelhantes ao método de FINLAY & WILKINSON (1963). Neste método, a variável dependente é o efeito da interação do cultivar i com o ambiente j , calculado por $\hat{\gamma}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{.j} + \bar{Y}_{..}$. Regressões da variável independente $\hat{\gamma}_{ij}$, para cada cultivar, em função do índice ambiental, completam a análise.

SHUKLA (1972) acreditou que a caracterização dos cultivares com base nos coeficientes de regressão poderia não ser eficiente quando somente uma fração pequena da interação é atribuída à heterogeneidade entre as regressões. Por isto, dividiu a interação dentro de cada cultivar em dois componentes. Definiu γ_{ij} como o efeito da interação (corrigido para efeito de ambiente) e ε_{ij} como o erro experimental médio, obtendo a soma $v_{ij} = \gamma_{ij} + \varepsilon_{ij}$ tal que $\text{Var}(v_{ij}) = \text{Var}(\gamma_{ij}) + \text{Var}(\varepsilon_{ij})$ ou seja $\sigma_{vi}^2 = \sigma_{\gamma i}^2 + \sigma_{\varepsilon}^2$. Definiu, então, a variância de estabilidade do cultivar i como sendo σ_{vi}^2 e considerou um cultivar estável quando $\sigma_{\gamma i}^2 \cong 0$. O autor deduziu o seguinte estimador para σ_{vi}^2 :

$$\hat{\sigma}_{vi}^2 = \left[I(I-1) \sum_{j=1}^J (U_{ij} - \bar{U}_{i.})^2 - \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (U_{ij} - \bar{U}_{i.})^2 \right] / GL$$

onde:

I = número de cultivares; J = número de ambientes;

$GL = (I-1)(I-2)(J-1)$; $U_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{.j}$; $\bar{U}_{i.} = \sum_{j=1}^J U_{ij} / J$;

$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 = \hat{\sigma}^2 / K$ (média dos quadrados médios residuais dividido

pelo número de repetições). Obteve, então, $\hat{\sigma}_{\gamma_i}^2 = \hat{\sigma}_{u_i}^2 - \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$. Também recomendou um teste de hipótese, aproximado, para $H_0: \sigma_{\gamma_i}^2 = 0$. Esta hipótese foi testada pela estatística $F^* = \hat{\sigma}_{\gamma_i}^2 / \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$ com $(J-1)$ e $IJ(K-1)$ graus de liberdade, para K repetições nos experimentos individuais.

WRICKE (1964) propôs a estatística W_i^2 como uma medida do grau de estabilidade do cultivar i . Esta estatística é calculada como sendo

$$W_i^2 = \sum_{j=1}^J (Y_{ij} - \bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{.j} + \bar{Y}_{..})^2$$

e a denominou de ecovalência. Segundo o autor, a ecovalência e as médias de produtividade foram independentes em dois grupos de experimentos analisados.

A ecovalência foi criticada por FREEMAN & PERKINS (1971) pelo motivo que experimentos com I cultivares em J ambientes têm $(I-1)(J-1)$ graus de liberdade para a interação, sendo que, estes, não podem ser decompostos em I grupos, pois $(I-1)(J-1)$, em geral, não é divisível por I .

Vários estudos práticos, visando à comparação de métodos de determinação e interpretação da estabilidade de cultivares, indicam que os modelos que usam regressão são mais aceitos.

OLIVEIRA (1976) concluiu que métodos baseados em maior número de parâmetros de estabilidade são mais eficientes para a caracterização de cultivares quanto à estabilidade. No caso, o método da regressão e desvios da

regressão (EBERHART & RUSSELL, 1966) acrescido da média, para um dado cultivar, forneceu uma boa informação sobre o comportamento dos mesmos para que o pesquisador pudesse optar diante da seleção de cultivares.

TAI (1979), comparando os métodos de SHUKLA (1972), de TAI (1971) e de outro, concluiu que teve dificuldade em encontrar cultivares de rendimentos altos e sensibilidade à variação ambiental baixa.

BECKER (1981) calculou os coeficientes de correlações entre as estimativas de diferentes parâmetros de estabilidade e concluiu que: a) O coeficiente de regressão (β) é equivalente à variância (σ_g^2), quanto ao conceito de estabilidade biológica, isto é, produtividade invariante para um dado cultivar; b) O quadrado médio de desvios de uma regressão é equivalente à ecovalência como medida de estabilidade considerando o conceito agrônomo de estabilidade, isto é, cultivares cuja produtividade é previsível de acordo com o nível de produtividade do ambiente; e c) O uso de diferentes conceitos de estabilidade induz a diferenças nas ordens de classificação dos cultivares estáveis, não havendo, portanto, uma correlação entre os diferentes conceitos.

CARVALHO *et alii* (1983), compararam diferentes métodos de análise de estabilidade e observaram que as variâncias dos desvios das regressões foram todas significativas, sugerindo que esta medida não é um estimador eficiente de estabilidade. Concluíram ainda que, modelos

baseados em um ou dois parâmetros parecem ser menos eficientes para a determinação da estabilidade, comparado com métodos de três parâmetros. Geralmente, cultivares com maior rendimento são mais instáveis. Os modelos de três parâmetros de estabilidade (média; β_i ou α_i ; $\sigma_{\delta i}^2$ ou λ_i) são bastante associados.

Quando as variâncias dos desvios das regressões são grandes, como os obtidos por CARVALHO *et alii* (1983), pode-se suspeitar que o modelo linear não é o que mais se ajusta aos dados e sugerindo então, um modelo não-linear. Neste sentido, um trabalho de PERKINS & JINKS (1968b) levou a conclusão semelhante, pois ao calcularem as correlações entre os resíduos das regressões lineares para cada par de cultivares encontraram correlações positivas e negativas significativas indicando que não há paralelismo entre os resíduos e portanto, alguns cultivares apresentaram resposta não-linear em função da variação ambiental.

VERMA *et alii* (1978) afirmaram que as técnicas de regressão para estudar as interações de cultivares com ambientes desenvolvidas por FINLAY & WILKINSON (1963) e melhorados por EBERHART & RUSSELL (1966) não apresentaram evidências suficientes de que a média e a sensibilidade ao ambiente (β_i) são características independentes, pois segundo esses métodos, um cultivar com sensibilidade acima da média tem produtividade elevada em ambientes bons, mas

também produtividade baixa indesejável em ambientes inferiores. Os autores definiram como cultivar ideal aquele que apresenta produtividade relativamente alta e resposta estável (conceito biológico) em ambientes fracos e também uma capacidade de responder positivamente às melhoras de ambiente (conceito agronômico). Propuseram então, uma técnica alternativa de regressão que consiste em ajustar dois segmentos de reta separadamente. Uma para os ambientes negativos (abaixo da média geral) e outra para ambientes positivos acrescido do menor (valor absoluto) índice negativo para dar continuidade da linha de regressão. Esta ligação dos dois segmentos, com um ponto comum, não discutida pelos autores, implica na não independência entre os mesmos e em problemas para teste de hipóteses e/ou determinação do nível de significância conjunto, além de haver um número reduzido de graus de liberdade para cada segmento. Os autores afirmaram que o cultivar ideal é escolhido por uma análise simultânea dos dois coeficientes de regressão e que o método sugerido é uma forma simples para detectar diferenças entre os cultivares e substitui as complicadas análises de regressão não-linear.

SILVA & BARRETO (1985) propuseram o ajustamento, para cada cultivar, de um única equação constituída de dois segmentos de reta, com união no ponto correspondente ao valor zero do índice ambiental. O modelo linear destes autores foi escrito como sendo:

$$E[Y_{ij}] = \beta_{0i} + \beta_{1i}\hat{\tau}_j + \beta_{2i}TC(\hat{\tau}_j)$$

onde:

Y_{ij} e $\hat{\tau}_j$ têm o mesmo sentido dado anteriormente;

$$TC(\hat{\tau}_j) = \begin{cases} \hat{\tau}_j, & \text{se } \hat{\tau}_j > 0; \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases}$$

β_{0i} , β_{1i} e β_{2i} são os parâmetros do modelo, referentes ao cultivar i .

Com este modelo, para um cultivar i , o ângulo do primeiro segmento é estimado por $\hat{\beta}_{1i}$ e o ângulo do segundo segmento é estimado por $\hat{\beta}_{1i} + \hat{\beta}_{2i}$, dado que $\hat{\beta}_{2i}$ mede a diferença dos ângulos dos dois segmentos. Estes autores aplicaram a metodologia em várias análises, no entanto, não apresentaram estudos referentes a testes de hipóteses sobre os parâmetros do modelo. Deve ser considerado um problema, para os testes de hipóteses e sua interpretação, o fato de que os ângulos dos dois segmentos não são independentes entre si e da média.

Para contornar o defeito da falta de independência dos estimadores do modelo de SILVA & BARRETO (1985) foi proposta uma modificação (CRUZ et alii, 1989) no regressor $TC(\hat{\tau}_j)$, o qual foi definido como sendo:

$$TC(\hat{\tau}_j) = \begin{cases} \hat{\tau}_j - mp, & \text{se } \hat{\tau}_j > 0; \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

onde mp é a média dos índices $\hat{\tau}_j$ positivos.

Com esta modificação, propriedades importantes

puderam ser observadas, tal como a independência entre os estimadores dos dois ângulos e estes com a média (β_0). Desta forma, puderam selecionar cultivares com um comportamento ideal considerando o segundo segmento, independente do primeiro segmento, que mede a resposta nos ambientes inferiores. Ainda, puderam selecionar cultivares para serem recomendados a produtores que usam melhor tecnologia, bastando, para isto, que optassem por cultivares com $\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 > 1$ e média alta no ambiente positivo, independente do comportamento deste mesmo cultivar no ambiente inferior.

Uma observação importante, nesta modificação, é que o prolongamento do primeiro segmento intercepta o segundo segmento no ponto $\hat{\tau}_j = m_p$, e isto, sendo consequência do modelo, pode causar distorções nas estimativas $\hat{\beta}_{1j}$. Além disso, no ponto $\hat{\tau}_j = 0$ a descontinuidade, calculada por $-m_p \cdot \hat{\beta}_{2j}$, sugere uma semelhança com o modelo de VERMA *et alii* (1978). Acredita-se que um novo parâmetro para a descontinuidade deva fazer parte do modelo.

RIEDEL & BARRETO (1985), usando os resultados de 19 cultivares de trigo em 27 ambientes, compararam os métodos de EBERHART & RUSSELL (1966), VERMA *et alii* (1978) e SILVA & BARRETO (1985) e concluíram que os métodos bi-segmentados não apresentaram vantagem sobre o método de um segmento, dado que os cultivares de maior rendimento

obedeceram à linearidade paralela entre os dois segmentos de reta. Concluíram, ainda, que a vantagem real dos métodos bi-segmentados fica evidente nos casos em que o paralelismo não ocorre, isto é, os dois segmentos são de ângulos diferentes. O método de SILVA & BARRETO (1985) apresentou maiores coeficientes de determinação quando comparado com o modelo linear. A modificação no modelo de SILVA & BARRETO (1985) não alterou os coeficientes de determinação (CRUZ *et alii*, 1989).

FONSECA Jr.(1987), usando dados de três grupos de experimentos, também comparou os mesmos métodos comparados por RIEDEL & BARRETO (1985) e mais um método que consistiu em uma outra modificação de SILVA & BARRETO (1985). Esta nova modificação, proposta pelo autor, foi definida pelo modelo:

$$E(Y_{ij}) = \beta_0 + \beta_1 T_1(\hat{\tau}_j) + \beta_2 T_2(\hat{\tau}_j)$$

onde:

$$T_1(\hat{\tau}_j) = \begin{cases} \hat{\tau}_j, & \text{se } \hat{\tau}_j < 0 \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases} \quad T_2(\hat{\tau}_j) = \begin{cases} \hat{\tau}_j, & \text{se } \hat{\tau}_j > 0 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Este modelo é diferenciado do modelo de VERMA *et alii* (1978) por dois aspectos principais: a) Não usa o menor valor negativo (valor absoluto) do índice ambiental como ponto de união dos segmentos; b) Usa uma única regressão, e portanto, um parâmetro a menos no modelo, restando mais graus de liberdade para os desvios da regressão. O autor

afirmou que, neste modelo, o β_2 é equivalente a $\beta_1 + \beta_2$ de SILVA & BARRETO (1985) e que, portanto, para testes de hipóteses deve-se considerar esta diferença. Um problema não observado pelo autor desta modificação, é que os estimadores dos dois segmentos não são independentes, isto é, há covariância entre os estimadores de β_1 e β_2 , que é o mesmo defeito do método original, e que já foi criticado por CRUZ *et alii* (1989).

BRASIL & CHAVES (1988) compararam as metodologias de regressões segmentadas (um e dois segmentos) com a regressão quadrática e observaram que, para alguns cultivares obtiveram acréscimo significativo nos coeficientes de determinação com o uso de metodologias de regressão bi-segmentada e quadrática. Segundo os autores, o modelo quadrático foi considerado mais adequado, do ponto de vista estatístico, por medir as diferenças nas respostas de forma contínua, sem necessidade de se arbitrar um ponto de segmentação. Consideraram ideal, pelo modelo quadrático, um cultivar com média alta, coeficiente de regressão linear positivo e unitário, coeficiente de regressão quadrático significativamente positivo e coeficiente de determinação alto.

A quantificação dos efeitos não-lineares foram obtidas por VENCovsky & GERALDI (1977) quando propuseram o modelo $Y_{ij} = \alpha_i(1 + \beta_j) + \varepsilon_{ij}$, que é multiplicativo nos

parâmetros genéticos (α_i) e ambiental (β_j), para explicar o comportamento do cultivar i no ambiente j , sendo ε_{ij} um desvio aleatório associado à observação Y_{ij} . Os autores observaram que, em vários grupos de experimentos analisados, 18,4% das interações calculadas com o modelo linear de análise são decorrentes da ação multiplicativa dos efeitos dos ambientes sobre os efeitos genotípicos.

O modelo multiplicativo foi aplicado em dados de 64 ensaios de milho com o qual os autores (CHAVES *et alii*, 1989) concluíram que: o modelo multiplicativo teve eficiência igual ou superior ao modelo linear; e, o efeito multiplicativo dos ambientes sobre os cultivares foi responsável, em média, por 11,1% da interação dos cultivares com os ambientes, variando entre 10,2% a 16,8%.

Pelo que foi visto, há grandes evidências de que modelos de regressão não-lineares podem ser muito úteis no sentido de explicar a interação de cultivares com ambientes, isto é, nem todos os cultivares têm uma resposta linear diante da variação ambiental.

Muitas vezes, acontece que alguns cultivares não são avaliados em todos os ambientes. Tem-se, então, um grupo de experimentos desbalanceado ou incompleto. Nestes casos, a variação devida à interação, acrescida da variação devida a ambientes, é decomposta em variação devida a ambientes dentro de cada cultivar. Esta decomposição não é ortogonal e, por isto, as regressões de todos os cultivares

em relação à variação ambiental devem ser estimadas simultaneamente, como procede DIGBI (1979). Este procedimento, para o modelo de EBERHART & RUSSELL (1988), consiste em solucionar o sistema de equações:

$$\sum_{j=1}^J n_{ij} Y_{ij} = \hat{\alpha}_i \sum_{j=1}^J n_{ij} + \hat{\beta}_i \sum_{j=1}^J n_{ij} \hat{\tau}_j$$

$$\sum_{j=1}^J n_{ij} \hat{\tau}_j Y_{ij} = \hat{\alpha}_i \sum_{j=1}^J n_{ij} \hat{\tau}_j + \hat{\beta}_i \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j^2$$

$$\sum_{i=1}^I n_{ij} \hat{\beta}_i Y_{ij} = \sum_{i=1}^I n_{ij} \hat{\beta}_i \hat{\alpha}_i + \hat{\tau}_j \sum_{i=1}^I n_{ij} \hat{\beta}_i^2, \quad \text{sujeita a}$$

$$\text{restrição } \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0, \quad \text{e}$$

$$n_{ij} = \begin{cases} 1 & , \text{ se a observação } ij \text{ existe} \\ 0 & , \text{ caso contrário} \end{cases}$$

A solução do sistema é obtida por um processo iterativo que consiste em:

a) Dadas as estimativas iniciais de $\hat{\tau}_j$, sujeitas à restrição $\sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0$, ou seja $\hat{\tau}_j = \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}$, obtêm-se estimativas $\hat{\alpha}_i$ e $\hat{\beta}_i$, $i=1,2,\dots,I$, pelas duas primeiras equações do sistema;

b) Com as estimativas $\hat{\alpha}_i$ e $\hat{\beta}_i$ obtêm-se estimativas de $\hat{\tau}_j$ para $j=1,2,\dots,J$, sujeitas à restrição $\sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0$.

Os procedimentos a e b são repetidos até convergência das estimativas, segundo algum critério de precisão pré-determinado.

Este procedimento iterativo, para grupos de experimentos não-balanceados, foi aplicado na análise de estabilidade, pelo método de EBERHART & RUSSELL (1988), em

experimento de consórcio visando ao estudo de cultivares de ervilha em consórcio com sorgo e em monocultura (SINGH *et alii*, 1988). Estes autores obtiveram, então, estimativas bi-variadas dos parâmetros de estabilidade e também analisaram os mesmos dados considerando as variâncias residuais e correlações residuais homogêneas e heterogêneas. Para variâncias heterogêneas usaram o método de mínimos quadrados ponderados no processo iterativo de estimação dos parâmetros bi-variados.

O estudo da interação entre cultivares e ambientes é de grande importância para os pesquisadores da área de melhoramento genético e cada vez mais vem recebendo novas contribuições para elucidar o assunto. Trabalhos de revisão (FREEMAN, 1973; HILL, 1975; WESCOTT, 1986; LIN *et alii*, 1986) sobre os diferentes métodos de análise da estabilidade, com grande número de citações bibliográficas e discussões, são um indicativo desta importância. No entanto, não foram encontrados, na literatura, trabalhos sobre o estudo do efeito do erro de estimativa nas variáveis independente, dependente e suas covariâncias nas análises de estabilidade.

Os procedimentos paramétricos aqui descritos dão somente o aspecto individual da estabilidade sem, contudo, dar uma configuração geral da resposta de um cultivar diante da variação ambiental (LIN *et alii*, 1986). Assim, por exemplo, um cultivar pode ser estável de acordo

com uma metodologia e instável em uma outra, o que torna difícil conciliar todas estas afirmativas em uma conclusão unificada. A razão básica para esta dificuldade é que a resposta do cultivar aos ambientes é multivariada, ainda que o procedimento paramétrico tente transformá-la em um problema univariado pelo uso de um índice de estabilidade. Para contornar este dilema, uma linha diferente de pensamento tem emergido, denominado de agrupamento de cultivares de acordo com suas estruturas de respostas. Este fato representa a substituição da estabilidade individual por uma medida quantitativa para posicionar os cultivares, dentro de um sub-grupo, qualitativamente homogêneo quanto à estabilidade. A vantagem da classificação dos cultivares em sub-grupos é vista como sendo um resultado de um método não-paramétrico e que, apesar de os cultivares serem agrupados com base em um grupo específico de dados, o relacionamento proporcional entre cultivares pode ser independente de algum grupo específico de dados analisados.

Viu-se, anteriormente, que o estudo da estabilidade visa à identificação de cultivares que mostrem um alto grau de estabilidade em seu comportamento frente à uma grande amplitude de variação ambiental. Isto significa conviver com a interação. O outro enfoque é a minimização da interação. Neste caso, os ambientes (ou os cultivares) são agrupados segundo as suas semelhanças com o objetivo de minimizar a interação dentro de grupos e maximizar a interação entre grupos. Pode-se, então, com esta técnica,

escolher um grupo de ambientes para um determinado grupo de cultivares e/ou um grupo de cultivares para um dado grupo de ambientes.

Os principais métodos de agrupamento de cultivares (ou ambientes), baseados na similaridade de respostas, são apresentados resumidamente a seguir.

LIN *et alii* (1986) classificaram os métodos em dois grupos principais, de acordo com a medida de similaridade: procedimento do critério único e procedimento de critério múltiplo.

Um procedimento de critério único foi publicado por ABOU-EL-FITTOUH *et alii* (1969) que, com base na distância euclidiana, propuseram o agrupamento de ambientes. Estes autores, calcularam as distâncias usando os efeitos da interação cultivar x ambiente. Outro procedimento de critério único é o de HANSON (1970) que, trabalhou com os efeitos genéticos e os efeitos da interação, desenvolveu uma descrição para a estabilidade genotípica baseado no conceito de um espaço de estabilidade genotípica. O agrupamento foi realizado em função das distâncias euclidianas. LIN & THOMPSON (1975) propuseram o índice de dissimilaridade (divergência) com base nos efeitos genéticos e efeitos da interação, enquanto que LIN (1982) propôs o mesmo índice calculado somente com base nos efeitos da interação. HABGOOD (1977) apresentou uma metodologia para agrupamento dos cultivares através do cálculo do coeficiente de correlação entre efeitos de interação.

Um procedimento de critério múltiplo foi proposto por LEFKOVITCH (1985) para o agrupamento de cultivares ou ambientes. Este procedimento empregou um algoritmo de grupo que permitiu o uso de mais de uma medida de relacionamento de pares (tomados de dois a dois). O autor definiu a divergência de cultivares por três medidas: a média do cultivar sobre todos os ambientes ($\bar{Y}_{i.}$); a variância entre ambientes dentro do cultivar i ($S_{i.}^2$); e a distância padrão entre ambientes ($d_{i.}$). Preconizou ainda a extensão desta lista para incluir medidas adicionais.

Uma aplicação prática imediata dos estudos de agrupamento é o chamado zoneamento agrícola, para uma dada cultura. Nestes agrupamentos, os locais e/ou regiões são formados pelas semelhanças do comportamento dos cultivares. Após a delimitação destas regiões ou zonas espera-se que a variância ambiental dentro das zonas seja mínima, e entre zonas, máxima, e que as interações entre cultivares e ambientes também sejam pequenas dentro de cada zona. Assim, para cada região haverá um grupo específico de cultivares recomendado aos produtores. CORDEIRO & SILVA (1980) aplicaram estas técnicas de agrupamento com o objetivo de recomendar um zoneamento para a região Centro-Sul do Brasil, para a cultura do milho. Estes autores identificaram dois núcleos principais de agregação, atualmente representados pelas regiões Centro e Sul do Brasil.

3. MATERIAL

O presente estudo utilizou os dados de um grupo de experimentos de milho, ciclo precoce, da rede estadual do Rio Grande do Sul, ano agrícola de 1987/88, conduzido sob a coordenação do Instituto de Pesquisas Agronômicas (IPAGRO) da Secretaria da Agricultura e Abastecimento do Rio Grande do Sul (RS).

Os experimentos, em cada um dos 16 locais do RS, foram conduzidos no delineamento blocos completos ao acaso, com quatro repetições e 42 cultivares. Os dados utilizados referem-se às médias de rendimento de grãos (toneladas/hectare) de cada cultivar em cada localidade (Apêndice 1). Foram também utilizados os quadrados médios de blocos e de resíduos dos experimentos de cada localidade.

A relação dos cultivares e as respectivas empresas que os produzem é dada na Tabela 1 e a relação dos locais onde foram conduzidos os experimentos com as respectivas datas de semeadura são dadas na Tabela 2.

Tabela 1. Relação dos cultivares de milho precoce e as respectivas empresas que os produzem.

Nº	Cultivar	Empresa
1.	AG. 84 A	Sementes Agroceres S/A
2.	AG. 84	" " "
3.	AG. 3511	" " "
4.	AG. 3611	" " "
5.	AG. 3613	" " "
6.	AGN. 2001	Agromen Sementes LTDA
7.	AGN. 2003	" " "
8.	AGN. 2005	" " "
9.	XL. 540	Braskalb Agropecuária Brasileira
10.	XL. 560	" " "
11.	DK. 564	" " "
12.	XL. 599	" " "
13.	CONTI 322	Continental de Cereais Contibrasil LTDA
14.	CONTI 521	" " " " "
15.	CONTI 611	" " " " "
16.	CMS* 202	Empresa Brasil. de Pesquisa Agropec.
17.	CMS. 5205	" " " " "
18.	CMS. 5229	" " " " "
19.	EMPASC 151	Empresa Catarinense de Pesq. Agropec.
20.	EMPASC 152	" " " " "
21.	CEP 304	Fecotrigo - Centro de Exper. e Pesquisa
22.	CEP 8616	" " " " "
23.	P. X 307	Pioneer Agricultura LTDA.
24.	P. 515	" " "
25.	P. 3230	" " "
26.	P. 6875	" " "
27.	S. 342	Secr. da Agric. e Abast./Veranópolis
28.	S. 394	" " " " "
29.	S. 458	" " " " "
30.	S. 463	" " " " "
31.	S. 464	" " " " "
32.	C. 125	Sementes Cargill LTDA.
33.	C. 501	" " "
34.	C. 511	" " "
35.	C. 511-A	" " "
36.	C. 511-B	" " "
37.	C. 521	" " "
38.	C. 525	" " "
39.	C. 601	" " "
40.	C. 606	" " "
41.	G. 20-S	Sociedade Agrícola Germinal
42.	G. 5555	" " "

* = CMS são populações sob melhoramento.

Tabela 2. Relação dos locais onde foram conduzidos os experimentos de milho e as datas de semeadura.

Nº	Local	Data de semeadura (1987)
1.	Aratiba - RS	29.09
2.	Chapada - RS	16.12
3.	Cruz Alta - RS	07.10
4.	Dom Pedrito - RS	21.12
5.	Encantado - RS	29.09
6.	Encruzilhada do Sul - RS	23.10
7.	Júlio de Castilhos - RS	28.11
8.	Não-Me-Toque - RS	04.11
9.	Nova Prata - RS	18.11
10.	Passo Fundo - RS	09.11
11.	Pelotas - RS	16.12
12.	Santa Cruz do Sul - RS	06.10
13.	Santa Rosa - RS	21.10
14.	Santo Augusto - RS	05.11
15.	Vacaria - RS	27.11
16.	Veranópolis - RS	18.11

4. MÉTODOS

Neste item é detalhada uma metodologia para a análise de estabilidade fenotípica de plantas cultivadas. Após uma análise inicial, já conhecida, é proposto um novo modelo de estabilidade adaptado de uma curva de crescimento. Sobre o modelo proposto, é tratado o problema dos erros de medida nas variáveis e um estudo, via simulação, para identificar os elementos que influenciam na magnitude destes erros.

4.1. Análise inicial

Para uma análise conjunta de J experimentos (ambientes) com I genótipos (cultivares) e K repetições (com ou sem blocos), adotou-se o seguinte modelo:

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \tau_j + \gamma_{ij} + b_{k(j)} + e_{ijk} \quad (1)$$

onde:

Y_{ijk} é a resposta observada para a variável Y na

repetição k , $k = 1, 2, \dots, K$,
do cultivar i , $i = 1, 2, \dots, I$,
no ambiente j , $j = 1, 2, \dots, J$;

- μ é uma constante inerente a todas as observações;
 α_i é o efeito (fixo) do cultivar i;
 τ_j é o efeito (aleatório) do ambiente j;
 γ_{ij} é o efeito (aleatório) da interação do cultivar i com o ambiente j;
 $b_{k(j)}$ é o efeito (aleatório) do bloco k no ambiente j, (Este efeito poderá não existir se o delineamento, em cada ambiente, for Inteiramente Casualizados);
 e_{ijk} é o efeito (aleatório) do erro experimental referente à observação ijk.

Para as esperanças matemáticas, denotadas por $E(\cdot)$, adotaram-se as seguintes restrições e pressuposições:

$$E(\mu) = \mu; \quad E(\mu^2) = \mu^2;$$

$$\sum_{i=1}^I (\alpha_i) = 0; \quad E(\alpha_i) = \alpha_i; \quad E(\alpha_i^2) = \alpha_i^2, \quad i=1, 2, \dots, I;$$

$$\sum_{j=1}^J \tau_j \neq 0; \quad E(\tau_j) = 0; \quad E(\tau_j^2) = \sigma_\tau^2, \quad \forall_j; \quad (\forall = \text{qualquer})$$

$$\sum_{i=1}^I \gamma_{ij} \neq 0, \quad \forall_j \text{ e } \sum_{j=1}^J \gamma_{ij} \neq 0, \quad \forall_i \Rightarrow \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \gamma_{ij} \neq 0;$$

$$E(\gamma_{ij}) = 0; \quad E(\gamma_{ij}^2) = ((I-1)/I) \sigma_\gamma^2; \quad \forall_{ij}$$

$$\sum_{k=1}^K b_{k(j)} \neq 0, \quad \forall_j; \quad \sum_{j=1}^J b_{k(j)} \neq 0, \quad \forall_k \Rightarrow \sum_{j,k}^{J,K} b_{k(j)} \neq 0;$$

$$E(b_{k(j)}) = 0, \quad E(b_{k(j)}^2) = \sigma_b^2, \quad \forall_{jk};$$

$$E(e_{ijk}) = 0, \quad E(e_{ijk}^2) = \sigma^2, \quad \forall_{ijk}$$

Uma solução para o modelo (1) foi obtida pelo método dos mínimos quadrados, usando-se as restrições usuais dadas por:

$$\sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i = 0; \quad \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0; \quad \sum_{i=1}^I \hat{\gamma}_{ij} = \sum_{j=1}^J \hat{\gamma}_{ij} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \hat{\gamma}_{ij} = 0;$$

$$\sum_{k=1}^K \hat{b}_{k(j)} = 0, \quad \forall_j, \text{ com as quais obtiveram-se os seguintes}$$

estimadores dos respectivos parâmetros:

$$\hat{\mu} = \bar{Y}_{...}, \quad \bar{Y}_{...} = (1/IJK) \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\hat{\alpha}_i = \bar{Y}_{i..} - \bar{Y}_{...}, \quad \bar{Y}_{i..} = (1/JK) \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\hat{\tau}_j = \bar{Y}_{.j.} - \bar{Y}_{...}, \quad \bar{Y}_{.j.} = (1/IK) \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\hat{\gamma}_{ij} = \bar{Y}_{ij.} - \hat{\mu} - \hat{\alpha}_i - \hat{\tau}_j, \quad \bar{Y}_{ij.} = (1/K) \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\hat{b}_{k(j)} = \bar{Y}_{.jk} - \hat{\tau}_j - \hat{\mu}, \quad \bar{Y}_{.jk} = (1/I) \sum_{i=1}^I Y_{ijk};$$

e as somas de quadrados são dadas por:

$$\text{Correção} = C = \hat{\mu} Y_{...};$$

$$\text{SQ de Cultivares} = \text{SQC} = \sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\text{SQ de Ambientes} = \text{SQA} = \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\text{SQ da Interação CxA} = \text{SQCA} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \hat{\gamma}_{ij} \sum_{k=1}^K Y_{ijk};$$

$$\text{SQ Blocos dentro de Amb.} = \text{SQB|A} = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \hat{b}_{k(j)} \sum_{i=1}^I Y_{ijk} =$$

$$= \sum_{j=1}^J \text{SQ(Bloco no Ambiente}_j) = \sum_{j=1}^J \text{SQB|A}_j;$$

$$\text{SQ Resíduo} = \text{SOR} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk}^2 - C - \text{SQA} - \text{SQC} - \text{SQCA} - \text{SQB|A} =$$

$$= \sum_{j=1}^J \text{SQ(Resíduo no Ambiente}_j).$$

Com as condições dadas anteriormente, o quadro da Análise da Variância com as Esperanças Matemáticas dos Quadrados Médios e as estatísticas F, sob as hipóteses H_0 , são dadas na Tabela 3. Nesta tabela, a estatística FA^{**} foi obtida por: $FA^{**} = (V_2 + V_5) / (V_3 + V_4)$ que, sob $H_0: \sigma_\tau^2 = 0$, tem

distribuição de F com (g1;g2) graus de liberdade obtidos por SATTERTHWAITTE(1946) como sendo:

$$g1 = (V_2 + V_5)^2 / (V_2^2/n_2 + V_5^2/n_5) \quad e$$

$$g2 = (V_3 + V_4)^2 / (V_3^2/n_3 + V_4^2/n_4).$$

As hipóteses testadas na Tabela 3 foram, respectivamente, $H_0(\alpha): \alpha_i = 0, \forall i$; $H_0(\tau): \sigma_\tau^2 = 0$; $H_0(\gamma): \sigma_\gamma^2 = 0$; $H_0(b): \sigma_b^2 = 0$.

No caso em que os delineamentos experimentais em cada ambiente são Inteiramente Casualizados existem as seguintes modificações: Graus de Liberdade do Resíduo é $IJ(K-1)$; o componente de variância σ_b^2 em E(QM) desaparece e $F_A^{**} = V_2/V_3$.

No quadro da análise da variância referente ao modelo (1), Tabela 3, o QM Resíduo é a média dos QM Resíduos dos J ambientes supostamente homocedásticos. Por isto, testes para homogeneidade de variâncias, como o de Bartlett ou um teste F^* (quociente entre o maior e o menor quadrado médio de resíduo dos J ambientes) como procede GOMES (1985), foram utilizados, antes de se interpretar o resultado do teste de hipótese da interação. Isto porque, nos casos em que há heterocedasticidade dos resíduos, obtém-se o cálculo do número dos graus de liberdade g3 e g5, respectivamente para V_3 e V_5 , visando consultar a tabela de distribuição de F. Os cálculos de g3 e g5 de acordo com o método de Cochran, adaptado por GOMES (1985) são:

Tabela 3. Quadro da análise da variância para um grupo de experimentos.

Causas de Variação	Graus de Liberdade	QM	ECQM [*]	FC(sob Ho)
Cultivares	I-1 = n ₁	V ₁	$\sigma^2 + K\sigma_\gamma^2 + JK\phi(\alpha)$	V ₁ /V ₅
Ambientes	J-1 = n ₂	V ₂	$\sigma^2 + K\sigma_\gamma^2 + I\sigma_b^2 + IK\sigma_\tau^2$	FA ^{**}
C x A	(I-1)(J-1) = n ₃	V ₃	$\sigma^2 + K\sigma_\gamma^2$	V ₃ /V ₅
Blocos/Amb.	J(K-1) = n ₄	V ₄	$\sigma^2 + I\sigma_b^2$	V ₄ /V ₅
Resíduo	J(K-1)(I-1) = n ₅	V ₅	σ^2	

* : $\phi(\alpha) = (1/(I-1)) \cdot \sum_{i=1}^I \alpha_i^2$; ** : FA = ver texto.

$$g3 = \frac{n_1 n_2^2 S_1^2}{(J-2)S_2 + S_1^2} \quad \text{e} \quad g5 = \frac{n_5 S_1^2}{S_2}, \quad \text{onde}$$

$$S_1 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left\{ \text{QM Resíduo}_j \right\} \quad \text{e} \quad S_2 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left\{ \text{QM Resíduo}_j \right\}^2.$$

Nos casos em que as hipóteses $Ho(\tau)$ e $Ho(\gamma)$ foram rejeitadas, procedeu-se à Análise de Estabilidade, isto é, estudou-se o efeito de ambientes dentro de cada cultivar, através da recaracterização do modelo (1) em:

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \tau_{j(i)} + b_{k(j)} + e_{ijk} \quad (2)$$

onde: $\tau_{j(i)} = \tau_j + \gamma_{ij}$ = efeito (aleatório) do ambiente j dentro do cultivar i, com as seguintes condições:

$$\sum_{j=1}^J \tau_{j(i)} \neq 0, \quad \forall i; \Rightarrow \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \tau_{j(i)} \neq 0; \quad EC \tau_{j(i)} = 0;$$

$$EC \tau_{j(i)}^2 = \sigma_{\tau(i)}^2, \quad \text{e as demais condições do modelo (1).}$$

Considerando-se as restrições usuais

$\sum_{j=1}^J \hat{\tau}_{j(i)} = 0$, para $i=1, 2, \dots, I$, na solução, obtiveram-se as estimativas $\hat{\tau}_{j(i)} = \bar{Y}_{ij.} - \bar{Y}_{i..}$, definidas para o modelo

(2), e as Somas de Quadrados correspondentes como sendo:

$$SQA|C_i = \text{Soma de Quadrado de ambiente dentro do cultivar}_i = \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_{j(i)}^2 \left(\sum_{k=1}^K Y_{ijk} \right) = (1/K) \sum_{j=1}^J \left(\sum_{k=1}^K Y_{ijk} \right)^2 - (1/IK) \left(\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk} \right)^2,$$

com $J-1$ graus de liberdade, para $i=1, 2, \dots, I$. Assim,

$$\sum_{i=1}^I SQA|C_i = SQA|C = SQA + SQCA, \text{ com } I(J-1) \text{ graus de liberdade.}$$

O quadro da Análise da Variância para o modelo (2) com as esperanças dos Quadrados Médios e as estatísticas F (sob H_0) está representado na Tabela 4. Por esta tabela, as hipóteses de interesse são as de que a variância de ambientes dentro do cultivar i é nula, isto é, $H_0(\tau_i): \sigma_{\tau(i)}^2 = 0$, para $i=1, 2, \dots, I$. Estas hipóteses foram testadas pelas estatísticas $Fz(i)^*$ com g_1 e g_2 graus de liberdade, onde:

$$Fz(i)^* = I V_2(i) / (n_1 V_3 + V_4); \quad g_1 = n_2; \quad \text{e}$$

$$g_2 = (n_1 V_3 + V_4)^2 / (n_1^2 V_3^2 / n_3 + V_4^2 / n_4),$$

dados por SATTERTHWAITTE (1946).

No caso de delineamentos inteiramente casualizados tem-se $Fz(i) = V_2(i) / V_3$ com $J-1$ e $IJ(K-1)$ graus de liberdade, para $i=1, 2, \dots, I$.

Para os cultivares em que a hipótese $H_0(\tau_{(i)}): \sigma_{\tau(i)}^2 = 0$ foi rejeitada procedeu-se a um estudo de regressão usando-se τ_j , ($j=1, 2, \dots, J$), como variável

Tabela 4. Quadro da análise da variância de um grupo de experimentos com desdobramento da interação.

Causas de Variação	Graus de Liberdade		QM	ECQM	F(sob Ho)
Cultivares	I-1	=n ₁	V ₁	_____	_____
Amb./Cult.	I(J-1)	=n ₂₂	V ₂	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\tau}^2$	FA/c*
Amb./Cult.1	J-1	=n ₂	V ₂₍₁₎	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\tau(1)}^2$	F ₂₍₁₎ *
Amb./Cult.2	J-1	=n ₂	V ₂₍₂₎	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\tau(2)}^2$	F ₂₍₂₎ *
...	...	...	...	...	...
Amb./Cult.I	J-1	=n ₂	V _{2(I)}	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\tau(I)}^2$	F _{2(I)} *
Bloco/Amb.	J(K-1)	=n ₄	V ₄	$\sigma^2 + I\sigma_b^2$	_____
Resíduo	J(I-1)(K-1)	=n ₅	V ₅	σ^2	

F_{2(i)}*, ver no texto.

independente. Para que este estudo pudesse ser realizado foi desenvolvido um novo modelo, o qual é detalhado no item a seguir.

4.2. Escolha do modelo

No item anterior, viu-se a necessidade de ajustar-se uma função entre a variável dependente γ_{ij} e a variável independente τ_j , para cada cultivar. Estas funções deverão ser diferentes quando a interação é significativa. Uma forma resumida de representar esta relação é

$$\gamma_{ij} = \varphi_i(\tau_j) + \delta_{ij} \quad (3)$$

onde: $\varphi_i(\tau)$ é uma função qualquer de τ para o cultivar i ;

δ_{ij} é o desvio da função para o cultivar i no ambiente j , com a pressuposição de δ_{ij} independentes para qualquer par ij e que tenha homocedasticidade para j dentro de i . Assume-se então, que $E(\delta_{ij})=0$ e $E(\delta_{ij}^2)=\sigma_{\delta i}^2$.

Na equação(3) , a expressão $\phi_i(\tau_j)$ explica o relacionamento funcional da interação do ambiente j com o cultivar i devida à variação do valor ambiental medido por τ_j . Dada a significância da interação, acredita-se que cada cultivar tem uma função que lhe é própria e nem sempre linear, podendo ser polinomial de primeiro ou segundo grau ou exponencial. Neste estudo supôs-se que a resposta de um cultivar à variação ambiental é semelhante a uma curva de Gompertz (CROXTON & COWDEN ,1955, p. 302). Esta curva é exponencial com a seguinte caracterização:

$$E(Y_t) = K A^B X_t \quad (4)$$

com parâmetros K , A e B .

A curva da Figura 1 é um exemplo de aplicação da curva de Gompertz obtida de CROXTON & COWDEN (1955, p.302), com as seguintes estimativas para os parâmetros do modelo (4): $\hat{K}=2744,87$; $\hat{A}=0,0080851$; e $\hat{B}=0,9523195$. Como a variável independente (X), usada pelos autores, está entre 0 e 32, a mesma foi extrapolada, na Figura 1, para X variando de 0 a 100 com o objetivo de atingir, aproximadamente, a assíntota.

É sabido que a curva de Gompertz é adequada para explicar vários fenômenos biológicos, como, por

Figura 1. Curva de Gompertz, adaptado de CROXTON & COWDEN (1955), cuja equação estimada é dada por:

$$\hat{Y}_i = (2744,87)(0,00660851)^{[0,9523195]^{X_i}}$$

exemplo, o crescimento em massa seca de uma planta e/ou o crescimento em produtividade de uma cultura agrícola em função de acréscimos nas quantidades de adubos ou nos valores ambientais em geral. Nestes exemplos, o fenômeno se caracteriza por um crescimento lento na fase inicial, seguido de um crescimento rápido e uma posterior estabilização. Assim, os valores de diferentes ambientes (locais e/ou anos), com diferentes níveis de fertilidade, luminosidade e pluviosidade, entre outros, usados como variável independente, podem explicar a variação da produtividade de um cultivar através de uma função que tem sua forma semelhante à da curva de Gompertz (Figura 1). Desta forma, é perfeitamente compreensível que a forma da resposta de um cultivar à variação ambiental seja semelhante à da Figura 1. No entanto, a estimação e a interpretação dos seus parâmetros não é tão simples. Por isto, está se propondo neste estudo um modelo linear que substitua a curva de Gompertz com a mesma eficiência e mantenha a sua identidade.

Para a compreensão de quais os parâmetros lineares que deveriam fazer parte do modelo dividiu-se a curva da Figura 1 nos segmentos [a,b], [b,c], [c,d] e [d,e]. Observou-se, então, que para um cultivar cuja sensibilidade à variável independente está no segmento [b,d], uma função linear é apropriada para explicar a relação. No entanto, para um cultivar cuja sensibilidade à variação está no segmento [a,e], uma função bi-segmentada formada pelos

segmentos $[a,c]$ e $[c,e]$ é mais apropriada para explicar a relação entre a variável dependente e o valor ambiental. Traçando-se, à mão-livre, a melhor reta para o segmento $[a,c]$ e a melhor reta para o segmento $[c,e]$, observou-se, também, que existe uma descontinuidade positiva no ponto médio "c", mas esta descontinuidade pode ser positiva ou negativa, dependendo da posição de dois segmentos sobre a curva. Sendo que, esta descontinuidade pode ser uma característica inerente a um cultivar, então, um parâmetro que meça esta descontinuidade deve fazer parte da função $\phi_i(\tau_j)$.

Seja, então, o modelo bi-segmentado descontínuo, proposto neste trabalho, dado por:

$$y_{ij} = \beta_{1i}^* \tau_j + \beta_{2i} \tau_j Z_j + \beta_{3i} Z_j + \delta_{ij} \quad (5)$$

onde:

$$Z_j = \begin{cases} 1, & \text{se } \tau_j > 0 \\ 0, & \text{se } \tau_j \leq 0 \end{cases}$$

β_{1i}^* mede a inclinação do primeiro segmento de reta para o cultivar i ;

β_{2i} mede a diferença da inclinação dos dois segmentos de reta para o cultivar i ;

β_{3i} mede a descontinuidade entre os dois segmentos para o cultivar i ;

y_{ij} e δ_{ij} têm o mesmo sentido do modelo (1) e (3).

No modelo (5), somando-se τ_j aos dois lados da igualdade e fazendo-se $\tau_j + \beta_{1i}^* \tau_j = (1 + \beta_{1i}^*) \tau_j = \beta_{1i} \tau_j$, tem-se:

$$\tau_j + \gamma_{ij} = \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij} \quad (6)$$

Somando-se $\mu + \alpha_i$ aos dois lados da igualdade (6) tem-se:

$$\mu + \alpha_i + \tau_j + \gamma_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij} \quad (7)$$

e, denotando-se $\mu + \alpha_i = \beta_{0i}$ na direita da igualdade (7) e $\mu_{ij} = \mu + \alpha_i + \tau_j + \gamma_{ij}$, obtida do modelo (1), na esquerda da igualdade (7) tem-se o modelo:

$$\mu_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij} \quad (8)$$

A representação gráfica dos parâmetros do modelo (8), bi-segmentado descontínuo, podem ser, por exemplo, o constante da Figura 2.

Dado que o termo τ_j é de efeito aleatório, as esperanças matemáticas e variâncias foram condicionadas a τ_j . Para o modelo (8) tem-se que:

$E(\mu_{ij}; \text{ dado } Z=0) = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j$, corresponde à reta do primeiro segmento do modelo (8);

$E(\mu_{ij}; \text{ dado } Z=1) = \beta_{0i} + \beta_{3i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j$
 $= \beta_{0i} + \beta_{3i} + (\beta_{1i} + \beta_{2i})\tau_j$
 $= \beta_{03i} + \beta_{12i}\tau_j$, corresponde à reta do segundo segmento do modelo (8), onde $\beta_{03i} = \beta_{0i} + \beta_{3i}$ e

$$\beta_{12i} = \beta_{1i} + \beta_{2i}.$$

Para auxiliar na interpretação dos parâmetros do modelo (8), principalmente de β_{3i} , procedeu-se da seguinte forma: a) Com as estimativas dos parâmetros da curva representada na Figura 1 e relacionadas pelo modelo (4),

Figura 2. Gráfico para a identificação dos parâmetros do modelo de regressão bi-segmentado descontínuo.

obtiveram-se os valores da variável dependente (Y) para X (variável independente) variando, de um em um, entre 0 e 100; b) Com os dados do item (a) foram planejadas diferentes faixas na curva (com relação à variação de X) sem e com falhas de observações (em diferentes posições) dentro destas faixas; c) Em cada faixa planejada, o modelo (8) foi ajustado usando-se o método dos mínimos quadrados e fazendo-se $\tau_j = X_j$, $Z_j=1$ se $X_j > \bar{X}$ e $Z_j=0$ se $X_j \leq \bar{X}$. O coeficiente de determinação, estimador da qualidade do ajustamento de um modelo, também foi obtido para cada caso.

4.3. Modelo com erro de medida nas variáveis

4.3.1. Identificação dos erros nas variáveis e da estrutura do modelo

No modelo (8) observa-se que, para a análise de estabilidade na prática, as variáveis não são observáveis e, por isto, da forma que se coloca o modelo, não se podem obter estimadores para os parâmetros. No entanto, pelo modelo (1), obteve-se uma solução onde a variável observável

$$\bar{Y}_{ij} = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\tau}_j + \hat{\gamma}_{ij} = \hat{\mu}_{ij}$$

é um estimador de μ_{ij} . Tem-se, então, que :

$$\bar{Y}_{ij} = \mu_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (9)$$

onde ε_{ij} é o erro associado ao estimador $\bar{Y}_{ij}$.

Considerando que, em μ_{ij} , existem efeitos fixos (μ , α) e aleatórios (τ , γ) calculou-se a

variância de $\bar{Y}_{ij}$, condicionada a μ_{ij} . Assim, pelo modelo (1) obteve-se que:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\bar{Y}_{ij} | \mu_{ij}) &= \text{Var}(\varepsilon_{ij}) = \sigma_{\varepsilon}^2 = \mathbb{E} \{ \varepsilon_{ij} - \mathbb{E}\{\varepsilon_{ij}\} \}^2 = \\ &= \mathbb{E} \left\{ (1/K) \sum_{k=1}^K b_{k(j)} + (1/K) \sum_{k=1}^K e_{ijk} \right\}^2, \text{ e} \\ \sigma_{\varepsilon}^2 &= (1/K) (\sigma^2 + \sigma_b^2) \end{aligned} \quad (10)$$

Considerou-se que os erros ε_{ij} são conjuntamente independentes e que um estimador para σ_{ε}^2 pode ser obtido do quadro da análise da variância do modelo (1) (Tabela 3) equacionando $QM \cong \hat{\mathbb{E}}\{QM\}$, o que resultou no estimador :

$$\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 = (1/IK) (QMB/A + (I-1) QMR) \quad (11)$$

com ns graus de liberdade, calculados por

$$ns = (V_4 + n_1 V_5)^2 / (V_4^2/n_4 + n_1 V_5^2/n_4).$$

Para delineamentos inteiramente casualizados tem-se que $\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 = (1/K) QMR$.

Substituindo-se (8) em (9) obteve-se:

$$\bar{Y}_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i} \tau_j + \beta_{2i} \tau_j Z_j + \beta_{3i} Z_j + \delta_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (12)$$

O modelo (12) ainda não pode ser solucionado, dado que a variável independente τ_j não é observada. No entanto, pelo modelo (1) obteve-se um estimador para τ_j , ou seja : $\hat{\tau}_j = \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{...}$. Pode-se então escrever que:

$$\hat{\tau}_j = \tau_j + v_j \quad (13)$$

onde v_j é o erro associado ao estimador $\hat{\tau}_j$, e se os v_j

são independentes entre si e de τ_j , então, $\hat{\sigma}_\tau^2 = \sigma_\tau^2 + \sigma_v^2$.

A variância de $\hat{\tau}_j$ condicionada a μ_{ij} foi calculada como sendo:

$$\text{Var}(\hat{\tau}_j | \mu_{ij}) = \text{Var}(v_j) = \sigma_v^2 = \mathbb{E}\{v_j - \mathbb{E}(v_j)\}^2. \text{ Pelo modelo (1)}$$

$$v_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K b_{k(j)} - \frac{1}{JK} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K b_{k(j)} + \frac{1}{IK} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K e_{ijk} \dots$$

$$- \frac{1}{IJK} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K e_{ijk};$$

$$= \bar{b}_{.j} - \bar{b}_{..} + \bar{e}_{.j.} - \bar{e}_{...}, \text{ e então}$$

$$\sigma_v^2 = \frac{J-1}{IJK} (\sigma^2 + I\sigma_b^2) \quad (14)$$

Equacionado $QM \cong \hat{\mathbb{E}}\{QM\}$, no quadro da análise da variância do modelo (1) (Tabela 3), pode-se obter o estimador

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{J-1}{IJK} QMB/A \quad (15)$$

com n4 graus de liberdade.

Para delineamentos inteiramente casualizados

$$\hat{\sigma}_v^2 = \{ (J-1)/IJK \} QMR.$$

Usando-se (12) e (13) pode-se escrever a relação funcional e estrutural (FULLER, 1987) como sendo:

$$\bar{Y}_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (16a)$$

$$\hat{\tau}_j = \tau_j + v_j \quad (16b)$$

$$\hat{\tau}_j Z_j = \tau_j Z_j + v_j Z_j \quad (16c)$$

$$Z_j = \begin{cases} 1, & \text{se } \hat{\tau}_j > 0 \\ 0, & \text{se } \hat{\tau}_j \leq 0 \end{cases} \quad (16d)$$

No modelo (16.), δ_{ij} é independente de ε_{ij} e v_j , mas ε_{ij} não é independente de v_j , pois:

$$\text{Cov}(\varepsilon_{ij}; v_j) = E\{\varepsilon_{ij} v_j\} = \sigma_{\varepsilon v} = \sigma_v^2 \quad (17)$$

$$\text{Cov}(\varepsilon_{ij}; v_j Z_j) = E\{\varepsilon_{ij} v_j Z_j\} = \sigma_{\varepsilon, vZ} = p \sigma_v^2 \quad (18)$$

onde: $p = (1/J) \sum_{j=1}^J Z_j$, é a proporção dos ambientes com valores $\hat{\tau}_j$ acima da média. E ainda,

$$\text{Cov}(v_j; v_j Z_j) = E\{v_j v_j Z_j\} = \sigma_{v, vZ} = p \sigma_v^2 \quad (19)$$

$$\text{Var}(v_j Z_j) = E\{v_j Z_j\}^2 = \sigma_{vZ}^2 = p \sigma_v^2 \quad (20)$$

Substituindo-se (16b) e (16c) em (16a)

obtem-se a relação:

$$\begin{aligned} \bar{Y}_{ij} &= \beta_{0i} + \beta_{1i}(\hat{\tau}_j - v_j) + \beta_{2i}(\hat{\tau}_j - v_j)Z_j + \beta_{3i}Z_j + \delta_{ij} + \varepsilon_{ij} \\ \bar{Y}_{ij} &= \beta_{0i} + \beta_{1i}\hat{\tau}_j + \beta_{2i}\hat{\tau}_j Z_j + \beta_{3i}Z_j + \psi_{ij}, \end{aligned} \quad (21)$$

onde: $\psi_{ij} = \delta_{ij} + \varepsilon_{ij} - \beta_{1i}v_j - \beta_{2i}v_j Z_j$ é o erro do modelo (21). Para se obterem estimadores não viciados dos parâmetros é necessário que $\hat{\tau}_j$ e ψ_{ij} sejam independentes.

Isto, no caso não ocorre, pois $\text{Cov}(\hat{\tau}_j; \psi_{ij}) = E\{(\hat{\tau}_j - E(\hat{\tau}_j))(\psi_{ij} - E(\psi_{ij}))\} = (1 - \beta_{1i} - p\beta_{2i})\sigma_v^2$.

Então, a menos que $\beta_{1i} + p\beta_{2i}$ seja próximo de um, os estimadores dos parâmetros são viciados.

4.3.2. Estimação

No modelo estrutural e funcional (16.), podem-se obter estimadores dos parâmetros β_{0i} , β_{1i} , β_{2i} , β_{3i} e $\sigma_{\delta i}^2$ pelo método dos momentos, desde que fossem previamente conhecidos, ou estimados, os parâmetros σ_{ϵ}^2 , σ_v^2 , $\sigma_{\epsilon v}$, $\sigma_{\epsilon v z}$, $\sigma_{v v z}$ e $\sigma_{v z}^2$, que foram obtidos, respectivamente, por (11), (15), (17), (18), (19) e (20).

O método dos momentos, para estimação de parâmetros, consiste em equacionar o vetor média e a matriz variância-covariância amostral com as respectivas esperanças matemáticas.

A fim de encontrar a solução para este modelo consideram-se as duas definições abaixo:

Definição 1. Seja $X_1, X_2, \dots, X_n$ uma amostra aleatória de uma distribuição normal de média μ e variância σ^2 , isto é $X_i = \mu + e_i$, onde: $E(e_i) = 0$, $E(e_i^2) = \sigma^2$ e então, de acordo com MOOD, et alli. (1974) tem-se que:

a) O primeiro momento amostral em relação à origem, dado por $M_1' = \bar{X} = (1/n) \sum_{i=1}^n X_i$, é o estimador imparcial da média μ , pois, $E\{\bar{X}\} = (1/n) \sum_{i=1}^n E\{X_i + e_i\} = \mu$, e pelo equacionamento $\bar{X} = \hat{\mu}$ tem-se um estimador da média;

b) O segundo momento amostral em relação à origem é dado por $M_2' = (1/n) \sum_{i=1}^n X_i^2$ e com isto, a variância amostral é

obtida por $V(X) = M_2' - (M_1')^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n$, que é um estimador parcial de σ^2 , pois $E\{V(X)\} = \frac{n-1}{n} \sigma^2$. Um estimador imparcial de σ^2 é dado por $S^2 = \frac{n}{n-1} V(X)$, pois $E\{S^2\} = \sigma^2$ e a solução é equacionar $S^2 = \hat{\sigma}^2$. #

Definição 2. Seja $(X_1; Y_1), (X_2; Y_2), \dots, (X_n; Y_n)$ uma amostra aleatória de uma distribuição bi-dimensional com média $(\mu_X; \mu_Y)$ e uma matriz de variância-covariância dada por

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \sigma_{XY} \\ \sigma_{YX} & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}. \quad \text{Usando a definição 1 tem-se que:}$$

$(\hat{\mu}_X; \hat{\mu}_Y) = (\bar{X}; \bar{Y}) = (M_1X'; M_1Y')$, como o estimador imparcial da média de $(X; Y)$; $\hat{\sigma}_X^2 = S_X^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)$, $\hat{\sigma}_Y^2 = S_Y^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 / (n-1)$ e, $\hat{\sigma}_{XY} = S_{XY} = (M_2XY' - M_1X'M_1Y') = (\sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i / n) / (n-1)$ são os estimadores imparciais dos respectivos elementos de Σ . #

$$\text{Seja, agora, } A_i =_J \begin{bmatrix} \bar{Y}_i & \hat{\tau} & \hat{\tau}Z & Z \end{bmatrix}_4 \quad a$$

matriz das observações obtida no lado esquerdo das igualdades do modelo (18.), referente ao cultivar i. O primeiro momento amostral (M_1') da matriz A_i é o primeiro momento dos vetores contidos na matriz, e é dado por:

$$M(A_i)_1' = \bar{A}_i = \begin{bmatrix} \bar{Y}_i & 0 & \bar{\tau}Z & p \end{bmatrix} \quad (22)$$

onde: $\bar{Y}_i = (\sum_{j=1}^J \bar{Y}_{ij}) / J$;

$$0 = \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j = 0, \text{ por restrição na solução do mod.(1)}$$

$$\overline{\tau Z} = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j Z_j \rangle / J ;$$

$$p = \langle \sum_{j=1}^J Z_j \rangle / J ; \text{ e,}$$

$$Z_j = \begin{cases} 1, & \text{se } \hat{\tau}_j > 0 \\ 0, & \text{caso contrário (c.c.).} \end{cases}$$

O primeiro momento populacional do modelo(16.) foi obtido como sendo:

$$E\{A_i\} = \mu_{Ai} = \left[\beta_{0i} + \beta_{1i} \mu_{\tau} + \beta_{2i} \mu_{\tau Z} + \beta_{3i} \mu_Z ; \mu_{\tau} ; \mu_{\tau Z} ; \mu_Z \right], \quad (23)$$

a partir da direita das igualdades, onde: $\mu_{\tau} = \sum_{j=1}^J \tau_j / J$;

$$\mu_{\tau Z} = \sum_{j=1}^J \tau_j Z_j / J ; \text{ e } \mu_Z = \sum_{j=1}^J Z_j / J , \quad Z_j = \begin{cases} 1, & \text{se } \tau_j > 0 \text{ e} \\ 0, & \text{se } \tau_j \leq 0 . \end{cases}$$

Seja $S(A_i)$ a matriz das variâncias-covariâncias amostral imparcial, a qual foi caracterizada por:

$$S(A_i) = \begin{bmatrix} S^2(\bar{Y}_i) & S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}) & S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}Z) & S(\bar{Y}_i, Z) \\ & S^2(\hat{\tau}) & S(\hat{\tau}, \hat{\tau}Z) & S(\hat{\tau}, Z) \\ & & S^2(\hat{\tau}Z) & S(\hat{\tau}Z, Z) \\ \text{(simétrica)} & & & S^2(Z) \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\text{onde: } S^2(\bar{Y}_i) = \langle \sum_{j=1}^J \bar{Y}_{ij}^2 - J \bar{Y}_{i..}^2 \rangle / (J-1) ;$$

$$S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}) = \sum_{j=1}^J \bar{Y}_{ij} \hat{\tau}_j / (J-1) ;$$

$$S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}Z) = \langle \sum_{j=1}^J \bar{Y}_{ij} \hat{\tau}_j Z_j - J \bar{Y}_{i..} \overline{\tau Z} \rangle / (J-1) ;$$

$$S(\bar{Y}_i, Z) = \langle \sum_{j=1}^J \bar{Y}_{ij} Z_j - p J \bar{Y}_{i..} \rangle / (J-1) ;$$

$$S^2(\hat{\tau}) = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j^2 \rangle / (J-1) ;$$

$$S(\hat{\tau}, \hat{\tau}Z) = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j^2 Z_j \rangle / (J-1) ;$$

$$S(\hat{\tau}, Z) = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j Z_j \rangle / (J-1) ;$$

$$S^2(\hat{\tau}Z) = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j^2 Z_j^2 - J \overline{\tau Z}^2 \rangle / (J-1) ;$$

$$S(\hat{\tau}Z, Z) = \langle \sum_{j=1}^J \hat{\tau}_j Z_j^2 - p J \overline{\tau Z} \rangle / (J-1) ;$$

$$S^2(Z) = Jp(1-p) / (J-1) ;$$

e seja $\Sigma_{(Ai)}$ a matriz das variâncias-covariâncias populacional obtida a partir da direita das igualdades do modelo (16.), caracterizada por:

$$\Sigma_{(Ai)} = \begin{bmatrix} \sigma_{Yi}^2 & \sigma_{Yi, \hat{\tau}} & \sigma_{Yi, \hat{\tau}Z} & \sigma_{Yi, Z} \\ & \sigma_{\hat{\tau}}^2 & \sigma_{\hat{\tau}, \hat{\tau}Z} & \sigma_{\hat{\tau}, Z} \\ & & \sigma_{\hat{\tau}Z}^2 & \sigma_{\hat{\tau}Z, Z} \\ \text{(simétrica)} & & & \sigma_Z^2 \end{bmatrix}, \quad (25)$$

onde:

$$\sigma_{Yi}^2 = \beta_{1i}^2 \sigma_{\tau}^2 + \beta_{2i}^2 \sigma_{\tau Z}^2 + \beta_{1i} \beta_{2i} \sigma_{\tau, \tau Z} + p(1-p) \beta_{3i}^2 + \sigma_{\delta i}^2 + \sigma_{\varepsilon}^2 ;$$

$$\sigma_{Yi, \hat{\tau}} = \beta_{1i} \sigma_{\tau}^2 + p \beta_{2i} \sigma_{\tau, \tau Z} + p \beta_{3i} \sigma_{Z, \tau} + \sigma_{\varepsilon v} ;$$

$$\sigma_{Yi, \hat{\tau}Z} = p \beta_{1i} \sigma_{\tau, \tau Z} + p \beta_{2i} \sigma_{\tau Z}^2 + p \beta_{3i} \sigma_{Z, \tau Z} + \sigma_{\varepsilon, vZ} ;$$

$$\sigma_{Yi, Z} = p \beta_{1i} \sigma_{\tau, Z} + p \beta_{2i} \sigma_{\tau Z, Z} + p(1-p) \beta_{3i} ;$$

$$\sigma_{\hat{\tau}}^2 = \sigma_{\tau}^2 + \sigma_v^2 ;$$

$$\sigma_{\hat{\tau}, \hat{\tau}Z} = p \sigma_{\tau, \tau Z} + \sigma_{v, vZ} ;$$

$$\hat{\sigma}_{\tau,z}^2 = p \sigma_{\tau,z}^2 ;$$

$$\hat{\sigma}_{\tau z}^2 = p \sigma_{\tau z}^2 + \sigma_{vz}^2 ;$$

$$\hat{\sigma}_{\tau z, z}^2 = p \sigma_{\tau z, z}^2 ; \quad e,$$

$$\sigma_z^2 = p(1-p).$$

Podem-se, então obter os estimadores dos parâmetros do modelo (16) equacionando-se $\bar{A}_i$ em (22) com $\hat{E}\{A_i\}$ em (23) e, $S(A_i)$ em (24) com $\Sigma(A_i)$ em (25), o que resultou na solução do sistema, que é dado por:

$$\hat{\beta}_i = \left\{ \hat{\beta}_{1i} \quad \hat{\beta}_{2i} \quad \hat{\beta}_{3i} \right\} = \left[M_{xx} - S(vv) \right]^{-1} \left[M_{xy_i} - S(\varepsilon v) \right] \quad (26)$$

$$\hat{\beta}_{0i} = \bar{Y}_{i..} - \hat{\beta}_{2i} \bar{\tau z} - p \hat{\beta}_{3i} \quad (27)$$

$$\hat{\sigma}_{\varepsilon i}^2 = Svv_i - \hat{\beta}_i' S(vv) \hat{\beta}_i + 2 S(v\varepsilon) \hat{\beta}_i - \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 \quad (28)$$

onde, em (26) e (28), tem-se que:

$$M_{xx} = \begin{bmatrix} S^2(\hat{\tau}) & S(\hat{\tau}, \hat{\tau}Z) & S(\hat{\tau}, Z) \\ & S^2(\hat{\tau}Z) & S(\hat{\tau}Z, Z) \\ \text{(simétrica)} & & S^2(Z) \end{bmatrix} ;$$

$$S(vv) = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_v^2 & p\hat{\sigma}_v^2 & 0 \\ p\hat{\sigma}_v^2 & p\hat{\sigma}_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} ;$$

$$M_{xy_i} = \begin{bmatrix} S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}) & S(\bar{Y}_i, \hat{\tau}Z) & S(\bar{Y}_i, Z) \end{bmatrix} ;$$

$S(\varepsilon v) = S(v\varepsilon) = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_v^2 & p \hat{\sigma}_v^2 & 0 \end{bmatrix}$, sendo M_{xx} e M_{xyi} obtidos diretamente de (24) e $\hat{\sigma}_v^2$ obtido de (15); e,

$$Sv_{vi} = \sum_{j=1}^J \left\{ \bar{Y}_{ij} - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \hat{\tau}_j - \hat{\beta}_2 \hat{\tau}_j Z_j - \hat{\beta}_3 Z_j \right\}^2 / (J-4) \quad (29)$$

A esperança matemática de Sv_{vi} , usando (28), é dada por:

$$E(Sv_{vi}) = \sigma_{\delta i}^2 + \beta_i' E(SCvv) \beta_i - 2 E(SCv\varepsilon) + \sigma_\varepsilon^2$$

e a causa de variação "Ambiente/Cultivar_i", com J-1 graus de liberdade e esperança matemática $\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\tau(i)}^2$, pode ser desdobrada, a nível de parcela, de acordo com o esquema a seguir:

	GL	Esperança matemática
-Regressão	3	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\delta i}^2 + KC_i + K\phi(\beta)_i$
-Desvios	J-4	$\sigma^2 + \sigma_b^2 + K\sigma_{\delta i}^2 + KC_i$

onde: $C_i = \beta_i' E(SCvv) \beta_i - 2 E(SCv\varepsilon)$; e

$$\phi(\beta)_i = (1/3) (SQ_{(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3 | \text{média do cult.}_i)})$$

Uma estatística apropriada para medir a qualidade do ajustamento dos dados a um modelo é o coeficiente de determinação (R^2) que, neste caso, foi calculado, em percentagem, como sendo:

$$R_i^2(\%) = 100 (SQA | C_i - K(J-4) Sv_{vi}) / SQA | C_i.$$

Uma forma mais direta para se calcular $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ foi obtida desenvolvendo-se a fórmula (28) que resultou em

$$\hat{\sigma}_{\delta i}^2 = Sv_{vi} - \hat{\beta}_1 \hat{\sigma}_v^2 (\hat{\beta}_1 + p \hat{\beta}_2 - 2) - p \hat{\beta}_2 \hat{\sigma}_v^2 (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - 2) - \hat{\sigma}_\varepsilon^2$$

onde, se observa que a correção independe de $\hat{\beta}_{0i}$ e $\hat{\beta}_{3i}$. Os graus de liberdade do componente de variância $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ são dados, de acordo com SEARLE (1971, p.412), por

$$\hat{\sigma}_{\delta i}^2 = \left\{ \hat{\Pi}_i - 1 \right\}^2 / \left\{ \hat{\Pi}_i / f_1 + 1 / f_2 \right\}^2 \quad (30)$$

onde:

$$\hat{\Pi}_i = M_{1i} / (M_{2i} + M_{3i} + M_{4i}); \quad f_1 = J - 4;$$

$$f_2 = \frac{(M_{2i} + M_{3i} + M_{4i})^2}{M_{2i}^2/n_4 + M_{3i}^2/n_4 + M_{4i}^2/f_4};$$

$$f_4 = \frac{(V_4 + n_1 V_5)^2}{V_4^2/n_4 + n_1 V_5^2/n_4}; \text{ nr e } V_r, \text{ para } r=1,2,3,4,5 \text{ foram obtidos da análise do modelo(1)}$$

$$M_{1i} = S_{vv_i}; \quad M_{2i} = \hat{\beta}_{1i}^2 \hat{\sigma}_v^2 (\hat{\beta}_{1i} + p \hat{\beta}_{2i} - 2); \text{ e,}$$

$$M_{4i} = \hat{\sigma}_e^2; \quad M_{3i} = p \hat{\beta}_{2i}^2 \hat{\sigma}_v^2 (\hat{\beta}_{1i} + \hat{\beta}_{2i} - 2), \text{ sendo que,}$$

se a correção devido ao erro na variável independente for desconsiderada então basta tomar $M_{2i}=0$ e $M_{3i}=0$.

Fazendo-se $M_{xxx} = M_{xx} - S_{vv}$ e

$M_{xyi} = M_{xy} - S_{xv}$, a solução é dada por $\hat{\beta}_i = M_{xxx}^{-1} M_{xyi}$.

O cálculo de M_{xxx}^{-1} pode ser facilitado pelo uso de um programa de computador apropriado ou então procedendo-se da forma a seguir. Seja

$$M_{xx} = \begin{bmatrix} S^2(\hat{\tau}) - \hat{\sigma}_v^2 & S(\hat{\tau}, \hat{\tau}z) - p\hat{\sigma}_v^2 & S(\hat{\tau}, z) \\ & S^2(\hat{\tau}z) - p\hat{\sigma}_v^2 & S(\hat{\tau}z, z) \\ \text{(simétrica)} & & S^2(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ & M_{22} & M_{23} \\ & & M_{33} \end{bmatrix}$$

então

$$M_{\alpha\alpha}^{-1} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ & m_{22} & m_{23} \\ & & m_{33} \end{bmatrix}, \text{ onde}$$

$$m_{11} = (M_{22} M_{33} - M_{23} M_{23}) / D ;$$

$$m_{12} = (M_{13} M_{23} - M_{12} M_{33}) / D ;$$

$$m_{13} = (M_{12} M_{23} - M_{13} M_{22}) / D ;$$

$$m_{22} = (M_{11} M_{33} - M_{13} M_{13}) / D ;$$

$$m_{23} = (M_{12} M_{13} - M_{11} M_{23}) / D ;$$

$$m_{33} = (M_{11} M_{22} - M_{12} M_{12}) / D ; \quad e$$

$$D = \det. [M_{\alpha\alpha}] =$$

$$= M_{11}(M_{22}M_{33} - M_{23}M_{23}) + M_{12}(M_{23}M_{13} - M_{12}M_{33}) + M_{13}(M_{12}M_{23} - M_{13}M_{22})$$

Uma propriedade importante dos estimadores deste modelo é a independência entre os ângulos dos dois segmentos de reta, isto é, $\hat{\beta}_{1_i}$ e $\hat{\beta}_{1_i} + \hat{\beta}_{2_i}$ são independentes. É conhecido que a covariância é determinada pela matriz $M_{\alpha\alpha}^{-1}$ e que, se $\text{Cov}(\hat{\beta}_{1_i}; \hat{\beta}_{1_i} + \hat{\beta}_{2_i}) = \text{Var}(\hat{\beta}_{1_i}) + \text{Cov}(\hat{\beta}_{1_i}; \hat{\beta}_{2_i}) = 0$ então $(m_{11} + m_{12}) = 0$, e tem-se a independência desejada.

De fato:

$$m_{11} + m_{12} = M_{22}M_{33} - M_{23}M_{23} + M_{13}M_{23} - M_{12}M_{33}$$

$$= M_{33}(M_{22} - M_{12}) + M_{23}(M_{13} - M_{23})$$

$$= M_{33} \left\{ S^2(\hat{\tau}z) - p\hat{\sigma}_y^2 - S(\hat{\tau}, \hat{\tau}z) + p\hat{\sigma}_y^2 \right\} + M_{23} \left\{ S(\hat{\tau}, z) - S(\hat{\tau}z, z) \right\}$$

$$= M_{23} J p \overline{\tau z} / (J-1) - M_{33} J \overline{\tau z}^2 / (J-1)$$

$$= J \overline{\tau z} / (J-1) \left\{ p M_{23} - \overline{\tau z} M_{33} \right\}$$

$$= J \overline{\tau z} / (J-1) \left\{ pJ \overline{\tau z} - p^2 J \overline{\tau z} - p(1-p)J \overline{\tau z} \right\} / (J-1)$$

$$= J^2 \frac{1}{\tau^2} \left\{ p - p^2 - p(1-p) \right\} / (J-1)^2 = 0, \text{ pois}$$

$$p - p^2 - p(1-p) = 0, \forall p \quad ###$$

É importante observar que, se em (26) e (28) as correções devidas ao erro nas variáveis, dadas por $S(uv)$ e $S(\varepsilon v)$, forem nulas, então os estimadores dos parâmetros β_0 , β_1 , β_2 e β_3 são os mesmos que se obtém pelo método dos mínimos quadrados quando se admitem variáveis sem erro. Este fato é importante para estudar o efeito relativo da presença de erros de medida nas variáveis observadas.

4.3.3. Teste de hipóteses

As hipóteses sobre os parâmetros $(\beta_0, \beta_1, \beta_2 \text{ e } \beta_3)$ do modelo (18) são hipóteses sobre os efeitos parciais de cada parâmetro dado que os demais parâmetros estão no modelo. Nas análises de estabilidade fenotípica de cultivares não se faz pesquisa do modelo mas se procura identificar com margem de erro controlado (Erro Tipo I) o(s) cultivar(es) que se enquadra(m) num modelo idealizado como bom ou como ruim. Assim, um dado experimento pode ter o objetivo de identificar os cultivares superiores ou ideais para serem selecionados (por exemplo : nos ensaios preliminares ou em pesquisa) e um outro experimento ter o objetivo de identificar os cultivares inferiores para serem descartados (por exemplo: nos ensaios nacionais ou avançados). São duas situações mutuamente exclusivas e, por isto, as hipóteses alternativas sobre β_1 , β_2 e β_3 devem ser

bilaterais com níveis α de erro para cada hipótese alternativa. As hipóteses alternativas vão depender do objetivo do experimento.

Se as observações Y_{ijk} do modelo (1) são normais, independente e identicamente distribuídas, então, de acordo com FULLER (1987), a matriz das variâncias-covariâncias da distribuição aproximada de $\hat{\beta}_i$ é estimada por :

$$\hat{V}(\hat{\beta}_i) = \frac{1}{J-1} M_{xxx}^{-1} S_{vv_i} + \frac{1}{J-1} M_{xxx}^{-1} [S_{uvv_i} S_{vv_i} + \tilde{S}_{uv_i} \tilde{S}_{vu_i}] M_{xxx}^{-1} \dots \\ + \frac{1}{GL} M_{xxx}^{-1} [S_{uvv_i} S_{rr_i} + \tilde{S}_{uv_i} \tilde{S}_{vu_i}] M_{xxx}^{-1}; \quad (31)$$

que, na forma matricial, fica caracterizada como sendo

$$\hat{V}(\hat{\beta}_i) = \begin{bmatrix} S^2(\hat{\beta}_{1_i}) & SC(\hat{\beta}_{1_i}, \hat{\beta}_{2_i}) & SC(\hat{\beta}_{1_i}, \hat{\beta}_{3_i}) \\ & S^2(\hat{\beta}_{2_i}) & SC(\hat{\beta}_{2_i}, \hat{\beta}_{3_i}) \\ (simétrica) & & S^2(\hat{\beta}_{3_i}) \end{bmatrix}, \quad (32)$$

onde:

$$M_{xxx} = M_{0xx} - S_{uvv};$$

$$\tilde{S}_{uv_i} = S_{(ev)} - S_{uvv} \hat{\beta}_i; \quad e$$

$$S_{rr_i} = G_i S_{ww} G_i', \quad G_i = \begin{bmatrix} 1 & -\hat{\beta}_{1_i} & -\hat{\beta}_{2_i} & -\hat{\beta}_{3_i} \end{bmatrix}$$

foram obtidos a partir de (28) a (29), GL são os números de graus de liberdade do resíduo do modelo (1), e S_{ww} é composto por:

$$S_{ww} = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_e^2 & S_{(ev)} \\ S_{(ev)} & S_{vv} \end{bmatrix}$$

Com as definições acima, a fórmula(31) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\hat{V}(\hat{\beta}_i) = \frac{1}{J-1} Mxx^{-1} Svv_i + \frac{1}{J-1} Mxx^{-1} Cxx Mxx^{-1} + \frac{1}{GL} Mxx^{-1} Bxx Mxx^{-1} \quad (33)$$

para

$$Cxx = \begin{vmatrix} C_{11} & C_{12} & 0 \\ C_{21} & C_{22} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}; \quad Bxx = \begin{vmatrix} B_{11} & B_{12} & 0 \\ B_{21} & B_{22} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}$$

onde:

$$C_{11} = \hat{\sigma}_v^2 \left[Svv_i + \hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - p\hat{\beta}_{2i})^2 \right];$$

$$C_{12} = C_{21} = p\hat{\sigma}_v^2 \left[Svv_i + \hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - p\hat{\beta}_{2i})(1 - \hat{\beta}_{1i} - \hat{\beta}_{2i}) \right];$$

$$C_{22} = p\hat{\sigma}_v^2 \left[Svv_i + p\hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - \hat{\beta}_{2i})^2 \right];$$

$$B_{11} = \hat{\sigma}_v^2 \left\{ Srr_i + \hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - p\hat{\beta}_{2i})^2 \right\};$$

$$B_{12} = B_{21} = p\hat{\sigma}_v^2 \left\{ Srr_i + \hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - p\hat{\beta}_{2i})(1 - \hat{\beta}_{1i} - \hat{\beta}_{2i}) \right\};$$

$$B_{22} = p\hat{\sigma}_v^2 \left\{ Srr_i + p\hat{\sigma}_v^2 (1 - \hat{\beta}_{1i} - \hat{\beta}_{2i})^2 \right\}; \quad e,$$

$$Srr_i = \hat{\sigma}_\varepsilon^2 - \hat{\sigma}_v^2 \left[\hat{\beta}_{1i} (2 - \hat{\beta}_{1i} - 2p\hat{\beta}_{2i}) + p\hat{\beta}_{2i} (2 - \hat{\beta}_{2i}) \right].$$

Na eq.(33) o termo $Mxx^{-1} Bxx Mxx^{-1} / GL$ é o fator de correção usado nos casos em que $S(vv)$ e $S(\varepsilon v)$ são estimados a partir dos dados, sendo nulo nos casos em que se conhecem os erros paramétricos. O termo $Mxx^{-1} Cxx Mxx^{-1} / (J-1)$ é o fator de correção devido aos erros nas variáveis, sendo nulo nos casos em que as variáveis do modelo são desprovidas de erro e, nestes casos, apenas $Mxx^{-1} Svv_i / (J-1)$ é o

estimador de $\widehat{VC(\beta_i)}$, que é igual ao obtido pelo método dos mínimos quadrados com modelo sem erro nas variáveis independentes.

As hipóteses de interesse, seus testes e interpretação são dados para o cultivar i ($i=1,2,\dots,I$) como sendo:

1) $H_0: \beta_1 = 1$, é a hipótese de que a resposta do cultivar i é igual à média das respostas de todos os cultivares que estão sendo analisados, referente ao primeiro segmento da reta, ou seja, em ambientes abaixo da média. A estatística

$$t_i = (\hat{\beta}_1 - \beta_1) / \sqrt{\widehat{VC(\beta_1)}} \quad , \quad (34)$$

sob H_0 , tem distribuição de t com $(J-4)$ graus de liberdade.

As hipóteses alternativas são $H_1: \beta_1 < 1$ para descartar cultivares inferiores e $H_1: \beta_1 > 1$ para selecionar cultivares superiores. A um nível α de erro, rejeita-se H_0 se $|t_i| > t_{\alpha, (J-4)}$ e, então, conclui-se pela hipótese alternativa formulada para o caso em estudo.

2) $H_0: \beta_2 = 0$, é a hipótese de que o ângulo do segundo segmento de reta é igual ao ângulo do primeiro segmento de reta, para o cultivar i . Isto é equivalente à hipótese $H_0: \beta_1 + \beta_2 = 1$, pois a inclinação do segundo segmento é medida por $\beta_1 + \beta_2$. A estatística

$$t_i = (\hat{\beta}_2 - \beta_2) / \sqrt{\widehat{VC(\beta_2)}} \quad , \quad (35)$$

sob H_0 , tem distribuição de t com $(J-4)$ graus de liberdade.

As hipóteses alternativas são $H_1: \beta_2 < 0$ para descartar

cultivares inferiores e $H_1: \beta_2 > 0$ para selecionar cultivares superiores. A um nível α de erro, rejeita-se H_0 se $|t_i| > t_{\alpha, (J-4)}$ e conclui-se pela hipótese alternativa adequada.

3) $H_0: \beta_3 = 0$, é a hipótese de que a descontinuidade entre os dois segmentos de reta é nulo, ou seja, os dois segmentos são contínuos. A estatística

$$t_i = (\hat{\beta}_3 - \beta_3) / \sqrt{\hat{V}(\hat{\beta}_3)}, \quad (36)$$

sob H_0 , tem distribuição de t com $(J-4)$ graus de liberdade. As hipóteses alternativas são $H_1: \beta_3 < 0$ para descartar cultivares inferiores e $H_1: \beta_3 > 0$ para selecionar cultivares superiores. A um nível α de erro rejeita-se H_0 se $|t_i| > t_{\alpha, (J-4)}$ e conclui-se pela descontinuidade dos dois segmentos de reta de acordo com a hipótese alternativa adequada.

4) $H_0: \sigma_{\delta_i}^2 = 0$, é a hipótese de que a variância de desvios dos dados ao modelo é nula. Esta hipótese é testada pela estatística F , composta por

$$F = (K \hat{\sigma}_{\delta_i}^2 + V_5) / V_5 \quad (37)$$

Sob H_0 , a estatística F tem distribuição de $F(g_1; g_2)$, onde o número de graus de liberdade, g_1 e g_2 , são obtidos por:

$$g_2 = n_5; \quad e$$

$$g_1 = \left\{ K \hat{\sigma}_{\delta_i}^2 + V_5 \right\}^2 / \left\{ K^2 (\hat{\sigma}_{\delta_i}^2)^2 / \hat{f}_{0_i} + V_5^2 / n_5 \right\}, \quad \text{onde } V_5, n_5 \text{ e } K$$

decorrem do modelo (1) e $\hat{f}_{0_i}$ da fórmula (30). A um nível α de erro rejeita-se H_0 se $F > F_{\alpha}(g_1; g_2)$ e conclui-se pela existência da variância $\sigma_{\delta_i}^2$ para o cultivar i .

Também, constroem-se intervalos de confiança para $\sigma_{\delta_i}^2$ com base na distribuição de χ^2 (qui-quadrado).

Este intervalo, para o cultivar i , é delimitado por:

$$IC \left[\sigma_{\delta i}^2 \right]_{1-\alpha} : (\hat{f}o_i) \hat{\sigma}_{\delta i}^2 / x_1^2 \leq \sigma_{\delta i}^2 \leq (\hat{f}o_i) \hat{\sigma}_{\delta i}^2 / x_2^2 \quad (38)$$

onde: x_1^2 é o valor tabelado da distribuição de χ^2 com $\hat{f}o_i$ graus de liberdade para $P[\chi^2 \leq x_1^2] = 1 - \alpha/2$ e x_2^2 é o valor tabelado da distribuição de χ^2 com $\hat{f}o_i$ graus de liberdade para $P[\chi^2 \leq x_2^2] = \alpha/2$ e $\hat{f}o_i$ é dado na fórmula (30).

Sendo que, o estimador da variância da distribuição aproximada de $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ é dado por:

$$\hat{V}(\hat{\sigma}_{\delta i}^2) = 2 \left[\frac{1}{J-4} (Sv_{v_i})^2 + \frac{1}{f_4} (\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2)^2 + \frac{1}{n_4} [\hat{\beta}_i^2]' S_{vv} S_{vv} \hat{\beta}_i^2 \right], \quad (39)$$

com $\hat{f}o_i$ (da fórmula 30) graus de liberdade, é calculado o desvio padrão da distribuição aproximada de $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ o qual, é útil para identificar a amplitude de variação desta estatística.

Os dados do grupo de experimentos com milho, descritos no item 3, foram analisados pelo modelo bi-segmentado descontínuo, proposto neste estudo, de duas formas: sem o uso das correções devidas ao erro nas variáveis independentes; e, com o uso das correções deduzidas. Além disso, também foram calculadas as razões entre as estimativas obtidas nas duas formas para quantificar o efeito do erro nas variáveis independentes. Para as análises sem correção bastou fazer $\tau_j = \hat{\tau}_j$ em (18.) e $\sigma_v^2 = 0$ quando apareceu nas expressões. Para se proceder aos cálculos, conforme a metodologia, foi escrito um programa

para computador, em linguagem Pascal (Apêndice 2). Este programa calcula: as estatísticas para o teste de homogeneidade das variâncias residuais; a análise da variância com desdobramento da interação; os números de graus de liberdade; e, a análise de estabilidade com e sem o erro na variável independente, bem como a razão entre estas estimativas, seguindo todos os procedimentos descritos.

4.4. Simulação

A análise de um só (ou poucos) grupo de experimentos com e sem o uso das correções devidas ao erro nas variáveis independentes, conforme foi procedido nos itens 4.1. a 4.3., não fornece informações seguras da importância deste erro sobre a estimação e testes de hipóteses. Além disso, queria-se identificar e quantificar quais eram os níveis dos parâmetros de um grupo de experimentos que têm influência sobre este erro e sobre a própria eficiência da análise de estabilidade.

Para este estudo, simularam-se experimentos caracterizados pelos parâmetros do modelo (bi-segmentado descontínuo) $\beta_{0i}, \beta_{1i}, \beta_{2i}, \beta_{3i}, \sigma_{\delta i}^2, \sigma_{\tau}^2, \sigma_b^2, \sigma^2, J$ e K ($i=1,2,\dots,I$) conhecidos com base no grupo de experimentos analisados anteriormente. Gerou-se, então, por métodos computacionais, denominado de *Simulação*, $S=1000$ grupos ou tipos (denominado por caso) de experimentos com uma caracterização, qualquer, pré-definida. Para um conjunto

básico (fixos para todos os casos) dos parâmetros β_{0_i} , β_{1_i} , β_{2_i} e β_{3_i} os S experimentos de um dado caso foram obtidos fixando-se os parâmetros σ_τ^2 , σ_δ^2 , σ_b^2 , σ^2 , I, J e K. Ao todo, foram estudados 17 casos, fazendo-se variar (para mais e para menos) os parâmetros σ_τ^2 (três níveis), σ_δ^2 (três níveis), σ_b^2 (três níveis), σ^2 (três níveis), I (27 e 54), J (10, 15 e 30), K (4 e 8) e a forma de distribuição (normal ou equidistante) da variável independente.

Foi utilizado o método de BOX & MULLER (1958) para gerar as variáveis independentes com distribuição normal de média zero e variância um que são denotadas por $Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n$. Por este método, para se obter uma variável X_i com média zero e variância σ_x^2 basta calcular

$$X_i = Z_i \sigma_x.$$

Para cada caso ou caracterização de experimento planejado, cada um dos S experimentos foi simulado e analisado usando-se a seguinte estratégia de ação:

Passo 1) Definiram-se os parâmetros β_{0_i} , β_{1_i} , β_{2_i} , β_{3_i} , σ_δ^2 , σ_τ^2 , σ_b^2 , σ^2 , J, K, para $i=1, 2, \dots, I$;

Passo 2) Simulou-se o experimento de ordem s usando os dados do passo 1, na seguinte sequência:

Sub-passo 1) Obtiveram-se J observações τ_j com distribuição normal de média zero e variância σ_τ^2 e independentes. Aqui os τ_j são as variáveis independentes paramétricas, desprovidas de erro, no caso que a

distribuição em estudo é a normal. Se a distribuição da variável independente é a equidistante, situações em que o pesquisador escolhe de forma aproximadamente equidistante os J ambientes, a partir de uma população de ambientes com amplitude de variação conhecida a priori, então, na simulação, obtiveram-se J valores τ_j equidistantes no intervalo $H=4S_\tau$, onde S_τ é o desvio padrão das J observações τ_j simuladas. Nos dois casos procedeu-se às codificações $Z_j=1$ se $\tau_j>0$ e $Z_j=0$ se $\tau_j\leq 0$;

Sub-passo 2) Calculou-se a soma

$$\mu_{ij} = \beta_{0i} + \beta_{1i}\tau_j + \beta_{2i}\tau_j Z_j + \beta_{3i}Z_j$$

para $i=1,2,\dots,I$ e $j=1,2,\dots,J$;

Sub-passo 3) Obtiveram-se IJ observações δ_{ij} , independentes com distribuição normal de média zero e variância $\sigma_{\delta_i}^2$, e fez-se a soma

$$Y_{ij} = \mu_{ij} + \delta_{ij} ;$$

Sub-passo 4) Para cada nível j obtiveram-se K observações $b_{k(j)}$, independente e normalmente distribuídas com média zero e variância σ_b^2 e dentro de cada nível k ($k=1,2,\dots,K$) obtiveram-se I observações e_{ijk} independente e normalmente distribuídas com média zero e variância σ^2 e procedeu-se à soma

$$Y_{ijk} = Y_{ij} + b_{k(j)} + e_{ijk} ,$$

o que resultou em uma matriz tri-dimensional de observações;

Passo 3) Foi realizada a análise dos dados do experimento simulado, calculando-se $\bar{Y}_{ij}$, $\hat{\sigma}_{\delta_i}^2$, $\hat{\sigma}_b^2$ e $\hat{\sigma}^2$ e

$\hat{\tau}_j$ conforme o modelo (1)

Passo 4) Fez-se a análise de estabilidade pelo modelo (16.), obtendo-se as estimativas dos parâmetros definidos no passo (1) bem como suas variâncias, usando-se as variáveis independentes diferenciadas quanto a três formas, dadas por:

Sub-passo 1) (Análise tipo P) Supôs-se que as variáveis independentes τ_j eram conhecidas, e portanto, desprovidas de erro. Neste caso, τ_j foi o mesmo usado para gerar o experimento, no passo (2) e, neste tipo, não foram usadas as correções devido ao erro nas variáveis independentes descritas nos itens 4.3.2 e 4.3.3;

Sub-passo 2) (Análise tipo E) Supôs-se que a variável independente τ_j era provida de erro estimado a partir dos dados do experimento simulado. Neste caso usou-se $\hat{\tau}_j$ (índice ambiental) como variável independente e não se usaram as correções devidas ao erro em $\hat{\tau}_j$, descritas na metodologia para o modelo(16). Este procedimento é o usualmente empregado nas análises de estabilidade;

Sub-passo 3) (Análise tipo EC) Ídem ao tipo E, sub-passo anterior, com o uso das correções devidas aos erros nas variáveis independentes do modelo.

Passo 5) Para cada tipo de análise (P, E e EC) no s-ésimo experimento simulado foram calculadas as estimativas de β_{0_i} , β_{1_i} , β_{2_i} , β_{3_i} , $\sigma_{\delta_i}^2$, $\text{Var}(\hat{\beta}_{1_i})$, $\text{Var}(\hat{\beta}_{2_i})$, $\text{Var}(\hat{\beta}_{3_i})$ e as razões entre as estimativas tipo E e EC, ou seja: $100.E/EC$ e, foram calculados ainda:

$$t(\beta_{r_i}) = (\hat{\beta}_{r_i} - \beta_{r_i}) / \{\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_{r_i})\}^{1/2}, \text{ para } r=1,2,3;$$

$$th(\beta_{r_i}) = (\hat{\beta}_{r_i} - H_0(r)) / \{\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_{r_i})\}^{1/2}, \text{ para } r=1,2,3$$

e $H_0(1) = 1, H_0(2) = H_0(3) = 0;$

Passo 8) Com os S experimentos, para $i=1,2,\dots,I$, e cada tipo de análise (P; E; EC) e para a razão E/EC (razão das estimativas) foram calculadas as seguintes estatísticas:

a) A média de $\hat{\beta}_{0_i}, \hat{\beta}_{r_i}, \hat{\sigma}_{\delta i}^2, \hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_{r_i}), t(\beta_{r_i})$, para $r=1,2,3;$

b) O erro quadrático médio (EQM), definido para um estimador $\theta = (\beta_{0_i} \text{ e } \sigma_{\delta i}^2)$, sendo

$$\text{EQM}_{(\hat{\theta})} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S (\hat{\theta}_s - \theta)^2;$$

c) A variância de $t(\beta_{r_i})$, para $r=1,2,3$. A esperança matemática desta variância é dada por $(J-4)/(J-6);$

d) A frequência de $t(\beta_{r_i}) > 0$, $r=1,2,3$ para verificar a simetria da distribuição de t , dado que a esperança desta frequência é de 0,5;

e) A frequência de $|t(\beta_{r_i})| > t_{\alpha/2}$, $r=1,2,3$, que estima o erro tipo I, onde $t_{\alpha/2}$ é o valor da tabela de t com nível α de erro e $J-4$ graus de liberdade;

f) A frequência de $|th(\beta_{r_i})| > t_{\alpha}$, $r=1,2,3$, onde t_{α} é o valor da tabela de t com nível α de erro (unilateral) e $J-4$ graus de liberdade. Para $\beta_{r_i} = H_0(r)$ estima-se 2α e caso contrário, estima-se o poder do teste.

Para as estatísticas de EQM, variância de $t(\beta_{r_i})$, e as de frequências foram calculadas as razões das médias (E/EC) por cultivar _{i} , após a simulação dos S experimentos.

Médias gerais e médias indexadas pelo tipo de análise (P; E; EC) e a razão E/EC e por níveis de β_{r_i} ($r=1,2,3$) foram calculadas para as diferentes estatísticas definidas anteriormente, em cada um dos 17 casos ou caracterização dos experimentos.

Para as simulações e análise dos dados, escreveu-se uma programa para micro-computador PC em linguagem PASCAL (Apêndice 3).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste item, os resultados são apresentados e discutidos na mesma sequência apresentada na metodologia. São também discutidos alguns resultados teóricos obtidos na metodologia, os quais, também, foram usados na análise dos dados reais de um grupo de experimentos de milho e nas simulações.

5.1. Análise inicial

Para o grupo de experimentos, descritos no item 3, os quadrados médios residuais e de blocos, médias e coeficiente de variação estão relacionados na Tabela 5, abrangendo os 16 ambientes (locais). A estatística χ^2 de Bartlett foi calculada como sendo 138,48 com 15 graus de liberdade e, portanto, a hipótese da homocedasticidade das variâncias dos resíduos foi rejeitada. No entanto, este teste é, segundo alguns autores, muito rigoroso e/ou sensível à falta de normalidade dos dados e, por isto, foi usado o critério de Cochran, que resultou em $F^*=3,62$ que é menor que 7 e, com isto, por este critério, pôde-se aceitar

a hipótese da homocedasticidade. No entanto, como precaução, neste estudo, foi usada a correção dos graus de liberdade, pelo critério de Cochran, quando da verificação da significância da interação entre cultivares e ambientes.

O quadro da análise da variância (Tabela 6) apresentou uma estatística F significativa ($\alpha \leq 1\%$) para a interação com $g_1=531$ e $g_2=1683$ graus de liberdade, corrigidos pelo critério de Cochran. Também apresentou significância ($\alpha \leq 1\%$) para a variância ambiental, considerando $g_1=15$ e $g_2=97$ graus de liberdade. O fato das variâncias da interação e de ambientes serem significativas é uma indicação para se proceder à análise de estabilidade. Além disso, o efeito de cultivares também foi significativo ($\alpha \leq 1\%$), indicando que algum contraste entre as médias é diferente de zero.

Quando a interação é significativa espera-se, por exemplo, que a variância de ambientes dentro dos diferentes cultivares seja diferente e/ou haja falta de correlação entre os cultivares. O desdobramento da interação (Tabela 6) mostra que as variâncias de ambientes foram significativas ($\alpha \leq 1\%$), com $g_1=15$ e $g_2=895$ graus de liberdade, dentro de todos os 42 cultivares, o que não descarta a possibilidade de que, para alguns cultivares, o nível de significância seja maior do que para outros cultivares.

Da análise da Tabela 6 conclui-se que todos os cultivares avaliados no grupo de experimentos são sensíveis

à variação ambiental, porém, não igualmente, pois a interação foi significativa. Assim, se fez necessária uma análise funcional, a qual relaciona o comportamento do efeito de ambiente sobre cada cultivar.

5.2. Escolha do modelo

A escolha do modelo, proposto neste estudo, com base na curva de Gompertz, foi justificada, definida e explicada na metodologia. Este modelo é denominado de bi-segmentado descontínuo.

Na Tabela 7 estão representadas as estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo(8) e os respectivos coeficientes de determinação, para diferentes faixas de variação na variável independente(X) do modelo(4), com os dados da Figura 1.

A primeira informação importante que se pode obter da Tabela 7 é que o modelo(8), bi-segmentado descontínuo, é muito eficiente no sentido de explicar a relação entre as variáveis dependente e independente, dado que o coeficiente de determinação, em todos os casos, foi superior a 99% . Além disso, as falhas de observações na variável independente causaram, relativamente, pouca distorção nas estimativas dos parâmetros. Aqui, o coeficiente de determinação tem o sentido de eficiência do modelo bi-segmentado descontínuo, pois os dados foram os ajustados pelo modelo (4), isto é, com falta de ajuste nulo. Assim, se, para um cultivar qualquer, o coeficiente

Tabela 5. Quadrado médio de resíduo(QMR), quadrado médio de blocos(QMB), média, coeficiente de variação (CV) e variáveis independentes ($\hat{\tau}$, $\hat{\tau}z$ e z) para os ambientes do grupo de experimentos de milho (t/ha).

Amb.	QMR	QMB	Média	CV%	$\hat{\tau}$	$\hat{\tau}z$	z
1	0,19507	1,62378	6,1378	7,20	1,1082	1,1082	1
2	0,24952	2,14828	2,4056	20,77	-2,6240	0,0000	0
3	0,22449	0,22347	3,7661	12,58	-1,2635	0,0000	0
4	0,30937	3,65387	3,1383	17,72	-1,8913	0,0000	0
5	0,23620	0,42510	7,1643	6,78	2,1347	2,1347	1
6	0,55380	1,07390	5,9546	12,50	0,9250	0,9250	1
7	0,26300	0,86228	4,7851	10,72	-0,2445	0,0000	0
8	0,43205	8,15047	5,3305	12,33	0,3009	0,3009	1
9	0,41080	1,19500	3,3011	19,42	-1,7285	0,0000	0
10	0,25718	14,23578	8,2258	6,17	3,1962	3,1962	1
11	0,59137	2,47235	6,6520	11,56	1,8225	1,8225	1
12	0,21010	1,07320	5,7088	8,03	0,6792	0,6792	1
13	0,26058	1,91569	4,9604	10,29	-0,0692	0,0000	0
14	0,16334	2,09207	2,2268	18,15	-2,8028	0,0000	0
15	0,21807	0,43445	5,9472	7,85	0,9176	0,9176	1
16	0,23500	6,01720	4,7689	10,17	-0,2607	0,0000	0
Média	0,30062	2,97480	5,0296	12,02	0,0000	0,68027	0,5

Tabela 6. Quadro da análise da variância com desdobramento da interação referente ao grupo de experimentos de milho (t/ha).

FONTE DE VAR.	GL	SQ	QM	FC(Sob Ho)	
CULTIVAR (C)	41	627,368756	15,301677	11,973	*
AMBIENTE (A)	15	7378,137179	491,875812	115,729	*
INT. C x A	615	785,979210	1,278015	4,251	*
BLOCO/AMB.	48		2,974806	9,895	*
RESIDUO	1968		0,300621		
----- desdobramento de: C x A + A -----					
AMB./CULT.	630	8164,116389	12,958915		
AMB./CULT. 1	15	196,278468	13,085231	35,919	*
AMB./CULT. 2	15	238,669850	15,911323	43,677	*
AMB./CULT. 3	15	218,777430	14,585162	40,036	*
AMB./CULT. 4	15	236,782572	15,785505	43,331	*
AMB./CULT. 5	15	249,199647	16,613310	45,604	*
AMB./CULT. 6	15	183,836159	12,255744	33,642	*
AMB./CULT. 7	15	264,789719	17,652648	48,457	*
AMB./CULT. 8	15	174,115790	11,607719	31,863	*
AMB./CULT. 9	15	215,823342	14,388223	39,496	*
AMB./CULT.10	15	220,432860	14,695524	40,339	*
AMB./CULT.11	15	215,106896	14,340460	39,365	*
AMB./CULT.12	15	184,519143	12,301276	33,767	*
AMB./CULT.13	15	248,617630	16,574509	45,497	*
AMB./CULT.14	15	163,052518	10,870168	29,839	*
AMB./CULT.15	15	168,875288	11,258353	30,904	*
AMB./CULT.16	15	223,170280	14,878019	40,840	*
AMB./CULT.17	15	149,540914	9,969394	27,366	*
AMB./CULT.18	15	173,501698	11,566780	31,751	*
AMB./CULT.19	15	150,398358	10,026557	27,523	*
AMB./CULT.20	15	158,206223	10,547082	28,952	*
AMB./CULT.21	15	186,211847	12,414123	34,077	*
AMB./CULT.22	15	153,152904	10,210194	28,027	*

continua...

Tabela 6. Quadro da análise da variância com desdobramento da interação referente ao grupo de experimentos de milho (t/ha).
...continuação.

FONTE DE VAR.	GL	SQ	QM	FC(Sob Ho)	
AMB./CULT. 23	15	183,966638	12,264443	33,666	*
AMB./CULT. 24	15	184,056812	12,270454	33,682	*
AMB./CULT. 25	15	244,026906	16,268460	44,657	*
AMB./CULT. 26	15	223,016052	14,867737	40,812	*
AMB./CULT. 27	15	206,206568	13,747105	37,736	*
AMB./CULT. 28	15	176,461351	11,764090	32,292	*
AMB./CULT. 29	15	188,052711	12,536847	34,414	*
AMB./CULT. 30	15	152,044538	10,136303	27,824	*
AMB./CULT. 31	15	165,343456	11,022897	30,258	*
AMB./CULT. 32	15	137,895615	9,193041	25,235	*
AMB./CULT. 33	15	190,800432	12,720029	34,917	*
AMB./CULT. 34	15	208,620432	13,908029	38,178	*
AMB./CULT. 35	15	235,966408	15,731094	43,182	*
AMB./CULT. 36	15	264,114214	17,607614	48,333	*
AMB./CULT. 37	15	229,552050	15,303470	42,008	*
AMB./CULT. 38	15	188,724783	12,581652	34,537	*
AMB./CULT. 39	15	171,843991	11,456266	31,448	*
AMB./CULT. 40	15	104,080431	6,938695	19,047	*
AMB./CULT. 41	15	185,270330	12,351355	33,905	*
AMB./CULT. 42	15	151,013140	10,067543	27,635	*

* = significativo ao nível $\alpha \leq 1\%$.

Tabela 7. Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), sobre a curva de Gompertz (dados da Figura 1), para diferentes intervalos de variação da variável independente(X).

Variação de X :	B ₀	B ₁	B ₂	B ₃	R ² (%)
0 a 49 e 50 a 100	1667,5	38,08	-21,67	262,5	99,24
0 a 25 e 49 a 100	1798,4	37,58	-22,27	228,3	99,34
0 a 50 e 75 a 100	1486,1	36,99	-18,07	262,1	99,18
0 a 38 e 62 a 100	1499,5	33,38	-20,76	565,3	99,63
0 a 24 e 25 a 50	519,5	23,58	23,25	97,8	99,65
0 a 12 e 24 a 50	616,2	25,54	21,19	92,7	99,68
0 a 25 e 37 a 50	452,4	21,76	24,69	95,6	99,75
0 a 19 e 31 a 50	420,7	18,04	27,99	210,9	99,90
50 a 74 e 75 a 100	2452,6	25,70	-16,78	-17,8	99,51
50 a 62 e 74 a 100	2478,3	24,80	-16,09	-23,0	99,59
50 a 75 e 87 a 100	2423,9	26,59	-17,04	-17,9	99,59
50 a 69 e 81 a 100	2501,5	28,44	-20,56	-48,0	99,85
20 a 49 e 50 a 80	1786,4	46,68	-23,55	51,9	99,89
20 a 35 e 49 a 80	1858,1	45,63	-23,40	47,4	99,92
20 a 50 e 64 a 80	1703,8	47,00	-22,88	63,6	99,88
20 a 43 e 57 a 80	1800,6	47,36	-26,90	95,2	99,97
20 a 34 e 35 a 50	1080,4	46,30	-1,75	25,9	99,97
20 a 27 e 34 a 50	1136,6	46,70	-2,51	21,4	99,97
20 a 35 e 42 a 50	1038,7	46,01	-1,33	28,5	99,97
20 a 31 e 38 a 50	1070,4	44,88	-1,08	49,3	99,99
50 a 64 e 65 a 80	2235,5	30,39	-13,52	-0,6	99,86
50 a 57 e 64 a 80	2255,3	29,52	-13,02	1,3	99,88
50 a 65 e 72 a 80	2214,7	30,89	-13,72	1,9	99,88
50 a 61 e 68 a 80	2261,3	32,41	-16,27	-16,7	99,96

continua...

Tabela 7. Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), sobre a curva de Gompertz (dados da Figura 1), para diferentes intervalos de variação da variável independente(X).

...continuação

Variação de X	B_0	B_1	B_2	B_3	$R^2(\%)$
30 a 49 e 50 a 70	1783,8	46,25	-18,78	16,4	99,93
30 a 40 e 49 a 70	1829,9	45,44	-18,47	13,2	99,94
30 a 50 e 59 a 70	1742,1	46,93	-18,23	7,4	99,92
30 a 45 e 55 a 70	1806,3	47,82	-22,32	22,4	99,98
30 a 39 e 40 a 50	1334,2	48,86	-6,31	7,6	99,99
30 a 35 e 39 a 50	1357,8	48,79	-6,23	5,3	99,99
30 a 40 e 44 a 50	1318,8	48,99	-6,08	6,2	99,99
30 a 38 e 42 a 50	1335,8	49,09	-6,98	9,3	100,00
50 a 59 e 60 a 70	2098,8	32,93	-10,22	2,2	99,94
50 a 55 e 59 a 70	2113,0	32,73	-10,02	-0,6	99,95
50 a 60 e 64 a 70	2091,3	33,45	-10,33	-1,0	99,95
50 a 58 e 62 a 70	2106,3	33,97	-11,71	-2,0	99,98

de determinação for CD, então o coeficiente de determinação dado pelo modelo proposto será, por exemplo, 99% de CD.

O modelo bi-segmentado descontínuo, modelo(8), também foi ajustado para diferentes variações nos valores dos parâmetros não-lineares do modelo(4), proporcionalmente bem diferentes dos da Figura 1, causando variações acentuadas na forma da curva. Mesmo assim, a eficiência do ajustamento do modelo proposto foi mantida alta. Apenas nos casos em que, dentro de um pequeno espaço de variação da variável independente a curva foi muito acentuada e com falha de observações no meio deste espaço, então, o ajustamento do modelo não foi bom.

Na metodologia, foi demonstrada a independência dos estimadores do ângulo do primeiro segmento com o ângulo do segundo segmento do modelo (8), ou seja, a covariância entre $\hat{\beta}_1$ e $\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2$ é nula. Esta independência é uma grande vantagem do modelo, pois o pesquisador pode escolher cultivares com uma resposta ideal no segundo segmento sem ser influenciado pela resposta deste mesmo cultivar no primeiro segmento, sob um mesmo modelo e uma variância residual comum aos dois segmentos.

O modelo(8) proposto é equivalente ao modelo de VERMA *et alii* (1978) quanto ao número de graus de liberdade de desvios do modelo, mas tem as vantagens da independência dos ângulos dos dois segmentos e de permitir testarem-se todas as hipóteses sob o resíduo de um modelo único.

Com as estimativas dos parâmetros do modelo (8), representados na Tabela 7, pode-se, facilmente, identificar o tipo de resposta de um cultivar sob uma curva de Gompertz, isto é, se a sua resposta se identifica com o início, o meio, o fim ou toda a curva, sem tomar conhecimento da variação de X , se considerar que:

- O coeficiente β_1 é sempre positivo e reflete o crescimento ou incremento inerente a uma resposta biológica não negativa;

- O coeficiente β_2 pode ser positivo, nulo ou negativo e reflete a mudança de direção da curva na segunda metade (após a média) da mesma. Assim, se β_2 for positivo pode-se deduzir que a resposta do cultivar se refere, aproximadamente, à primeira metade da curva da Figura 1, e que um cultivar com esta característica tem ainda potencial para crescer em rendimento. Nos casos em que β_2 for negativo pode-se deduzir que a resposta do cultivar se identifica, aproximadamente, com a segunda metade da curva na Figura 1 e que um cultivar com esta característica é pouco responsivo a melhoras no valor ambiental. Por último, se β_2 for aproximadamente nulo, indicando paralelismo entre os dois segmentos de reta, a resposta do cultivar se identifica, aproximadamente, com a metade central da curva na Figura 1 e um cultivar com esta característica ainda é responsiva e, dependendo de β_1 e da média, não deve ser descartado. Nestes casos, e só nestes, modelos lineares como o de EBERHART & RUSSELL (1966) são também apropriados;

- O coeficiente β_3 representa um ganho extra, que pode ser positivo ou negativo, no ponto médio da variável independente ou ponto de segmentação e, como β_3 não é independente de β_1 e $\beta_1+\beta_2$, deve ser interpretado como uma complementação de β_1 e β_2 . O efeito de β_3 no modelo é parcial, ou seja, é condicionado a que os demais parâmetros estejam no modelo, por isto se faz necessária uma interpretação simultânea das estimativas dos parâmetros do modelo proposto. Observa-se, na Tabela 7, que β_3 é maior que zero para os segmentos iniciais da curva e/ou quando a amplitude de variação da variável independente corresponde à maior parte da curva e, é negativo para os segmentos finais da curva.

Com base nestes conhecimentos pode-se, a partir das estimativas de β_1 , β_2 e β_3 , identificar um cultivar quanto à forma de sua resposta à variação ambiental, isto é, se a sua posição relativa corresponde a uma faixa inicial, intermediária, final e/ou uma faixa ampla da curva. Uma vez identificada a forma da resposta o pesquisador pode, considerando o seu cultivar ideotipo, selecionar ou descartar cultivares do seu experimento. Deve-se considerar ainda a qualidade do ajustamento do modelo aos dados e as médias dos cultivares nos ambientes inferiores, nos superiores e no geral.

As falhas de observações, em três posições dentro dos segmentos (Tabela 7), não causaram maiores distorções nas estimativas dos parâmetros e mantiveram a

eficiência alta no ajustamento do modelo bi-segmentado descontínuo. Os ângulos β_1 e β_2 foram pouco afetados, no entanto, quando as falhas ocorreram na faixa mais central do segmento, a estimativa de β_3 (parâmetro da descontinuidade) ficou prejudicada ou seja, seu valor absoluto ficou superestimado quando comparado com o caso sem falha. Estas falhas, que não necessariamente representam uma simulação da realidade, tiveram o objetivo de chamar à atenção para o problema do efeito da distribuição da variável independente. É conhecido que, nas análises de regressão, quando a função é desconhecida, é desejável que as variáveis independentes sejam equidistantes no intervalo de interesse. Nas análises de estabilidade, quando a variável independente é o índice ambiental, este é de efeito aleatório e com distribuição, aproximadamente, normal, média zero e variância σ_τ^2 e, com isto, ocorre uma concentração de observações na faixa central da curva e alguns nos extremos. Estes poucos valores extremos, chamados de pontos influentes, é que tem o maior peso na determinação dos ângulos dos dois segmentos, o que pode levar a conclusões falsas sobre o comportamento de um cultivar. No item da simulação este assunto será discutido.

5.3. Modelo com erro de medida nas variáveis

Foram identificados, na metodologia, os erros nas variáveis dependentes (ε_{ij}), nas variáveis independentes (v_j) e as suas covariâncias resultando num modelo denominado

de estrutural e funcional (16). Este modelo, nada mais é do que o modelo bi-segmentado descontínuo(8) com uma estrutura de erros adequada. A denominação funcional se deve a que o modelo estabelece uma relação (uma função) entre as variáveis dependente e independente, e a denominação estrutural se deve ao fato de que as variáveis independentes são aleatórias e existe o envolvimento de uma estrutura de erros de estimativas das variáveis. O processo de estimação e teste de hipóteses do modelo(16) foram apresentados e explicados na metodologia.

O erro da variável dependente ($\bar{Y}_{ij}$), identificado como e_{ij} , cuja variância σ_e^2 foi obtida na equação(10) e estimada pela equação(11) não é a mesma usada por EBERHART & RUSSELL (1966). Estes autores, e outros, ignoraram o componente de variância devida a blocos, quando este existe no delineamento. Pode-se observar na equação(10) que a magnitude deste erro pode ser controlada pelo planejamento e condução dos experimentos.

O efeito do erro da variável independente ($\hat{\tau}_j$), identificado como sendo v_j e cuja variância σ_v^2 foi obtida na equação(14) e estimada pela equação(15), juntamente com suas covariâncias (equações(17, 18, 19 e 20)), é um dos objetivos deste estudo. Observando-se a equação(14), verifica-se que a magnitude deste erro é uma função do número de ambientes, cultivares e blocos (repetições) e das variâncias entre blocos e do erro experimental, todos controláveis no planejamento e condução

dos experimentos.

As estimativas das variáveis independentes do modelo (16) e suas médias estão representados nas três últimas colunas da Tabela 5. Neste grupo de experimentos, o número de ambientes com índices ambientais positivos foi igual ao número de negativos ($p=0,5$) e a diferença entre o maior e o menor índice ambiental observado (5,999 t/ha) pode ser considerado normal para a cultura do milho em diferentes ambientes, podendo-se, então, estudar o comportamento dos cultivares diante desta variação ambiental. Além disso, os índices ambientais estimados são, aproximadamente, eqüidistantes.

A matriz de variâncias-covariâncias das estimativas das variáveis independentes, sem e com correção devida ao erro, bem como as respectivas inversas, estão representadas na Tabela 8. O erro da variável independente $\hat{\tau}$ foi estimado como sendo: $\hat{\sigma}_v^2 = (16-1)(2,974806)/(42.16.4) = 0,016600478 \text{ (t/ha)}^2$, com $nv=48$ graus de liberdade e representa apenas 0,57% da variância $S^2(\hat{\tau})$ da variável $\hat{\tau}$, pois, $S^2(\hat{\tau})=2,9278322139$ (elemento (1;1) da primeira matriz da Tabela 8). Assim, $\hat{\sigma}_{\tau}^2 = S^2(\hat{\tau}) - \hat{\sigma}_v^2 = 2,911231736$ é a estimativa da variância do índice τ não observado. De forma semelhante, a correção na variância $S^2(\hat{\tau z})$ representa 0,93% da mesma e, ainda, para a covariância $S(\hat{\tau}; \hat{\tau z})$ o erro representa 0,60% desta variância. Pode-se observar que a magnitude da variância do erro $\hat{\sigma}_v^2$ depende muito dos valores do número de cultivares, de repetições e de ambientes e da

estimativa do quadrado médio de blocos dentro de ambientes (ver equações 14 e 15). Mas neste grupo de experimentos, pode-se afirmar que o número de cultivares foi grande ($I=42$) e, apesar da significância da variância de blocos (Tabela 6), o erro foi proporcionalmente pequeno. Observando-se que um número maior de ambientes apenas estima melhor o QMB|A e, além disso, $(J-1)/J$ tende para um, pode-se afirmar que, neste experimento, a significância de blocos foi compensada pelo número maior de cultivares e de ambientes resultando num pequeno erro de estimativa nas variáveis independentes. Para grupos de experimentos com poucos cultivares e poucos ambientes o erro possivelmente, será, proporcionalmente, bem maior.

A variância do erro na variável dependente ($\hat{\sigma}_e^2$), estimado pela equação (11) foi igual a 0,0910731 com $nc = 895$ graus de liberdade, sendo que o componente $\hat{\sigma}_b^2$ participa com 21,2% desta variância, o que mostra bem, neste caso, a importância da obtenção correta dos componentes de variância das fontes do erro.

As estimativas dos parâmetros β_0 , β_1 , β_2 e β_3 do modelo (16) proposto, bem como as médias e desvio padrão entre estas estimativas, obtidas sem o uso da correção devida ao erro v_j nas variáveis independentes, estão representadas na Tabela 9, para os 42 cultivares de milho. Observa-se que a média das estimativas do parâmetro β_1 foi igual a um e, que, se se considerar a hipótese alternativa $H_1: \beta_1 > 1$ então, apenas os cultivares 2 e 4 possuem β_1

significativamente ($\alpha \leq 5\%$) maiores que um, e, se se considerar a hipótese alternativa $H_1: \beta_1 < 1$ então, os cultivares 17, 21, 22 e 38 possuem β_1 significativamente ($\alpha \leq 5\%$) menor que um. As médias das estimativas de β_2 e de β_3 são iguais a zero. A hipótese $H_0: \beta_2 = 0$ foi rejeitada ($\alpha \leq 5\%$) em favor da hipótese alternativa $H_1: \beta_2 > 0$, somente para o cultivar 38 e, a hipótese $H_0: \beta_3 = 0$ foi rejeitada ($\alpha \leq 5\%$) em favor da hipótese alternativa $H_1: \beta_3 > 0$ somente para o cultivar 9. Não houve cultivares com β_2 ou β_3 , significativamente menores que zero. As estimativas das estatísticas t referentes aos testes de hipóteses dos parâmetros (β_1 , β_2 , β_3), sem uso da correção, estão representadas na Tabela 10. Conclusões semelhantes, quanto aos testes de hipóteses, foram obtidas quando se usou a correção devida ao erro nas variáveis independentes (Tabelas 11 e 12)

Pelo modelo proposto, β_{0_i} não é a média do cultivar i , no entanto a média dos $\hat{\beta}_{0_i}$ ($i=1,2,\dots,I$) é igual à média geral do experimento, como pode ser verificado nas Tabelas 5, 9 e 11. O fato de β_{0_i} não ser a média do cultivar i pode, então, ser contornado durante o procedimento de seleção ou descarte dos cultivares fazendo-se o uso das médias dos cultivares (Tabela 13) e das estimativas dos coeficientes β_1 , β_2 , β_3 e de $\sigma_{\delta_i}^2$.

Por construção do modelo proposto, a média das estimativas de β_1 é igual a um e a média das estimativas de β_2 e β_3 são iguais a zero, independente do uso ou não da

correção devida ao erro na variável independente. No entanto, o uso da correção na estimação dos parâmetros β_0 , β_1 , β_2 e β_3 resulta num maior desvio padrão entre estas estimativas, ou seja, as estimativas obtidas com o uso da correção são mais dispersas (1,5% para β_1 ; 1,8% para β_2 ; e 1,1% para β_3) em torno da mesma média (Tabelas 9 e 11). Este fato pode facilitar ao pesquisador a discriminação entre os cultivares.

As razões percentuais entre as estimativas dos parâmetros (β_0 , β_1 , β_2 e β_3) sem (Tabela 9) e com (Tabela 11) correção devida ao erro nas variáveis independentes, representados na Tabela 14, indicam que as estimativas são ora sub e ora super estimadas para os diferentes cultivares. No entanto, pode-se afirmar que, em média, β_0 e β_1 foram corretamente estimados e β_2 e β_3 foram subestimados, com erro pequeno (1,6% e 1,7%), quando a correção não foi utilizada.

Usando o resultado da metodologia, após a equação (21), onde foi mostrada a expressão da covariância entre o erro composto (ψ_{ij}) e a variável independente $\hat{\tau}_j$, pode-se obter uma estimativa para a mesma dada por

$$\hat{\text{Cov}}(\psi_{ij}; \hat{\tau}_j) = (1 - \hat{\beta}_{1i} - p \hat{\beta}_{2i}) \hat{\sigma}_v^2,$$

para o cultivar i . Como a média de $\hat{\beta}_1 = 1$ e de $\hat{\beta}_2 = 0$ então, a estimativa da covariância da média é nula, ou seja, a média das estimativas dos parâmetros, com e sem correção, é igual (Tabelas 9 e 11). Lembrando que, neste caso, a média das razões não é a razão das médias, então, o uso das razões

percentuais e suas médias (Tabela 14) representam adequadamente o efeito relativo do erro nas variáveis independentes.

A razão percentual entre as estimativas obtidas, sem e com correção, para o parâmetro β_1 é próxima de 100%, variando entre 99,5% e 100,7%, para uma média de 100,06% e um desvio padrão de 0,3%, portanto estas estimativas de β_1 são bem consistentes e o efeito do erro v_j na estimação de β_1 pode ser considerado inexistente, para este conjunto de dados.

As estimativas de β_2 , com e sem correção, apresentaram uma razão percentual variando entre 95,4% e 105,4% para uma média de 98,4% e desvio padrão de 1,5% . De forma semelhante, as estimativas de β_3 , com e sem correção, apresentaram uma razão percentual variando entre 55,6% e 115,2%, para uma média de 98,3% e desvio padrão de 8,1% . Portanto, as razões percentuais (que representam o efeito da presença do erro v_j no modelo) para o parâmetro β_3 são bem mais instáveis ou sensíveis ao erro, comparado com os parâmetros β_1 e β_2 . A média das estimativas de β_2 e β_3 , com e sem correção, é igual a zero e por isto, muitas estimativas são próximas de zero. Nestes casos, a razão percentual é bem maior ou menor que 100%, o que pode ser observado numa análise das Tabelas 9, 11 e 14. Isto se deve ao fato de que valores próximo de zero, em geral, são proporcionalmente mais sensíveis ao efeito do erro. Para os testes de hipóteses sobre β_2 e β_3 este efeito maior do erro

nas estimativas próximas de zero não deve causar transtornos, pois sendo estimativas próximas de zero, as respectivas hipóteses não serão rejeitadas, tanto para o uso quanto o não uso da correção. O que realmente é importante, neste caso, é que os parâmetros β_2 e β_3 , na média, são ligeiramente subestimados quando a correção não é utilizada e, em nenhum cultivar o efeito foi tal que invertesse o sinal da estimativa. Há, portanto, uma leve indicação para que o uso da correção na estimação e teste de hipóteses seja procedida.

As estatísticas t dos testes de hipóteses sobre os parâmetros (β_1 , β_2 e β_3), representados nas Tabelas 10 e 12, e a razão percentual entre estas estimativas (Tabela 15) levam a conclusões semelhantes, quanto ao efeito do erro, às das obtidas com as estimativas dos respectivos parâmetros e, com isto, se conclui indiretamente que as variâncias destas estimativas são também pouco afetadas pela correção devida ao erro nas variáveis independentes. Esta conclusão é reforçada se se verificar a semelhança dos coeficientes de determinação obtidos sem (Tabela 10) e com (Tabela 12) correção, devida ao erro, e à respectiva razão percentual entre estes coeficientes (Tabela 15).

A média dos coeficientes de determinação foi de 92,10%, tanto com o uso como sem o uso da correção, variando entre 75,90% e 97,45%. Os coeficientes de determinação indicam a qualidade do ajustamento do modelo

aos dados e, como, em média, estes valores são altos, pode-se afirmar que o modelo proposto é bom para explicar a variação da produção dos cultivares nos diferentes ambientes. Calculando os coeficientes de determinação pelos modelos de EBERHART & RUSSELL (1966), de CRUZ *et alii* (1989) e pelo proposto e, fazendo o esquema comparativo

	<u>E. RUSSELL</u>	<u>CRUZ</u>	<u>PROPOSTO</u>
Média de R^2	91,12%	91,52%	92,10%
Desvio padrão de R^2	5,59%	5,48%	5,03%
Máximo de R^2	97,20% cult. 8	97,25% cult. 8	97,45% cult. 9
Mínimo de R^2	89,38% cult. 31	70,84% cult. 31	75,90% cult. 31

observa-se que a média pelo método proposto é um pouco superior e o desvio padrão é menor, pelo que se conclui que o modelo proposto se ajusta melhor a estes dados. O modelo proposto se destaca dos demais com maior diferença para os cultivares menos previsíveis (menor coeficiente de determinação). Assim, o modelo proposto neste estudo deve ser adequado para o propósito da análise de estabilidade.

As estimativas da variância de desvios do modelo ($\hat{\sigma}_{\delta_i}^2$) e os respectivos desvios padrão; graus de liberdade estimados ($\hat{f}_{0_i}$); intervalo de confiança (95%) pela distribuição de χ^2 ; e a estatística F, sob a hipótese $H_0: \sigma_{\delta_i}^2 = 0$, sem (Tabela 16) e com (Tabela 17) correção devida ao erro, bem como a razão percentual (Tabela 18) entre estas estimativas, indicam que as estimativas da variância σ_{δ}^2 e os

respectivos graus de liberdade, desvio padrão, intervalo de confiança e $F(\text{Sob } H_0)$ foram subestimados para todos os cultivares deste grupo quando a correção não foi usada. O uso da correção, no caso do cultivar 8, chegou a mudar a decisão sobre o teste de hipótese $H_0: \sigma_{\delta_i}^2 = 0$, passando do não significativo ($\alpha = 22\%$) para o significativo ($\alpha \leq 1\%$) quando a correção foi usada.

O maior efeito da correção foi sobre as estimativas dos graus de liberdade (f_0) do componente de variância $\hat{\sigma}_{\delta}^2$ e o menor efeito foi sobre o desvio padrão da estimativa de σ_{δ}^2 .

Um fato muito importante é que cultivares, como por exemplo o 8 e 9, com coeficiente de determinação de 97% (alto) venham a ter a hipótese $H_0: \sigma_{\delta}^2 = 0$ rejeitada. Este fato pode ser explicado pela relação que existe entre a forma de estimar o coeficiente de determinação e a forma exata de estimar e testar a hipótese sobre a variância σ_{δ}^2 . O coeficiente de determinação é calculado como sendo um quociente entre uma soma de quadrados do modelo (SQR), ajustado para as estimativas dos parâmetros obtidas sem ou com correção e uma soma de quadrados total (SQT), sem correção para o erro. Para o teste de hipótese sobre σ_{δ}^2 , o quadrado médio dos desvios (QMD), calculado por $(SQT - SQR) / (J - 4)$, é corrigido devido ao erro nas variáveis dependente (σ_e^2), independentes (σ_v^2) e suas covariâncias conforme a equação (28), e com isto as estimativas das variâncias dos desvios do modelo (σ_{δ}^2) e dos testes de

hipóteses ficam exatas e livres de erros.

Em geral, nas análises de estabilidade, os pesquisadores calculam erradamente (por desconhecer os componentes de variância de QMD) a estatística $F=QMD/QMR$ para testar a hipótese de que a variância dos desvios do modelo são nulos para um dado cultivar. Nestes casos, a hipótese que está sendo testada é definida por $H_0: \sigma_\delta^2 + \text{resto} = 0$, onde resto é composto por $\left\{ \beta_1' E(SCvv) \beta_1 - 2E(SCve) \beta_1 + \sigma_b^2 \right\}$ e cuja estimativa pode ter grandezas variadas conforme as estimativas de β_1 e β_2 e dos erros das variáveis do modelo e, por isto, causar uma divergência importante na interpretação da hipótese.

Conclui-se, então, que se deve dar maior importância à estimativa com correção de σ_δ^2 e o respectivo teste de hipótese e menos importância para o coeficiente de determinação usual para avaliar a qualidade do ajustamento do modelo aos dados de um cultivar.

A variância dos desvios do modelo que não diferem significativamente de zero é uma importante característica para um cultivar. No presente estudo, para o grupo de 42 cultivares de milho, todas as variâncias $\sigma_{\delta_i}^2$ foram significativamente ($\alpha \leq 1\%$) diferentes de zero, quando a correção foi usada e, neste caso poderia-se selecionar os cultivares com menor valor para o limite superior do intervalo de confiança para esta variância ou, alternativamente, comparar a estimativa da variância $\sigma_{\delta_i}^2$ de

cada cultivar com a média destas estimativas para todos os cultivares.

5.4. A interpretação na análise de estabilidade

Ao se interpretarem os resultados da análise de estabilidade deve-se, primeiramente, relembrar o objetivo do experimento. Este objetivo poderá ser o de *selecionar* os cultivares ideais ou o de *descartar* os cultivares indesejáveis. A idéia é selecionar os melhores cultivares nos ensaios preliminares para substituir os piores (os descartados) nos ensaios Nacionais, Regionais ou avançados. Também, pode-se usar o esquema de seleção nos ensaios avançados para fins de recomendar cultivares para os produtores.

Tomando-se como referência o modelo da curva de Gompertz, pode-se *idealizar* um cultivar superior ou desejável como sendo um cultivar cuja resposta à variação ambiental corresponde à parte inicial da curva ($\beta_1 \leq 1$; $\beta_2 > 0$; $\beta_3 > 0$) e um cultivar inferior ou indesejável como sendo um cultivar que corresponde à parte final da curva ($\beta_1 \geq 1$; $\beta_2 < 0$; $\beta_3 < 0$). No entanto, a posição do cultivar na curva não é a única característica a ser considerada, devendo-se, ainda, avaliar a média e a variância $\sigma_{\delta_i}^2$. Dado ao grande número de parâmetros de estabilidade, a classificação de um cultivar como desejável, indesejável ou intermediário, pelas estimativas de β_{1_i} , β_{2_i} , β_{3_i} , $\sigma_{\delta_i}^2$ e a média do cultivar, e

suas respectivas significâncias dos testes de hipóteses, não é tão simples. Estas medidas devem ser analisados de forma simultânea e comparativa. Simultânea, porque a caracterização de um cultivar depende: da identificação da forma da curva que é definida pelas estimativas de três parâmetros (β_1 ; β_2 ; β_3); da altura da curva em relação aos outros cultivares, obtido pelas médias dos cultivares em ambientes inferiores, superiores e/ou geral; e, da qualidade do ajustamento da curva aos dados, obtida pela estimativa de σ^2_{δ} , o que reflete a previsibilidade da resposta para os anos seguintes. Comparativa, porque o objetivo é o de selecionar os melhores (enquanto não existir um ideotipo) e descartar os piores dentre os cultivares do grupo em estudo.

Cada pesquisador, equipe e/ou Instituição de Pesquisa poderá ter em seus projetos a descrição de um cultivar ideotipo, considerando o seu conceito sobre a agricultura atual e a futura. O modelo proposto, neste estudo, é um procedimento de grande utilidade para auxiliar na identificação do cultivar ideotipo.

Não é objetivo, neste trabalho, dar uma receita de cultivar ideotipo ou de cultivar indesejável, mas, isto se faz necessário para explicar como se pode proceder para a interpretação. Por isto, são propostos dois esquemas, sendo um para seleção e outro para descartar cultivares, dados por:

a) - Esquema de seleção*:

		(Classe)
$\beta_{3i} \Rightarrow$	$>0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$>0 ; \forall \beta_{1i} ; \bar{Y}_i^- > \bar{Y}^- ; \hat{\sigma}_{\delta i}^2 < \hat{\sigma}_{\delta}^2 \quad (S1)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$>1 ; \bar{Y}_i^- > \bar{Y}^- ; \hat{\sigma}_{\delta i}^2 < \hat{\sigma}_{\delta}^2 \quad (S2)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$=1 ; \bar{Y}_i^+ > \bar{Y}^+ ; \hat{\sigma}_{\delta i}^2 < \hat{\sigma}_{\delta}^2 \quad (S3)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$>0 ; \forall \beta_{1i} ; \bar{Y}_i^- > \bar{Y}^- ; \hat{\sigma}_{\delta i}^2 < \hat{\sigma}_{\delta}^2 \quad (S4)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$=0 ; \beta_{1i} > 1 ; \bar{Y}_i^- > \bar{Y}^- ; \hat{\sigma}_{\delta i}^2 < \hat{\sigma}_{\delta}^2 \quad (S5)$

b) - Esquema de descarte*:

		(Classe)
$\beta_{3i} \Rightarrow$	$<0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$<0 ; \forall \beta_{1i} ; \bar{Y}_i^+ < \bar{Y}^+ ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D1)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$<1 ; \bar{Y}_i^- < \bar{Y}^- ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D2)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$=1 ; \bar{Y}_i^- < \bar{Y}^- ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D3)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$<1 ; \bar{Y}_i^- < \bar{Y}^- ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D4)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$=1 ; \bar{Y}_i^+ < \bar{Y}^+ ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D5)$
	$=0 ; \beta_{2i} \Rightarrow$	$=0 ; \beta_{1i} < 1 ; \bar{Y}_i^- < \bar{Y}^- ; \forall \hat{\sigma}_{\delta i}^2 \quad (D6)$

* = Nos dois esquemas, acima, considerar que:

- 1) - O sinal "=" indica não rejeitar H_0 ao nível α ;
- 2) - Os sinais "<" e ">", para os parâmetros β_1 , β_2 e β_3 indicam rejeição da hipótese H_0 em favor da alternativa indicada pelo sinal e, para $\bar{Y}$ e $\hat{\sigma}_{\delta}^2$ tem o sentido numérico de menor e maior;
- 3) - O símbolo " $\forall$ " significa qualquer ou indiferente;
- 4) - $\bar{Y}_i^+$ é a média do cultivar i nos ambientes positivos e $\bar{Y}^+$ é a média dos I cultivares nos ambientes positivos;
- 5) - $\bar{Y}_i^-$ é a média do cultivar i nos ambientes negativos e $\bar{Y}^-$ é a média dos I cultivares nos ambientes negativos;

- 6) - $\bar{Y}_i$ é a média do cultivar i para todos os ambientes e $\bar{Y}$ é a média geral;
- 7) - $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ é a estimativa da variância dos desvios do modelo para o cultivar i e, $\hat{\sigma}_{\delta}^2$ é a média destas estimativas;
- 8) - Classe S_=Seleção e D_=descarte.

Usando o esquema de seleção para os 42 cultivares de milho analisados anteriormente, pode-se destacar os cultivares número 4 (AG.3611) da classe S5; número 9 (XL.540) da classe S3; e número 38 (C.525) da classe S4.

Se, por outro lado, o objetivo do experimento for o de descartar os cultivares indesejáveis, então, pode-se destacar do grupo de 42 cultivares analisados, anteriormente, os cultivares de número 17 (CMS.5205); número 21 (CEP.304); e número 22 (CEP.8616), todos pela classe D6.

Tabela 8. Matrizes variâncias-covariâncias das variáveis independentes da análise de estabilidade do grupo de experimentos de milho (t/ha).

Sem correção devida ao erro nas variáveis

$$\begin{bmatrix} 2,9278322139 & 1,3922049864 & 0,7256261905 \\ 1,3922049864 & 0,8985799536 & 0,3628130952 \\ 0,7256261905 & 0,3628130952 & 0,2666666667 \end{bmatrix}$$

Inversa da matriz anterior

$$\begin{bmatrix} 1,8235624483 & -1,8235624483 & -2,4810462608 \\ -1,8235624483 & 4,2929731122 & -0,8787082132 \\ -2,4810462608 & -0,8787082132 & 11,6966962248 \end{bmatrix}$$

Com correção devida ao erro nas variáveis

$$\begin{bmatrix} 2,9112317361 & 1,3839047475 & 0,7256261905 \\ 1,3839047475 & 0,8902797147 & 0,3628130952 \\ 0,7256261905 & 0,3628130952 & 0,2666666667 \end{bmatrix}$$

Inversa da matriz anterior

$$\begin{bmatrix} 1,8515880930 & -1,8515880930 & -2,5191765268 \\ -1,8515880930 & 4,3726726673 & -0,9108828398 \\ -2,5191765268 & -0,9108828398 & 11,8442275829 \end{bmatrix}$$

Tabela 9. Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, sem correção devida a erro nas variáveis independentes, para os cultivares do grupo de experimentos com milho (t/ha).

Cultivar	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
1	5,7206	1,16422	-0,54678	0,3886
2	5,7311	1,39945*	-0,19015	-0,7752
3	5,1749	1,17893	0,05878	-0,4463
4	5,7910	1,27550*	-0,06075	-0,4339
5	5,4005	1,08688	-0,13842	0,5611
6	5,1921	0,82367	0,38230	-0,0412
7	5,4982	1,23190	-0,05718	-0,0123
8	4,9035	0,98602	0,05296	-0,1197
9	4,5049	0,96418	-0,19585	0,8580*
10	5,7367	1,16696	-0,29984	-0,0170
11	5,9835	1,23928	-0,08482	-0,5016
12	5,4699	0,97221	-0,06181	0,1381
13	5,3980	1,21001	-0,01601	-0,1796
14	4,3215	0,86882	-0,06149	0,2961
15	5,3245	1,06958	-0,26716	0,0696
16	4,2435	0,74655	0,37733	0,4185
17	3,9983	0,76068*	0,06693	0,4227
18	3,9035	0,78519	0,42301	-0,2802
19	4,0415	0,80765	0,28947	-0,2534
20	4,0336	0,89092	-0,02623	0,1657
21	4,0037	0,67139*	0,41431	0,4746
22	3,7066	0,68294*	0,28693	0,2954
23	5,0226	1,09098	-0,19015	0,0289
24	4,8365	1,07274	-0,32258	0,2504
25	5,7406	1,26763	-0,41239	0,2655
26	5,9505	1,34388	-0,12687	-0,8746
27	5,0059	0,80756	0,43687	0,0490
28	5,3057	1,08401	-0,33319	-0,1104
29	5,4477	1,05268	0,02711	-0,3306
30	4,2940	0,97958	-0,26542	-0,0693
31	5,8916	1,30655	-0,77032	-0,5332
32	4,7220	0,77958	0,10586	0,0667
33	5,5063	1,10197	-0,05972	-0,4633
34	5,1226	1,12353	0,02554	-0,2970
35	4,8467	1,03035	0,30241	-0,1678
36	5,0743	1,00783	0,16580	0,4704
37	5,1068	0,82602	0,33931	0,5091
38	5,1419	0,75614*	0,42411*	0,2134
39	4,9948	0,92311	0,01993	-0,0245
40	5,3864	0,77230	0,13083	-0,4440
41	4,6923	0,87985	0,26932	-0,0887
42	5,0719	0,81074	-0,11203	0,5221
Média	5,0296	1,00000	0,00000	0,0000
Des. Padr.	0,6217	0,19650	0,28013	0,3854

* = significativo ao nível $\alpha \leq 5\%$ (unilateral).

Tabela 10. Estimativas da estatística t para os testes de hipóteses dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), sem o uso da correção.

Cultivar	t_{β_1}	t_{β_2}	t_{β_3}	$R^2(\%)$
1	0,81971	-1,77887	0,78592	91,93
2	2,01168*	-0,62414	-1,54148	93,48
3	1,38110	0,29568	-1,36028	96,97
4	1,96547*	-0,28245	-1,22216	96,72
5	0,51995	-0,53988	1,32574	95,58
6	-1,25612	1,77498	-0,11583	95,77
7	1,38452	-0,22249	-0,02908	95,82
8	-0,12709	0,31388	-0,42997	97,26
9	-0,30352	-1,08151	2,87031*	97,45
10	0,55052	-0,64438	-0,02208	83,53
11	1,45161	-0,33535	-1,20141	95,01
12	-0,13517	-0,19596	0,26527	90,96
13	1,16075	-0,05767	-0,39206	94,80
14	-0,64849	-0,19813	0,57805	90,09
15	0,56190	-1,40623	0,22183	96,42
16	-0,86833	0,84257	0,56621	84,93
17	-1,78991*	0,32624	1,24823	95,28
18	-0,88763	1,13922	-0,45721	86,67
19	-1,09332	1,07235	-0,56872	91,87
20	-0,70188	-0,11002	0,42090	93,97
21	-1,93513*	1,59016	1,10362	93,89
22	-1,86670*	1,10102	0,68669	92,56
23	0,80335	-1,09426	0,10079	97,25
24	0,39736	-1,14851	0,54001	92,81
25	1,40981	-1,41573	0,55229	94,17
26	1,58248	-0,38052	-1,58914	91,64
27	-0,90147	1,33380	0,09071	91,27
28	0,29054	-0,75100	-0,15073	81,29
29	0,25008	0,08389	-0,61963	90,68
30	-0,07647	-0,64790	-0,10249	81,49
31	0,96502	-1,58048	-0,66274	75,90
32	-1,27294	0,39844	0,15200	91,41
33	0,38222	-0,14589	-0,68573	85,27
34	0,77568	0,10454	-0,73634	95,20
35	0,19784	1,28467	-0,43173	96,06
36	0,05476	0,75593	1,29928	96,95
37	-1,19425	1,51799	1,37967	96,35
38	-1,93225*	2,19025*	0,66775	96,67
39	-0,33312	0,05629	-0,04190	87,76
40	-1,38107	0,51720	-1,06338	89,69
41	-0,65002	0,94966	-0,18952	92,72
42	-1,11515	-0,43023	1,21460	92,47
Média	-0,03699	0,06114	0,05801	92,10

* = significativo ao nível $\alpha \leq 5\%$ (unilateral).

Tabela 11. Estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, com correção devida a erro nas variáveis independentes, para os cultivares do grupo de experimentos com milho (t/ha).

Cultivar	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
1	5,7240	1,16674	-0,55731	0,3961
2	5,7395	1,40558*	-0,19191	-0,7895
3	5,1786	1,18168	0,06100	-0,4568
4	5,7968	1,27974*	-0,06049	-0,4457
5	5,4023	1,08822	-0,14083	0,5607
6	5,1885	0,82096	0,38932	-0,0434
7	5,5030	1,23547	-0,05709	-0,0222
8	4,9032	0,98581	0,05399	-0,1206
9	4,5042	0,96363	-0,20014	0,8653*
10	5,7402	1,16952	-0,30518	-0,0167
11	5,9885	1,24296	-0,08526	-0,5110
12	5,4693	0,97179	-0,06326	0,1412
13	5,4024	1,21324	-0,01518	-0,1896
14	4,3187	0,86681	-0,06351	0,3044
15	5,3259	1,07065	-0,27236	0,0737
16	4,2382	0,74266	0,38382	0,4203
17	3,9933	0,75700*	0,06700	0,4326
18	3,8990	0,78189	0,43067	-0,2817
19	4,0375	0,80469	0,29446	-0,2521
20	4,0314	0,88924	-0,02739	0,1718
21	3,9968	0,66634*	0,42116	0,4791
22	3,6999	0,67807*	0,29117	0,3029
23	5,0245	1,09238	-0,19362	0,0298
24	4,8380	1,07386	-0,32892	0,2559
25	5,7462	1,27176	-0,41953	0,2641
26	5,9577	1,34916	-0,12762	-0,8880
27	5,0018	0,80460	0,44494	0,0461
28	5,3075	1,08530	-0,33970	-0,1050
29	5,4488	1,05349	0,02797	-0,3340
30	4,2936	0,97927	-0,27109	-0,0607
31	5,8980	1,31126	-0,78474	-0,5264
32	4,7174	0,77619	0,10685	0,0745
33	5,5084	1,10353	-0,06040	-0,4866
34	5,1252	1,12543	0,02677	-0,3038
35	4,8474	1,03082	0,30891	-0,1779
36	5,0745	1,00795	0,16931	0,4653
37	5,1032	0,82334	0,34545	0,5080
38	5,1368	0,75240*	0,43163*	0,2134
39	4,9932	0,92193	0,01992	-0,0213
40	5,3816	0,76880	0,13231	-0,4365
41	4,6898	0,87801	0,27429	-0,0905
42	5,0680	0,80783	-0,11543	0,5346
Média	5,0296	1,00000	0,00000	0,0000
Desv. Padr.	0,6250	0,19952	0,28523	0,3896

* = significativo ao nível $\alpha \leq 5\%$ (unilateral).

Tabela 12. Estimativas da estatística t para os testes de hipóteses dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) do modelo bi-segmentado descontínuo e do coeficiente de determinação (R^2), com o uso da correção.

Cultivar	t_{β_1}	t_{β_2}	t_{β_3}	R^2 (%)
1	0,81965	-1,77987	0,77081	91,93
2	2,01147*	-0,61839	-1,55018	93,48
3	1,38095	0,30125	-1,37474	96,97
4	1,96522*	-0,27609	-1,23976	96,72
5	0,51994	-0,53927	1,30834	95,58
6	-1,25601	1,77442	-0,12042	95,77
7	1,38443	-0,21807	-0,05158	95,82
8	-0,12709	0,31414	-0,42748	97,26
9	-0,30349	-1,08496	2,85841*	97,45
10	0,55052	-0,64390	-0,02143	83,53
11	1,45151	-0,33095	-1,20856	95,01
12	-0,13517	-0,19689	0,26789	90,96
13	1,16069	-0,05367	-0,40850	94,80
14	-0,64847	-0,20089	0,58666	90,09
15	0,56186	-1,40734	0,23217	96,42
16	-0,86831	0,84142	0,56149	84,93
17	-1,78971*	0,32060	1,26141	95,28
18	-0,88760	1,13865	-0,45380	86,67
19	-1,09327	1,07090	-0,55882	91,87
20	-0,70185	-0,11276	0,43102	93,97
21	-1,93496*	1,58682	1,09994	93,89
22	-1,86655*	1,09685	0,69526	92,56
23	0,80330	-1,09384	0,10269	97,25
24	0,39735	-1,14969	0,54515	92,81
25	1,40973	-1,41390	0,54234	94,17
26	1,58237	-0,37575	-1,59317	91,64
27	-0,90143	1,33360	0,08421	91,27
28	0,29054	-0,75168	-0,14164	81,29
29	0,25007	0,08497	-0,61812	90,68
30	-0,07647	-0,64965	-0,08869	81,49
31	0,96497	-1,58057	-0,64610	75,90
32	-1,27287	0,39482	0,16782	91,41
33	0,38222	-0,14487	-0,68205	85,27
34	0,77565	0,10754	-0,74383	95,20
35	0,19782	1,28819	-0,45200	96,06
36	0,05476	0,75783	1,26906	96,94
37	-1,19417	1,51712	1,35950	96,35
38	-1,93200*	2,18811*	0,65925	96,67
39	-0,33312	0,05523	-0,03592	87,76
40	-1,38099	0,51346	-1,03226	89,69
41	-0,64999	0,94950	-0,19081	92,72
42	-1,11505	-0,43516	1,22811	92,47
Média	-0,03699	0,06136	0,05695	92,10

* = significativo ao nível $\alpha \leq 5\%$ (unilateral).

Tabela 13. Média geral, média nos ambientes negativos (Méd. Neg.) e média nos ambientes positivos (Méd. Pos.) para os cultivares de milho (t/ha).

Cultivar	Média	Méd. Neg.	Méd. Pos.
1	5,5429	4,1366	6,9492
2	5,2142	3,8271	6,6013
3	4,9917	3,5709	6,4125
4	5,5328	4,0556	7,0099
5	5,5869	3,9218	7,2520
6	5,4316	4,0715	6,7917
7	5,4531	3,8221	7,0841
8	4,8797	3,5620	6,1974
9	4,8007	3,1931	6,4083
10	5,5242	4,1490	6,8995
11	5,6750	4,2974	7,0526
12	5,4969	4,1471	6,8466
13	5,2973	3,7517	6,8429
14	4,4277	3,1394	5,7160
15	5,1775	3,8693	6,4857
16	4,7094	3,2278	6,1911
17	4,2552	2,9634	5,5470
18	4,0512	2,8353	5,2671
19	4,1117	2,9426	5,2807
20	4,0986	2,8215	5,3758
21	4,5229	3,0902	5,9555
22	4,0494	2,7774	5,3215
23	4,9077	3,5383	6,2771
24	4,7423	3,3770	6,1075
25	5,5928	4,0159	7,1698
26	5,4269	4,1221	6,7318
27	5,3276	3,9071	6,7480
28	5,0239	3,8309	6,2169
29	5,3009	4,0155	6,5862
30	4,0788	2,9613	5,1964
31	5,1010	4,1140	6,0880
32	4,8274	3,6614	5,9934
33	5,2340	4,0070	6,4610
34	4,9915	3,5940	6,3890
35	4,9686	3,4449	6,4922
36	5,4223	3,7031	7,1415
37	5,5922	3,9830	7,2014
38	5,5371	4,1131	6,9611
39	4,9961	3,7389	6,2534
40	5,2534	4,3356	6,1711
41	4,8312	3,4953	6,1671
42	5,2568	3,9689	6,5446
Média	5,0296	3,6690	6,3901

Tabela 14. Razão percentual das estimativas dos parâmetros do modelo bi-segmentado descontínuo, obtidos sem e com {100.sem/com} correção devida ao erro nas variáveis independentes, dos cultivares de milho.

Cultivar	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
1	99,940	99,784	98,110	98,116
2	99,854	99,563	99,083	98,187
3	99,928	99,767	96,353	97,699
4	99,901	99,669	100,429	97,335
5	99,966	99,877	98,286	100,062
6	100,071	100,330	98,196	94,978
7	99,912	99,712	100,161	55,670
8	100,006	100,022	98,091	99,321
9	100,017	100,057	97,852	99,151
10	99,939	99,781	98,248	101,752
11	99,916	99,704	99,477	98,160
12	100,011	100,044	97,711	97,782
13	99,919	99,734	105,482	94,769
14	100,064	100,233	96,826	97,296
15	99,973	99,900	98,089	94,343
16	100,125	100,524	98,309	99,578
17	100,125	100,486	99,894	97,708
18	100,115	100,422	98,221	99,490
19	100,100	100,367	98,305	100,498
20	100,057	100,189	95,782	96,430
21	100,172	100,758	98,375	99,075
22	100,179	100,719	98,543	97,527
23	99,962	99,872	98,206	96,913
24	99,969	99,896	98,070	97,815
25	99,903	99,677	98,297	100,558
26	99,879	99,608	99,417	98,494
27	100,080	100,368	98,185	106,366
28	99,967	99,881	98,084	105,081
29	99,980	99,923	96,925	98,989
30	100,010	100,032	97,909	114,101
31	99,891	99,641	98,162	101,290
32	100,098	100,436	99,073	89,440
33	99,961	99,858	98,869	99,285
34	99,950	99,831	95,438	97,752
35	99,987	99,955	97,896	94,316
36	99,997	99,988	97,925	101,097
37	100,071	100,325	98,224	100,210
38	100,099	100,498	98,257	100,015
39	100,032	100,128	100,050	115,185
40	100,088	100,455	98,887	101,722
41	100,054	100,210	98,188	98,082
42	100,078	100,360	97,057	97,655
Média	100,010	100,060	98,404	98,317
Desv. Padr.	0,083	0,322	1,520	8,080

Tabela 15. Razão percentual das estimativas das estatísticas t dos parâmetros ($\beta_1; \beta_2; \beta_3$) e do coeficiente de determinação (R^2), obtidos sem e com (100sem/com) correção devida ao erro nas variáveis independentes, para os cultivares de milho.

Cultivar	t_{β_1}	t_{β_2}	t_{β_3}	R^2 (%)
1	99,784	98,111	98,117	100,001
2	99,563	99,083	98,187	100,001
3	99,767	96,354	97,700	100,000
4	99,669	100,430	97,336	100,000
5	99,877	98,286	100,062	100,000
6	100,330	98,197	94,979	100,000
7	99,712	100,162	55,670	100,000
8	100,022	98,091	99,322	100,000
9	100,057	97,853	99,151	100,000
10	99,781	98,248	101,753	100,000
11	99,704	99,478	98,160	100,000
12	100,044	97,711	97,783	100,000
13	99,734	105,482	94,770	100,000
14	100,233	96,826	97,297	100,000
15	99,900	98,089	94,344	100,000
16	100,524	98,310	99,578	100,000
17	100,486	99,895	97,709	100,001
18	100,422	98,222	99,490	100,001
19	100,367	98,306	100,499	100,000
20	100,189	95,783	96,430	100,000
21	100,758	98,375	99,075	100,001
22	100,719	98,543	97,528	100,001
23	99,872	98,206	96,913	100,000
24	99,896	98,071	97,815	100,000
25	99,677	98,298	100,559	100,000
26	99,608	99,417	98,494	100,001
27	100,368	98,186	106,366	100,000
28	99,881	98,085	105,081	100,000
29	99,923	96,925	98,990	100,000
30	100,032	97,909	114,101	100,001
31	99,641	98,163	101,291	100,002
32	100,436	99,073	89,440	100,000
33	99,858	98,869	99,285	100,000
34	99,831	95,438	97,753	100,000
35	99,955	97,897	94,317	100,001
36	99,988	97,925	101,098	100,000
37	100,325	98,224	100,210	100,000
38	100,498	98,258	100,015	100,000
39	100,128	100,051	115,185	100,000
40	100,455	98,887	101,723	100,001
41	100,210	98,189	98,082	100,000
42	100,360	97,058	97,655	100,001
Média	100,060	98,404	98,317	100,000

Tabela 16. Estimativas da variância $\hat{\sigma}_g^2$ com respectivo desvio padrão(DP), graus de liberdade(fo), intervalo de confiança (95%) pela distribuição de χ^2 e a estatística F, sob $H_0: \sigma_g^2 = 0$, sem o uso da correção devida ao erro nas variáveis independentes.

Cult.	$\hat{\sigma}_g^2$	DP	fo	Interv. Conf.	g1	F(g1;n5) [#]
1	0,23905	0,13484	75	0,17781; 0,33866	129	4,1807(o)
2	0,23324	0,13247	74	0,17315; 0,33179	129	4,1035(o)
3	0,04700	0,05653	16	0,02606; 0,108828	106	1,6254(o)
4	0,07055	0,06612	27	0,04410; 0,130738	113	1,9387(o)
5	0,13861	0,09387	52	0,09767; 0,212743	123	2,8443(o)
6	0,07102	0,06631	27	0,04439; 0,131609	113	1,9450(o)
7	0,13970	0,09431	52	0,09844; 0,214416	122	2,8588(o)
8	0,00840	0,04084	1	0,00167; 0,840000	95	1,1117(22)
9	0,02351	0,04697	6	0,00976; 0,113758	103	1,3128(2)
10	0,66546	0,30888	111	0,52000; 0,882193	137	9,8544(o)
11	0,13244	0,09135	50	0,09271; 0,204635	122	2,7622(o)
12	0,25651	0,14197	78	0,19181; 0,360176	130	4,4131(o)
13	0,17818	0,11001	62	0,12899; 0,262278	125	3,3708(o)
14	0,24549	0,13747	76	0,18291; 0,346982	129	4,2665(o)
15	0,03504	0,05167	11	0,01758; 0,100901	106	1,4662(o)
16	0,60968	0,28611	109	0,47930; 0,810626	137	9,1123(o)
17	0,05598	0,06019	21	0,03313; 0,114356	113	1,7449(o)
18	0,39068	0,19672	94	0,29927; 0,531845	133	6,1983(o)
19	0,16353	0,10403	59	0,11750; 0,243275	125	3,1759(o)
20	0,10761	0,08123	42	0,07316; 0,173898	120	2,4318(o)
21	0,14612	0,09693	54	0,10357; 0,221830	123	2,9443(o)
22	0,14623	0,09697	54	0,10365; 0,221997	123	2,9456(o)
23	0,01443	0,04329	3	0,00463; 0,196773	111	1,1920(o)
24	0,18456	0,11261	64	0,13424; 0,269862	126	3,4557(o)
25	0,20540	0,12111	69	0,15101; 0,295201	128	3,7330(o)
26	0,29735	0,15863	84	0,22453; 0,412577	131	4,9565(o)
27	0,28378	0,15309	82	0,21360; 0,395479	131	4,7759(o)
28	0,59670	0,28081	108	0,46479; 0,794227	137	8,9395(o)
29	0,27397	0,14909	81	0,20589; 0,382613	131	4,6454(o)
30	0,49532	0,23943	102	0,38321; 0,665384	135	7,5906(o)
31	0,73899	0,33890	114	0,57924; 0,975734	138	10,8328(o)
32	0,15556	0,10078	57	0,11118; 0,233156	125	3,0699(o)
33	0,49431	0,23902	102	0,38243; 0,664028	135	7,5771(o)
34	0,11754	0,08527	45	0,08088; 0,186506	120	2,5639(o)
35	0,10255	0,07916	40	0,06912; 0,167908	119	2,3645(o)
36	0,07702	0,06876	30	0,04918; 0,137618	115	2,0248(o)
37	0,08351	0,07140	32	0,05400; 0,146108	114	2,1112(o)
38	0,03994	0,05366	13	0,02098; 0,103637	105	1,5314(o)
39	0,34715	0,17896	90	0,26446; 0,475910	133	5,6191(o)
40	0,13252	0,09138	50	0,09277; 0,204759	122	2,7633(o)
41	0,18995	0,11481	65	0,13844; 0,276895	126	3,5275(o)
42	0,14586	0,09682	54	0,10339; 0,221435	123	2,9408(o)
Média	0,21620	0,12554	58		123	3,8767

⇒ significativo ao nível (%) com (g1;n5=1988) graus de liberdade.

Tabela 17. Estimativas da variância $\hat{\sigma}_\delta^2$ com respectivo desvio padrão(DP), graus de liberdade(fo), intervalo de confiança (95%) pela distribuição de χ^2 e a estatística F, sob $H_0: \sigma_\delta^2=0$, com o uso da correção devida ao erro nas variáveis independentes.

Cult.	$\hat{\sigma}_\delta^2$	DP	fo	Interv. Conf.	g1	F(g1;ns) [#]
1	0,25419	0,13498	84	0,19194;0,35269	140	4,3822(o)
2	0,24814	0,13270	83	0,18708;0,34504	140	4,3016(o)
3	0,06285	0,05679	29	0,03986;0,11356	137	1,8363(o)
4	0,08612	0,06642	40	0,05805;0,14100	138	2,1459(o)
5	0,15512	0,09398	64	0,11282;0,22681	140	3,0640(o)
6	0,08700	0,06638	40	0,05864;0,14244	137	2,1578(o)
7	0,15559	0,09449	64	0,11316;0,22750	140	3,0703(o)
8	0,02498	0,04100	9	0,01182;0,08326	139	1,3324(a)
9	0,03964	0,04712	16	0,02198;0,09178	130	1,5275(o)
10	0,68167	0,30893	116	0,53536;0,89774	143	10,0702(o)
11	0,14836	0,09154	62	0,10740;0,21838	140	2,9740(o)
12	0,27304	0,14201	88	0,20742;0,37572	143	4,6330(o)
13	0,19409	0,11015	74	0,14408;0,27578	142	3,5826(o)
14	0,26164	0,13750	86	0,19817;0,36157	142	4,4813(o)
15	0,05127	0,05187	23	0,03096;0,10087	136	1,6822(o)
16	0,62561	0,28613	114	0,49037;0,82603	143	9,3243(o)
17	0,07185	0,06023	33	0,04674;0,12446	136	1,9560(o)
18	0,40653	0,19675	102	0,31451;0,54610	143	6,4092(o)
19	0,17974	0,10407	71	0,13267;0,25739	142	3,3916(o)
20	0,12396	0,08128	55	0,08810;0,18745	140	2,6493(o)
21	0,16176	0,09696	66	0,11817;0,23510	141	3,1523(o)
22	0,16197	0,09700	66	0,11833;0,23541	140	3,1552(o)
23	0,03088	0,04353	12	0,01587;0,08421	137	1,4109(o)
24	0,20059	0,11271	75	0,14920;0,28417	141	3,6690(o)
25	0,22122	0,12129	79	0,16570;0,31030	141	3,9436(o)
26	0,31256	0,15880	92	0,23877;0,42689	141	5,1589(o)
27	0,29957	0,15313	91	0,22854;0,40987	142	4,9859(o)
28	0,61271	0,28086	113	0,47977;0,81016	142	9,1526(o)
29	0,29050	0,14915	90	0,22130;0,39824	142	4,8653(o)
30	0,51123	0,23947	108	0,39821;0,68046	142	7,8023(o)
31	0,75298	0,33902	117	0,59393;0,99042	141	11,0190(o)
32	0,17164	0,10081	68	0,12592;0,24785	140	3,2839(o)
33	0,51080	0,23906	109	0,39832;0,67915	143	7,7967(o)
34	0,13382	0,08541	58	0,09591;0,19988	140	2,7806(o)
35	0,11821	0,07929	52	0,08330;0,18143	138	2,5728(o)
36	0,09336	0,06887	43	0,06373;0,14985	138	2,2423(o)
37	0,09963	0,07146	46	0,06880;0,15722	140	2,3256(o)
38	0,05577	0,05373	25	0,03429;0,10626	135	1,7420(o)
39	0,36368	0,17899	98	0,28001;0,49152	142	5,8390(o)
40	0,14860	0,09141	62	0,10758;0,21873	139	2,9773(o)
41	0,20624	0,11485	76	0,15366;0,29150	141	3,7442(o)
42	0,16140	0,09687	65	0,11763;0,23527	139	3,1475(o)
Média	0,23215	0,12564	68		140	4,0890

⇒ significativo ao nível (%) com (g1;ns=1968) graus de liberdade.

Tabela 18. Razão percentual entre as estimativas, sem e com correção devida ao erro nas variáveis, para $\hat{\sigma}_\delta^2$ e respectivo desvio padrão (DP), graus de liberdade (fo) e F calculado para $H_0: \sigma_\delta^2 = 0$.

Cultivar	$\hat{\sigma}_\delta^2$	DP	fo	F
1	94,04	99,89	89,29	95,40
2	94,00	99,83	89,16	95,39
3	74,77	99,55	55,17	88,51
4	81,92	99,55	67,50	90,34
5	89,35	99,88	81,25	92,83
6	81,63	99,90	67,50	90,14
7	89,79	99,81	81,25	93,11
8	33,61	99,59	11,11	83,44
9	59,29	99,70	37,50	85,94
10	97,62	99,98	95,69	97,86
11	89,27	99,79	80,65	92,88
12	93,95	99,97	88,64	95,25
13	91,80	99,87	83,78	94,09
14	93,83	99,98	88,37	95,21
15	68,34	99,61	47,83	87,16
16	97,45	99,99	95,61	97,73
17	77,91	99,92	63,64	89,21
18	96,10	99,99	92,16	96,71
19	90,98	99,96	83,10	93,64
20	86,81	99,93	76,36	91,79
21	90,34	99,97	81,82	93,40
22	90,28	99,97	81,82	93,36
23	46,73	99,44	25,00	84,49
24	92,01	99,91	85,33	94,19
25	92,85	99,85	87,34	94,68
26	95,13	99,90	91,30	96,08
27	94,73	99,98	90,11	95,79
28	97,39	99,98	95,58	97,67
29	94,31	99,96	90,00	95,48
30	96,89	99,98	94,44	97,29
31	98,14	99,97	97,44	98,31
32	90,63	99,97	83,82	93,48
33	96,77	99,98	93,58	97,18
34	87,83	99,84	77,59	92,21
35	86,75	99,84	76,92	91,90
36	82,49	99,83	69,77	90,30
37	83,82	99,91	69,57	90,78
38	71,62	99,87	52,00	87,91
39	95,46	99,98	91,84	96,23
40	89,18	99,96	80,65	92,81
41	92,10	99,96	85,53	94,21
42	90,37	99,96	83,08	93,43
Média	86,63	99,87	77,62	93,04
Desv. Padr.	13,50	0,14	19,20	3,66

5.5. Simulação

Os valores dos parâmetros β_{0i} , β_{1i} , β_{2i} , e β_{3i} , para $i=1,2,\dots,27$, usados para a simulação estão representados na Tabela 19. Observa-se que há três níveis para cada um dos parâmetros (β_1 ; β_2 ; β_3) e a combinação destes níveis, como se fosse um delineamento tri-fatorial, resultam em 27 cultivares, ou seja, um conjunto básico. A média de β_1 é um e de β_2 e β_3 é zero, como ocorreu com a análise dos dados reais (Tabelas 9 e 11).

A variância da variável independente (índice ambiental) estimada dos dados reais foi $\hat{\sigma}_\tau^2=2,92$ (sem correção) e $\hat{\sigma}_\tau^2=2,91$ (com correção) obtidas da Tabela 8, elementos [1;1] das matrizes 1 e 3, ou $\hat{\sigma}_\tau^2=2,90$ obtida como componente de variância pelo equacionamento das esperanças dos QM da Tabela 3 com os resultados da Tabela 6. Para a simulação foram avaliados os níveis paramétricos: $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\tau^2=2,90$; e, $\sigma_\tau^2=5,80$ e, variando ainda a forma da distribuição (normal e equidistante) das variáveis independentes.

A variância de blocos (σ_b^2), estimada pelo equacionamento das Tabelas 3 e 6, foi $\hat{\sigma}_b^2=0,08367$ e, para a simulação foram estudados os níveis paramétricos: $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma_b^2=0,08$; e, $\sigma_b^2=0,09$.

A variância dos desvios do modelo (σ_δ^2) foi estimada pela média na Tabela 16 (sem correção) como

$\hat{\sigma}_\delta^2=0,216$ e pela média da Tabela 17 (com correção) como $\hat{\sigma}_\delta^2=0,232$. Adotou-se, então, para a simulação, de cada caso, um dos níveis paramétricos: $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_\delta^2=0,22$; e, $\sigma_\delta^2=0,33$ iguais para todos os cultivares em cada caracterização.

Os três níveis estudados para a variância paramétrica do erro experimental (σ^2) foram: $\sigma^2=0,15$; $\sigma^2=0,30$; e, $\sigma^2=0,45$.

Diante do elevado número de combinações dos níveis dos parâmetros citados anteriormente, foram planejados 17 casos, usando os diferentes níveis enumerados, de forma a permitir a identificação da influência da variação dos níveis e dos fatores sobre as estatísticas de interesse. Assim, os 17 casos planejados estão caracterizados, resumidamente, na Tabela 20, juntamente com as médias das estimativas do parâmetro β_0 e do erro quadrático médio (EQM) de β_0 , para os três tipos de variável independente (P; E; EC) e da razão percentual E/EC.

Na Tabela 21, estão apresentadas as médias das estimativas de σ_δ^2 e do respectivo EQM, para os três tipos de variável independente (P; E; EC) e de E/EC nos 17 casos de 1000 experimentos simulados.

Nas Tabelas 22 a 38, respectivamente para os casos 1 a 17, estão apresentadas as médias dos resultados da simulação, classificadas pelos níveis dos parâmetros (β_1 ; β_2 ; β_3) e pelo tipo de variável independente (P; E; EC) e da razão E/EC, para sete estatísticas. Cada casela é uma média de 9 cultivares (níveis de β não envolvidos) vezes 1000

experimentos simulados.

Nos 17 casos, as sete estatísticas definidas para cada parâmetro têm os seguintes significados:

- a) " $\hat{\beta}_1$ " é a média das estimativas do parâmetro β_1 ;
- b) " $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$ " é a média das estimativas das variâncias da estimativas de β_1 ;
- c) " $t(\text{para } H_0)$ " é a média das estimativas da estatística t para H_0 de β_1 , conforme passo-5, item 4.4 (metodologia);
- d) " $\hat{\text{Var}}(t)$ " é a estimativa das variâncias das estatísticas t para H_0 de β_1 ;
- e) " $\hat{P}\{t > 0\}$ " é a estimativa da assimetria positiva para as estatísticas t para H_0 de β_1 com esperança de 0,5;
- f) "Erro Tipo I" é a estimativa do nível de significância das hipóteses H_0 para β_1 , com esperança de 0,05;
- g) "Poder" é a estimativa do poder do teste de hipótese, isto é, a frequência de hipóteses H_0 rejeitadas dado que H_0 é falsa, para os níveis um e três de β_1 ; e, idem para β_2 e para β_3 .

A interpretação dos resultados da simulação pode ser realizada comparando os valores das estatísticas dentro de cada caso, para os diferentes tipos de variável independente (v.i.), e entre casos. Na prática, nunca se conhece a v.i. paramétrica (denominada por tipo P), então a sua diferença com E ou EC representa o viés ou erro de estimativa devido ao tipo de v.i. As diferenças entre o tipo de v.i. E com EC, expresso pela razão percentual E/EC fornecem o efeito da correção devida ao erro na v.i. índice

ambiental ($\hat{\tau}$). Assim, quando a razão for menor do que 100, pode-se concluir que as estimativas obtidas sem correção foram menores do que as obtidas com correção.

Para o caso 1, com caracterização dos parâmetros semelhantes aos das estimativas obtidas com a análise dos dados reais, observa-se que a estimativa de β_0 (Tabela 20-caso 1) foi muito próxima do parâmetro $\beta_0=5$ usando os três tipos de v.i. (P; E; EC) e por isto E/EC foi semelhante a 100%. No entanto, o EQM (equivalente a variância, pois β_0 não é viesado) teve um efeito de correção dado por E/EC=97%, isto é, a correção aumentou a estimativa da variância de $\hat{\beta}_0$.

A estimativa de $\sigma_\delta^2=0,22$ (Tabela 21-caso 1), usando a v.i. P ficou bem próxima ($\hat{\sigma}_\delta^2=0,21956$) do parâmetro e, usando a v.i. E ficou subestimado em 8% se comparado com o uso da v.i. EC. Logo, a correção devida ao erro na v.i. foi bastante favorável no sentido de melhorar a estimativa de σ_δ^2 e, além disso, a estimativa do EQM($\hat{\sigma}_\delta^2$) para a v.i. EC foi menor se comparado com a v.i. E. Lembrando a equação(10) da metodologia, onde $\sigma_\varepsilon^2=(\sigma^2+\sigma_b^2)/K$ e que $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ é parte na equação(28) para obter uma estimativa de σ_δ^2 , nota-se que, se o componente σ_b^2 não existisse em σ_ε^2 levaria a somar $\hat{\sigma}_b^2/K$ em cada $\hat{\sigma}_{\delta i}^2$ obtido por simulação. Como as estimativas de σ_b^2 e de σ_δ^2 são independentes, e, considerando que as médias das estimativas $\hat{\sigma}_b^2$ convergem para $\sigma_b^2=0,06$ (caso 1) pode-se somar $\sigma_b^2/K = 0,06/4 = 0,015$ na

média das estimativas de σ_{δ}^2 para cada tipo de v.i. (P; E; EC), o que resulta em $\hat{\sigma}_{\delta}^2=0,23456$ (P); $\hat{\sigma}_{\delta}^2=0,22075$ (E); e, $\hat{\sigma}_{\delta}^2=0,23347$ (EC), que são mais viesados. A análise pela v.i. P, considerado sem erro, superestimou $\sigma_{\delta}^2=0,22$ e, como a estimativa pela v.i. P foi semelhante à obtida pela v.i. EC, conclui-se que o componente σ_b^2 na equação(10) deve realmente existir quando o delineamento experimental for em blocos casualizados de efeito aleatório. Deduções semelhantes podem ser obtidas nos demais casos simulados.

As estimativas dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando a v.i. tipo P (Tabela 22), para o caso 1, foram muito próximas dos seus respectivos parâmetros. No entanto, pelas v.i. tipo E e EC as estimativas de β_3 foram, em valor absoluto, mais subestimados se comparado com outros casos, o mesmo não ocorrendo com β_1 e β_2 . Avaliando o efeito da correção devida ao erro na v.i. pelas magnitudes de E/EC observa-se que, em média, β_1 foi superestimado em 0,34% (sendo que o efeito aumenta com o valor de β_1), β_2 foi subestimado em 1,84%, e β_3 foi subestimado em 1,00% quando não se usou a correção devida ao erro na v.i. Estes resultados são coerentes com os obtidos na análise dos dados reais (Tabela 14), com caracterização dos parâmetros (estimativas, no caso) semelhante ao caso 1.

As estatísticas $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$ foram maiores quando se usou a v.i. tipo EC comparado com o tipo E em, respectivamente, 3,7%; 3,8% e 3,0%.

As médias da estatística t (para H_0) obtidas

pela análise tipo P foram aproximadamente zero, conforme a esperança desta estatística, para os parâmetros β_1 , β_2 e β_3 e, também para as análises tipo E e EC dos parâmetros β_1 e β_2 . Para o parâmetro β_3 , dado o viés na sua estimativa para os níveis 1 e 3, a média de t (para H_0) também ficou viesada.

As estatísticas $\hat{V}ar(t)$, relativas aos três parâmetros, foram próximos do esperado desta distribuição ($=1,222$), para os três tipos de v.i.

As estatísticas $\hat{P}(t>0)$, referentes aos três parâmetros, foram próximos do esperado ($=0,5$) para a v.i. tipo P. No entanto, somente $\hat{P}(t>0)$ de β_3 foi influenciada pelo viés das suas estimativas quando se usaram as v.i. tipo E e EC.

O erro tipo I, fixado na simulação em 5%, foi, em geral, ligeiramente superestimado com o uso da v.i. tipo E e EC para os parâmetros β_1 e β_2 . O efeito da correção devida ao erro na v.i., sobre o erro tipo I, pode ser considerado inexistente, neste caso.

As estimativas do poder do teste foram muito baixas, para os três parâmetros. As estimativas do poder, obtidas com a simulação, conferem com as calculadas de acordo com GRAYBILL (1961), usando $\hat{V}ar(\hat{\beta}_1)$, $\hat{V}ar(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{V}ar(\hat{\beta}_3)$ obtidas da simulação e a hipótese alternativa fixada como níveis dos parâmetros, para calcular o parâmetro de não centralidade. Desta forma, foi estimado que a hipótese $H_0: \beta_1=1$ rejeitou corretamente em favor da hipótese alternativa $H_1: \beta_1=0,7$ e em favor de $H_1: \beta_1=1,3$ em 39% das

hipóteses testadas e, de forma equivalente para β_2 em 35% e para β_3 em 17% das hipóteses testadas. Somente para o parâmetro β_3 , o poder do teste obtido pelo uso da v.i. P foi maior do que para o uso da v.i. E ou EC e, o efeito da correção do erro na v.i., estimado por E/EC , pode ser considerado inexpressivo. Este poder baixo nos testes pode ser entendido pela falta de discriminação entre os níveis dos parâmetros e/ou pela estimativa alta das variâncias das estimativas dos parâmetros. Na análise dos dados reais, possivelmente, o número baixo de hipóteses rejeitadas (Tabelas 9 e 11) se deve a que os cultivares não diferem quanto aos parâmetros ou a que as estimativas de suas variâncias são grandes por outras causas, como, por exemplo, a variância alta de blocos, do erro experimental, dos desvios do modelos de cada cultivar.

Analisando os resultados do caso 2 (Tabelas 20, 21 e 23) verificou-se uma grande melhora na qualidade das estimativas dos parâmetros e nos testes de hipóteses. A caracterização do caso 2 foi obtida por um planejamento, orientado por indicações teóricas da metodologia e outros, no sentido de otimizar a precisão das estimativas, do poder dos testes e do efeito da correção com a simulação. Com esta caracterização, se manteve o erro tipo I (α) e aumentou o poder do teste para 98%; 97%; e, 51%, respectivamente, para os mesmos níveis de β_1 , β_2 e β_3 . Além disso, o viés de $\hat{\beta}_3$ (para os níveis: -0,5 e +0,5), comparando estimativas

obtidas pelo uso de v.i. tipo P com E ou EC, ficou bem menor, e o maior efeito da correção devida ao erro na v.i. foi $E/EC = 92,6\%$ em $\hat{\sigma}_\delta^2$, $E/EC = 106,6\%$ em $EQM(\hat{\sigma}_\delta^2)$ (Tabela 21), seguido das estimativas das variâncias onde $E/EC = 99\%$ para β_1 , β_2 e β_3 .

As interpretações dos resultados dos demais casos são semelhantes, e seus valores estão devidamente representados nas tabelas. O que se discutirá, a seguir, são as diferenças entre os vários casos, comparando-os dois a dois, formando contrastes que estimem, aproximadamente, os efeitos dos diferentes níveis dos parâmetros que caracterizam cada caso de experimentos simulados.

Comparando o caso 2 (Tabela 23) com o caso 7 (Tabela 28), para $J=30$, e o caso 4 (Tabela 25) com o caso 6 (Tabela 27), para $J=10$, verifica-se que, ao aumentar a variância σ_τ^2 de 1,45 para 5,80, com distribuição equidistante (DE) da v.i. paramétrica (P), o poder dos testes para β_1 e β_2 aumentou aproximadamente 35% e para β_3 em 6% (para $J=30$), sem afetar o erro tipo I. A magnitude de σ_τ^2 não afetou β_3 , possivelmente por este ser um parâmetro de descontinuidade e não um parâmetro angular do modelo. As $\hat{Var}(\hat{\beta}_1)$ e $\hat{Var}(\hat{\beta}_2)$ aumentaram (4 vezes), aproximadamente, na mesma proporção em que reduziu σ_τ^2 , enquanto que, a $\hat{Var}(\hat{\beta}_3)$ aumentou (5%) muito pouco. O efeito da correção sobre a estimativa de σ_δ^2 foi de $E/EC = 91,1\%$ quando $\sigma_\tau^2=5,80$ e de $E/EC = 99,7\%$ quando $\sigma_\tau^2=1,45$, quando $J=10$ e, no caso de $J=30$

o efeito do erro foi de $E/EC = 92\%$ para qualquer σ_τ^2 . Do exposto, concluiu-se que o aumento da amplitude da variação ambiental é vantajosa para melhorar a eficiência da análise de estabilidade.

Comparando o caso 3 (Tabela 24) com o caso 5 (Tabela 26) verifica-se que os efeitos da magnitude de σ_τ^2 (5,80 e 1,45), sob distribuição normal (DN) da v.i. paramétrica e para $J=10$, são grandes. Assim, ao aumentar σ_τ^2 , o poder do teste, usando a v.i. tipo EC, de β_1 passou de 24,6% para 55,5%; de β_2 passou de 20% para 45%; e, de β_3 passou de 15,6% para 16,7% (apenas). Ainda, com o aumento de σ_τ^2 , o erro tipo I para β_1 passou de 5,0% para 5,7%; para β_2 passou de 5,0% para 5,5%; e, para β_3 passou de 5,6% para 6,4%. O efeito da correção sobre as estatísticas foi muito maior para $\sigma_\tau^2=1,45$, e foi maior, principalmente, sobre $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$. Nota-se, então, que parte das vantagens do uso de σ_τ^2 maior desaparece quando se usa a DN para as v.i. paramétricas.

O efeito da forma de distribuição (DN ou DE) da v.i. paramétrica pode ser obtido comparando-se os resultados do caso 2 (Tabela 23) (DE) com o caso 17 (Tabela 38) (DN) para $\sigma_\tau^2=5,80$ e $J=30$. Sob esta caracterização o uso da DN da v.i. aumentou o erro tipo I de 5,0% para 7,1%; de 5,1% para 6,8%; e, 5,2% para 10,2%, respectivamente, para β_1 , β_2 e β_3 e, reduziu o poder do teste de 98,0% para 95,3%,

de 97,3% para 93,2% e de 51% para 41,7%, respectivamente, para β_1 , β_2 e β_3 , pela análise com a v.i. tipo EC.

As estatísticas $\hat{\text{Var}}(t)$ obtidas, usando a DN foram muito maiores, para análise com a v.i. tipo E e EC comparado com tipo P, sugerindo que os 26 graus de liberdade passem a ser de 12 para β_1 e β_2 ou de 7 para β_3 .

Pela análise com a v.i. tipo EC, o parâmetro β_3 foi subestimado em valor absoluto em 0,140 t/ha com DN contra 0,021 t/ha para DE da v.i. paramétrica, sendo que a correção em nada contribuiu para melhorar estas estimativas. A correção, também, não melhorou o erro tipo I, que foi alto (10% para um esperado de 5%) para a DN.

O parâmetro $\sigma_\delta^2=0,11$ (Tabela 21), para a análise com v.i. tipo EC, foi superestimado ($\hat{\sigma}_\delta^2=0,112$) pela DN e subestimada ($\hat{\sigma}_\delta^2=0,107$) pela DE da v.i. paramétrica, sendo que a correção melhorou em 8% as estimativas, nos dois casos.

Comparando o caso 3 (Tabela 24) com o caso 4 (Tabela 25) obtém-se o efeito do tipo de distribuição da v.i. (DN ou DE) para $J=10$ e $\sigma_\tau^2=3,80$ que, comparado com os casos 2 e 17, anteriormente, permite afirmar que o erro tipo I foi menos afetado e o poder (β_1 e β_2) foi mais afetado pelo tipo de distribuição com a redução do número de ambientes. Isto acontece, porque os poderes dos testes sendo mais baixos (para $J=10$) tem mais "espaço" para variar, pois o mesmo passou de 64,0% para 55,5%, de 59,7% para 45,0% e de 23,4% para 16,9%, respectivamente para os parâmetros β_1 ,

β_2 e β_3 (usando v.i. tipo EC) quando se passou da DE para a DN. O parâmetro β_3 foi subestimado em valor absoluto, em média 0,159 t/ha, quando se usou a DN e foi superestimado, em média 0,004 t/ha, quando se usou a DE. Os efeitos da correção foram maiores na DN do que na DE e ocorreram mais nas estatísticas $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$ e em $\hat{\beta}_2$. Novamente, $\sigma_\delta^2=0,11$ foi ligeiramente subestimado ($\hat{\sigma}_\delta^2=0,105$) para a DE e superestimado ($\hat{\sigma}_\delta^2=0,112$) para a DN (Tabela 21), usando a v.i. tipo EC, e, o efeito da correção foi $E/EC=91\%$ (melhorou) nos dois casos (3 e 4).

Vantagens semelhantes, devidas ao uso da DE da v.i. paramétrica em lugar da DN, podem também ser verificadas comparando-se o caso 13 (Tabela 34) (DE) com o caso 16 (Tabela 37) (DN), sob uma outra caracterização dada por $\sigma_\tau^2=2,90$; $J=15$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$; e $\sigma^2=0,30$.

Já existem evidências suficientes para recomendar o uso da distribuição equidistante das v.i., bem como de maiores amplitudes de variação ambiental, com o objetivo de melhorar as estimativas e as propriedades dos testes de hipóteses. Por isto, a verificação do efeito do número de ambientes para DE e $\sigma_\tau^2=5,80$ é a mais adequada. Assim, comparando-se o caso 2 (Tabela 23) para $J=30$ com o caso 4 (Tabela 25) para $J=10$, verifica-se que o poder do teste aumentou de 64% para 98%, de 60,0% para 97,3% e de 23% para 51%, respectivamente, para β_1 , β_2 e β_3 , quando o número de ambientes passou de 10 para 30, usando a análise pela v.i. tipo EC. A correção, nestes casos, não alterou as

estimativas das estatísticas avaliadas. O erro tipo I foi um pouco subestimado (4,8% contra o esperado de 5,0%) para β_2 em $J=10$. As médias das estimativas de σ_δ^2 (Tabela 21) foram pouco afetadas pelo número de ambientes mas, o $EOM(\hat{\sigma}_\delta^2)$ para $J=10$ foi 4,2 vezes maior de que para $J=30$ (v.i. tipo EC) e, o efeito da correção na estimativa de σ_δ^2 foi de $E/EC=91\%$, nos dois casos. Desta forma, o uso de maior número de ambientes no planejamento de experimentos para a análise de estabilidade é recomendado.

As vantagens do uso da DE não é a mesma para qualquer número de ambientes. É compreensível que, para um número pequeno de ambientes, as v.i. sejam naturalmente mais equidistantes em comparação com um número maior de ambientes. Com um maior número de ambientes a distribuição das v.i. são em forma de sino (normal), e com isto, há uma concentração de observações em torno da média e algumas observações nos extremos, os quais são denominados de pontos influentes. Esta forma de sino resulta em uma menor variância da v.i. e por consequência uma maior variância para as estimativas dos parâmetros, o que leva a uma menor frequência na rejeição de hipóteses (menor poder nos testes) e um aumento no erro tipo I (Tabelas 3 e 17 comparada com Tabelas 4 e 2).

O efeito da magnitude da variância dos desvios do modelo (σ_δ^2) pode ser obtido comparando-se os níveis $\sigma_\delta^2=0,11$ (Tabela 23 - caso 2) e $\sigma_\delta^2=0,33$ (Tabela 35 - caso

14). Sabe-se que o valor de σ_δ^2 é uma propriedade de um dado cultivar e por isto, não pode ser controlado na experimentação. No entanto, pode-se verificar que, cultivares com maior σ_δ^2 possuem uma maior $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$, isto é, multiplicando-se σ_δ^2 por 3 as variâncias citadas ficam multiplicadas por 2,5 (para os demais parâmetros dos casos 2 e 14 inalterados) e, com isto, o poder dos testes se reduz em 18,7% para β_1 , em 20,5% para β_2 e em 22,4% para β_3 e se mantém dentro do esperado o erro tipo I para os dois níveis de σ_δ^2 . O maior efeito da correção foi observado na estimativa $\hat{\sigma}_\delta^2$, onde $E/EC=91,8\%$ com $\sigma_\delta^2=0,11$ e $E/EC = 97,4\%$ com $\sigma_\delta^2=0,33$ e, sendo que o viés (diferença entre o uso da v.i. P e EC) foi o mesmo (2,5%) nos dois casos. Mas, se se comparar o caso 14 com o caso 4 (Tabela 25) ($\sigma_\delta^2=0,11$ e $J=10$) a vantagem da redução de σ_δ^2 sobre o poder do teste é anulada em função do aumento de $J=10$ para $J=30$ que tem um peso muito mais forte sobre esta estatística.

Assim, cultivares que se caracterizam por σ_δ^2 mais altos, terão menores probabilidades em ter suas hipóteses H_0 (sobre os parâmetros β_1 , β_2 e β_3) rejeitadas quando H_0 é falsa, mesmo que as estimativas dos parâmetros difiram (numericamente) muito do parâmetro de referência tomado para a hipótese H_0 . Portanto, se se exigir para um cultivar ideal, que o mesmo tenha suas hipóteses rejeitadas e também $\sigma_\delta^2 \cong 0$, estará sendo exigida, em determinadas situações, duplicidade de informação, pois, em geral, a

rejeição da hipótese H_0 já deixa implícito que σ_{δ}^2 é baixa. Porém, nada impede que se use também a $\hat{\sigma}_{\delta_i}^2$ para caracterizar um cultivar qualquer, pois, trata-se de apenas mais uma informação.

Na metodologia, pela equação(14), observa-se que σ^2 e σ_b^2 , além de I, J e K, são os componentes que definem a magnitude da variância devida ao erro na v.i. (σ_v^2). Para se verificar o efeito isolado de σ_b^2 , compara-se o caso 9 para $\sigma_b^2=0,09$ (Tabela 30) com o caso 11 (Tabela 32) para $\sigma_b^2=0,03$, ambos com $\sigma^2=0,45$. Observa-se que o poder do teste e o erro tipo I, bem como as demais estatísticas, praticamente não se alteraram. No entanto, como era de se esperar, o efeito da correção foi maior com maior σ_b^2 , isto é, a razão E/EC variou de 98,0% para 97,1%; de 98,7% para 97,1%; e, de 99,0% para 97,8%, respectivamente para $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_9)$ e, de 99,4% para 98,8% em $\hat{\beta}_2$, quando σ_b^2 passou de 0,03 para 0,09.

Efeitos idênticos, aos obtidos anteriormente, e devidos à variação de σ_b^2 , podem ser obtidos sob uma menor variância do erro experimental ($\sigma^2=0,15$), ao se comparar o caso 2 (Tabela 23) para $\sigma_b^2=0,03$ com o caso 12 (Tabela 33) para $\sigma_b^2=0,09$. Com isto, prova-se a independência destes efeitos como componente da variância devida ao erro na v.i., dado por σ_v^2 na equação(14).

O efeito da variância do erro experimental (σ^2) pode ser obtido comparando-se os resultados do caso 2

(Tabela 23) ($\sigma^2=0,15$) com o caso 11 (Tabela 32) ($\sigma^2=0,45$), para $\sigma_b^2=0,03$. Observa-se que a triplicação de σ^2 resultou em uma redução de 4,8%; de 6,6%; e, de 11,4%, respectivamente para β_1 , β_2 e β_3 , no poder dos testes e não alterou o erro tipo I. Isto é consequência imediata do fato de que multiplicar σ^2 por 3 foi equivalente a multiplicar $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$ por 1,5. O efeito da correção, estimado por E/EC, foi muito pequeno para os dois níveis de σ^2 , sendo um pouco maior, para $\sigma^2=0,45$, sobre as estatísticas $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$. Conclusões semelhantes sobre o efeito da variação de σ^2 podem ser obtidas sob $\sigma_b^2=0,09$, comparando o caso 9 (Tabela 30) ($\sigma^2=0,45$) com o caso 12 (Tabela 33) ($\sigma^2=0,15$). O aumento de σ^2 resultou em um efeito mais favorável sobre a razão E/EC da estimativa de σ_δ^2 .

Retornando aos resultados do caso 1 (Tabela 22), que é semelhante aos dados reais analisados e, comparando-os com os do caso 15 (Tabela 36), onde σ^2 e σ_b^2 são reduzidos à metade ($\sigma^2=0,15$ e $\sigma_b^2=0,03$), isto é equivalente a uma melhora na precisão dos experimentos, observa-se que: o efeito da correção foi menor (entre 1% e 2%); o poder dos testes aumentou em 2,8% para β_1 , em 2,7% para β_2 e 1,0% para β_3 e, não alterou o erro tipo I.

O efeito de dobrar o número de cultivares (de 27 para 54) pode ser obtido comparando-se os resultados do caso 13 (Tabela 34), para $I=27$, com o caso 1 (Tabela 22), para $I=54$. Não se observaram diferenças no poder dos testes,

mas o erro tipo I aumentou de 5,1% para 5,4%, de 4,9% para 5,2% e de 5,4% para 5,5%, respectivamente, para os parâmetros β_1 , β_2 e β_3 , quando o número de cultivares foi aumentado de 27 para 54. Observando-se a equação(15), verifica-se que o aumento do número de cultivares também reduz a variância do erro da variável independente e, em consequência, o efeito da correção. O efeito da correção foi pequeno e por isto, praticamente, o mesmo para os dois níveis de número de cultivares, inclusive para o estimador de σ_δ^2 . Conclui-se, então, que o número de cultivares, em si, não afeta a análise de estabilidade (mantendo as demais caracterizações dos casos 1 e 13) mas, não se pode esquecer que, na prática, o aumento do número de cultivares, geralmente resulta em problemas de localizar blocos suficientemente grandes e uniformes para comportar todos os cultivares.

O efeito do número de blocos (K) por ambiente pode ser obtido comparando-se os resultados do caso 4 (Tabela 25), para K=4, com os do caso 8 (Tabela 29), para K=8. Mantendo-se as demais condições, o aumento em K de 4 para 8 resultou em um aumento de 5,4%, de 5,5% e de 1,6% no poder dos testes, respectivamente, para β_1 , β_2 e β_3 e, não alterou o erro tipo I. O efeito da correção foi pequeno para os dois níveis de K, em todas as estatísticas avaliadas, com exceção da estimativa de σ_δ^2 , onde E/EC=91% para K=4 e E/EC=95% para K=8.

Por outro lado, comparando-se os níveis de K sob $J=30$, $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$, através dos resultados do caso 9 (Tabela 30), para $K=4$, com os do caso 10 (Tabela 31), para $K=8$, verificou-se que o efeito do aumento em K é : maior sobre o poder do teste do parâmetro β_3 (+10,8%); uma redução no viés da estimativa de β_3 ; uma redução do efeito da correção sobre $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$, $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$ e $\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$ e sobre a estimativa de σ_δ^2 .

Considerando que se pode, no planejamento, optar por diferentes números de K e de J de forma a não alterar o número total de unidades experimentais, para um dado número de cultivares, conclui-se que é mais aconselhável, para uma boa eficiência da análise de estabilidade, usar o menor número de blocos possível (para obter boas estimativas das médias) e aumentar ao máximo o número de ambientes, pois, este último tem o maior efeito sobre o poder dos testes de hipóteses.

Para ampliar os estudos iniciados com este trabalho, acredita-se ser necessário ainda, entre outros:

- a) uma comparação desta metodologia com as demais disponíveis na literatura usando dados reais e/ou simulados;
- b) um estudo do efeito do erro na variável independente e sua covariância com o erro da variável dependente em outros modelos menos parametrizados;
- c) um estudo da análise de estabilidade multivariada usando o modelo proposto neste

trabalho; d) um estudo para os casos de experimentos não balanceados, isto é, quando nem todos os cultivares ocorrem em cada um dos ambientes; e) um método para testar a equidistância entre os índices ambientais de um grupo de experimentos; f) um estudo do efeito da heterogeneidade das variâncias residuais e de blocos sobre a análise de estabilidade; e, g) um estudo sobre a heterogeneidade das variâncias dos desvios do modelo para cada cultivar.

Tabela 19. Valores dos parâmetros β_0 , β_1 , β_2 e β_3 do modelo de estabilidade para um conjunto básico de 27 cultivares, usados para a simulação dos experimentos.

Cultivar	β_0	β_1	β_2	β_3
1	5	0,7	-0,4	-0,5
2	5	0,7	-0,4	0,0
3	5	0,7	-0,4	0,5
4	5	0,7	0,0	-0,5
5	5	0,7	0,0	0,0
6	5	0,7	0,0	0,5
7	5	0,7	0,4	-0,5
8	5	0,7	0,4	0,0
9	5	0,7	0,4	0,5
10	5	1,0	-0,4	-0,5
11	5	1,0	-0,4	0,0
12	5	1,0	-0,4	0,5
13	5	1,0	0,0	-0,5
14	5	1,0	0,0	0,0
15	5	1,0	0,0	0,5
16	5	1,0	0,4	-0,5
17	5	1,0	0,4	0,0
18	5	1,0	0,4	0,5
19	5	1,3	-0,4	-0,5
20	5	1,3	-0,4	0,0
21	5	1,3	-0,4	0,5
22	5	1,3	0,0	-0,5
23	5	1,3	0,0	0,0
24	5	1,3	0,0	0,5
25	5	1,3	0,4	-0,5
26	5	1,3	0,4	0,0
27	5	1,3	0,4	0,5
Média	5	1,0	0,0	0,0

Tabela 20. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQMD do parâmetro $\beta_0=5$, obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas(P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_τ^2), desvios do modelo (σ_δ^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).

Caso.1 $\Rightarrow I=54; J=15; K=4; \sigma_\tau^2=2,9; \sigma_\delta^2=0,22; \sigma_b^2=0,06; \sigma^2=0,30$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99992	5,00188	5,00188	100,011
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,17221	0,17438	0,17976	97,004

Caso.2 $\Rightarrow I=27; J=30; K=4; \sigma_\tau^2=5,8; \sigma_\delta^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00037	4,99984	4,99984	100,001
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,04208	0,04029	0,04058	99,304

Caso.3 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_\tau^2=5,8; \sigma_\delta^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99799	4,99374	4,99374	100,049
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,16386	0,53646	0,54717	97,847

Caso.4 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_\tau^2=5,8; \sigma_\delta^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99571	5,00061	5,00061	100,002
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,12805	0,11967	0,12061	99,219

Caso.5 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_\tau^2=1,45; \sigma_\delta^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99249	4,99622	4,99622	100,105
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,17440	0,28925	0,42273	70,405

Caso.6 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_\tau^2=1,45; \sigma_\delta^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00129	4,99998	4,99998	100,009
EQMC($\hat{\beta}_0$)	0,12718	0,12252	0,12699	96,476

continua...

Tabela 20. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQM) do parâmetro $\beta_0=5$, obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas(P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_τ^2), desvios do modelo (σ_δ^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).
...continuação

Caso.7 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00075	5,00139	5,00139	100,003
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,04110	0,04142	0,04266	97,107

Caso.8 $\Rightarrow I=27$; $J=10$; $K=8$; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99903	4,99986	4,99986	100,001
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,10923	0,10348	0,10386	99,636

Caso.9 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00103	4,99869	4,99869	100,003
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,06486	0,06073	0,06210	97,786

Caso.10 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=8$; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99938	5,00020	5,00020	100,001
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,04792	0,04562	0,04613	98,900

Caso.11 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00272	4,99902	4,99902	100,001
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,06063	0,05845	0,05901	99,054

Caso.12 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99639	4,99985	4,99985	100,002
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,04559	0,04102	0,04186	99,004

continua...

Tabela 20. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQM) do parâmetro $\beta_0=5$, obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas (P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_τ^2), desvios do modelo (σ_δ^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).

...continuação

Caso.13 $\Rightarrow$ I=27; J=15; K=4; $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$; $\sigma^2=0,30$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99848	5,00028	5,00028	100,012
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,16712	0,17199	0,17796	96,655

Caso.14 $\Rightarrow$ I=27; J=30; K=4; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,33$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99526	4,99774	4,99774	100,001
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,09995	0,09813	0,09883	99,299

Caso.15 $\Rightarrow$ I=54; J=15; K=4; $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	4,99732	5,00033	5,00033	100,005
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,14641	0,15318	0,15551	98,496

Caso.16 $\Rightarrow$ I=27; J=15; K=4; $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$; $\sigma^2=0,30$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00209	4,99392	4,99392	100,019
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,18221	0,34618	0,35511	97,352

Caso.17 $\Rightarrow$ I=27; J=30; K=4; $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\beta}_0$)	5,00031	4,98680	4,98680	100,001
EQM($\hat{\beta}_0$)	0,03427	0,22324	0,22358	99,806

* = para variáveis independentes paramétricas
equidistantes e, caso contrário, distribuição normal

Tabela 21. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQM) do parâmetro σ_{δ}^2 obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas (P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_{τ}^2), desvios do modelo (σ_{δ}^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).

Caso.1 $\Rightarrow I=54; J=15; K=4; \sigma_{\tau}^2=2,9; \sigma_{\delta}^2=0,22; \sigma_b^2=0,06; \sigma^2=0,30$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,21956	0,20575	0,21847	91,921
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,01733	0,01618	0,01596	101,429

Caso.2 $\Rightarrow I=27; J=30; K=4; \sigma_{\tau}^2=5,8; \sigma_{\delta}^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,10987	0,09931	0,10689	91,638
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00183	0,00172	0,00161	106,655

Caso.3 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_{\tau}^2=5,8; \sigma_{\delta}^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,10958	0,10483	0,11171	91,381
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00806	0,00766	0,00766	100,159

Caso.4 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_{\tau}^2=5,8; \sigma_{\delta}^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11066	0,09894	0,10573	91,095
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00790	0,00689	0,00678	101,656

Caso.5 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_{\tau}^2=1,45; \sigma_{\delta}^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11024	0,10579	0,11170	92,761
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00807	0,00773	0,00786	98,554

Caso.6 $\Rightarrow I=27; J=10; K=4; \sigma_{\tau}^2=1,45; \sigma_{\delta}^2=0,11; \sigma_b^2=0,03; \sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,10919	0,09861	0,10499	99,888
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00791	0,00698	0,00687	101,580

continua...

Tabela 21. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQM) do parâmetro σ_{δ}^2 obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas (P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_{τ}^2), desvios do modelo (σ_{δ}^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).
...continuação

Caso.7 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_{\tau}^2=1,45$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11005	0,10100	0,10843	91,897
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00186	0,00176	0,00168	105,029

Caso.8 $\Rightarrow I=27$; $J=10$; $K=8$; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11066	0,10318	0,10667	94,705
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00586	0,00525	0,00521	100,726

Caso.9 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11017	0,08441	0,10707	78,042
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00464	0,00440	0,00373	118,223

Caso.10 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=8$; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,10968	0,09542	0,10680	87,246
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00237	0,00223	0,00203	110,175

Caso.11 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,45$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11055	0,09776	0,10767	88,448
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00409	0,00380	0,00365	104,194

Caso.12 $\Rightarrow I=27$; $J=30$; $K=4$; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,11009	0,08717	0,10753	79,074
EQM($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00222	0,00221	0,00167	132,199

continua...

Tabela 21. Médias das estimativas e do erro quadrático médio (EQMD) do parâmetro σ_{δ}^2 obtidos com o uso de variáveis ind. paramétricas (P), estimadas (E), estimadas com correção (EC) e a razão percentual E/EC para 1000 experimentos simulados com a caracterização de I cultivares; J ambientes; K blocos; e variâncias ambiental (σ_{τ}^2), desvios do modelo (σ_{δ}^2), blocos (σ_b^2) e erro experimental (σ^2).
...continuação

Caso.13 $\Rightarrow$ I=27; J=15; K=4; $\sigma_{\tau}^2=2,9$; $\sigma_{\delta}^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$; $\sigma^2=0,30$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,21978	0,20142	0,21514	91,198
EQMC($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,01704	0,01562	0,01528	102,217

Caso.14 $\Rightarrow$ I=27; J=30; K=4; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,33$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,33164	0,31426	0,32170	97,433
EQMC($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,01090	0,01016	0,00997	101,861

Caso.15 $\Rightarrow$ I=54; J=15; K=4; $\sigma_{\tau}^2=2,9$; $\sigma_{\delta}^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P*	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,22003	0,21329	0,21980	95,970
EQMC($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,01277	0,01222	0,01218	100,411

Caso.16 $\Rightarrow$ I=27; J=15; K=4; $\sigma_{\tau}^2=2,9$; $\sigma_{\delta}^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$; $\sigma^2=0,30$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,21931	0,20380	0,21737	91,441
EQMC($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,01735	0,01599	0,01572	101,749

Caso.17 $\Rightarrow$ I=27; J=30; K=4; $\sigma_{\tau}^2=5,8$; $\sigma_{\delta}^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$; $\sigma^2=0,15$.

	P	E	EC	E/EC(%)
estimativa($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,10991	0,10479	0,11242	92,000
EQMC($\hat{\sigma}_{\delta}^2$)	0,00185	0,00183	0,00180	101,666

* = para variáveis independentes paramétricas
equidistantes e, caso contrário, distribuição normal.

Tabela 22. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.1).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69994	0,99734	1,29786	0,99838
	E	0,70216	0,99850	1,29933	1,00000
	EC	0,69660	0,99847	1,30493	1,00000
	E/EC	101,215	100,169	99,645	100,343
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,05193	0,05162	0,05169	0,05174
	E	0,05155	0,05095	0,05132	0,05127
	EC	0,05412	0,05350	0,05387	0,05383
	E/EC	96,348	96,366	96,347	96,354
t(para H_0)	P	-0,00101	-0,01565	-0,00568	-0,00745
	E	0,01100	-0,00848	-0,00275	-0,00008
	EC	-0,01427	-0,00848	0,02253	-0,00007
	E/EC	99,943	100,013	99,974	99,977
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,20877	1,24953	1,20912	1,22247
	E	1,22578	1,26227	1,21764	1,23523
	EC	1,22501	1,26150	1,21672	1,23441
	E/EC	100,063	100,061	100,077	100,067
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49944	0,49322	0,50022	0,49763
	E	0,50500	0,50133	0,49817	0,50150
	EC	0,49505	0,50133	0,50800	0,50146
	E/EC	102,028	100,000	98,049	100,025
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05011	0,05472	0,05017	0,05167
	E	0,05417	0,05522	0,05239	0,05393
	EC	0,05411	0,05517	0,05244	0,05391
	E/EC	100,386	100,099	100,038	100,174
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,38672	0,10694	0,38905	
	E	0,38950	0,10622	0,39283	
	EC	0,38939	0,10622	0,39272	
	E/EC	100,032	100,000	100,026	

continua...

Tabela 22. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39761	-0,00045	0,39980	0,00058
	E	-0,39673	-0,00148	0,39821	0,00000
	EC	-0,40415	-0,00147	0,40562	-0,00000
	E/EC	98,154	98,157	98,162	98,158
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,10498	0,10473	0,10551	0,10508
	E	0,10212	0,10125	0,10285	0,10207
	EC	0,10709	0,10615	0,10789	0,10705
	E/EC	96,252	96,268	96,252	96,257
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00785	0,00007	0,00198	0,00330
	E	0,01411	-0,00587	-0,00521	0,00101
	EC	-0,00980	-0,00588	0,01862	0,00098
	E/EC	100,027	100,028	99,957	100,005
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,24114	1,19281	1,20189	1,21195
	E	1,25433	1,22766	1,21326	1,23175
	EC	1,25322	1,22686	1,21248	1,23085
	E/EC	100,089	100,064	100,062	100,072
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50172	0,49461	0,50322	0,49985
	E	0,50594	0,49533	0,49900	0,50009
	EC	0,49744	0,49506	0,50817	0,50022
	E/EC	101,717	100,055	98,193	99,988
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05478	0,05039	0,05283	0,05267
	E	0,05472	0,05067	0,05239	0,05259
	EC	0,05450	0,05072	0,05217	0,05246
	E/EC	100,467	99,846	100,603	100,305
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,35161	0,09883	0,34772	
	E	0,35411	0,10378	0,35472	
	EC	0,35444	0,10367	0,35439	
	E/EC	99,908	100,088	100,097	

continua...

Tabela 22. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49500	0,00661	0,49817	0,00326
	E	-0,40512	0,00452	0,40060	0,00000
	EC	-0,40409	0,00471	0,39938	0,00000
	E/EC	99,226	98,550	99,204	98,994
$\text{Var}(\hat{\beta}_3)$	P	0,35220	0,34962	0,34877	0,35020
	E	0,34357	0,33461	0,34178	0,34000
	EC	0,35425	0,34502	0,35245	0,35057
	E/EC	97,044	97,042	97,043	97,043
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00924	0,01038	-0,00510	0,00484
	E	0,17256	0,00886	-0,18312	-0,00057
	EC	0,17170	0,00904	-0,18239	-0,00055
	E/EC	99,929	99,963	99,965	99,953
$\text{Var}(t)$	P	1,20774	1,21984	1,26209	1,22989
	E	1,21896	1,23646	1,26578	1,24040
	EC	1,21798	1,23584	1,26504	1,23962
	E/EC	100,079	100,048	100,060	100,063
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50689	0,50394	0,49944	0,50343
	E	0,56228	0,50033	0,43189	0,49817
	EC	0,56228	0,50044	0,43178	0,49817
	E/EC	100,030	100,007	100,059	100,032
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04844	0,05172	0,05494	0,05170
	E	0,05428	0,05311	0,05833	0,05524
	EC	0,05444	0,05328	0,05811	0,05527
	E/EC	99,790	99,825	100,349	99,988
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,20267	0,10122	0,21228	
	E	0,17750	0,10444	0,17783	
	EC	0,17494	0,10356	0,17517	
	E/EC	101,574	101,003	101,619	

Tabela 23. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.2).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70058	1,00069	1,29948	1,00025
	E	0,70152	1,00010	1,29837	1,00000
	EC	0,70011	1,00010	1,29979	1,00000
	E/EC	100,211	100,003	99,893	100,035
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00583	0,00584	0,00584	0,00584
	E	0,00548	0,00546	0,00549	0,00548
	EC	0,00554	0,00551	0,00555	0,00553
	E/EC	99,053	99,057	99,053	99,054
t(para H_0)	P	0,01070	0,01144	-0,00514	0,00566
	E	0,02632	0,00226	-0,02442	0,00139
	EC	0,00684	0,00226	-0,00497	0,00138
	E/EC	99,980	100,002	100,076	100,019
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,07509	1,07072	1,10756	1,08445
	E	1,07888	1,07580	1,10148	1,08539
	EC	1,07878	1,07576	1,10141	1,08532
	E/EC	100,008	100,004	100,007	100,007
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,50655	0,50589	0,49933	0,50392
	E	0,51022	0,50500	0,48811	0,50111
	EC	0,50244	0,50500	0,49533	0,50093
	E/EC	101,555	100,000	98,543	100,033
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04878	0,04600	0,05455	0,04978
	E	0,05133	0,04711	0,05167	0,05004
	EC	0,05055	0,04711	0,05156	0,04974
	E/EC	101,564	100,000	100,421	100,662
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,98033	0,09633	0,97644	
	E	0,98344	0,09867	0,98044	
	EC	0,98344	0,09867	0,98044	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 23. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.2).

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40066	-0,00041	0,39963	-0,00048
	E	-0,39840	-0,00003	0,39843	-0,00000
	EC	-0,40029	-0,00003	0,40032	-0,00000
	E/EC	99,530	99,531	99,530	99,531
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01165	0,01172	0,01167	0,01168
	E	0,01096	0,01095	0,01094	0,01095
	EC	0,01108	0,01106	0,01106	0,01106
	E/EC	99,048	99,053	99,049	99,050
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00806	-0,00784	-0,00281	-0,00623
	E	0,01514	-0,00426	-0,01742	-0,00218
	EC	-0,00322	-0,00426	0,00095	-0,00217
	E/EC	99,985	100,006	99,900	99,964
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,09409	1,07170	1,08350	1,08310
	E	1,09328	1,06321	1,09911	1,08520
	EC	1,09341	1,06320	1,09911	1,08524
	E/EC	99,988	100,001	100,000	99,996
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49256	0,49400	0,49711	0,49456
	E	0,50489	0,49511	0,49489	0,49830
	EC	0,49778	0,49522	0,50222	0,49841
	E/EC	101,440	99,975	98,525	99,981
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04933	0,04878	0,04889	0,04900
	E	0,04933	0,04944	0,05256	0,05044
	EC	0,04978	0,04956	0,05289	0,05074
	E/EC	99,229	99,735	99,262	99,409
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,96811	0,10156	0,96844	
	E	0,97189	0,09756	0,97344	
	EC	0,97178	0,09767	0,97333	
	E/EC	100,011	99,879	100,011	

continua...

Tabela 23. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.2).

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49823	-0,00101	0,49954	0,00010
	E	-0,47868	-0,00081	0,47949	0,00000
	EC	-0,47861	-0,00081	0,47942	0,00000
	E/EC	100,084	99,670	100,039	99,931
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,08292	0,08297	0,08275	0,08288
	E	0,07821	0,07758	0,07817	0,07799
	EC	0,07878	0,07815	0,07874	0,07856
	E/EC	99,278	99,278	99,278	99,278
t(para H_0)	P	0,00503	-0,00441	-0,00193	-0,00043
	E	0,07481	-0,00450	-0,07432	-0,00133
	EC	0,07478	-0,00445	-0,07430	-0,00132
	E/EC	99,981	100,025	99,929	99,971
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08524	1,08492	1,09755	1,08257
	E	1,07329	1,08410	1,10932	1,08890
	EC	1,07324	1,08431	1,10922	1,08892
	E/EC	100,005	99,979	100,011	99,998
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49522	0,49533	0,50022	0,49693
	E	0,52967	0,49733	0,47389	0,50030
	EC	0,52900	0,49578	0,47322	0,49933
	E/EC	100,134	100,290	100,159	100,195
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05011	0,04800	0,05167	0,04993
	E	0,05089	0,05133	0,05467	0,05230
	EC	0,05089	0,05000	0,05456	0,05181
	E/EC	100,272	102,708	100,578	101,186
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,52933	0,09889	0,52344	
	E	0,51378	0,10067	0,51222	
	EC	0,51111	0,10144	0,51000	
	E/EC	100,515	99,248	100,448	

Tabela 24. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso. 3).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69608	0,99994	1,29975	0,99859
	E	0,69890	1,00047	1,30062	1,00000
	EC	0,69631	1,00057	1,30312	1,00000
	E/EC	100,553	100,056	99,845	100,152
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,05349	0,05463	0,05417	0,05410
	E	0,03844	0,03785	0,03971	0,03867
	EC	0,04283	0,04179	0,04436	0,04300
	E/EC	98,106	98,113	98,107	98,109
t(para H_0)	P	-0,00229	0,00505	0,01118	0,00465
	E	-0,00822	0,00259	0,00077	-0,00162
	EC	-0,02304	0,00267	0,01476	-0,00187
	E/EC	99,991	100,047	100,013	100,017
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,55757	1,47602	1,45902	1,49753
	E	1,64082	1,56534	1,55645	1,58754
	EC	1,63456	1,56195	1,55234	1,58295
	E/EC	100,378	100,218	100,265	100,287
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49711	0,50322	0,49644	0,49893
	E	0,49256	0,50133	0,50444	0,49944
	EC	0,48789	0,50133	0,50922	0,49948
	E/EC	100,966	100,000	99,069	100,011
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05367	0,04989	0,05133	0,05163
	E	0,06200	0,05489	0,05611	0,05767
	EC	0,06111	0,05478	0,05533	0,05707
	E/EC	101,436	100,252	101,470	101,053
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,55967	0,10178	0,55478	
	E	0,56611	0,10633	0,55644	
	EC	0,56555	0,10622	0,55589	
	E/EC	100,092	100,109	100,099	

continua...

Tabela 24. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39693	0,00035	0,40141	0,00161
	E	-0,38217	0,00277	0,37940	0,00000
	EC	-0,38193	-0,00010	0,38203	0,00000
	E/EC	98,929	98,787	98,979	98,898
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,11561	0,11857	0,11915	0,11778
	E	0,08897	0,09032	0,09047	0,08992
	EC	0,15569	0,15343	0,14991	0,15301
	E/EC	97,461	97,490	97,459	97,470
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00370	0,01283	0,00204	0,00619
	E	0,08840	0,01388	-0,09708	0,00173
	EC	0,07494	0,01270	-0,08311	0,00151
	E/EC	100,103	99,981	100,075	100,053
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,49925	1,48572	1,47400	1,48632
	E	1,61981	1,63042	1,63388	1,62803
	EC	1,61404	1,62127	1,62507	1,62012
	E/EC	100,378	100,482	100,534	100,465
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50500	0,50333	0,50378	0,50404
	E	0,53000	0,50078	0,47000	0,50026
	EC	0,52489	0,50111	0,47378	0,49993
	E/EC	100,971	99,934	99,204	100,036
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04978	0,05067	0,05044	0,05030
	E	0,05522	0,05467	0,05722	0,05570
	EC	0,05522	0,05400	0,05700	0,05541
	E/EC	99,934	101,186	100,365	100,495
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,44233	0,10022	0,45089	
	E	0,44689	0,10844	0,45133	
	EC	0,44656	0,10856	0,45006	
	E/EC	100,074	99,910	100,180	

continua...

Tabela 24. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49386	0,00020	0,49899	0,00177
	E	-0,34448	-0,00063	0,34510	-0,00000
	EC	-0,33829	-0,00398	0,34227	-0,00000
	E/EC	99,490	99,036	99,303	99,276
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,32920	0,32775	0,33172	0,32956
	E	0,39374	0,36413	0,40185	0,38657
	EC	0,53254	0,51924	0,61877	0,55685
	E/EC	97,922	97,903	97,907	97,911
t(para H_0)	P	0,00900	-0,00280	-0,00918	-0,00099
	E	0,34007	0,00673	-0,34254	0,00142
	EC	0,34026	0,00673	-0,34135	0,00192
	E/EC	100,005	99,975	100,035	100,005
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,45371	1,49374	1,48000	1,47582
	E	1,70137	1,61714	1,71726	1,67859
	EC	1,69559	1,60826	1,69977	1,66787
	E/EC	100,334	100,544	101,010	100,629
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,50556	0,50011	0,49589	0,50052
	E	0,60433	0,49978	0,39211	0,49874
	EC	0,60411	0,49967	0,39311	0,49896
	E/EC	100,046	100,048	99,786	99,960
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04789	0,05111	0,05189	0,05030
	E	0,06867	0,05722	0,06711	0,06433
	EC	0,06867	0,05700	0,06667	0,06411
	E/EC	100,119	100,463	100,878	100,487
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,22911	0,09944	0,23144	
	E	0,17589	0,10889	0,16978	
	EC	0,17389	0,10822	0,16933	
	E/EC	101,180	100,546	100,255	

Tabela 25. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.4).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69987	0,99708	1,29878	0,99858
	E	0,70180	0,99869	1,29951	1,00000
	EC	0,70030	0,99867	1,30102	1,00000
	E/EC	100,289	100,020	99,895	100,061
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,02223	0,02209	0,02211	0,02214
	E	0,02074	0,02024	0,02051	0,02049
	EC	0,02105	0,02053	0,02082	0,02080
	E/EC	98,984	98,992	98,984	98,987
t(para H_0)	P	-0,01108	-0,02420	-0,00780	-0,01436
	E	0,00954	-0,00720	-0,00691	-0,00152
	EC	-0,00197	-0,00719	0,00462	-0,00152
	E/EC	99,922	100,004	100,115	100,014
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,46543	1,52476	1,44115	1,47711
	E	1,48807	1,53307	1,44547	1,48887
	EC	1,48757	1,53273	1,44524	1,48852
	E/EC	100,034	100,022	100,019	100,025
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49555	0,49456	0,49622	0,49544
	E	0,49911	0,50222	0,49111	0,49748
	EC	0,49622	0,50222	0,49511	0,49785
	E/EC	100,584	100,000	99,190	99,924
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04656	0,04956	0,04967	0,04859
	E	0,04922	0,05244	0,04800	0,04989
	EC	0,04922	0,05244	0,04789	0,04985
	E/EC	100,009	100,000	100,184	100,064
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,61678	0,10078	0,61433	
	E	0,63444	0,09900	0,64056	
	EC	0,63444	0,09900	0,64044	
	E/EC	100,000	100,000	100,018	

continua...

Tabela 25. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39530	0,00543	0,40107	0,00373
	E	-0,39691	0,00193	0,39499	0,00000
	EC	-0,39888	0,00194	0,39694	0,00000
	E/EC	99,501	99,504	99,506	99,504
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,04425	0,04442	0,04419	0,04429
	E	0,04093	0,04078	0,04067	0,04080
	EC	0,04153	0,04139	0,04127	0,04140
	E/EC	98,985	98,992	98,986	98,988
t(para H_0)	P	0,02687	0,02481	0,01103	0,02091
	E	0,01835	0,00894	-0,02356	0,00124
	EC	0,00751	0,00894	-0,01270	0,00125
	E/EC	99,944	100,010	100,081	100,012
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,50075	1,48666	1,44273	1,47671
	E	1,49435	1,49247	1,47350	1,48678
	EC	1,49401	1,49219	1,47330	1,48650
	E/EC	100,022	100,018	100,013	100,018
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50978	0,51178	0,50556	0,50904
	E	0,50644	0,50678	0,49178	0,50167
	EC	0,50200	0,50700	0,49656	0,50185
	E/EC	100,884	99,956	99,034	99,958
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04944	0,04833	0,04778	0,04852
	E	0,04933	0,04700	0,04822	0,04818
	EC	0,04956	0,04700	0,04789	0,04815
	E/EC	99,493	100,000	100,789	100,094
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,56500	0,09933	0,58144	
	E	0,59611	0,09733	0,59667	
	EC	0,59611	0,09733	0,59667	
	E/EC	100,000	100,000	100,001	

continua...

Tabela 25. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50179	0,00042	0,50612	0,00158
	E	-0,50338	-0,00084	0,50422	-0,00000
	EC	-0,50339	-0,00082	0,50422	-0,00000
	E/EC	99,886	99,652	99,784	99,774
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,25707	0,25535	0,25717	0,25653
	E	0,23729	0,23725	0,23712	0,23722
	EC	0,23914	0,23910	0,23897	0,23907
	E/EC	99,227	99,227	99,227	99,227
t(para H_0)	P	-0,00843	-0,00045	0,01444	0,00185
	E	-0,01282	-0,00347	0,01494	-0,00045
	EC	-0,01276	-0,00357	0,01496	-0,00046
	E/EC	100,012	100,021	100,019	100,017
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,48885	1,49637	1,47498	1,48673
	E	1,48476	1,48035	1,45525	1,47345
	EC	1,48442	1,48020	1,45533	1,47332
	E/EC	100,023	100,012	99,992	100,009
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49756	0,50122	0,50289	0,50056
	E	0,49411	0,49633	0,49922	0,49656
	EC	0,49333	0,49667	0,49911	0,49637
	E/EC	100,141	99,942	100,011	100,031
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04889	0,04811	0,05211	0,04970
	E	0,04944	0,05011	0,04844	0,04933
	EC	0,04922	0,05056	0,04889	0,04956
	E/EC	100,331	99,213	99,149	99,565
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,22689	0,10100	0,23011	
	E	0,23911	0,10389	0,23478	
	EC	0,23844	0,10422	0,23389	
	E/EC	100,286	99,744	100,338	

Tabela 28. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.5).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69077	0,98845	1,30093	0,99338
	E	0,70390	0,99617	1,29993	1,00000
	EC	0,69004	0,99824	1,31171	1,00000
	E/EC	101,019	100,204	99,378	100,200
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,19393	0,19749	0,19886	0,19676
	E	0,16686	0,16919	0,16772	0,16792
	EC	0,35191	0,33842	0,38382	0,35805
	E/EC	92,255	92,340	92,288	92,294
t(para H_0)	P	-0,01931	-0,04147	-0,01379	-0,02486
	E	0,01009	-0,02016	-0,00029	-0,00345
	EC	-0,01685	-0,02122	0,02707	-0,00366
	E/EC	100,292	100,301	100,238	100,276
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,46045	1,44359	1,51805	1,47403
	E	1,51620	1,47759	1,52024	1,50468
	EC	1,48481	1,45137	1,49336	1,47652
	E/EC	102,168	101,801	101,782	101,917
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49889	0,49067	0,49511	0,49489
	E	0,50867	0,49900	0,49456	0,50074
	EC	0,49778	0,49900	0,50678	0,50118
	E/EC	102,298	100,000	97,544	99,947
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04711	0,04756	0,05067	0,04844
	E	0,05011	0,04956	0,05400	0,05122
	EC	0,04878	0,04856	0,05211	0,04981
	E/EC	102,858	101,925	103,811	102,865
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,25000	0,09867	0,25089	
	E	0,23967	0,09611	0,25000	
	EC	0,23756	0,09433	0,24656	
	E/EC	100,886	101,886	101,400	

continua...

Tabela 26. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39002	0,00163	0,40767	0,00642
	E	-0,37666	-0,00512	0,38118	-0,00000
	EC	-0,39685	-0,00142	0,39827	0,00000
	E/EC	95,856	95,617	95,975	95,816
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,41974	0,41597	0,41708	0,41760
	E	0,33790	0,33453	0,33870	0,33704
	EC	1,49252	1,19690	1,22575	1,30506
	E/EC	90,348	90,390	90,341	90,360
t(para H_0)	P	0,00946	0,00102	0,02395	0,01147
	E	0,05050	-0,00982	-0,02916	0,00387
	EC	0,02332	-0,00933	-0,00193	0,00402
	E/EC	100,181	100,287	100,080	100,183
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,54182	1,43247	1,44371	1,47267
	E	1,62236	1,53566	1,48556	1,54786
	EC	1,57644	1,50738	1,45414	1,51265
	E/EC	102,926	101,877	102,106	102,303
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,50200	0,50200	0,50667	0,50356
	E	0,51022	0,49700	0,49044	0,49922
	EC	0,50056	0,49711	0,49944	0,49904
	E/EC	101,928	99,975	98,201	100,035
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05011	0,04667	0,04911	0,04863
	E	0,06000	0,05056	0,04667	0,05241
	EC	0,05756	0,04822	0,04556	0,05044
	E/EC	104,390	104,954	102,624	103,137
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,20589	0,09611	0,20389	
	E	0,20789	0,10033	0,20400	
	EC	0,20322	0,09811	0,19989	
	E/EC	102,278	102,363	102,072	

continua...

Tabela 26. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=1,45$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49298	0,00836	0,50695	0,00744
	E	-0,34416	-0,00098	0,34513	-0,00000
	EC	-0,33903	-0,00120	0,34023	-0,00000
	E/EC	97,749	96,546	97,750	97,340
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,35943	0,35138	0,36718	0,35933
	E	0,39594	0,36358	0,40106	0,38686
	EC	0,89196	1,03851	0,92417	0,95155
	E/EC	91,883	91,896	91,891	91,890
$t(\text{para } H_0)$	P	0,02672	0,03321	0,02033	0,02675
	E	0,33250	0,00336	-0,33143	0,00148
	EC	0,32936	0,00397	-0,32865	0,00156
	E/EC	100,286	100,103	100,282	100,223
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,53959	1,47210	1,50899	1,50690
	E	1,57170	1,49716	1,60053	1,55313
	EC	1,54106	1,46044	1,55202	1,51784
	E/EC	101,984	101,883	103,080	102,299
$\hat{P} < t > 0$	P	0,50433	0,51100	0,51356	0,50963
	E	0,61167	0,50144	0,39433	0,50248
	EC	0,61144	0,50111	0,39567	0,50274
	E/EC	100,079	100,140	99,715	99,715
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05156	0,04700	0,05178	0,05011
	E	0,06056	0,04867	0,06311	0,05744
	EC	0,05933	0,04700	0,06067	0,05567
	E/EC	101,968	103,442	104,002	103,137
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,22200	0,09711	0,23600	
	E	0,16456	0,10100	0,16278	
	EC	0,15756	0,09844	0,15622	
	E/EC	104,456	102,821	104,324	

Tabela 27. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso. 6).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70243	0,99702	1,30164	1,00036
	E	0,70318	0,99743	1,29939	1,00000
	EC	0,69672	0,99751	1,30578	1,00000
	E/EC	101,340	100,268	99,643	100,414
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,08436	0,08399	0,08547	0,08461
	E	0,08219	0,08124	0,08252	0,08198
	EC	0,08836	0,08713	0,08873	0,08808
	E/EC	95,942	95,980	95,952	95,958
t(para H_0)	P	0,01997	-0,01464	0,00690	0,00407
	E	0,03528	-0,01576	-0,01542	0,00137
	EC	0,01226	-0,01571	0,00758	0,00138
	E/EC	99,891	100,037	99,924	99,951
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,53598	1,52193	1,44312	1,50034
	E	1,51036	1,49747	1,46687	1,49157
	EC	1,50606	1,49447	1,46391	1,48815
	E/EC	100,287	100,198	100,203	100,229
$\hat{P} < t > 0$	P	0,50678	0,49100	0,50333	0,50037
	E	0,50844	0,49756	0,49522	0,50041
	EC	0,49978	0,49756	0,50400	0,50044
	E/EC	101,737	100,000	98,262	99,999
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05033	0,04822	0,04244	0,04700
	E	0,05144	0,05089	0,04589	0,04940
	EC	0,05133	0,05078	0,04589	0,04933
	E/EC	100,233	100,185	100,031	100,150
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,26656	0,09989	0,27222	
	E	0,27789	0,09733	0,28278	
	EC	0,27756	0,09722	0,28267	
	E/EC	100,115	100,123	100,038	

continua...

Tabela 27. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40217	-0,00005	0,39637	-0,00195
	E	-0,39668	0,00314	0,39353	0,00000
	EC	-0,40516	0,00340	0,40175	0,00000
	E/EC	97,971	97,946	97,984	97,967
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,16975	0,16969	0,16822	0,16922
	E	0,16494	0,16398	0,16251	0,16381
	EC	0,17652	0,17592	0,17399	0,17548
	E/EC	95,838	95,872	95,842	95,851
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00179	0,00564	-0,01134	-0,00130
	E	0,02359	0,01013	-0,02213	0,00386
	EC	0,00203	0,01010	-0,00024	0,00396
	E/EC	99,985	100,034	99,966	100,033
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,52360	1,51046	1,49272	1,50893
	E	1,54510	1,48467	1,46964	1,49980
	EC	1,53651	1,48188	1,46605	1,49481
	E/EC	100,537	100,189	100,236	100,321
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49878	0,49411	0,49989	0,49759
	E	0,50622	0,50022	0,49611	0,50085
	EC	0,49733	0,50011	0,50433	0,50060
	E/EC	101,795	100,022	98,367	100,061
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04933	0,05178	0,04822	0,04978
	E	0,04967	0,05267	0,04989	0,05074
	EC	0,04944	0,05267	0,04967	0,05056
	E/EC	100,141	100,200	100,412	100,251
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,25522	0,10155	0,25178	
	E	0,26378	0,10044	0,25778	
	EC	0,26322	0,10033	0,25733	
	E/EC	100,221	100,105	100,167	

continua...

Tabela 27. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50348	0,00058	0,50216	-0,00024
	E	-0,49185	0,00133	0,49052	0,00000
	EC	-0,49156	0,00150	0,49006	-0,00000
	E/EC	99,387	98,444	99,327	99,053
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,25292	0,25457	0,25522	0,25424
	E	0,24372	0,24162	0,24528	0,24354
	EC	0,25285	0,25062	0,25461	0,25269
	E/EC	96,735	96,733	96,734	96,734
t(para H_0)	P	0,01682	-0,01259	0,02509	0,00977
	E	0,07706	-0,01861	-0,05106	0,00113
	EC	0,07305	-0,01861	-0,05108	0,00112
	E/EC	100,039	99,832	99,917	99,929
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08301	1,07689	1,08770	1,08256
	E	1,09077	1,08291	1,11090	1,09486
	EC	1,09089	1,08293	1,11085	1,09489
	E/EC	99,988	99,998	100,004	99,997
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49111	0,49811	0,50078	0,49667
	E	0,50133	0,49767	0,49700	0,49867
	EC	0,50156	0,49733	0,49744	0,49878
	E/EC	100,008	100,074	99,920	100,001
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04756	0,04833	0,04811	0,04800
	E	0,04689	0,04867	0,05433	0,04996
	EC	0,04711	0,04755	0,05467	0,04978
	E/EC	99,680	102,282	99,321	100,428
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,23056	0,09889	0,22933	
	E	0,23522	0,09911	0,23478	
	EC	0,22956	0,09844	0,23033	
	E/EC	102,467	100,718	101,871	

Tabela 28. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=1,45$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso. 7).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69698	1,00093	1,29997	0,99929
	E	0,70121	1,00120	1,29759	1,00000
	EC	0,69551	1,00122	1,30327	1,00000
	E/EC	100,989	100,049	99,588	100,209
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,02305	0,02306	0,02312	0,02308
	E	0,02206	0,02191	0,02202	0,02200
	EC	0,02301	0,02285	0,02297	0,02294
	E/EC	96,268	96,286	96,268	96,274
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,02108	0,00772	-0,00101	-0,00479
	E	0,01145	0,01045	-0,02060	0,00043
	EC	-0,02700	0,01045	0,01788	0,00044
	E/EC	100,056	100,009	100,027	100,031
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,06485	1,09455	1,08430	1,08123
	E	1,08188	1,07695	1,11765	1,09216
	EC	1,08144	1,07666	1,11719	1,09177
	E/EC	100,041	100,027	100,041	100,036
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49378	0,49933	0,49722	0,49678
	E	0,51211	0,50433	0,48833	0,50159
	EC	0,49356	0,50433	0,50311	0,50033
	E/EC	103,778	100,000	97,046	100,274
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05100	0,05233	0,04844	0,05059
	E	0,05267	0,04956	0,05400	0,05207
	EC	0,05444	0,04956	0,05433	0,05278
	E/EC	96,498	100,000	99,274	98,590
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,63300	0,10289	0,62278	
	E	0,64333	0,09800	0,63711	
	EC	0,64322	0,09789	0,63711	
	E/EC	100,018	100,107	100,000	

continua...

Tabela 28. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39852	-0,00052	0,39797	-0,00035
	E	-0,39177	-0,00008	0,39186	0,00000
	EC	-0,39927	-0,00008	0,39935	0,00000
	E/EC	98,142	98,088	98,116	98,115
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,04612	0,04610	0,04626	0,04616
	E	0,04393	0,04367	0,04408	0,04389
	EC	0,04581	0,04552	0,04596	0,04577
	E/EC	96,235	96,250	96,235	96,240
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00731	0,00031	-0,01095	-0,00111
	E	0,04300	0,00224	-0,04387	0,00046
	EC	0,00672	0,00226	-0,00765	0,00044
	E/EC	99,893	99,974	100,107	99,992
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,08272	1,09603	1,04642	1,07506
	E	1,08177	1,08885	1,07606	1,08223
	EC	1,08160	1,08880	1,07612	1,08217
	E/EC	100,014	100,003	99,994	100,004
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50033	0,50189	0,49556	0,49926
	E	0,51467	0,49744	0,48300	0,49637
	EC	0,50011	0,49711	0,49811	0,49844
	E/EC	102,916	100,067	96,973	99,985
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04922	0,05022	0,04433	0,04793
	E	0,04944	0,05100	0,05122	0,05056
	EC	0,04944	0,05122	0,05111	0,05059
	E/EC	100,065	99,548	100,134	99,916
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,58433	0,10278	0,58078	
	E	0,59256	0,10133	0,58811	
	EC	0,59178	0,10178	0,58733	
	E/EC	100,132	99,582	100,138	

continua...

Tabela 28. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=1,45$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49735	0,00077	0,50121	0,00154
	E	-0,44238	-0,00065	0,44303	-0,00000
	EC	-0,44164	-0,00069	0,44233	0,00000
	E/EC	100,216	98,602	100,312	99,710
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,08278	0,08301	0,08312	0,08297
	E	0,08051	0,07829	0,08071	0,07984
	EC	0,08293	0,08065	0,08314	0,08224
	E/EC	97,105	97,104	97,105	97,105
t(para H_0)	P	0,00763	0,00410	0,00486	0,00553
	E	0,20103	-0,00338	-0,20122	-0,00119
	EC	0,20052	-0,00351	-0,20058	-0,00119
	E/EC	100,008	99,934	99,877	99,940
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,09349	1,09678	1,07511	1,08846
	E	1,12981	1,07766	1,12383	1,11043
	EC	1,12867	1,07785	1,12341	1,10998
	E/EC	100,102	99,983	100,036	100,040
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,50178	0,50456	0,50100	0,50244
	E	0,57600	0,49989	0,42422	0,50004
	EC	0,57600	0,50200	0,42311	0,50037
	E/EC	100,046	99,608	100,456	100,037
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05044	0,05022	0,05022	0,05030
	E	0,05711	0,04844	0,05644	0,05400
	EC	0,05700	0,04844	0,05678	0,05407
	E/EC	100,579	100,134	100,084	100,266
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,51333	0,10100	0,51922	
	E	0,45633	0,09711	0,45922	
	EC	0,44744	0,09867	0,44756	
	E/EC	102,066	98,429	102,759	

Tabela 29. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.8).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70187	1,00078	1,29825	1,00030
	E	0,70228	1,00043	1,29729	1,00000
	EC	0,70156	1,00043	1,29801	1,00000
	E/EC	100,122	100,005	99,947	100,025
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,01788	0,01813	0,01780	0,01794
	E	0,01688	0,01699	0,01684	0,01691
	EC	0,01699	0,01710	0,01695	0,01701
	E/EC	99,512	99,514	99,512	99,513
$t(\text{para } H_0)$	P	0,01270	-0,00056	-0,01577	-0,00121
	E	0,02096	0,00460	-0,02456	0,00033
	EC	0,01471	0,00460	-0,01831	0,00034
	E/EC	100,034	100,002	100,090	100,042
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,48827	1,44693	1,52370	1,48630
	E	1,50559	1,46212	1,48337	1,48369
	EC	1,50531	1,46205	1,48336	1,48357
	E/EC	100,018	100,004	100,001	100,008
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50044	0,50767	0,49778	0,50196
	E	0,50544	0,50989	0,48722	0,50085
	EC	0,50300	0,50989	0,49022	0,50104
	E/EC	100,486	100,000	99,390	99,958
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04856	0,04611	0,05222	0,04896
	E	0,04789	0,04800	0,05222	0,04937
	EC	0,04789	0,04800	0,05211	0,04933
	E/EC	99,892	100,000	100,277	100,056
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,67144	0,09733	0,67456	
	E	0,69256	0,09622	0,69433	
	EC	0,69256	0,09622	0,69433	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 29. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40118	0,00028	0,40013	-0,00025
	E	-0,39977	0,00042	0,39935	0,00000
	EC	-0,40075	0,00043	0,40032	-0,00000
	E/EC	99,755	99,747	99,750	99,751
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,03575	0,03601	0,03587	0,03588
	E	0,03403	0,03392	0,03416	0,03403
	EC	0,03425	0,03415	0,03439	0,03426
	E/EC	99,508	99,511	99,509	99,509
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00044	-0,00607	0,00788	0,00045
	E	0,00441	-0,00638	0,00125	-0,00024
	EC	-0,00147	-0,00638	0,00713	-0,00024
	E/EC	100,079	99,992	100,065	100,045
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,48164	1,43666	1,52481	1,48104
	E	1,46976	1,45654	1,52197	1,48276
	EC	1,46987	1,45653	1,52190	1,48277
	E/EC	99,993	100,001	100,005	99,999
$\hat{P} < t > 0 >$	P	0,50222	0,49844	0,50289	0,50118
	E	0,50444	0,49611	0,49689	0,49915
	EC	0,50267	0,49611	0,49878	0,49918
	E/EC	100,355	100,000	99,621	99,992
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04967	0,04478	0,05256	0,04900
	E	0,04622	0,04633	0,05067	0,04774
	EC	0,04667	0,04633	0,05011	0,04770
	E/EC	99,068	100,000	101,156	100,075
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,64278	0,09411	0,63189	
	E	0,65778	0,09556	0,65244	
	EC	0,65789	0,09556	0,65256	
	E/EC	99,983	100,000	99,983	

continua...

Tabela 29. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 10 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50117	0,00089	0,50505	0,00159
	E	-0,50212	-0,00089	0,50301	-0,00000
	EC	-0,50213	-0,00089	0,50302	-0,00000
	E/EC	99,935	99,735	100,002	99,891
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,21964	0,21973	0,21989	0,21975
	E	0,20769	0,20773	0,20793	0,20778
	EC	0,20848	0,20852	0,20872	0,20857
	E/EC	99,626	99,626	99,626	99,626
t(para H_0)	P	0,00414	0,00091	0,00731	0,00412
	E	0,00224	-0,00725	0,00352	-0,00049
	EC	0,00225	-0,00727	0,00355	-0,00049
	E/EC	99,984	99,922	99,903	99,936
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,47740	1,48172	1,44809	1,46907
	E	1,49173	1,50473	1,47836	1,49161
	EC	1,49187	1,50428	1,47827	1,49147
	E/EC	99,990	100,026	100,006	100,007
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49856	0,50089	0,49922	0,49956
	E	0,50189	0,49589	0,49900	0,49892
	EC	0,50222	0,49611	0,49889	0,49907
	E/EC	99,928	99,963	100,027	99,973
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05122	0,04989	0,04700	0,04937
	E	0,04922	0,04700	0,04644	0,04756
	EC	0,04944	0,04756	0,04633	0,04778
	E/EC	99,556	98,811	100,297	99,555
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,24989	0,10022	0,24511	
	E	0,26044	0,09933	0,25067	
	EC	0,25978	0,09922	0,25000	
	E/EC	100,258	100,078	100,265	

Tabela 30. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(ED); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.9).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70049	1,00016	1,30170	1,00078
	E	0,70204	0,99917	1,29878	1,00000
	EC	0,69775	0,99916	1,30309	1,00000
	E/EC	100,657	100,015	99,676	100,116
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00922	0,00918	0,00922	0,00921
	E	0,00841	0,00826	0,00839	0,00835
	EC	0,00868	0,00853	0,00867	0,00863
	E/EC	97,141	97,166	97,141	97,149
t(para H_0)	P	0,00605	0,00130	0,01744	0,00826
	E	0,02332	-0,01018	-0,01707	-0,00131
	EC	-0,02384	-0,01018	0,03019	-0,00127
	E/EC	100,004	100,012	99,886	99,967
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,05925	1,08131	1,07931	1,07329
	E	1,06500	1,09119	1,08330	1,07983
	EC	1,06463	1,09086	1,08291	1,07947
	E/EC	100,033	100,030	100,038	100,034
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50256	0,50467	0,50189	0,50304
	E	0,51267	0,49967	0,49233	0,50156
	EC	0,49111	0,49967	0,51178	0,50085
	E/EC	104,434	100,000	98,210	100,215
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04800	0,04822	0,05144	0,04922
	E	0,04700	0,04900	0,04911	0,04837
	EC	0,04611	0,04900	0,04978	0,04830
	E/EC	102,048	100,000	98,454	100,167
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,91633	0,10067	0,91833	
	E	0,93200	0,10133	0,93056	
	EC	0,93189	0,10122	0,93056	
	E/EC	100,011	100,110	100,000	

continua...

Tabela 30. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40316	0,00004	0,39689	-0,00207
	E	-0,39755	0,00222	0,39532	0,00000
	EC	-0,40326	0,00226	0,40100	0,00000
	E/EC	98,590	98,559	98,601	98,583
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01838	0,01845	0,01841	0,01841
	E	0,01669	0,01657	0,01676	0,01667
	EC	0,01723	0,01711	0,01730	0,01722
	E/EC	97,117	97,141	97,118	97,125
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,02591	-0,00054	-0,02390	-0,01678
	E	0,02035	0,01745	-0,03946	-0,00055
	EC	-0,02429	0,01745	0,00511	-0,00058
	E/EC	100,049	99,994	100,121	100,055
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,09541	1,08997	1,05211	1,07917
	E	1,10799	1,08754	1,05563	1,08372
	EC	1,10735	1,08728	1,05493	1,08319
	E/EC	100,055	100,022	100,065	100,047
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49111	0,50067	0,48533	0,49237
	E	0,50744	0,50733	0,48533	0,50004
	EC	0,48867	0,50689	0,50267	0,49941
	E/EC	103,835	100,088	96,549	100,158
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04944	0,05122	0,04600	0,04889
	E	0,05289	0,05011	0,04522	0,04941
	EC	0,05211	0,05011	0,04511	0,04911
	E/EC	101,535	100,110	100,702	100,782
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,89011	0,10011	0,88722	
	E	0,90511	0,10289	0,90933	
	EC	0,90456	0,10267	0,90911	
	E/EC	100,061	100,236	100,025	

continua...

Tabela 30. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50408	0,00132	0,50346	0,00023
	E	-0,46131	0,00172	0,45958	0,00000
	EC	-0,46093	0,00172	0,45921	-0,00000
	E/EC	100,125	98,696	100,068	99,630
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,13116	0,13104	0,13130	0,13117
	E	0,12035	0,11844	0,12036	0,11972
	EC	0,12310	0,12114	0,12310	0,12245
	E/EC	97,786	97,785	97,786	97,786
t(para H_0)	P	-0,00941	0,00415	0,01069	0,00181
	E	0,11564	0,00626	-0,11542	0,00216
	EC	0,11533	0,00624	-0,11513	0,00214
	E/EC	99,693	99,706	99,732	99,710
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,04948	1,07792	1,07240	1,06660
	E	1,07023	1,07092	1,08073	1,07396
	EC	1,07041	1,07180	1,08118	1,07447
	E/EC	99,980	99,916	99,959	99,952
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50100	0,50668	0,50167	0,50311
	E	0,54444	0,50278	0,45244	0,49989
	EC	0,54389	0,50389	0,45256	0,50011
	E/EC	100,262	99,925	100,140	100,109
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04422	0,04978	0,05067	0,04822
	E	0,04844	0,05000	0,04856	0,04900
	EC	0,04844	0,04900	0,05000	0,04915
	E/EC	99,933	102,157	96,746	99,612
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,38511	0,09956	0,38656	
	E	0,36633	0,10100	0,36656	
	EC	0,36133	0,10000	0,36078	
	E/EC	101,586	101,037	101,758	

Tabela 31. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica eqüidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_r^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.10).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,89990	0,99968	1,29915	0,99958
	E	0,70125	1,00009	1,29866	1,00000
	EC	0,69913	1,00009	1,30078	1,00000
	E/EC	100,318	100,005	99,839	100,054
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00659	0,00666	0,00659	0,00662
	E	0,00616	0,00616	0,00615	0,00616
	EC	0,00626	0,00626	0,00625	0,00626
	E/EC	98,583	98,592	98,583	98,586
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00400	-0,00554	-0,01312	-0,00755
	E	0,01676	0,00220	-0,02004	-0,00036
	EC	-0,01068	0,00220	0,00741	-0,00036
	E/EC	99,882	100,003	100,043	99,976
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08082	1,07861	1,07930	1,07958
	E	1,09975	1,07188	1,08116	1,08426
	EC	1,09987	1,07180	1,08126	1,08431
	E/EC	99,988	100,007	99,991	99,996
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49722	0,49389	0,49644	0,49586
	E	0,50222	0,49933	0,48867	0,49674
	EC	0,49233	0,49933	0,49856	0,49674
	E/EC	102,000	100,000	98,008	100,002
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04733	0,04989	0,05033	0,04918
	E	0,05244	0,04889	0,05089	0,05074
	EC	0,05189	0,04889	0,05144	0,05074
	E/EC	100,971	100,000	98,925	99,965
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,96767	0,09878	0,96622	
	E	0,97322	0,09611	0,97456	
	EC	0,97322	0,09611	0,97456	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 31. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39774	-0,00099	0,39987	0,00038
	E	-0,39550	-0,00148	0,39698	0,00000
	EC	-0,39828	-0,00149	0,39978	0,00000
	E/EC	99,303	99,244	99,304	99,284
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01324	0,01322	0,01323	0,01323
	E	0,01230	0,01218	0,01226	0,01225
	EC	0,01250	0,01236	0,01245	0,01244
	E/EC	98,581	98,588	98,581	98,584
t(para H_0)	P	0,01880	-0,00592	-0,00240	0,00349
	E	0,04058	-0,01013	-0,03051	-0,00002
	EC	0,01487	-0,01014	-0,00478	-0,00002
	E/EC	100,001	99,952	99,956	99,970
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,09279	1,06099	1,07493	1,07624
	E	1,10450	1,06920	1,08240	1,08537
	EC	1,10473	1,06924	1,08244	1,08547
	E/EC	99,979	99,995	99,996	99,990
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,51889	0,49889	0,50078	0,50618
	E	0,51933	0,49711	0,48900	0,50181
	EC	0,50900	0,49722	0,50044	0,50222
	E/EC	102,054	99,976	97,711	99,914
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05000	0,04800	0,04789	0,04863
	E	0,05000	0,04889	0,04933	0,04941
	EC	0,05011	0,04900	0,04944	0,04952
	E/EC	99,847	99,790	99,884	99,840
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,95022	0,09611	0,95267	
	E	0,95867	0,09522	0,96044	
	EC	0,95867	0,09511	0,96044	
	E/EC	100,000	100,113	100,000	

continua...

Tabela 31. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 8 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50072	-0,00062	0,50320	0,00062
	E	-0,47591	-0,00213	0,47804	-0,00000
	EC	-0,47577	-0,00216	0,47794	0,00000
	E/EC	100,182	99,491	100,147	99,940
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,09505	0,09456	0,09473	0,09485
	E	0,08854	0,08751	0,08837	0,08813
	EC	0,08951	0,08846	0,08933	0,08910
	E/EC	98,921	98,921	98,921	98,921
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00178	-0,00268	0,01084	0,00213
	E	0,08180	-0,00644	-0,07355	0,00060
	EC	0,08171	-0,00651	-0,07341	0,00059
	E/EC	99,792	100,008	99,972	99,924
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08050	1,07383	1,07357	1,07597
	E	1,10310	1,07380	1,10034	1,09241
	EC	1,10316	1,07390	1,10048	1,09251
	E/EC	99,995	99,989	99,987	99,991
$\hat{P} < t > 0$	P	0,50122	0,49789	0,50244	0,50052
	E	0,52756	0,50178	0,47122	0,50018
	EC	0,52756	0,50267	0,47211	0,50078
	E/EC	100,048	99,870	99,837	99,918
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05078	0,04867	0,04722	0,04889
	E	0,05322	0,04956	0,05122	0,05133
	EC	0,05356	0,04889	0,05111	0,05118
	E/EC	99,450	101,255	100,263	100,323
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,47200	0,10011	0,48156	
	E	0,46978	0,09489	0,47178	
	EC	0,46611	0,09411	0,46878	
	E/EC	100,831	100,762	100,671	

Tabela 32. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(ED); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,45$. (Caso.11).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70070	1,00173	1,30192	1,00145
	E	0,70107	1,00001	1,29891	1,00000
	EC	0,69921	1,00001	1,30077	1,00000
	E/EC	100,284	100,005	99,860	100,050
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00879	0,00871	0,00870	0,00873
	E	0,00832	0,00818	0,00823	0,00824
	EC	0,00844	0,00829	0,00834	0,00836
	E/EC	98,758	98,763	98,758	98,759
t(para Ho)	P	0,00946	0,01719	0,01900	0,01522
	E	0,01432	0,00170	-0,01501	0,00034
	EC	-0,00641	0,00170	0,00581	0,00036
	E/EC	100,142	100,003	100,155	100,100
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,05357	1,06840	1,07372	1,06590
	E	1,06894	1,06961	1,07948	1,07267
	EC	1,06879	1,06952	1,07933	1,07255
	E/EC	100,014	100,008	100,013	100,012
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,51089	0,51011	0,50400	0,50833
	E	0,51200	0,50533	0,49067	0,50288
	EC	0,50411	0,50533	0,49800	0,50248
	E/EC	101,563	100,000	98,531	100,031
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04889	0,04800	0,05144	0,04944
	E	0,05011	0,04922	0,04900	0,04944
	EC	0,04989	0,04922	0,04844	0,04918
	E/EC	100,439	100,000	101,041	100,493
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,92633	0,09767	0,93178	
	E	0,93467	0,09733	0,93389	
	EC	0,93467	0,09733	0,93389	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 32. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39929	-0,00093	0,39716	-0,00102
	E	-0,39548	-0,00001	0,39549	-0,00000
	EC	-0,39795	-0,00001	0,39796	0,00000
	E/EC	99,375	99,364	99,381	99,373
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01758	0,01749	0,01734	0,01747
	E	0,01670	0,01650	0,01651	0,01657
	EC	0,01692	0,01672	0,01674	0,01680
	E/EC	98,747	98,751	98,747	98,748
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00610	-0,00772	-0,02054	-0,00739
	E	0,03743	-0,00030	-0,03631	0,00027
	EC	0,01781	-0,00030	-0,01658	0,00031
	E/EC	99,949	99,985	100,028	99,987
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,03619	1,02915	1,06039	1,04191
	E	1,04096	1,03426	1,06854	1,04792
	EC	1,04081	1,03426	1,06838	1,04782
	E/EC	100,013	99,999	100,014	100,009
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50800	0,49967	0,48867	0,49878
	E	0,51400	0,50378	0,48356	0,50044
	EC	0,50511	0,50389	0,49144	0,50015
	E/EC	101,757	99,978	98,395	100,044
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04367	0,04744	0,04944	0,04685
	E	0,04422	0,04722	0,04833	0,04659
	EC	0,04367	0,04722	0,04822	0,04637
	E/EC	101,027	100,034	100,133	100,398
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,90311	0,09478	0,89822	
	E	0,90622	0,09433	0,90767	
	EC	0,90600	0,09422	0,90756	
	E/EC	100,024	100,118	100,012	

continua...

Tabela 32. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,45$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50704	-0,00527	0,49739	-0,00497
	E	-0,48092	-0,00054	0,48146	-0,00000
	EC	-0,48085	-0,00055	0,48139	-0,00000
	E/EC	99,928	99,609	100,037	99,858
$\text{Var}(\hat{\beta}_3)$	P	0,12316	0,12332	0,12361	0,12336
	E	0,11775	0,11687	0,11801	0,11754
	EC	0,11888	0,11799	0,11915	0,11867
	E/EC	99,049	99,049	99,049	99,049
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,02121	-0,01805	-0,00749	-0,01558
	E	0,05471	-0,00198	-0,05384	-0,00037
	EC	0,05464	-0,00215	-0,05379	-0,00043
	E/EC	99,934	100,056	100,087	100,026
$\text{Var}(t)$	P	1,08475	1,06988	1,07448	1,07637
	E	1,09730	1,07926	1,08925	1,08860
	EC	1,09701	1,07892	1,08923	1,08842
	E/EC	100,027	100,031	99,994	100,017
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49222	0,48889	0,49522	0,49211
	E	0,52378	0,49356	0,48144	0,49959
	EC	0,52422	0,49389	0,48133	0,49981
	E/EC	99,945	99,935	100,052	99,977
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05322	0,04756	0,04933	0,05004
	E	0,05155	0,05111	0,05133	0,05133
	EC	0,05189	0,05111	0,05200	0,05167
	E/EC	99,155	100,281	98,743	99,393
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,40356	0,09989	0,39733	
	E	0,39033	0,09878	0,39867	
	EC	0,38833	0,09856	0,39656	
	E/EC	100,576	100,212	100,556	

Tabela 33. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,09$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.12).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69901	0,99834	1,29903	0,99879
	E	0,70182	0,99956	1,29861	1,00000
	EC	0,69799	0,99956	1,30245	1,00000
	E/EC	100,573	100,008	99,710	100,097
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00637	0,00637	0,00637	0,00637
	E	0,00560	0,00553	0,00561	0,00558
	EC	0,00576	0,00558	0,00577	0,00574
	E/EC	97,436	97,467	97,436	97,446
t(para H_0)	P	-0,01272	-0,01847	-0,01225	-0,01438
	E	0,02698	-0,00423	-0,02017	0,00086
	EC	-0,02478	-0,00423	0,03153	0,00083
	E/EC	99,872	100,010	99,760	99,881
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,06707	1,10304	1,11097	1,09370
	E	1,06367	1,09970	1,08534	1,08290
	EC	1,06331	1,09942	1,08473	1,08248
	E/EC	100,035	100,025	100,057	100,039
$\hat{P} < t > 0$	P	0,48967	0,49189	0,49789	0,49315
	E	0,50822	0,49822	0,49667	0,50104
	EC	0,48767	0,49822	0,51478	0,50022
	E/EC	104,244	100,000	96,474	100,240
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04811	0,05400	0,05222	0,05144
	E	0,04889	0,05222	0,05233	0,05115
	EC	0,04833	0,05211	0,05300	0,05115
	E/EC	101,353	100,209	98,893	100,152
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,97022	0,10356	0,96733	
	E	0,98144	0,10122	0,97844	
	EC	0,98144	0,10122	0,97844	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 33. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40072	0,00131	0,39951	0,00003
	E	-0,39728	0,00149	0,39577	-0,00000
	EC	-0,40236	0,00151	0,40085	-0,00000
	E/EC	98,741	98,744	98,742	98,742
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01273	0,01274	0,01273	0,01274
	E	0,01119	0,01106	0,01117	0,01114
	EC	0,01151	0,01137	0,01149	0,01146
	E/EC	97,421	97,449	97,421	97,430
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00518	0,01393	-0,00601	0,00091
	E	0,03043	0,01808	-0,04739	0,00037
	EC	-0,01831	0,01808	0,00139	0,00038
	E/EC	99,868	100,023	99,653	99,848
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,11171	1,08480	1,06366	1,08673
	E	1,11307	1,08466	1,06783	1,08852
	EC	1,11317	1,08465	1,06802	1,08861
	E/EC	99,985	100,002	99,977	99,988
$\hat{P} < t > 0 >$	P	0,50511	0,50689	0,49744	0,50315
	E	0,51267	0,50711	0,48244	0,50074
	EC	0,49489	0,50711	0,50211	0,50137
	E/EC	103,601	100,002	96,084	99,896
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05344	0,04967	0,04744	0,05018
	E	0,05444	0,05089	0,04567	0,05033
	EC	0,05422	0,05056	0,04478	0,04985
	E/EC	100,245	100,716	101,820	100,927
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,95844	0,09989	0,95667	
	E	0,97122	0,10067	0,97100	
	EC	0,97111	0,10044	0,97078	
	E/EC	100,011	100,202	100,023	

continua...

Tabela 33. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,09$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49388	0,00697	0,50636	0,00648
	E	-0,46496	-0,00102	0,46598	-0,00000
	EC	-0,46464	-0,00103	0,46567	-0,00000
	E/EC	100,352	98,647	100,295	99,765
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,09096	0,09092	0,09107	0,09098
	E	0,08064	0,07901	0,08060	0,08008
	EC	0,08227	0,08061	0,08223	0,08170
	E/EC	98,022	98,022	98,023	98,022
$t(\text{para } H_0)$	P	0,02330	0,02049	0,02193	0,02157
	E	0,12250	-0,00752	-0,11882	-0,00128
	EC	0,12226	-0,00750	-0,11856	-0,00127
	E/EC	99,961	100,025	99,877	99,768
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,09797	1,06060	1,09259	1,08372
	E	1,10188	1,06494	1,12305	1,09662
	EC	1,10141	1,06537	1,12258	1,09645
	E/EC	100,042	99,959	100,042	100,014
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49967	0,50889	0,50978	0,50611
	E	0,53811	0,49411	0,45667	0,49629
	EC	0,53856	0,49500	0,45778	0,49711
	E/EC	100,006	99,979	99,913	99,966
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05211	0,04944	0,04800	0,04985
	E	0,05511	0,04789	0,05333	0,05211
	EC	0,05478	0,04800	0,05433	0,05237
	E/EC	100,435	100,354	98,263	99,684
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,48833	0,09744	0,49556	
	E	0,48489	0,09456	0,48656	
	EC	0,47978	0,09500	0,47844	
	E/EC	101,204	99,718	101,850	

Tabela 34. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.13).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69326	0,99882	1,30125	0,99778
	E	0,69905	0,99843	1,30252	1,00000
	EC	0,69286	0,99840	1,30873	1,00000
	E/EC	101,357	100,164	99,590	100,370
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,05175	0,05141	0,05141	0,05152
	E	0,05094	0,05014	0,05075	0,05061
	EC	0,05371	0,05286	0,05352	0,05336
	E/EC	96,052	96,073	96,052	96,059
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,02947	-0,00837	0,00805	-0,00993
	E	0,00648	-0,00811	0,00792	0,00210
	EC	-0,02095	-0,00811	0,03539	0,00211
	E/EC	99,740	100,018	100,078	99,945
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,21365	1,21273	1,20235	1,20957
	E	1,21978	1,21114	1,19738	1,20943
	EC	1,21884	1,21029	1,19661	1,20858
	E/EC	100,078	100,070	100,065	100,071
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,48567	0,49989	0,49822	0,49459
	E	0,49300	0,49933	0,49711	0,49648
	EC	0,48533	0,49933	0,50744	0,49737
	E/EC	101,587	100,000	97,959	99,848
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04811	0,04978	0,04889	0,04893
	E	0,05089	0,05200	0,04933	0,05074
	EC	0,05100	0,05189	0,04900	0,05063
	E/EC	99,745	100,308	100,702	100,252
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,39989	0,09944	0,37844	
	E	0,39356	0,10011	0,38756	
	EC	0,39344	0,10011	0,38756	
	E/EC	100,029	100,000	100,000	

continua...

Tabela 34. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,08$ e $\sigma^2=0,30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40108	-0,00160	0,40428	0,00053
	E	-0,39974	-0,00182	0,40156	0,00000
	EC	-0,40782	-0,00194	0,40976	0,00000
	E/EC	98,036	97,986	98,015	98,012
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,10568	0,10493	0,10560	0,10540
	E	0,10138	0,10013	0,10075	0,10075
	EC	0,10679	0,10543	0,10608	0,10610
	E/EC	95,942	95,962	95,942	95,949
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00864	-0,00730	0,01265	-0,00109
	E	-0,00239	-0,00705	0,00104	-0,00280
	EC	-0,02820	-0,00703	0,02697	-0,00275
	E/EC	100,032	100,019	100,249	100,100
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,19461	1,21604	1,21180	1,20748
	E	1,20249	1,21904	1,24914	1,22356
	EC	1,20243	1,21807	1,24832	1,22294
	E/EC	100,008	100,077	100,065	100,050
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49867	0,50011	0,49978	0,49952
	E	0,50156	0,49944	0,49567	0,49889
	EC	0,49211	0,49911	0,50400	0,49841
	E/EC	101,916	100,068	98,338	100,108
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04878	0,04744	0,05011	0,04878
	E	0,04822	0,04711	0,05133	0,04889
	EC	0,04889	0,04722	0,05089	0,04900
	E/EC	98,562	99,687	101,017	99,756
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,34478	0,09544	0,34356	
	E	0,35756	0,09867	0,35922	
	EC	0,35767	0,09878	0,35900	
	E/EC	99,968	99,202	100,072	

continua...

Tabela 34. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_\tau=2.9$; $\sigma^2_\delta=0.22$; $\sigma^2_b=0.06$ e $\sigma^2=0.30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49475	0,00518	0,49905	0,00316
	E	-0,39454	-0,00033	0,39487	-0,00000
	EC	-0,39310	-0,00039	0,39349	0,00000
	E/EC	99,080	98,343	98,981	98,802
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,34842	0,35128	0,35003	0,35000
	E	0,33667	0,33163	0,33754	0,33528
	EC	0,34828	0,34297	0,34907	0,34677
	E/EC	96,798	96,797	96,798	96,797
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00537	0,00774	0,00284	0,00532
	E	0,18751	0,00424	-0,19192	-0,00006
	EC	0,18670	0,00401	-0,19103	-0,00011
	E/EC	99,851	100,025	99,995	99,904
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,18328	1,22570	1,19819	1,20239
	E	1,20472	1,23131	1,25353	1,22985
	EC	1,20387	1,23080	1,25196	1,22887
	E/EC	100,073	100,042	100,123	100,080
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50667	0,49956	0,49556	0,50059
	E	0,57111	0,50322	0,43078	0,50170
	EC	0,57167	0,50378	0,43056	0,50200
	E/EC	99,951	99,969	100,124	100,015
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04778	0,04933	0,04811	0,04841
	E	0,05278	0,05178	0,05589	0,05348
	EC	0,05300	0,05300	0,05500	0,05367
	E/EC	99,646	97,839	101,407	99,631
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,20267	0,09622	0,20611	
	E	0,17056	0,10167	0,17256	
	EC	0,16711	0,10133	0,16889	
	E/EC	102,199	100,295	102,239	

Tabela 35. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,33$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.14).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69898	0,99995	1,29862	0,99918
	E	0,70082	1,00090	1,29827	1,00000
	EC	0,69943	1,00091	1,29966	1,00000
	E/EC	100,223	100,007	99,896	100,042
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,01412	0,01408	0,01411	0,01411
	E	0,01361	0,01347	0,01357	0,01355
	EC	0,01375	0,01361	0,01371	0,01369
	E/EC	99,070	99,072	99,070	99,071
t(para H_0)	P	-0,00494	-0,00331	-0,01441	-0,00755
	E	0,01234	0,00381	-0,01857	-0,00080
	EC	0,00014	0,00382	-0,00638	-0,00081
	E/EC	100,039	100,001	100,122	100,054
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08484	1,08607	1,06996	1,08029
	E	1,08009	1,09550	1,07678	1,08412
	EC	1,08007	1,09547	1,07670	1,08408
	E/EC	100,001	100,002	100,007	100,004
$\hat{P} < t > 0$	P	0,49533	0,50000	0,49078	0,49537
	E	0,50178	0,50233	0,49011	0,49807
	EC	0,49833	0,50233	0,49500	0,49856
	E/EC	101,698	100,000	99,011	99,903
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05244	0,05000	0,04767	0,05004
	E	0,05011	0,05278	0,05122	0,05137
	EC	0,05000	0,05278	0,05056	0,05111
	E/EC	100,240	100,000	101,413	100,551
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,80167	0,09778	0,80100	
	E	0,80933	0,10000	0,81300	
	EC	0,80933	0,10000	0,81300	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 35. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,33$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.14).

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40131	0,00115	0,40041	0,00008
	E	-0,39850	0,00094	0,39756	-0,00000
	EC	-0,40037	0,00095	0,39942	-0,00000
	E/EC	99,529	99,538	99,532	99,533
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,02832	0,02820	0,02811	0,02821
	E	0,02728	0,02701	0,02707	0,02712
	EC	0,02756	0,02729	0,02735	0,02740
	E/EC	99,063	99,065	99,063	99,064
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,00700	0,00765	0,00349	0,00138
	E	0,01159	0,00479	-0,01620	0,00006
	EC	0,00009	0,00479	-0,00465	0,00007
	E/EC	99,933	100,007	100,060	100,000
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,05531	1,07793	1,10000	1,07775
	E	1,05658	1,08751	1,09553	1,07987
	EC	1,05659	1,08755	1,09551	1,07988
	E/EC	100,000	99,996	100,001	99,999
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49978	0,50800	0,50078	0,50285
	E	0,50456	0,50433	0,49333	0,50074
	EC	0,50000	0,50444	0,49689	0,50044
	E/EC	100,914	99,978	99,283	100,058
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04844	0,04889	0,05333	0,05022
	E	0,04867	0,04778	0,05211	0,04952
	EC	0,04856	0,04778	0,05211	0,04948
	E/EC	100,213	100,000	100,148	100,121
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,76467	0,09744	0,76300	
	E	0,77778	0,10100	0,76900	
	EC	0,77756	0,10078	0,76878	
	E/EC	100,029	100,209	100,029	

continua...

Tabela 35. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,33$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.14).

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49268	-0,00613	0,51126	0,00414
	E	-0,46886	-0,00848	0,47735	0,00000
	EC	-0,46875	-0,00852	0,47727	-0,00000
	E/EC	100,006	99,477	99,922	99,802
$\text{Var}(\hat{\beta}_3)$	P	0,20142	0,20181	0,20125	0,20149
	E	0,19520	0,19389	0,19491	0,19487
	EC	0,19661	0,19529	0,19632	0,19607
	E/EC	99,289	99,289	99,289	99,289
t(para H_0)	P	0,00503	-0,00441	-0,00193	-0,00043
	E	0,07481	-0,00450	-0,07432	-0,00133
	EC	0,07478	-0,00445	-0,07430	-0,00132
	E/EC	99,961	100,025	99,929	99,971
$\text{Var}(t)$	P	1,06524	1,08492	1,09755	1,08257
	E	1,07329	1,08410	1,10932	1,08890
	EC	1,07324	1,08431	1,10922	1,08892
	E/EC	100,005	99,979	100,011	99,998
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,51211	0,49044	0,51389	0,50548
	E	0,52744	0,49189	0,48456	0,50129
	EC	0,52767	0,49089	0,48456	0,50104
	E/EC	99,967	100,221	100,016	100,068
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04922	0,04756	0,05378	0,05018
	E	0,05067	0,04878	0,05478	0,05141
	EC	0,05078	0,04889	0,05478	0,05148
	E/EC	99,820	99,852	100,123	99,932
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,28233	0,09833	0,29978	
	E	0,27567	0,10022	0,28689	
	EC	0,27400	0,09922	0,28589	
	E/EC	100,615	101,106	100,383	

Tabela 36. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$. (Caso.15).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,69808	0,99884	1,29971	0,99888
	E	0,69805	1,00006	1,30189	1,00000
	EC	0,69522	1,00007	1,30471	1,00000
	E/EC	100,624	100,070	99,812	100,169
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,04447	0,04464	0,04458	0,04456
	E	0,04458	0,04463	0,04467	0,04463
	EC	0,04563	0,04569	0,04572	0,04568
	E/EC	98,155	98,161	98,155	98,157
t(para Ho)	P	-0,00864	-0,00692	-0,00571	-0,00709
	E	-0,00597	0,00430	0,00891	0,00241
	EC	-0,01979	0,00430	0,02270	0,00240
	E/EC	99,922	100,003	99,989	99,971
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,22315	1,22570	1,22624	1,22503
	E	1,24652	1,23076	1,23342	1,23690
	EC	1,24630	1,23059	1,23326	1,23672
	E/EC	100,016	100,014	100,013	100,014
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49278	0,49733	0,50105	0,49705
	E	0,49783	0,50133	0,50256	0,50057
	EC	0,49294	0,50133	0,50767	0,50065
	E/EC	101,002	100,000	98,994	99,999
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05022	0,04900	0,05183	0,05035
	E	0,05350	0,05217	0,05267	0,05278
	EC	0,05333	0,05211	0,05367	0,05304
	E/EC	100,429	100,105	98,241	99,592
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,42683	0,10194	0,41956	
	E	0,41867	0,10333	0,42117	
	EC	0,41856	0,10333	0,42117	
	E/EC	100,029	100,000	100,000	

continua...

Tabela 36. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	Níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40177	0,00037	0,40240	0,00033
	E	-0,40183	-0,00033	0,40216	0,00000
	EC	-0,40560	-0,00033	0,40593	-0,00000
	E/EC	99,093	99,080	99,067	99,080
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,09006	0,09003	0,09049	0,09020
	E	0,08901	0,08879	0,08932	0,08904
	EC	0,09108	0,09086	0,09141	0,09111
	E/EC	98,107	98,112	98,107	98,109
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,01021	0,00443	0,00596	0,00006
	E	-0,00887	-0,00080	0,00335	-0,00211
	EC	-0,02187	-0,00081	0,01634	-0,00211
	E/EC	100,056	100,024	100,060	100,047
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,24707	1,22459	1,21514	1,22893
	E	1,24576	1,25432	1,23268	1,24425
	EC	1,24574	1,25414	1,23246	1,24411
	E/EC	100,002	100,014	100,018	100,011
$\hat{P} < t > 0 >$	P	0,49683	0,50005	0,50161	0,49950
	E	0,50228	0,50256	0,50144	0,50209
	EC	0,49750	0,50250	0,50639	0,50213
	E/EC	100,962	100,011	99,024	99,999
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05200	0,04961	0,05050	0,05070
	E	0,05011	0,05144	0,05128	0,05094
	EC	0,05028	0,05144	0,05150	0,05107
	E/EC	99,629	100,000	99,542	99,723
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,37883	0,09900	0,37856	
	E	0,38356	0,10333	0,38161	
	EC	0,38317	0,10333	0,38133	
	E/EC	100,104	99,988	100,074	

continua...

Tabela 36. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica equidistante(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 54 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=2,9$; $\sigma^2_{\delta}=0,22$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma^2=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,49670	0,00508	0,50852	0,00563
	E	-0,40124	-0,00250	0,40374	-0,00000
	EC	-0,40069	-0,00249	0,40319	0,00000
	E/EC	99,661	99,282	99,625	99,523
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,29968	0,29995	0,29980	0,29981
	E	0,29842	0,29142	0,29894	0,29626
	EC	0,30298	0,29585	0,30350	0,30077
	E/EC	98,518	98,518	98,518	98,518
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00422	0,01247	0,01643	0,01104
	E	0,19361	-0,00537	-0,18856	-0,00010
	EC	0,19312	-0,00526	-0,18814	-0,00009
	E/EC	99,917	99,998	99,973	99,963
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,20916	1,20155	1,24232	1,21768
	E	1,24003	1,20881	1,25691	1,23525
	EC	1,24005	1,20885	1,25683	1,23524
	E/EC	99,998	99,996	100,006	100,000
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50328	0,50361	0,50394	0,50361
	E	0,56839	0,50089	0,43111	0,50013
	EC	0,56883	0,50039	0,43122	0,50015
	E/EC	99,945	100,118	100,023	100,028
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04917	0,04972	0,05055	0,04981
	E	0,05367	0,04789	0,05517	0,05224
	EC	0,05389	0,04783	0,05544	0,05239
	E/EC	99,514	100,258	99,572	99,781
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,21878	0,09961	0,22250	
	E	0,18267	0,09756	0,18583	
	EC	0,18117	0,09783	0,18533	
	E/EC	100,943	99,815	100,326	

Tabela 37. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=2,9$; $\sigma_\delta^2=0,22$; $\sigma_b^2=0,06$ e $\sigma^2=0,30$. (Caso.16).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70059	1,00201	1,30010	1,00090
	E	0,70325	0,99945	1,29730	1,00000
	EC	0,69551	0,99950	1,30499	1,00000
	E/EC	101,669	100,297	99,559	100,508
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,09531	0,09742	0,09256	0,09510
	E	0,06352	0,06372	0,06407	0,06377
	EC	0,06917	0,06939	0,06967	0,06941
	E/EC	95,065	95,096	95,068	95,076
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00627	0,00026	-0,00399	0,00085
	E	0,01843	-0,00203	-0,01668	-0,00009
	EC	-0,01145	-0,00203	0,01310	-0,00013
	E/EC	99,874	100,032	99,975	99,960
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,23288	1,26044	1,22908	1,24080
	E	1,27448	1,30764	1,25451	1,27888
	EC	1,27255	1,30587	1,25256	1,27699
	E/EC	100,150	100,134	100,155	100,146
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,50456	0,50344	0,50367	0,50389
	E	0,50500	0,49967	0,49289	0,49918
	EC	0,49533	0,49967	0,50422	0,49974
	E/EC	101,983	100,000	97,727	99,903
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05367	0,05244	0,04856	0,05156
	E	0,05756	0,05833	0,05333	0,05641
	EC	0,05644	0,05811	0,05333	0,05596
	E/EC	101,945	100,343	99,972	100,753
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,36667	0,10667	0,36811	
	E	0,36978	0,11533	0,37078	
	EC	0,36956	0,11511	0,37067	
	E/EC	100,063	100,199	100,024	

continua...

Tabela 37. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=2,9$; $\sigma^2_{\delta}=0,22$; $\sigma^2_b=0,06$ e $\sigma^2=0,30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,40105	0,00639	0,40142	0,00225
	E	-0,37908	0,00314	0,37594	0,00000
	EC	-0,38943	0,00347	0,38596	0,00000
	E/EC	97,293	97,198	97,346	97,279
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,17812	0,17743	0,18202	0,17919
	E	0,13001	0,12887	0,13038	0,12975
	EC	0,14288	0,14158	0,14322	0,14256
	E/EC	94,130	94,160	94,134	94,142
$t(\text{para } H_0)$	P	-0,01542	0,01668	0,00755	0,00294
	E	0,05406	0,01216	-0,07232	-0,00203
	EC	0,02433	0,01209	-0,04263	-0,00207
	E/EC	100,032	100,075	100,272	100,126
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,24733	1,23995	1,21553	1,23427
	E	1,31392	1,27834	1,29380	1,29536
	EC	1,31288	1,27560	1,29121	1,29323
	E/EC	100,083	100,215	100,212	100,170
$\hat{P}(t > 0)$	P	0,49567	0,50367	0,50211	0,50048
	E	0,52278	0,50511	0,47178	0,49989
	EC	0,51156	0,50533	0,48011	0,49900
	E/EC	102,195	99,965	98,254	100,138
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05156	0,04933	0,04944	0,05011
	E	0,06144	0,05367	0,05456	0,05656
	EC	0,06056	0,05367	0,05422	0,05615
	E/EC	101,309	100,024	101,090	100,808
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,30267	0,10089	0,29467	
	E	0,31267	0,10656	0,30389	
	EC	0,31122	0,10733	0,30211	
	E/EC	100,489	99,244	100,591	

continua...

Tabela 37. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada(E); e estimada com correção(EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 15 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=2,9$; $\sigma^2_{\delta}=0,22$; $\sigma^2_b=0,06$ e $\sigma^2=0,30$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50512	0,00455	0,48603	-0,00484
	E	-0,31366	0,00519	0,30847	0,00000
	EC	-0,31045	0,00551	0,30494	-0,00000
	E/EC	98,826	97,973	98,521	98,440
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,34742	0,34744	0,34738	0,34741
	E	0,32018	0,30602	0,31849	0,31489
	EC	0,34004	0,32484	0,33832	0,33440
	E/EC	95,712	95,715	95,712	95,713
t(para H_0)	P	-0,00759	0,00418	-0,02148	-0,00830
	E	0,37352	0,00879	-0,37868	0,00121
	EC	0,37224	0,00898	-0,37727	0,00132
	E/EC	100,158	99,996	99,967	100,041
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,21869	1,26438	1,22833	1,23714
	E	1,35386	1,26734	1,31391	1,31171
	EC	1,35087	1,26410	1,31055	1,30851
	E/EC	100,215	100,256	100,260	100,244
$\hat{P} < t > 0$	P	0,49444	0,50544	0,49067	0,49685
	E	0,62533	0,50356	0,36378	0,49756
	EC	0,62522	0,50289	0,36367	0,49726
	E/EC	100,043	100,157	100,139	100,113
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05055	0,05278	0,04933	0,05089
	E	0,06833	0,05000	0,06833	0,06222
	EC	0,06856	0,04967	0,06856	0,06226
	E/EC	99,686	100,633	99,702	100,007
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,22444	0,10911	0,22067	
	E	0,16589	0,10467	0,15956	
	EC	0,16211	0,10489	0,15578	
	E/EC	102,405	99,817	102,499	

Tabela 38. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada (E); e estimada com correção (EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma^2_{\tau}=5,8$; $\sigma^2_{\delta}=0,11$; $\sigma^2_b=0,03$ e $\sigma=0,15$. (Caso.17).

Estatística	variável indep.	níveis de β_1			Média
		0,70	1,00	1,30	
$\hat{\beta}_1$	P	0,70052	0,99985	1,29827	0,99955
	E	0,70154	1,00049	1,29797	1,00000
	EC	0,69995	1,00049	1,29956	1,00000
	E/EC	100,243	100,005	99,880	100,042
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)$	P	0,00690	0,00692	0,00689	0,00690
	E	0,00629	0,00627	0,00630	0,00628
	EC	0,00637	0,00635	0,00638	0,00637
	E/EC	98,933	98,938	98,933	98,935
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00520	-0,00132	-0,02472	-0,00694
	E	0,02279	0,00627	-0,02721	0,00062
	EC	0,00259	0,00627	-0,00702	0,00062
	E/EC	99,900	100,002	99,876	99,926
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,07387	1,08050	1,09007	1,08148
	E	1,22589	1,18741	1,23817	1,21716
	EC	1,22564	1,18735	1,23799	1,21699
	E/EC	100,022	100,005	100,013	100,013
$\hat{P} < t > 0$	P	0,49944	0,49222	0,49067	0,49411
	E	0,50722	0,50267	0,49422	0,50137
	EC	0,49933	0,50267	0,50178	0,50126
	E/EC	101,616	100,000	98,445	100,020
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04922	0,05278	0,05155	0,05118
	E	0,07178	0,06511	0,07489	0,07059
	EC	0,07155	0,06511	0,07489	0,07052
	E/EC	100,208	100,000	100,236	100,148
Poder ($H_1: \beta_1 \neq 1$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,95233	0,09755	0,95100	
	E	0,95411	0,12211	0,95322	
	EC	0,95411	0,12211	0,95322	
	E/EC	100,000	100,000	100,000	

continua...

Tabela 38. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada (E); e estimada com correção (EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_2			Média
		-0,4	0,0	0,4	
$\hat{\beta}_2$	P	-0,39927	0,00105	0,39812	-0,00003
	E	-0,38803	0,00063	0,38740	-0,00000
	EC	-0,39007	0,00064	0,38943	0,00000
	E/EC	99,486	99,408	99,500	99,465
$\hat{\text{Var}}(\hat{\beta}_2)$	P	0,01387	0,01377	0,01383	0,01382
	E	0,01264	0,01243	0,01263	0,01257
	EC	0,01281	0,01259	0,01280	0,01273
	E/EC	98,862	98,866	98,862	98,864
$t(\text{para } H_0)$	P	0,00608	0,00339	-0,01339	-0,00130
	E	0,10565	0,00388	-0,11068	-0,00038
	EC	0,08665	0,00388	-0,09167	-0,00038
	E/EC	100,083	99,975	100,184	100,081
$\hat{\text{Var}}(t)$	P	1,06811	1,10336	1,06373	1,07840
	E	1,26650	1,28670	1,23817	1,26379
	EC	1,26670	1,28678	1,23822	1,26390
	E/EC	99,983	99,993	100,001	99,992
$\hat{P} < t > 0 >$	P	0,50155	0,49978	0,49200	0,49778
	E	0,53489	0,49822	0,46355	0,49889
	EC	0,52944	0,49833	0,47011	0,49930
	E/EC	101,031	99,976	98,592	99,867
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,04722	0,05200	0,05122	0,05015
	E	0,06933	0,07111	0,06356	0,06800
	EC	0,06989	0,07133	0,06344	0,06822
	E/EC	99,003	99,801	100,403	99,736
Poder ($H_1: \beta_2 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,94211	0,10433	0,94222	
	E	0,93500	0,13233	0,93255	
	EC	0,93489	0,13244	0,93233	
	E/EC	100,012	99,920	100,023	

continua...

Tabela 38. Médias de algumas estatísticas estimadas para os três níveis dos parâmetros β_1 , β_2 e β_3 usando variável indep. paramétrica de distrib. normal(P); estimada (E); e estimada com correção (EC), e da razão percentual E/EC obtidas com a simulação de 1000 experimentos de 27 cultivares em 30 ambientes com 4 blocos/ambiente com $\sigma_\tau^2=5,8$; $\sigma_\delta^2=0,11$; $\sigma_b^2=0,03$ e $\sigma=0,15$.

...continuação

Estatística	variável indep.	níveis de β_3			Média
		-0,5	0,0	0,5	
$\hat{\beta}_3$	P	-0,50088	-0,00187	0,50572	0,00099
	E	-0,35943	-0,00137	0,36080	0,00000
	EC	-0,35895	-0,00139	0,36034	0,00000
	E/EC	100,077	99,576	100,031	99,989
$\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_3)$	P	0,06848	0,06824	0,06855	0,06842
	E	0,06656	0,06259	0,06689	0,06535
	EC	0,06712	0,06312	0,06746	0,06590
	E/EC	99,229	99,228	99,229	99,229
t(para H_0)	P	-0,00725	-0,00503	0,02302	0,00358
	E	0,56481	-0,00509	-0,55895	0,00025
	EC	0,56450	-0,00509	-0,55866	0,00025
	E/EC	99,978	99,948	99,899	99,942
$\widehat{\text{Var}}(t)$	P	1,08372	1,11469	1,06660	1,08834
	E	1,43798	1,31170	1,44389	1,39786
	EC	1,43630	1,31037	1,44191	1,39619
	E/EC	100,106	100,094	100,132	100,111
$\hat{P} \{ t > 0 \}$	P	0,49767	0,50244	0,50733	0,50248
	E	0,68256	0,49633	0,32078	0,49989
	EC	0,68222	0,49689	0,31889	0,49933
	E/EC	100,065	99,908	100,838	100,204
Erro Tipo I ($\alpha=5\%$ bilat.)	P	0,05111	0,05322	0,04778	0,05070
	E	0,11900	0,07133	0,11633	0,10222
	EC	0,11889	0,07178	0,11544	0,10204
	E/EC	100,073	99,128	100,802	100,001
Poder ($H_1: \beta_3 \neq 0$) ($\alpha=5\%$ unilat.)	P	0,60133	0,10411	0,60189	
	E	0,41778	0,13200	0,42055	
	EC	0,41622	0,13167	0,41722	
	E/EC	100,400	100,247	100,857	

6. CONCLUSÕES

Dos estudos realizados no presente trabalho, foi possível obter as seguintes conclusões:

- O modelo bi-segmentado descontínuo, proposto neste estudo, é eficiente para explicar a variação da produtividade de um dado cultivar em função da variação ambiental e, por isto, é recomendado para a análise de estabilidade;
- Com base no conhecimento das estimativas dos parâmetros angulares (β_1 e $\beta_1 + \beta_2$) e de descontinuidade (β_3) do modelo bi-segmentado descontínuo, proposto, é possível inferir melhor sobre a forma da curva que caracteriza a resposta de um cultivar à variação ambiental;
- Existe um erro associado à variável independente, denominado índice ambiental, e este erro é correlacionado com o erro da variável dependente. A estimativa do erro é obtida a partir das variâncias do erro experimental e de blocos e das dimensões do grupo de experimentos (número de cultivares, ambientes e

repetições/ambiente). O modelo proposto com seus respectivos erros resultam num modelo denominado de funcional e estrutural, cuja solução leva a estimadores não viciados e testes de hipóteses corretos;

-Em uma análise de um conjunto de experimentos reais, o efeito da correção devida ao erro nas variáveis do modelo foi pequeno, não alterando a interpretação dos testes de hipóteses sobre os parâmetros(β_1 , β_2 e β_3) do modelo. No entanto, a variância dos desvios do modelo e respectivos testes de hipótese foram mais afetados pelo mencionado erro;

-Para o conjunto de experimentos reais analisados, o modelo bi-segmentado descontínuo foi ligeiramente superior quanto ao coeficiente de determinação (R^2), principalmente para cultivares com R^2 menor, quando comparado com os modelos de EBERHART & RUSSELL (1966) e CRUZ *et alii* (1989);

-Devido à existência do erro nas variáveis do modelo, deve-se dar preferência à variância dos desvios do modelo, corrigido para os erros das variáveis, como medida da qualidade do ajustamento do modelo aos dados, em substituição ao coeficiente de determinação usual, que não é adequadamente corrigido;

-Na interpretação da análise de estabilidade, a formulação das hipóteses alternativas depende do objetivo do experimento;

- Para a discriminação entre cultivares, na análise de estabilidade, devem ser considerados, simultaneamente, os resultados dos testes de hipóteses dos parâmetros (β_1 , β_2 e β_3) do modelo; médias em ambientes inferiores e/ou superiores; e da variância dos desvios do modelo;
- Em condições semelhantes às do grupo de experimentos reais analisado, a análise de estabilidade leva à estimação e testes de hipótese com propriedades adequadas. No entanto, os poderes dos testes para os parâmetros (β_1 , β_2 e β_3) são muito baixos, menos de 40% para um nível de significância de $\alpha=5\%$ e hipóteses alternativas definidas por $H_1: \beta_1 < 1$ ou $H_1: \beta_1 > 1$, $H_1: \beta_2 < 0$ ou $H_1: \beta_2 > 0$ e $H_1: \beta_3 < 0$ ou $H_1: \beta_3 > 0$;
- Para um mesmo número de unidades experimentais, deve-se usar o menor número de blocos por ambiente compatível com uma boa estimativa das médias de cultivares e usar o maior número possível de ambientes;
- Para um dado número de ambientes onde os experimentos são instalados, devem-se preferir os ambientes que possuem valores (índices ambientais) abrangendo uma grande amplitude de variação e, dentro desta, distribuídos de forma, aproximadamente, equidistante;

- Cultivares com alta variância de desvios do modelo dificilmente terão rejeitadas suas hipóteses H_0 , sobre os parâmetros (β_1 , β_2 e β_3) do modelo, mesmo nos casos de estimativas bem discrepantes da média;
- Experimentos com menor erro experimental e/ou menor variância de blocos/ambiente levam a uma análise de estabilidade mais precisa e um maior poder dos testes de hipóteses dos parâmetros (β_1 , β_2 e β_3) do modelo;
- O número de cultivares não afeta a análise de estabilidade e, por isto, a sua determinação deve ser feita somente em função das condições de uniformidade da área experimental e do material disponível, quando este número for maior que 27 (pelos casos simulados);
- As correções, devidas ao erro nas variáveis do modelo, deduzidas para a estimação e testes de hipóteses, devem ser usadas nas análises de estabilidade pelo modelo bi-segmentado descontínuo, principalmente, nos casos em que a variância de blocos/ambiente é grande e/ou significativa e/ou a variância do erro experimental é grande e associada a um número pequeno de blocos (≤ 4 , no caso) e/ou de cultivares (≤ 27 , no caso) e/ou de ambientes (≤ 15 , no caso);
- O efeito da correção devido ao erro nas variáveis é maior sobre as estimativas das variâncias das estimativas dos parâmetros (β_1 , β_2 e β_3) e sobre as estimativas da variância dos desvios do modelo;

-O fato de se usar o índice ambiental, associado à um erro de estimativa, como variável independente nas análises de estabilidade não deve ser a única ou a principal preocupação para se fazer uma análise correta. A escolha devida dos ambientes, quanto ao número e valores, e a redução da variância do erro experimental e de blocos dentro de ambientes são tão ou mais importantes do que o erro associado ao índice ambiental.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABOU-EL-FITTOUH, H. A.; RAWLINGS, J. O.; MILLER, P. A. Classifications of environments to control genotype by environment interactions with an application to cotton. *Crop Science*, Madison, 9: 135-40, 1969.
- BECKER, H. C. Correlations among some statistical measures of phenotypic stability. *Euphytica*, Wageningen, 30: 835-40, 1981.
- BOX, G. E. P. & MULLER, M. E. A note on the generation of random normal deviates. *The Annals of Mathematical Statistics*, Baltimore, 29: 610-1, 1958.
- BRASIL, E. M. & CHAVES, L. J. Estudo comparativo de métodos de determinação de estabilidade fenotípica de cultivares, em milho (*Zea mays* L.). In: CONGRESSO NACIONAL DE MILHO E SORGO, 17., Piracicaba, 1988. *Resumos*. Piracicaba, Departamento de Genética/ESALQ-USP, 1988. p.133.
- CARVALHO, F. I. F.; FEDERIZZI, L. C.; NODARI, R. O.; STORCK, L. Comparison among stability models in evaluating genotypes. *Revista Brasileira de Genética*, Ribeirão Preto, 4: 667-91, 1983.

- CARVALHO, F.I.F.; FEDERIZZI, L.C.; NODARI, R.O.; FLOSS, E.; GANDIM, C.L. Analysis of stability parameters and of genotype x environment interaction in oats grain yield in Rio Grande do Sul (Brazil). *Revista Brasileira de Genética*, Ribeirão Preto, 3: 517-32, 1982.
- CHAVES, L.J.; VENCovsky, R.; GERALDI, I.O. Modelo não-linear aplicado ao estudo da interação de genótipos X ambientes em milho. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, 24(2): 259-68, 1989.
- CORDEIRO, C.M.T. & SILVA, J.G.C.da. Estudo do zoneamento da região centro-sul do Brasil para a cultura do milho. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, 15(2): 191-205, 1980.
- CROXTON, F.E. & COWDEN, D.J. *Applied general statistics*. 2.ed., New York, Prentice-Hall, 1955. 843p.
- CRUZ, C.D.; TORRES, R.A.A.; VENCovsky, R. An alternative approach to the stability analysis proposed by Silva and Barreto. *Revista Brasileira de Genética*, Ribeirão Preto, 12(3):567-80, 1989.
- DIGBI, P.G.N. Modified joint regression analysis for incomplete variety x environment data. *Journal of Agricultural Science*, Cambridge, 93: 81-6, 1979.
- EBERHART, S.A. & RUSSELL, W.A. Stability parameters for comparing varieties. *Crop Science*, Madison, 6: 36-40, 1966.
- FAKOREDE, M.A.B. & OPEKE, B.O. Environmental indices for the analysis of genotype X environment interaction in maize. *Maydica*, Bergamo, 31: 233-43, 1986.

- FINLAY, K.W. & WILKINSON, G.N. The analysis of adaptation in a plant-breeding programme. *Australian Journal of Agricultural Research*, Melbourne, 14: 742-54, 1963.
- FONSECA Jr, N.S. Análise de estabilidade fenotípica: considerações sobre quatro metodologias. In: SIMPÓSIO DE ESTATÍSTICA APLICADA À EXPERIMENTAÇÃO AGRONÔMICA, 2., Londrina, 1987. *Anais. Londrina, Universidade Estadual/Dep. Matem. Aplicada*, 1987. p.193-212.
- FULLER, W.A. *Measurement error models*. New York, John Wiley, 1987. 450 p.
- FRANCIS, T.R. & KANNENBERG, L.W. Yield stability studies in short-season maize. I. A descriptive method for grouping genotypes. *Canadian Journal of Plant Science*, Ottawa, 58: 1029-34, 1978.
- FREEMAN, G.H. Statistical method for the analysis of genotype-environment interactions. *Heredity*, London, 31(3): 339-54, 1973.
- FREEMAN, G.H. & PERKINS, J.M. Environmental and genotype-environmental components of variability. VIII. Relations between genotypes grown in different environments and measures of these environments. *Heredity*, London, 27: 15-23, 1971.
- FRIPP, J.Y. Genotype-environments interactions in *Schizophyllum commune*. II. Assessing the environment. *Heredity*, London, 28: 223-38, 1972.
- FRIPP, J.Y. & CATEN, C.E. Genotype-environmental interactions in *Schizophyllum commune*. I. Analysis and character. *Heredity*, London, 27: 393-407, 1971.

- GOMES, F.P. Curso de estatística experimental. 11.ed. São Paulo, Livraria-Nobel, 1985. 466p.
- HABGOOD, R.M. Estimation of genetic diversity of self-fertilizing cereal cultivars based on genotype-environment interactions. *Euphytica*, Wageningen, 26: 485-89, 1977.
- HANSON, W.D. Genotypic stability. *Theoretical and Applied Genetics*, Berlim, 40: 226-31, 1970.
- HARDWICK, R.C. & WOOD, J.T. Regression methods for studying genotype-environment interactions. *Heredity*, London, 28: 209-22, 1972.
- HILL, J. Genotype-environment interactions-a challenge for breeding. *Journal of Agricultural Science*, Cambridge, 85: 477-93, 1975.
- KENDALL, M.G. & STUART, A. The advanced theory of statistics. London, Charles Griffin, 1961. v.2, 690 p.
- KNIGHT, R. The measurement and interpretation of genotype-environment interactions. *Euphytica*, Wageningen, 19: 225-35. 1970.
- LEFKOVITCH, L.P. Multi-criteria clustering in genotype-environment interaction problems. *Theoretical and Applied Genetics*, Berlim, 70: 585-9, 1985.
- LIN, C.S. Grouping genotypes by a cluster method directly related to genotype-environment interaction mean square. *Theoretical and Applied Genetics*, Berlim, 62: 277-80, 1982.

- LIN, C.S. & THOMPSON, B. An empirical method of grouping genotypes based on a linear function of the genotype-environment interaction. *Heredity*, London, 34: 255-63, 1975.
- LIN, C.S.; BINNS, M.R.; LEFKOVITCH, L.P. Stability analysis: where do we stand?. *Crop Science*, Madison, 26: 894-900, 1986.
- MOOD, A.M.; GRAYBILL, F.A.; BOES, D.C. Introduction to the theory of statistics. 3. ed. New York, Mc Graw-Hill, 1974. 564 p.
- OLIVEIRA, A.C.de. Comparação de alguns metodos de determinação da estabilidade em plantas cultivadas. Brasilia, 1976. 62 p. (Mestrado - Universidade de Brasilia).
- PERKINS, J.M. & JINKS, J.L. The assessment and specificity of environmental and genotype-environmental components of variability. *Heredity*, London, 30(2): 111-126, 1973.
- PERKINS, J.M. & JINKS, J.L. Environmental and genotype-environmental components of variability. III. Multiple lines and crosses. *Heredity*, London, 23: 339-56, 1968a.
- PERKINS, J.M. & JINKS, J.L. Environmental and genotype-environmental components of variability. IV. Non-linear interaction for multiple inbred lines. *Heredity*, London, 23: 525-35, 1968b.
- PLAISTED, R.L. A shorter method for evaluating the ability of selections to yield consistently over locations. *American Potato Journal*, Washington, 37: 166-72, 1960.

- PLAISTED, R.L. & PETERSON, L.C. A technique for evaluating the ability of selections to yield consistently in different locations or seasons. *American Potato Journal*, Washington, 36: 381-5, 1959.
- RIEDEL, C.R. & BARRETO, J.N. Estudo da estabilidade de cultivares de trigo recomendadas para as regiões norte e oeste do Estado do Paraná. In: SIMPÓSIO DE ESTATÍSTICA APLICADA À EXPERIMENTAÇÃO AGRONÔMICA, 1., Piracicaba, 1985. *Resumos*. Campinas, Fundação Cargill, 1985. p.227-42.
- SATTERTHWAITE, F.C. An approximate distribution of estimates of variance components. *Biometrics*, Ford Collins, 2: 110-4, 1946.
- SEARLE, S.R. *Linear models*. New York, John Wiley, 1971. 531 p.
- SHUKLA, G.K. Some statistical aspects of partitioning genotype-environmental components of variability. *Heredity*, London, 29: 237-45, 1972.
- SILVA, J.G.C.da & BARRETO, J.N. Aplicação da regressão linear segmentada em estudos da interação genótipo x ambiente. In: SIMPÓSIO DE EXPERIMENTAÇÃO AGRÍCOLA, 1., Piracicaba, 1985. *Resumos*. Campinas, Fundação Cargill, 1985. p.49-50.
- SINGH, M.; GILLIVER, B.; RAO, M.R. Stability of genotype in intercropping. *Biometrics*, Alexandria, 44: 561-70, 1988.
- TAI, G.C.C. Analysis of genotype-environment interactions of potato yield. *Crop Science*, Madison, 19: 434-8, 1979.

- TAI, G.C.C. Genotypic stability analysis and its application to potato regional trials. *Crop Science*, Madison, 11: 184-90, 1971.
- VENCOVSKY, R. & GERALDI, I.O. Um modelo multiplicativo aplicado à análise de produção de grãos. *Relatório Científico do Departamento de Genética*, Piracicaba, (11): 157-66, 1977.
- VERMA, M.M.; CHAHAL, G.S.; MURTY, B.R. Limitations of conventional regression analysis: a proposed modification. *Theoretical and Applied Genetics*, Berlin, 53: 89-91, 1978.
- WESTCOTT, B. Some methods of analysing genotype-environment interaction. *Heredity*, London, 56: 243-53, 1986.
- WOOD, J.T. The use of environmental variables in the interpretation of genotype-environment interaction. *Heredity*, London, 37(1): 1-7, 1978.
- WRICKE, G. Zur Berechnung der Okavalenz bei Sommerweizen und Hafer. *Zeitschrift fuer Pflanzenzüchtung*, Berlin, 52(2): 127-38, 1964.
- YATES, F. & COCHRAN, W.G. The analysis of groups of experiments. *Journal Agricultural of Science*, Cambridge, 28: 556-80, 1938.

A P Ê N D I C E S

Apêndice 1. Médias da produtividade(Kg/ha) dos 42 cultivares de milho em 16 ambientes do RS, ano 1987/88, conforme as relações nas tabelas 1 e 2.

<u>Cult.</u>	<u>Amb.1</u>	<u>Amb.2</u>	<u>Amb.3</u>	<u>Amb.4</u>	<u>Amb.5</u>	<u>Amb.6</u>	<u>Amb.7</u>	<u>Amb.8</u>
1	6558	2501	4575	3728	7966	5962	4994	7168
2	6353	2044	4461	3456	8347	6171	5144	5594
3	6291	1919	4419	3496	7413	5627	4863	4886
4	6533	2684	4119	3555	7484	6925	5377	5514
5	7102	2513	4211	4067	8310	7210	4586	6169
6	6536	2671	4385	4030	7531	5787	5011	5844
7	7064	2507	4027	2623	7016	6392	5288	6082
8	5735	2200	3981	2729	7125	6202	4773	4616
9	5862	2194	3533	3114	7278	5704	4383	5655
10	6773	2805	5552	3483	7569	6441	5063	6571
11	6791	2665	4547	3646	7985	5977	5785	6214
12	6280	3046	4335	4247	7997	6878	5448	6760
13	6526	2077	4197	2694	7628	6395	5056	6780
14	5618	2588	3625	2920	7028	5365	4779	4797
15	6126	2560	4005	3446	7297	5212	5162	6168
16	7082	2314	2550	2928	7694	5282	5099	3916
17	5431	1940	2919	2514	6163	4809	3891	4510
18	4634	1925	2145	2524	5325	4664	3730	3610
19	4487	2153	2866	2111	5663	4873	4001	4208
20	4601	1644	2441	2155	5850	4747	3909	4708
21	5959	2015	3055	3292	7291	5649	4021	4744
22	5162	1847	2314	2128	5813	4904	4016	3891
23	5803	2133	3366	3476	6935	6396	4915	5059
24	6292	2059	3200	2333	7588	6205	4905	4586
25	6671	2959	4588	3048	7481	7570	5127	5434
26	7145	2444	3855	3631	7466	5817	5816	4239
27	6603	2245	4703	2754	7113	6202	4515	6301
28	5898	2333	4363	3414	6069	5721	4395	6109
29	6633	2340	4122	3401	7519	5857	5313	6138
30	5538	1529	1410	2987	5013	5123	3729	3651
31	5965	1710	4222	2699	6306	5221	4706	5950
32	6139	2045	3689	3104	6594	5716	4733	4316
33	5843	2658	3647	3269	7006	6645	4852	4411
34	6476	2480	3841	3345	7660	6448	5125	4410
35	6023	2698	3716	3056	8438	5719	4776	4893
36	6575	2675	3975	3961	7947	6303	4803	6427
37	7095	3151	3953	3974	8231	7339	4601	5508
38	6352	2860	4102	3641	7853	6602	4982	6477
39	5448	2952	2892	2646	7119	5402	4846	5674
40	5291	3573	4697	3263	6444	6457	5179	5684
41	5631	1874	3477	2534	7206	5427	4515	4449
42	6863	3504	4097	2388	7141	6746	4763	5761

continua...

Apêndice 1. Médias da produtividade(Kg/ha) dos 42 cultivares de milho em 16 ambientes do RS, ano 1987/88, conforme as relações nas tabelas 1 e 2.
...continuação

Cult.	Amb. 9	Amb. 10	Amb. 11	Amb. 12	Amb. 13	Amb. 14	Amb. 15	Amb. 16
1	3698	8262	6570	6925	6487	2415	6183	4695
2	2726	8900	5591	6080	6101	1760	5774	4925
3	3198	8639	6615	5691	4941	1332	6138	4399
4	3880	9720	6581	6600	5669	1731	6722	5430
5	4078	9014	6757	6545	5525	1542	6909	4852
6	3029	9361	6653	6201	4932	3284	6421	5230
7	2776	9573	8004	5868	5451	2483	6674	5422
8	3348	7776	6909	5374	4505	2209	5842	4751
9	2130	7789	6509	6257	4292	1623	6212	4276
10	1907	8624	7388	6885	6279	2957	4945	5146
11	3390	9566	6666	7204	6121	2795	6018	5430
12	3385	8720	6586	6430	5407	2430	5122	4879
13	3114	9568	6594	5635	5454	2401	5617	5021
14	1842	6685	6393	5395	4011	1615	4447	3735
15	3676	7989	6765	5871	5034	2051	6458	5020
16	1791	7371	6861	5055	3869	3011	6268	4260
17	2177	6789	6398	4559	3785	2281	5717	4200
18	3335	7359	7172	4166	3368	1370	5207	4285
19	3569	7260	6647	4363	3818	1338	4745	3685
20	2313	6814	6695	4501	4235	2018	5090	3857
21	1780	7525	6541	4970	3802	2618	4965	4139
22	2327	6753	6649	4286	3365	2344	5114	3878
23	3308	7918	6589	6064	4785	1658	5453	4665
24	2680	6701	6401	5179	4760	2387	5908	4692
25	3753	8684	7781	7351	5867	1590	6386	5195
26	4230	8727	7355	7135	5667	1819	5970	5515
27	4143	9790	6375	5900	4934	3210	5700	4753
28	5016	8180	6085	4714	4766	1163	6959	5197
29	4267	8218	8069	4990	4983	2455	5266	5243
30	3414	6740	5102	4807	4024	1542	5597	5055
31	5738	7488	5428	5200	5610	2165	7146	6062
32	3152	7252	6661	4950	4762	3372	6319	4434
33	5016	8651	6040	7189	5234	1826	5903	5554
34	2627	8129	6517	5800	5326	1755	5672	4253
35	2867	8391	6842	5388	4894	1399	6244	4153
36	2858	9346	7921	6095	4949	1714	6518	4690
37	3485	9134	7328	5912	5659	2519	7064	4522
38	3705	9374	7126	5746	4819	3433	6159	5363
39	4385	8334	5621	5490	5100	2255	6939	4835
40	4476	8391	5876	5463	5366	3093	5763	5038
41	2593	8170	6363	5906	4986	3419	6185	4564
42	3464	7810	6362	5629	5393	3145	6045	4997

Apêndice 2. Programa, em linguagem Pascal, para a análise da variância pelo delineamento blocos completos ao acaso e análise de estabilidade, pelo modelo bi-segmentado descontínuo, com e sem o uso das correções devidas aos erros nas variáveis.

===== início =====

PROGRAM ANOVA_BSD;

{

ESTE PROGRAMA FAZ A ANALISE DE ESTABILIDADE A PARTIR DE UMA MATRIZ DE MEDIAS DE I (LINHAS) CULTIVARES EM J (COLUMNS) AMBIENTES, PELO METODO PROPOSTO, MODELO BI-SEGMENTADO DESCONTINUO, COM E SEM O USO DA CORRECAO DEVIDO AO ERRO NAS VARIAVEIS DO MODELO }

TYPE MATRIZP=^MATRIZ;

VETOR=ARRAY[1..50] OF DOUBLE;

MATRIZN=ARRAY[1..5,1..5] OF DOUBLE;

MATRIZ=ARRAY[1..50,1..40] OF DOUBLE;

VETORI=ARRAY[1..50] OF INTEGER;

VAR ARQ: TEXT;

AS, AE: STRING[15];

Z, FOB, FOC, GB, GC: VETORI;

IM, JN, KN, I, J, K, GLA, GLC, GLCXA, GLAC, GLB, GLR, F,

N1, N2, GL1, GL2, GLI: INTEGER;

QMR, QMB, SA, T1, T2, T3, S2, S3, S4, C11, C12, C22, C23, C14, C24, C34, P, SU,

PSU, SE, SB, SVB, SVC, SI2, G, GJ, GI, MG, SJ2, SQAC, SQC, SQA, SQCXA, QMC,

QMA, QMCXA, SRR, QMAC, FC, FA, FCXA, FB, FAC, FI, FX, FM, LQMR, X2, PEB, PEC,

V1, F1, F2, F4, RO, M2, M3, W: DOUBLE;

BO, B1, B2, B3, DB, VB11, VB12, VB13, VB22, VB23, VB33, DDB, RB, TB1, TB2, TB3,

CO, C1, C2, C3, DC, VC11, VC12, VC13, VC22, VC23, VC33, DDC, RC, TC1, TC2, TC3,

SQA_C, QMA_C, FA_C, MJ, T, TZ, MP, MN, MD, BO_3, CO_3, B1_2, C1_2,

RBO, RB1, RB2, RB3, RD, RT1, RT2, RT3, RBO3, RB12, RR, RDD,

QMRA, QMBA, QMD_B, QMD_C, RQMD, CV, FDB, FDC, RFD, RFO: VETOR;

XX, XXI, XC, MXX, XY, MXY, PB, PC, C, B, CA: MATRIZN; Y: MATRIZP;

PROCEDURE INVECN: INTEGER; W: MATRIZN; VAR B: MATRIZN;

VAR I, J, K, L: INTEGER; S, T: DOUBLE; A: MATRIZN; AA: STRING[2];

BEGIN {procedure para inverter matrizes }

FOR I:=1 TO N DO

FOR J:=1 TO N DO

BEGIN

IF I = J THEN B[I, J]:=1 ELSE B[I, J]:=0;

A[I, J]:=W[I, J];

END;

FOR J:=1 TO N DO IF A[I, J] <> 0 THEN

BEGIN

FOR K:=1 TO N DO

BEGIN

S:=A[J, K]; A[J, K]:=A[I, K];

A[I, K]:=S; S:=B[J, K]; B[J, K]:=B[I, K]; B[I, K]:=S;

END;

T:=1/A[J, J];

```

FOR K:=1 TO N DO
  BEGIN
    A[J,K]:=T*A[J,K]; B[J,K]:=T*B[J,K];
  END;
FOR L:=1 TO N DO IF L <> J THEN
  BEGIN
    T:=-A[L,J];
    FOR K:=1 TO N DO
      BEGIN
        A[L,K]:=A[L,K]+T*A[J,K]; B[L,K]:=B[L,K]+T*B[J,K];
      END;
    END;
  END ELSE BEGIN
    WRITELN 'DESCULPE-ME : SUA MATRIZ EH SINGULAR -',
    'ENTER P/CONTINUAR : '); READLNCAAD; END;
END;

PROCEDURE MULT(D1,D2,D3:INTEGER; M1,M2:MATRIZN; VAR M3:MATRIZN);
VAR I,J,K:INTEGER; { procedure p/ multiplicar 2 matrizes }
BEGIN
  FOR I:=1 TO D1 DO
    FOR J:=1 TO D3 DO
      BEGIN M3[I,J]:=0;
        FOR K:=1 TO D2 DO M3[I,J]:=M3[I,J]+M1[I,K]*M2[K,J];
      END;
    END;
  END;

PROCEDURE LISTEC(M:MATRIZN); VAR I,J:INTEGER;
BEGIN { procedure p/ listar ou imprimir matrizes }
  FOR I:=1 TO 3 DO
    BEGIN
      FOR J:=1 TO 3 DO WRITEC(M[I,J]:20:10);
      WRITELN;
    END;
  WRITELN; WRITELN;
END;

PROCEDURE ESPACOC(I:INTEGER); VAR K:INTEGER;
BEGIN { procedure para dar espaço nas listagens }
  FOR K:=1 TO I DO WRITELN; END;

PROCEDURE TRACOC(I:INTEGER); VAR K:INTEGER;
BEGIN { procedure para fazer traços em tabelas... }
  FOR K:=1 TO I DO WRITEC('-'); WRITELN; END;

BEGIN { inicio do programa }
  WRITEC ' SE DESEJA IMPRIMIR OS RESULTADOS, NA FORMA COMPRIMIDA, ',
  ' AÇIONE ^P ANTES DE ENTER '); READLNCAAD;
  WRITEC 'ENTRE COM O NUMERO DE AMBIENTES : '); READLNCJN;
  WRITEC 'ENTRE COM O NUMERO DE CULTIVARES : '); READLNCIM;
  WRITEC 'ENTRE COM O NUMERO DE BLOCOS/AMBIENTE : '); READLNCN;
  WRITELN 'ENTRE COM O NOME DO ARQUIVO TEXTO COM AS MEDIAS DAS ';
  WRITELN 'I CULTIVARES NOS J AMBIENTES EM FORMA DE MATRIZ I*J ';
  READLNCAED; ASSIGNCARQ,AE; RESETCARQ; NEWCY;
  FOR I:=1 TO IM DO { le o arquivo com as ij medias de Y }
    BEGIN
      FOR J:=1 TO JN DO READCARQ,Y^[I,J]; READLNCAED;
    END;

```

```

END; CLOSECARQ;

WRITELNC ' ENTRE COM O NOME DO ARQUIVO - J*1 - COM OS ',
' QUADRADO-MEDIO-DO-RESIDUO/AMBIENTE ');
READLNC(AE); ASSIGNCARQ,AE); RESETCARQ);
FOR J:=1 TO JN DO
  READLNCARQ,QMRA[J]); ( le arquivo com QM Residuo/ambientes )
  CLOSECARQ);

WRITELNC ' ENTRE COM O NOME DO ARQUIVO-J*1-COM OS QUADRADO-MEDIO-',
' DE-BLOCOS-DENTRO-DE-AMBIENTES : ');
READLNC(AE); ASSIGNCARQ,AE); RESETCARQ);
FOR J:=1 TO JN DO
  READLNCARQ,QMBA[J]); ( le arquivo com QM Blocos/ambientes )
  CLOSECARQ);

                                (imprime os dados originais )
ESPACOC3); TRACOC120); WRITELNC
' CULTIVAR                                DADOS ORIGINAIS  '); TRACOC120);
FOR I:=1 TO IM DO BEGIN WRITECI:4,' ');
  FOR J:=1 TO JN DO WRITECY^[I,J]:7:3); WRITELN; END;
TRACOC120); ESPACOC3);

      ( ANALISE DA VARIANCIA e TESTES HOMOC. QMResiduos )
SI2:=0; G:=0; SJ2:=0; SQAC:=0;
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    GI:=0; SA:=0;
    FOR J:=1 TO JN DO
      BEGIN
        SA:=SA+Y^[I,J]*Y^[I,J]; GI:=GI+Y^[I,J];
      END;
    SQA_C[I]:=(SA-GI*GI/JN)*KN; ( = SQ AMB. dentro do CULT. i )
    SQAC:=SQAC+SQA_C[I]; ( = SQ de AMB. dentro de CULT.s )
    SI2:=SI2+GI*GI; G:=G+GI;
  END;
SQG:=(SI2/JN-G*G/(IM*JN))*KN; ( = SQ de CULTIVAR )
MG:=G/(IM*JN); ( = MEDIA GERAL )
QMR:=0; QMB:=0; V1:=0; LQMR:=0;
FOR J:=1 TO JN DO
  BEGIN
    GJ:=0; QMR:=QMR+QMRA[J]/JN; LQMR:=LQMR+LNCQMRA[J]);
    QMB:=QMB+QMBA[J]/JN; V1:=V1+QMRA[J]*QMRA[J];
    FOR I:=1 TO IM DO GJ:=GJ+Y^[I,J];
    SJ2:=SJ2+GJ*GJ;
    MJ[J]:=GJ/IM; ( = MEDIA NO AMBIENTE j )
    T[J]:=MJ[J]-MG; ( = EFEITO DO AMB. j = INDICE AMBIENTAL )
    IF T[J] > 0 THEN ZI[J]:=1 ELSE ZI[J]:=0;
  END;
SQA:=(SJ2/IM-G*MG)*KN; ( = SQ de AMBIENTES )
SQCXAX:=SQAC-SQA; ( = SQ da interacao CULT.AMB. )
F:=(KN-1)*(IM-1);
GLC:=IM-1; GLA:=JN-1; GLCXAX:=(IM-1)*(JN-1); GLAC:=IM*(JN-1);
GLB:=JN*(KN-1); GLR:=JN*(IM-1)*(KN-1);
X2:=F*(JN*LNCQMR)-LQMR)/(1+(JN+1)/(3*JN*F)); ( X2 de bartlett )
FM:=0; FI:=1E+33;
FOR J:=1 TO JN DO

```

```

BEGIN
  IF QMRA[J] > FM THEN FM:=QMRA[J];
  IF QMRA[J] < FI THEN FI:=QMRA[J];
END;
FX:=FM/FI; ( FX = maior razao entre os QMResiduos )
FM:=GLC*GLA*GLA*QMR*QMR/((JN-2)*V1/JN+QMR*QMR);
N1:=ROUND(FM); FM:=(SQRC(QMR*JN))*F/V1; N2:=ROUND(FM);
QMC:=SQC/GLC; QMA:=SQA/GLA; QMCXA:=SQCXA/GLCXA; QMAC:=SQAC/GLAC;
FC:=QMC/QMCXA; FA:=(QMA+QMR)/(QMCXA+QMB);
GL1:=ROUND((SQRC(QMA+QMR))/(QMA*QMA/GLA+QMR*QMR/GLR));
GL2:=ROUND((SQRC(QMCXA+QMB))/(QMCXA*QMCXA/GLCXA+QMB*QMB/GLB));
FCXA:=QMCXA/QMR; FB:=QMB/QMR; FAC:=IM*QMAC/(GLC*QMR+QMB);
GLI:=ROUND((SQRC(GLC*QMR+QMB))/(GLC*GLC*QMR*QMR/GLR+QMB*QMB/GLB));
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    QMA_C[I]:=SQA_C[I]/GLA; FA_C[I]:=IM*QMA_C[I]/(GLC*QMR+QMB);
  END;
  WRITELNC ' QUADRO DA ANALISE DA VARIANCIA '); TRACOC(60); WRITELNC
  ' FONTE DE VAR. GL SQ QM F '); TRACOC(60);
  WRITELNC ' CULTIVAR (C) ', GLC:4, SQC:14:6, QMC:14:6, FC:14:6);
  WRITELNC ' AMBIENTE (A) ', GLA:4, SQA:14:6, QMA:14:6, FA:14:6, ' *');
  WRITELNC ' INT. C x A ', GLCXA:4, SQCXA:14:6, QMCXA:14:6,
  FCXA:14:6, ' +'); WRITELNC ' BLOCO/AMB. ', GLB:4,
  ', QMB:14:6, FB:14:6);
  WRITELNC ' RESIDUO ', GLR:5, ' ', QMR:14:6); TRACOC(60);
  WRITELNC ' AMB./CULT. ', GLAC:4, SQAC:14:6, QMAC:14:6);
  ESPACOC(1); FOR I:=1 TO IM DO WRITELNC ' AMB./CULT. ',
  I:2, GLA:6, SQA_C[I]:14:6, QMA_C[I]:14:6, FA_C[I]:14:6, ' #');
  TRACOC(60); WRITELNC '* = VER NA TABELA PARA N1=', GL1:4, ' E N2=',
  GL2:4, ' GRAUS DE LIBERDADE'); WRITELNC '# = VER NA TABELA PARA N1='
  ', GLA:4, ' E N2=', GLI:4, ' GRAUS DE LIBERDADE'); WRITELNC
  '+ = SE X2 DE BARTLETT = ', X2:7:2, ' FOR MAIOR QUE O X2 TABELADO
  PARA ', GLA:4, ' GRAUS DE LIBERDADE OU SE F(MAXIMO) = ', FX:6:2,
  ' MAIOR QUE 7', ' ENTAO USE N1 = ', N1:4, ' E N2 = ', N2:4,
  ' GRAUS DE LIBERDADE'); ESPACOC(4);
  ( inicio da analise de estabilidade )
  WRITELNC
  ' ANALISE DE ESTABILIDADE: MODELO BI-SEGMENTADO DESCONTINUO ');
  ESPACOC(2); TRACOC(90);
  WRITELNC ' AMB. Media/Amb. T[J] Z[J] T[J]*Z[J]',
  ' QM Res QM Bloco CV% '); TRACOC(90);
  FOR J:=1 TO JN DO
    BEGIN
      TZ[J]:=T[J]*Z[J];
      CV[J]:=100*SQRT(QMRA[J])/MJ[J]; ( = coeficiente de variacao )
      WRITELNC(J:4, MJ[J]:12:4, T[J]:15:4, Z[J]:8, TZ[J]:10:4, QMRA[J]:12:6,
      QMBA[J]:10:6, CV[J]:10:2);
    END;
  TRACOC(90); ESPACOC(2);
  S2:=0; S3:=0; C11:=0; C12:=0; C22:=0; C23:=0;
  FOR J:=1 TO JN DO
    BEGIN
      S2:=S2+TZ[J]; S3:=S3+Z[J]; C11:=C11+T[J]*T[J];
      C12:=C12+T[J]*TZ[J];
    END;

```

```

XX[1,1]:=C11/GLA; XX[1,2]:=C12/GLA; XX[1,3]:=S2/GLA;
XX[2,1]:=XX[1,2]; XX[2,2]:=(C12-S2*S2/JN)/GLA;
XX[2,3]:=(C22-S2*S2/JN)/GLA; XX[3,1]:=XX[1,3]; XX[3,2]:=XX[2,3];
XX[3,3]:=(C33-S3*S3/JN)/GLA;
INVEC(3,XX,XXI); { XX = MATRIZ VAR-COV. DAS VARIÁVEIS INDEP. }
                  { XXI = INVERSA DE XX }
P:=S3/JN; { = proporcao de ambientes positivos }
SU:=QMB*GLA/(IM*JN*KN); { = erro da var. indep. nos 2 segmentos }
PSU:=P*SU; { = erro da var. indep. no segundo segmento }
SB:=(QMB-QMR)/IM; { = estimativa da variancia de bloco }
SE:=(QMR+SB)/KN; { = estimativa da var. do erro experimental }
XC[1,1]:=XX[1,1]-SU; XC[1,2]:=XX[1,2]-PSU; XC[1,3]:=XX[1,3];
XC[2,1]:=XC[1,2]; XC[2,2]:=XX[2,2]-PSU; XC[2,3]:=XX[2,3];
XC[3,1]:=XC[1,3]; XC[3,2]:=XC[2,3]; XC[3,3]:=XX[3,3];
INVEC(3,XC,MXX); { XC = MATRIZ VAR-COV. CORRIGIDA P/ ERRO }
                  { MXX = INVERSA DE XC }
WRITELN('MATRIZ VAR-COVARIANCIA DAS VAR.INDEP. '); LISTE(XX);
WRITELN('MATRIZ VAR-COVAR. DAS VAR.INDEP. INVERTIDA'); LISTE(XXI);
WRITE('MATRIZ VAR-COVAR. DAS VAR.INDEP. CORRIGIDA PARA OS ERROS');
WRITELN; LISTE(XC);
WRITELN('MATRIZ VAR-COV. DAS VAR.INDEP. COM CORRECAO INVERTIDA ');
LISTE(MXX);
      { ESTIMACAO DOS PARAMETROS DO MODELO sem e com correcao }
PEB:=0; PEC:=0;
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    S4:=0; C14:=0; C24:=0; C34:=0;
    FOR J:=1 TO JN DO
      BEGIN
        S4:=S4+Y^[I,J]; C14:=C14+Y^[I,J]*T[J];
        C24:=C24+Y^[I,J]*TZ[J]; C34:=C34+Y^[I,J]*Z[J];
      END;
    MP[I]:=C34/S3; { = MEDIA NOS AMBIENTES POSITIVOS }
    MN[I]:=(S4-C34)/(JN-S3); { = MEDIA NOS AMBIENTES NEGATIVOS }
    MD[I]:=S4/JN; { = MEDIA GERAL DO CULTIVAR i }
    XY[1,1]:=C14/GLA; MXY[1,1]:=XY[1,1]-SU;
    XY[2,1]:=(C24-S2*MD[I])/GLA; MXY[2,1]:=XY[2,1]-PSU;
    XY[3,1]:=(C34-S3*MD[I])/GLA; MXY[3,1]:=XY[3,1];
    { XY = VETOR COVAR. VARIÁVEIS DEPENDENTE E INDEPENDENTES }
    MULT(3,3,1,XXI,XY,PB); { MXY = XY CORRIGIDA DEVIDA AO ERRO }
    MULT(3,3,1,MXX,MXY,PC); { PB = VETOR ESTIMATIVAS DE B1,B2,B3 }
    { SEM CORRECAO E PC COM CORRECAO }
    B1[I]:=PB[1,1]; B2[I]:=PB[2,1]; B3[I]:=PB[3,1];
    C1[I]:=PC[1,1]; C2[I]:=PC[2,1]; C3[I]:=PC[3,1];
    BO[I]:=MD[I]-B2[I]*S2/JN-B3[I]*P; CO[I]:=MD[I]-C2[I]*S2/JN-C3[I]*P;
    SVB:=0; SVC:=0;
    { BO,B1,B2,B3 = estimativas de B sem correcao }
    { CO,C1,C2,C3 = estimativas de B com correcao }
  END
FOR J:=1 TO JN DO
  BEGIN
    SA:=Y^[I,J]-BO[I];
    SVB:=SVB+SQR(SA-B1[I]*T[J]-B2[I]*TZ[J]-B3[I]*Z[J]);
  END; { SVB = SQ Desvios do modelo sem correcao }
FOR J:=1 TO JN DO
  BEGIN

```

```

SA:=Y^[I,J]-CO[I];
SVC:=SVC+SQR(SA-C1[I]*T[J]-C2[I]*TZ[J]-C3[I]*Z[J]);
END;  ( SVC = SQ Desvios do modelo com correcao )
RB[I]:=100*((SQA_C[I]-SVB*KN)/SQA_C[I]);  ( coef. determ. sem corr )
RC[I]:=100*((SQA_C[I]-SVC*KN)/SQA_C[I]);  ( coef. determ. com corr )
SVB:=SVB/(JN-4);  SVC:=SVC/(JN-4);
PEB:=PEB+SVB/IM;  PEC:=PEC+SVC/IM;
QMD_B[I]:=SVB;  ( = QM Desvios do modelo sem correcao )
QMD_C[I]:=SVC;  ( = QM Desvios do modelo com correcao )
M2:=C1[I]*SU*(C1[I]+P*C2[I]-2);  M3:=PSU*C2[I]*(C1[I]+C2[I]-2);
DB[I]:=SVB-SE;  ( = variancia dos desvios sem correcao )
DC[I]:=SVC-M2-M3-SE;  ( = variancia dos desvios com correcao )
F4:=SQR(QMB+GLC*QMR)/((QMB*QMB+GLC*QMR*QMR)/GLB);
F1:=JN-4;
F2:=SQR(M2+M3+SE)/(M2*M2/GLB+M3*M3/GLB+SE*SE/F4);
RO:=SVC/(M2+M3+SE);
FOC[I]:=ROUNDX(SQR(RO-1)/SQR(RO/F1+1/F2));
IF FOC[I] < 1 THEN FOC[I]:=1;  ( FOC = graus de liberd. assoc. a
    variancia dos desvios, com correcao, p/ o cult.i )
RO:=SVB/SE;  FOB[I]:=ROUNDX(SQR(RO-1)/SQR(RO/F1+1/F4));
IF FOB[I] < 1 THEN FOB[I]:=1;  ( FOB = graus de liber. assoc.
    variancia dos desvios, sem a correcao, cult.i )
T1:=C1[I]*C1[I]*SU;  T2:=C2[I]*C2[I]*PSU;
T3:=SQR(T1+T2)+SQR(P*T1+T2);
DDC[I]:=SQRT(2*(SVC*SVC/(JN-4)+SE*SE/F4+T3/GLB));
    ( DDC = desvio padrao de DC )
DDB[I]:=SQRT(2*(SVB*SVB/(JN-4)+SE*SE/F4));
    ( DDB = desvio padrao de DB )
FDB[I]:=(KN*DB[I]+QMR)/QMR;  ( = F calc. p/ DB )
W:=SQR(KN*DB[I]+QMR)/(KN*KN*DB[I]*DB[I]/FOB[I]+QMR*QMR/GLR);
GB[I]:=ROUNDX(W);  ( = graus de lib. assoc. a FDB )
FDC[I]:=(KN*DC[I]+QMR)/QMR;  ( = F calc. p/ DC )
W:=SQR(KN*DC[I]+QMR)/(KN*KN*DC[I]*DC[I]/FOC[I]+QMR*QMR/GLR);
GC[I]:=ROUNDX(W);  ( = graus de lib. assoc. a FDC )
VB11[I]:=XXI[1,1]*SVB/GLA;  ( Variancia estimada de B1 )
TB1[I]:=(B1[I]-1)/SQRT(VB11[I]);  ( t_calc. p/ B1 )
VB22[I]:=XXI[2,2]*SVB/GLA;  ( = variancia estimada de B2 )
TB2[I]:=B2[I]/SQRT(VB22[I]);  ( t_calc. p/ B2 )
VB33[I]:=XXI[3,3]*SVB/GLA;  ( = variancia estimada p/ B3 )
TB3[I]:=B3[I]/SQRT(VB33[I]);  ( t_calc. p/ B3 )
VB12[I]:=XXI[1,2]*SVB/GLA;  ( covariancia entre B1,B2 )
VB13[I]:=XXI[1,3]*SVB/GLA;  ( covariancia entre B1,B3 )
VB23[I]:=XXI[2,3]*SVB/GLA;  ( covariancia entre B2,B3 )

C[1,1]:=SU*(SVC+SU*(SQR(1-C1[I]-P*C2[I])));
C[1,2]:=PSU*(SVC+SU*(1-C1[I]-P*C2[I])*(1-C1[I]-C2[I]));
C[2,2]:=PSU*(SVC+PSU*(SQR(1-C1[I]-C2[I])));
C[2,1]:=C[1,2];  C[1,3]:=0;  C[2,3]:=0;  C[3,1]:=0;
C[3,2]:=0;  C[3,3]:=0;
SRR:=SE-SU*(C1[I]*(2-C1[I]-2*P*C2[I])+P*C2[I]*(2-C2[I]));
B[1,1]:=SU*(SRR+SU*(SQR(1-C1[I]-P*C2[I])));
B[1,2]:=PSU*(SRR+SU*(1-C1[I]-P*C2[I])*(1-C1[I]-C2[I]));
B[2,1]:=B[1,2];  B[2,2]:=PSU*(SRR+PSU*(SQR(1-C1[I]-C2[I])));
B[2,3]:=0;  B[1,3]:=0;  B[3,1]:=0;  B[3,2]:=0;  B[3,3]:=0;
MULT(3,3,3,MXX,C,CA);  MULT(3,3,3,CA,MXX,C);

```

```

MULTC(3,3,3,MXX,B,CA);      MULTC(3,3,3,CA,MXX,B);
VC11[I]:=MXX[1,1]*SVC/GLA+C[1,1]/GLA+B[1,1]/GLR;      { var. C1 }
VC12[I]:=MXX[1,2]*SVC/GLA+C[1,2]/GLA+B[1,2]/GLR;      { covar. C1,C2 }
VC13[I]:=MXX[1,3]*SVC/GLA+C[1,3]/GLA+B[1,3]/GLR;      { covar. C1,C3 }
VC22[I]:=MXX[2,2]*SVC/GLA+C[2,2]/GLA+B[2,2]/GLR;      { var. C2 }
VC23[I]:=MXX[2,3]*SVC/GLA+C[2,3]/GLA+B[2,3]/GLR;      { covar. C2,C3 }
VC33[I]:=MXX[3,3]*SVC/GLA+C[3,3]/GLA+B[3,3]/GLR;      { var. C3 }
TC1[I]:=(C1[I]-1)/SQRT(VC11[I]);      { t_calc. p/ C1 }
TC2[I]:=C2[I]/SQRT(VC22[I]);      { t_calc. p/ C2 }
TC3[I]:=C3[I]/SQRT(VC33[I]);      { t_calc. p/ C3 }
END; (* END - I *)
DISPOSE(Y);

```

```

      { calculo das razoes das estimat. sem/com correcao }
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    B0_3[I]:=B0[I]+B3[I];      B1_2[I]:=B1[I]+B2[I];
    C0_3[I]:=C0[I]+C3[I];      C1_2[I]:=C1[I]+C2[I];
    RB0[I]:=100*B0[I]/C0[I];    RB1[I]:=100*B1[I]/C1[I];
    RB2[I]:=100*B2[I]/C2[I];    RB3[I]:=100*B3[I]/C3[I];
    RB03[I]:=100*B0_3[I]/C0_3[I]; RB12[I]:=100*B1_2[I]/C1_2[I];
    RD[I]:=100*DB[I]/DC[I];      RR[I]:=100*RB[I]/RC[I];
    RDD[I]:=100*DDB[I]/DDC[I];   RT1[I]:=100*TB1[I]/TC1[I];
    RT2[I]:=100*TB2[I]/TC2[I];   RT3[I]:=100*TB3[I]/TC3[I];
    RQMD[I]:=100*QMD_B[I]/QMD_C[I];
    RFD[I]:=100*FDB[I]/FDC[I];   RFO[I]:=100*FOB[I]/FOC[I];
  END;

N1:=IM*(JN-4); ESPACOC(2); TRACOC(90);
WRITELN('CULT. MEDIA MED/AMB.NEG. MEDIA/AMB.POS',
'QMD_SEM QMD_COM S%C FD_s FD_c GLD_s GLD_c');
TRACOC(104);
FOR I:=1 TO IM DO
  WRITELN(I:3,MD[I]:12:4,MN[I]:12:4,MP[I]:12:4,QMD_B[I]:12:6,
    QMD_C[I]:12:6,RQMD[I]:10:3,FDB[I]:10:4,FDC[I]:10:4,
    FOB[I]:6,FOC[I]:5); TRACOC(104);
  WRITELN(' ERRO-MEDIO ',',',PEB:12:6,
    PEC:12:6);
  WRITELN(' GRAUS DE LIBERDADE ',N1:12,N1:12);
  TRACOC(110); ESPACOC(3); TRACOC(115); WRITELN(
    'CULT. BO B1 B2 B3 BO+B3 B1+B2',
    ' TB1 TB2 TB3 R D DC(D) ');
  TRACOC(115);
  FOR I:=1 TO IM DO
    BEGIN
      WRITELN(
        'CULT. BO B1 B2 B3 BO+B3 B1+B2',
        ' TB1 TB2 TB3 R D DC(D) ');
      WRITELN(I:3,' S ',BO[I]:10:4,B1[I]:8:5,B2[I]:9:5,B3[I]:9:5,
        BO_3[I]:8:5,B1_2[I]:9:5,TB1[I]:9:5,TB2[I]:9:5,TB3[I]:9:5,
        RB[I]:9:2,DB[I]:9:6,DDB[I]:9:6);
      WRITELN(' C ',CO[I]:10:4,C1[I]:8:5,C2[I]:9:5,C3[I]:9:5,
        CO_3[I]:8:5,C1_2[I]:9:5,TC1[I]:9:5,TC2[I]:9:5,TC3[I]:9:5,
        RC[I]:9:2,DC[I]:9:6,DDC[I]:9:6);
      WRITELN(' S%C ',RBO[I]:10:3,RB1[I]:8:3,RB2[I]:9:3,
        RB3[I]:9:3,RB03[I]:8:3,RB12[I]:9:3,RT1[I]:9:3,RT2[I]:9:3,

```



```

RT3[I]: 9: 3, RR[I]: 9: 3, RD[I]: 9: 3, RDD[I]: 9: 3);
Writeln;
END;
TRACOC(115);
Writeln ' S = ESTIMATIVAS OBTIDAS SEM O USO DE CORRECAO ');
Writeln ' C =      "      "      COM "      "      "      "      ');
Writeln ' S/C = RAZAO PERCENTUAL DAS ESTIMATIVAS : SEM/COM ');
TRACOC(115); ESPACOC(3);
Writeln ' ESTIMATIVAS DAS VAR-COVARIANCIA DAS ESTIMATIVAS ',
' DOS PARAMETROS'); TRACOC(122); Writeln
' CULT.  V(B1)  C(B1,B2)  C(B1,B3)  V(B2)  C(B2,B3)  V(B3) ',
'  V(C1)  C(C1,C2)  C(C1,C3)  V(C2)  C(C2,C3)  V(C3) ');
TRACOC(122); FOR I:=1 TO IM DO
Writeln I: 2, VB11[I]: 10: 5, VB12[I]: 10: 5, VB13[I]: 10: 5,
VB22[I]: 10: 5, VB23[I]: 10: 5, VB33[I]: 10: 5, VC11[I]: 10: 5,
VC12[I]: 10: 5, VC13[I]: 10: 5, VC22[I]: 10: 5, VC23[I]: 10: 5,
VC33[I]: 10: 5); TRACOC(122);
T1:=0; T2:=0; T3:=0; S2:=0; S3:=0;
FOR I:=1 TO IM DO
BEGIN
T1:=T1+B1[I]; T2:=T2+B1_2[I];
T3:=T3+B1[I]*B1_2[I]; S2:=S2+B1[I]*B1[I];
S3:=S3+B1_2[I]*B1_2[I];
END;
S4:=(T3-T1*T2/IM)/SQRT((S2-T1*T1/IM)*(S3-T2*T2/IM));
Writeln ' O COEFICIENTE DE CORRELACAO ENTRE B1 E B1+B2 EH ',
S4: 10: 6); TRACOC(122);
Writeln ' ESTATISTICA          ESTIMATIVA          Graus de Lib. ');
Writeln ' -----          -----          ----- ');
Writeln '      Su          ', su: 14: 7, GLB: 12);
Writeln '      P*Su          ', PSU: 14: 7, GLB: 12);
Writeln '      Se          ', SE: 14: 7, F4: 12: 1); TRACOC(52);
ESPACOC(3); Writeln ' ENTRE UM NUMERO P/FIM '); READLN(I);
END.

===== fim =====

```

Apêndice 3. Programa, em linguagem Pascal, para a simulação de experimentos no delineamento blocos ao acaso com diferentes caracterizações e para a análise de estabilidade pelo modelo bi-segmentado descontínuo, com e sem o uso da correção devida aos erros nas variáveis do modelo.

===== início =====

PROGRAM SIMULBSD;

{

ESTE PROGRAMA SIMULA EXPERIMENTOS COM DIFERENTES DIMENSOES E OS ANALISA COM E SEM O USO DA CORRECAO DEVIDO A ERROS NAS VAR.INDEP., COM O OBJETIVO DE IDENTIFICAR OS ELEMENTOS IMPORTANTES PARA O PLANEJAMENTO }

USES TURBO3,DOS,CRT;

CONST SN = 1000; { NUMERO DE EXPERIMENTOS SIMULADOS }
 ST2 = 5.80; { VARIANCIA AMBIENTAL PARAMETRICA }
 E = 0; { E=0 SE T EQUIDISTANTE; E=1 SE T NORMAL }
 SD2 = 0.11; { VARIANCIA DOS DESVIOS DAS CULTIVARES }
 SB2 = 0.03; { VARIANCIA DE BLOCOS }
 S2 = 0.15; { VARIANCIA DO ERRO EXPERIMENTAL }
 KF = 1; { NUMERO MULTIPLO DE 27 CULTIVARES-VER ARRAIS,S }
 JN = 30; { NUMERO DE AMBIENTES }
 KN = 4; { NUMERO DE BLOCOS POR AMBIENTE }
 TSU = 1.706; { VALOR DE t5% Unilat. COM JN-4 graus de liber. }
 TSB = 2.056; { VALOR DE t5% Bilat. COM JN-4 graus de liber. }

TYPE VETORP=^VETOR;
 MATRIZP=^MATRIZ;
 MATRIZP2=^MATRIZ2;
 VETOR=ARRAY[1..54] OF DOUBLE;
 MATRIZ=ARRAY[1..54,1..30] OF REAL;
 MATRIZ2=ARRAY[1..48,1..54] OF DOUBLE;
 VETORI=ARRAY[1..54] OF INTEGER;

VAR ARQ,ARQ1,ARQ2,ARQ3,ARQ4,ARQ5,ARQ6,ARQ7,ARQ8,ARQ9,
 ARQ10,ARQ11: TEXT;

AE,AS: STRING[20];

J,IM,I,I1,I2,I3,KS,KI,JJ,J1,KK,S: INTEGER;

RZ,AB1,AB2,AB3,VBE,VEE,DA: DOUBLE;

B0,B1,B2,B3,C0,C0B,C0C,C1,C1B,C1C,C2,C2B,C2C,C3,C3B,C3C,SDI,
 SDIB,SDIC,TB1,TB1B,TB1C,TB2,TB2B,TB2C,TB3,TB3B,TB3C,PB1,PB2,
 PB3,PB1B,PB2B,PB3B,PB1C,PB2C,PB3C,VB1,VB2,VB3,VB1B,VB2B,VB3B,
 VB1C,VB2C,VB3C,T,TE: VETOR;

HORA,MIN,SEG,DECSEG: WORD;

C29,C30,C31,C32,C33,C34,C35: VETORI;

Y: MATRIZ;

CS,LS: MATRIZP2;

ES: ARRAY[1..23,1..54] OF DOUBLE;

```

FUNCTION ALEATCAA:DOUBLE):DOUBLE; { gera uma variavel aleatoria com
distribuicao normal, media zero e variancia AA }
VAR A2,R1,R2:DOUBLE;
BEGIN
  R1:=SQRT(-2*LN(RANDOM)); R2:=2*PI*RANDOM; A2:=SQRT(AA);
  ALEAT:=A2*R1*COS(R2);
END;

PROCEDURE SIMULACEA,IA,JA,KA:INTEGER;SE,SB,ST,SD:DOUBLE;
      BOA,B1A,B2A,B3A:VETOR;
      VAR TA:VETOR; VAR YA:MATRIZ; VAR VEE,VBE:DOUBLE);
{ simula os dados de um grupo de experimentos e calcula medias e
  variancia de bloco e do erro experimental }
VAR I,J,K:INTEGER;
    Y1,Y2,Y3,Y4,Y5,SQB,H,IC,VT:DOUBLE;
    MA:MATRIZP; Z:VETORI;
BEGIN { E=0 ==> EQUIDISTANCIA PARA VARIABEL INDEPENDENTE }
IF E=0 THEN
  BEGIN
    Y2:=0; Y3:=0;
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        Y1:=ALEAT(STD); Y2:=Y2+Y1*Y1; Y3:=Y3+Y1;
        END; { ALEAT = variavel aleat. distrib. normal, variancia ST }
    VT:=(Y2-Y3*Y3/JA)/(JA-1); H:=4*SQRT(VT); IC:=H/JA;
    TA[1]:=(IC-H)/2; FOR J:=2 TO JA DO TA[J]:=TA[J-1]+IC;
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        IF TA[J] > 0 THEN Z[J]:=1 ELSE Z[J]:=0;
        END; { TA = indice ambiental parametrico equidistante }
    END ELSE REPEAT
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        TA[J]:=ALEAT(STD); IF TA[J] > 0 THEN Z[J]:=1 ELSE Z[J]:=0;
        END; { TA = indice ambiental parametrico c/ distrib. normal }
    Y1:=0; FOR J:=1 TO JA DO Y1:=Y1+Z[J]; Y2:=Y1/JA;
    UNTIL ( Y2 > 0.33 ) AND ( Y2 < 0.67 ) ;
  FOR I:=1 TO IA DO
    BEGIN
      FOR J:=1 TO JA DO
        BEGIN
          YA[I,J]:=BOA[I]+B1A[I]*TA[J]+B2A[I]*TA[J]*Z[J];
          YA[I,J]:=YA[I,J]+B3A[I]*Z[J]+ALEAT(SD);
          END;
        END;
      Y4:=0; Y5:=0;
      FOR J:=1 TO JA DO
        BEGIN
          NEW(CMA);
          FOR K:=1 TO KA DO
            BEGIN
              Y1:=ALEAT(SB);
              FOR I:=1 TO IA DO MA^[I,K]:=YA[I,J]+Y1+ALEAT(SE);
              END;
            Y1:=0; Y2:=0;
            FOR K:=1 TO KA DO

```

```

BEGIN
Y3:=0;  FOR I:=1 TO IA DO Y3:=Y3+MA^[I,K];
Y1:=Y1+Y3;  Y2:=Y2+Y3*Y3;
END;
SQB:=Y2/IA-Y1*Y1/(CIA*KA);  Y4:=Y4+SQB;  Y1:=0; Y2:=0;
FOR I:=1 TO IA DO
  BEGIN
  Y3:=0;
  FOR K:=1 TO KA DO
    BEGIN
      Y3:=Y3+MA^[I,K];  Y1:=Y1+MA^[I,K]*MA^[I,K];
    END;
    YA[I,J]:=Y3/KA;  ( YA = matriz media do CULT.i no AMBIENTE j )
    Y2:=Y2+Y3*Y3;
  END;
  Y5:=Y5+Y1-Y2/KA-SQB;
DISPOSE(MA);
END;
VEE:=Y5/(JA*(KA-1)*(CIA-1));  ( = variancia do erro experimental )
VBE:=(Y4/(JA*(KA-1))-VEE)/IA;  ( = variancia de bloco/ambiente )
END;

PROCEDURE INDICECIA,JA:INTEGER; M:MATRIZ; VAR TE:VETOR;
VAR II,JJ:INTEGER;  A1,MG:DOUBLE;  AUX:VETORP;
BEGIN  ( calcula o indice ambiental )
NEW(AUX);
A1:=0;
FOR JJ:=1 TO JA DO
  BEGIN
    AUX^[JJ]:=0;
    FOR II:=1 TO IA DO  AUX^[JJ]:=AUX^[JJ]+M[II,JJ];
    A1:=A1+AUX^[JJ];
  END;
MG:=A1/(CIA*JA);  ( media geral )
FOR JJ:=1 TO JA DO  TE[JJ]:=(AUX^[JJ]/IA)-MG;
DISPOSE(AUX);  ( TE = indice ambiental )
END;

PROCEDURE TIPOBCIA,JA,KA:INTEGER; M:MATRIZ; X,R1,R2,R3:VETOR;
E2,B2:DOUBLE; VAR  Q0,Q1,Q2,Q3,QI,QT1,QT2,QT3,PP1,PP2,PP3,
VQ1,VQ2,VQ3:VETOR;  ( analise de estab. sem correcao )
VAR I,J:INTEGER;  Z:VETORI;
S1,S2,S3,S4,C11,C12,C13,C22,C23,C33,S11,S12,S13,S22,S23,S33,
M11,S14,S24,S34,M12,M13,M22,M23,M33,DET,C14,C24,C34,SA,SA2,
QMD:DOUBLE;
BEGIN
FOR J:=1 TO JA DO IF X[J] > 0 THEN Z[J]:=1 ELSE Z[J]:=0;
S1:=0; S2:=0; S3:=0; C11:=0; C12:=0; C13:=0; C22:=0; C23:=0; C33:=0;
FOR J:=1 TO JA DO
  BEGIN
    S1:=S1+X[J]; S2:=S2+X[J]*Z[J]; S3:=S3+Z[J]; C11:=C11+X[J]*X[J];
    C12:=C12+X[J]*X[J]*Z[J]; C13:=C13+X[J]*Z[J];
  END;
C22:=C12;  C23:=S2;  C33:=S3;
S11:=(C11-S1*S1/JA)/(JA-1);  S12:=(C12-S1*S2/JA)/(JA-1);
S13:=(C13-S1*S3/JA)/(JA-1);  S22:=(C22-S2*S2/JA)/(JA-1);
S23:=(C23-S2*S3/JA)/(JA-1);  S33:=(C33-S3*S3/JA)/(JA-1);

```

```

DET: =S11*(S22*S33-S23*S23)+S12*(S23*S13-S12*S33);
DET: =DET+S13*(S12*S23-S13*S22);
M11: =(S22*S33-S23*S23)/DET;   M12: =(S13*S23-S12*S33)/DET;
M13: =(S12*S23-S13*S22)/DET;   M22: =(S11*S33-S13*S13)/DET;
M23: =(S12*S13-S11*S23)/DET;   M33: =(S11*S22-S12*S12)/DET;
FOR I:=1 TO IA DO
  BEGIN
    S4:=0; C14:=0; C24:=0; C34:=0;
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        S4:=S4+M[I,J]; C14:=C14+M[I,J]*X[J]; C24:=C24+M[I,J]*X[J]*Z[J];
        C34:=C34+M[I,J]*Z[J];
      END;
    S14:=(C14-S1*S4/JA)/(JA-1);   S24:=(C24-S2*S4/JA)/(JA-1);
    S34:=(C34-S3*S4/JA)/(JA-1);
    Q1[I]:=M11*S14+M12*S24+M13*S34;           { estimativa de B1 }
    Q2[I]:=M12*S14+M22*S24+M23*S34;           { estimativa de B2 }
    Q3[I]:=M13*S14+M23*S24+M33*S34;           { estimativa de B3 }
    Q0[I]:=S4/JA-Q1[I]*S1/JA-Q2[I]*S2/JA-Q3[I]*S3/JA;
                                           { Q0 = estimativa de B0 }

    SA2:=0;
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        SA:=M[I,J]-Q0[I]-Q1[I]*X[J]-Q2[I]*X[J]*Z[J]-Q3[I]*Z[J];
        SA2:=SA2+SA*SA;   { = SQ de Desvios }
      END;
    QMD:=SA2/(JA-4);           { QM DESVIOS }
    QI[I]:=QMD-(E2+B2)/KA;     { VARIANCIA DOS DESVIOS }
    VQ1[I]:=M11*QMD/(JA-1);    { variancia de B1 }
    QT1[I]:=(Q1[I]-R1[I])/SQRT(VQ1[I]);    { t_calc. p/ B1 }
    PP1[I]:=(Q1[I]-1)/SQRT(VQ1[I]);    { t_calc. p/ B1 sob Ho }
    VQ2[I]:=M22*QMD/(JA-1);    { variancia de B2 }
    QT2[I]:=(Q2[I]-R2[I])/SQRT(VQ2[I]);    { t_calc. p/ B2 }
    PP2[I]:=Q2[I]/SQRT(VQ2[I]);    { t_calc. p/ B2 sob Ho }
    VQ3[I]:=M33*QMD/(JA-1);    { variancia de B3 }
    QT3[I]:=(Q3[I]-R3[I])/SQRT(VQ3[I]);    { t_calc. p/ B3 }
    PP3[I]:=Q3[I]/SQRT(VQ3[I]);    { t_calc. p/ B3 sob Ho }
  END;   { fim da indexacao do cult.i }
END;

PROCEDURE TIPOCCIA,JA,KA:INTEGER; M:MATRIZ; X,R1,R2,R3:VETOR;
E2,B2:DOUBLE; VAR P0,P1,P2,P3,DI,T1,T2,T3,PT1,PT2,PT3,VP1,
VP2,VP3:VETOR);
VAR I,J,GL:INTEGER;   { analise de estabilidade com correcao }
Z:VETORI;
SU,PSU,SE,S11,S12,S13,S22,S23,S33,S4,DET,M11,M12,M13,M22,M23,
M33,C14,C24,C34,S14,S24,S34,SVV,SA,P,C11,C12,C22,F11,F22,F33,
B11,B12,B22,G11,G22,G33,S1,S2,S3,T11,T12,T22,SRR,C13,C23,
C33:DOUBLE;
BEGIN
  FOR J:=1 TO JA DO IF X[J] > 0 THEN Z[J]:=1 ELSE Z[J]:=0;
  S1:=0; S2:=0; S3:=0; C11:=0; C12:=0; C13:=0; C22:=0; C23:=0; C33:=0;
  FOR J:=1 TO JA DO
    BEGIN
      S1:=S1+X[J]; S2:=S2+X[J]*Z[J]; S3:=S3+Z[J]; C11:=C11+X[J]*X[J];
      C12:=C12+X[J]*X[J]*Z[J]; C13:=C13+X[J]*Z[J];
    END
  
```

```

END;
C22:=C12; C23:=S2; C33:=S3; S11:=(C11-S1*S1/JA)/(JA-1);
S12:=(C12-S1*S2/JA)/(JA-1); S13:=(C13-S1*S3/JA)/(JA-1);
S22:=(C22-S2*S2/JA)/(JA-1); S23:=(C23-S2*S3/JA)/(JA-1);
S33:=(C33-S3*S3/JA)/(JA-1); SU:=(E2+IA*B2)*(JA-1)/(IA*JA*KA);
SE:=(E2+B2)/KA; P:=S3/JA; PSU:=P*SU; S11:=S11-SU; S12:=S12-PSU;
S22:=S22-PSU;
DET:=S11*(S22*S33-S23*S23)+S12*(S23*S13-S12*S33);
DET:=DET+S13*(S12*S23-S13*S22);
M11:=(S22*S33-S23*S23)/DET; M12:=(S13*S23-S12*S33)/DET;
M13:=(S12*S23-S13*S22)/DET; M22:=(S11*S33-S13*S13)/DET;
M23:=(S12*S13-S11*S23)/DET; M33:=(S11*S22-S12*S12)/DET;
FOR I:=1 TO IA DO
  BEGIN
    S4:=0; C14:=0; C24:=0; C34:=0;
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        S4:=S4+M[I,J]; C14:=C14+M[I,J]*X[J]; C24:=C24+M[I,J]*X[J]*Z[J];
        C34:=C34+M[I,J]*Z[J];
      END;
    S14:=(C14-S1*S4/JA)/(JA-1)-SU; S24:=(C24-S2*S4/JA)/(JA-1)-PSU;
    S34:=(C34-S3*S4/JA)/(JA-1); GL:=JA*(KA-1)*(IA-1);
    P1[I]:=M11*S14+M12*S24+M13*S34; P2[I]:=M12*S14+M22*S24+M23*S34;
    P3[I]:=M13*S14+M23*S24+M33*S34;
    P0[I]:=S4/JA-P1[I]*S1/JA-P2[I]*S2/JA-P3[I]*S3/JA;
    SVV:=0; ( P_ = estimativas de B0,B1,B2,B3 )
    FOR J:=1 TO JA DO
      BEGIN
        SA:=M[I,J]-P0[I]-P1[I]*X[J]-P2[I]*X[J]*Z[J]-P3[I]*Z[J];
        SVV:=SVV+SA*SA; ( SVV = SQ de desvios do modelo )
      END;
    SVV:=SVV/(JA-4); ( = QM Desvios )
    DI[I]:=SVV-SE-P1[I]*SU*(P1[I]+P*P2[I]-2);
    DI[I]:=DI[I]-P*P2[I]*SU*(P1[I]+P2[I]-2); ( variancia de desvios )
    T11:=SU*(SVV+SU*(1-P1[I]-P*P2[I]));
    T12:=PSU*(SVV+SU*(1-P1[I]-P*P2[I]))*(1-P1[I]-P2[I]);
    T22:=PSU*(SVV+PSU*(1-P1[I]-P2[I]));
    F11:=M11*(M11*T11+M12*T12)+M12*(M11*T12+M12*T22);
    F22:=M12*(M12*T11+M22*T12)+M22*(M12*T12+M22*T22);
    F33:=M13*(M13*T11+M23*T12)+M23*(M13*T12+M23*T22);
    SRR:=SE-SU*(P1[I]*(2-P1[I]-2*P*P2[I])+P*P2[I]*(2-P2[I]));
    B11:=SU*(SRR+SU*(1-P1[I]-P*P2[I]));
    B12:=PSU*(SRR+SU*(1-P1[I]-P*P2[I]))*(1-P1[I]-P2[I]);
    B22:=PSU*(SRR+PSU*(1-P1[I]-P2[I]));
    G11:=M11*(M11*B11+M12*B12)+M12*(M11*B12+M12*B22);
    G22:=M12*(M12*B11+M22*B12)+M22*(M12*B12+M22*B22);
    G33:=M13*(M13*B11+M23*B12)+M23*(M13*B12+M23*B22);
    VP1[I]:=SVV*M11/(JA-1)+F11/(JA-1)+G11/GL; ( variancia de B1 )
    VP2[I]:=SVV*M22/(JA-1)+F22/(JA-1)+G22/GL; ( variancia de B2 )
    VP3[I]:=SVV*M33/(JA-1)+F33/(JA-1)+G33/GL; ( variancia de B3 )
    T1[I]:=(P1[I]-R1[I])/SQRT(VP1[I]); ( t_calc. para B1 )
    PT1[I]:=(P1[I]-1)/SQRT(VP1[I]); ( t_calc. sob Ho para B1 )
    T2[I]:=(P2[I]-R2[I])/SQRT(VP2[I]); ( t_calc. para B2 )
    PT2[I]:=P2[I]/SQRT(VP2[I]); ( t_calc. sob Ho para B2 )
    T3[I]:=(P3[I]-R3[I])/SQRT(VP3[I]); ( t_calc. para B3 )
    PT3[I]:=P3[I]/SQRT(VP3[I]); ( t_calc. sob Ho para B3 )
  END;

```

```

END;
END;

BEGIN                                     < inicio do programa... >
< gera os valores dos parametros de B1,B2,B3 para os I cult. >
I:=1;
FOR KI:=1 TO KF DO
  BEGIN
    AB1:=0;
    FOR I1:=1 TO 3 DO
      BEGIN
        AB2:=0;
        FOR I2:=1 TO 3 DO
          BEGIN
            AB3:=0;
            FOR I3:=1 TO 3 DO
              BEGIN
                B0[I1]:=5; B1[I1]:=0.7+AB1; B2[I1]:=-0.4+AB2;
                B3[I1]:=-0.5+AB3; I:=I+1; IM:=I-1; AB3:=AB3+0.5;
                END;          < END B3 >
                AB2:=AB2+0.4;
                END;          < END B2 >
                AB1:=AB1+0.3;
            END;          < END B1 >
          END;          < END GRUPO DE CULTIVARES >
        END;
      END;
    END;
  END;
NEWCLS); NEWCCS);
FOR JJ:=1 TO 48 DO
FOR KK:=1 TO IM DO
  BEGIN
    LS^[JJ, KK]:=0; CS^[JJ, KK]:=0; C29[KK]:=0; C30[KK]:=0; C31[KK]:=0;
    C32[KK]:=0; C33[KK]:=0; C34[KK]:=0; C35[KK]:=0;
    END;
  RANDOMIZE;

FOR S:=1 TO SN DO
  BEGIN
    GetTime(HORA, MIN, SEG, DECSEG); ClrScr; GOTOXY(20,10);
    WRITEC'HORA ATUAL= ', HORA, ': ', MIN, ': ', SEG; WRITELN; WRITELN;
    WRITEC'          SIMULANDO: ', S;
    FOR KS:=1 TO DECSEG+1 DO DA:=ALEAT(1);

    SIMULACE, IM, JN, KN, S2, SB2, ST2, SD2, B0, B1, B2, B3, T, Y, VEE, VBE);
    < simula um exper. com os parametros definidos em CONST. e retorna
      com a matriz Y de medias dos IM cult. em JN amb.; T=ind. amb.
      parametrico; VEE=variancia erro exp.; VBE=var. de blocos >

    INDICECIM, JN, Y, TE); < TE= indice ambiental estimado >
    WRITEC' => ANALISANDO : 1 ');

    TIPOBCIM, JN, KN, Y, T, B1, B2, B3, VEE, VBE, CO, C1, C2, C3, SDI, TB1, TB2, TB3,
      PB1, PB2, PB3, VB1, VB2, VB3); WRITEC' -2 ');
    < retorna com: C_= estimativas de B0,B1,B2,B3 usando T e sem
      correcao; TB_= t_calc. ; PB_= t_calc. sob Ho ; VB_ = VARIANCIA >

    TIPOBCIM, JN, KN, Y, TE, B1, B2, B3, VEE, VBE, COB, C1B, C2B, C3B, SDIB, TB1B,
      TB2B, TB3B, PB1B, PB2B, PB3B, VB1B, VB2B, VB3B); WRITELN(' 3 ');
    < idem ao anterior usando TE como variavel independente >

```

```

TIPOCCIM, JN, KN, Y, TE, B1, B2, B3, VEE, VBE, COC, C1C, C2C, C3C, SDIC, TB1C,
TB2C, TB3C, PB1C, PB2C, PB3C, VB1C, VB2C, VB3C);
{ Idem ao anterior, usando TE e correcao }

{ processa os resultados para o s-esimo grupo de exper. para
calculo de medias, erro medio quadratico, frequencias e variancias
FOR I:=1 TO IM DO
BEGIN
LS^[1,I]:=LS^[1,I]+SQRC(CO[I]-BO[I])/SN;
LS^[2,I]:=LS^[2,I]+VB1[I]/SN;
LS^[3,I]:=LS^[3,I]+VB2[I]/SN;
LS^[4,I]:=LS^[4,I]+VB3[I]/SN;
LS^[5,I]:=LS^[5,I]+SQRC(SDI[I]-SD2)/SN;
LS^[6,I]:=LS^[6,I]+SQRC(COB[I]-BO[I])/SN;
LS^[7,I]:=LS^[7,I]+VB1B[I]/SN;
LS^[8,I]:=LS^[8,I]+VB2B[I]/SN;
LS^[9,I]:=LS^[9,I]+VB3B[I]/SN;
LS^[10,I]:=LS^[10,I]+SQRC(SDIB[I]-SD2)/SN;
LS^[11,I]:=LS^[11,I]+SQRC(COC[I]-BO[I])/SN;
LS^[12,I]:=LS^[12,I]+VB1C[I]/SN;
LS^[13,I]:=LS^[13,I]+VB2C[I]/SN;
LS^[14,I]:=LS^[14,I]+VB3C[I]/SN;
LS^[15,I]:=LS^[15,I]+SQRC(SDIC[I]-SD2)/SN;
LS^[16,I]:=LS^[16,I]+SQRC(TB1[I])/SN;
LS^[17,I]:=LS^[17,I]+SQRC(TB2[I])/SN;
LS^[18,I]:=LS^[18,I]+SQRC(TB3[I])/SN;
LS^[19,I]:=LS^[19,I]+SQRC(TB1B[I])/SN;
LS^[20,I]:=LS^[20,I]+SQRC(TB2B[I])/SN;
LS^[21,I]:=LS^[21,I]+SQRC(TB3B[I])/SN;
LS^[22,I]:=LS^[22,I]+SQRC(TB1C[I])/SN;
LS^[23,I]:=LS^[23,I]+SQRC(TB2C[I])/SN;
LS^[24,I]:=LS^[24,I]+SQRC(TB3C[I])/SN;
LS^[25,I]:=LS^[25,I]+CO[I]/SN; LS^[26,I]:=LS^[26,I]+C1[I]/SN;
LS^[27,I]:=LS^[27,I]+C2[I]/SN; LS^[28,I]:=LS^[28,I]+C3[I]/SN;
LS^[29,I]:=LS^[29,I]+SDI[I]/SN; LS^[30,I]:=LS^[30,I]+COB[I]/SN;
LS^[31,I]:=LS^[31,I]+C1B[I]/SN; LS^[32,I]:=LS^[32,I]+C2B[I]/SN;
LS^[33,I]:=LS^[33,I]+C3B[I]/SN; LS^[34,I]:=LS^[34,I]+SDIB[I]/SN;
LS^[35,I]:=LS^[35,I]+COC[I]/SN; LS^[36,I]:=LS^[36,I]+C1C[I]/SN;
LS^[37,I]:=LS^[37,I]+C2C[I]/SN; LS^[38,I]:=LS^[38,I]+C3C[I]/SN;
LS^[39,I]:=LS^[39,I]+SDIC[I]/SN; LS^[40,I]:=LS^[40,I]+TB1[I]/SN;
LS^[41,I]:=LS^[41,I]+TB2[I]/SN; LS^[42,I]:=LS^[42,I]+TB3[I]/SN;
LS^[43,I]:=LS^[43,I]+TB1B[I]/SN; LS^[44,I]:=LS^[44,I]+TB2B[I]/SN;
LS^[45,I]:=LS^[45,I]+TB3B[I]/SN; LS^[46,I]:=LS^[46,I]+TB1C[I]/SN;
LS^[47,I]:=LS^[47,I]+TB2C[I]/SN; LS^[48,I]:=LS^[48,I]+TB3C[I]/SN;
IF TB1[I] > 0 THEN CS^[1,I]:=CS^[1,I]+1/SN;
IF TB2[I] > 0 THEN CS^[2,I]:=CS^[2,I]+1/SN;
IF TB3[I] > 0 THEN CS^[3,I]:=CS^[3,I]+1/SN;
IF TB1B[I] > 0 THEN CS^[4,I]:=CS^[4,I]+1/SN;
IF TB2B[I] > 0 THEN CS^[5,I]:=CS^[5,I]+1/SN;
IF TB3B[I] > 0 THEN CS^[6,I]:=CS^[6,I]+1/SN;
IF TB1C[I] > 0 THEN CS^[7,I]:=CS^[7,I]+1/SN;
IF TB2C[I] > 0 THEN CS^[8,I]:=CS^[8,I]+1/SN;
IF TB3C[I] > 0 THEN CS^[9,I]:=CS^[9,I]+1/SN;
IF ABS(TB1[I]) > T5B THEN CS^[10,I]:=CS^[10,I]+1/SN;
IF ABS(TB2[I]) > T5B THEN CS^[11,I]:=CS^[11,I]+1/SN;
IF ABS(TB3[I]) > T5B THEN CS^[12,I]:=CS^[12,I]+1/SN;

```



```

IF ABS(CPB1[I]) > T5U THEN CS^[13,I]:=CS^[13,I]+1/SN;
IF ABS(CPB2[I]) > T5U THEN CS^[14,I]:=CS^[14,I]+1/SN;
IF ABS(CPB3[I]) > T5U THEN CS^[15,I]:=CS^[15,I]+1/SN;
IF ABS(TB1B[I]) > T5B THEN CS^[16,I]:=CS^[16,I]+1/SN;
IF ABS(TB2B[I]) > T5B THEN CS^[17,I]:=CS^[17,I]+1/SN;
IF ABS(TB3B[I]) > T5B THEN CS^[18,I]:=CS^[18,I]+1/SN;
IF ABS(CPB1B[I]) > T5U THEN CS^[19,I]:=CS^[19,I]+1/SN;
IF ABS(CPB2B[I]) > T5U THEN CS^[20,I]:=CS^[20,I]+1/SN;
IF ABS(CPB3B[I]) > T5U THEN CS^[21,I]:=CS^[21,I]+1/SN;
IF ABS(TB1C[I]) > T5B THEN CS^[22,I]:=CS^[22,I]+1/SN;
IF ABS(TB2C[I]) > T5B THEN CS^[23,I]:=CS^[23,I]+1/SN;
IF ABS(TB3C[I]) > T5B THEN CS^[24,I]:=CS^[24,I]+1/SN;
IF ABS(CPB1C[I]) > T5U THEN CS^[25,I]:=CS^[25,I]+1/SN;
IF ABS(CPB2C[I]) > T5U THEN CS^[26,I]:=CS^[26,I]+1/SN;
IF ABS(CPB3C[I]) > T5U THEN CS^[27,I]:=CS^[27,I]+1/SN;
CS^[28,I]:=CS^[28,I]+(100*COB[I]/COC[I])/SN;
RZ:=100*C1B[I]/C1C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[29,I]:=CS^[29,I]+RZ; C29[I]:=C29[I]+1; END;
RZ:=100*C2B[I]/C2C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[30,I]:=CS^[30,I]+RZ; C30[I]:=C30[I]+1; END;
RZ:=100*C3B[I]/C3C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[31,I]:=CS^[31,I]+RZ; C31[I]:=C31[I]+1; END;
RZ:=100*SDIB[I]/SDIC[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[32,I]:=CS^[32,I]+RZ; C32[I]:=C32[I]+1; END;
RZ:=100*TB1B[I]/TB1C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[33,I]:=CS^[33,I]+RZ; C33[I]:=C33[I]+1; END;
RZ:=100*TB2B[I]/TB2C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[34,I]:=CS^[34,I]+RZ; C34[I]:=C34[I]+1; END;
RZ:=100*TB3B[I]/TB3C[I]; IF ( RZ > 50 ) AND ( RZ < 150 ) THEN
    BEGIN CS^[35,I]:=CS^[35,I]+RZ; C35[I]:=C35[I]+1; END;
CS^[36,I]:=CS^[36,I]+(100*VB1B[I]/VB1C[I])/SN;
CS^[37,I]:=CS^[37,I]+(100*VB2B[I]/VB2C[I])/SN;
CS^[38,I]:=CS^[38,I]+(100*VB3B[I]/VB3C[I])/SN;
END;

```

END; (fim da simulacao dos SN experimentos)

(calculo das razoes de estimativas sem/com correcao e variancias)
 FOR I:=1 TO IM DO

```

BEGIN
ESI[1,I]:=100*LS^[6,I]/LS^[11,I];
ESI[2,I]:=100*LS^[10,I]/LS^[15,I];
ESI[3,I]:=LS^[16,I]-SQRC(LS^[40,I]);
ESI[4,I]:=LS^[17,I]-SQRC(LS^[41,I]);
ESI[5,I]:=LS^[18,I]-SQRC(LS^[42,I]);
ESI[6,I]:=LS^[19,I]-SQRC(LS^[43,I]);
ESI[7,I]:=LS^[20,I]-SQRC(LS^[44,I]);
ESI[8,I]:=LS^[21,I]-SQRC(LS^[45,I]);
ESI[9,I]:=LS^[22,I]-SQRC(LS^[46,I]);
ESI[10,I]:=LS^[23,I]-SQRC(LS^[47,I]);
ESI[11,I]:=LS^[24,I]-SQRC(LS^[48,I]);
ESI[12,I]:=100*ESI[6,I]/ESI[9,I];
ESI[13,I]:=100*ESI[7,I]/ESI[10,I];
ESI[14,I]:=100*ESI[8,I]/ESI[11,I];
ESI[15,I]:=100*CS^[4,I]/CS^[7,I];
ESI[16,I]:=100*CS^[5,I]/CS^[8,I];
ESI[17,I]:=100*CS^[6,I]/CS^[9,I];

```

```

ES[18,I]:=100*CS^[16,I]/CS^[22,I];
ES[19,I]:=100*CS^[17,I]/CS^[23,I];
ES[20,I]:=100*CS^[18,I]/CS^[24,I];
ES[21,I]:=100*CS^[19,I]/CS^[25,I];
ES[22,I]:=100*CS^[20,I]/CS^[26,I];
ES[23,I]:=100*CS^[21,I]/CS^[27,I];
CS^[29,I]:=CS^[29,I]/C29[I];
CS^[30,I]:=CS^[30,I]/C30[I];
CS^[31,I]:=CS^[31,I]/C31[I];
CS^[32,I]:=CS^[32,I]/C32[I];
CS^[33,I]:=CS^[33,I]/C33[I];
CS^[34,I]:=CS^[34,I]/C34[I];
CS^[35,I]:=CS^[35,I]/C35[I];
END;

```

(atribuicao de nomes aos arquivos/resultados)

```

AS:='CASO1.B0'; ASSIGNCARQ1,ASD; REWRITE(CARQ1); CLOSE(CARQ1);
AS:='CASO1.SD'; ASSIGNCARQ2,ASD; REWRITE(CARQ2); CLOSE(CARQ2);
AS:='CASO1.B1'; ASSIGNCARQ3,ASD; REWRITE(CARQ3); CLOSE(CARQ3);
AS:='CASO1.B2'; ASSIGNCARQ4,ASD; REWRITE(CARQ4); CLOSE(CARQ4);
AS:='CASO1.B3'; ASSIGNCARQ5,ASD; REWRITE(CARQ5); CLOSE(CARQ5);
AS:='CASO1.TB1'; ASSIGNCARQ6,ASD; REWRITE(CARQ6); CLOSE(CARQ6);
AS:='CASO1.TB2'; ASSIGNCARQ7,ASD; REWRITE(CARQ7); CLOSE(CARQ7);
AS:='CASO1.TB3'; ASSIGNCARQ8,ASD; REWRITE(CARQ8); CLOSE(CARQ8);
AS:='CASO1.ASS'; ASSIGNCARQ9,ASD; REWRITE(CARQ9); CLOSE(CARQ9);
AS:='CASO1.ETI'; ASSIGNCARQ10,ASD; REWRITE(CARQ10); CLOSE(CARQ10);
AS:='CASO1.POD'; ASSIGNCARQ11,ASD; REWRITE(CARQ11); CLOSE(CARQ11);

```

(GRAVA 4 LINHAS POR CULTIVAR COM OS RESULTADOS DE :

LINHA.1= VARIABEL INDEPENDENTE PARAMETRICO ;

LINHA.2= VARIABEL INDEP. ESTIMADA DOS DADOS SEM CORRECAO ;

LINHA.3= VAR. INDEP. ESTIMADA DOS DADOS COM CORRECAO;

LINHA.4= RAZAO DA MEDIA :LINHA.2/LINHA.3 OU MEDIA DAS RAZOES.)

```

APPEND(CARQ1); ( Media de B0 e Erro Quadr. Medio de B0 )
FOR I:=1 TO IM DO

```

BEGIN

Writeln(CARQ1,LS^[25,I]:10:6,' ',LS^[1,I]:16:6);

Writeln(CARQ1,LS^[30,I]:10:6,' ',LS^[6,I]:16:6);

Writeln(CARQ1,LS^[35,I]:10:6,' ',LS^[11,I]:16:6);

Writeln(CARQ1,CS^[28,I]:10:4,' ',ES[1,I]:16:6);

END;

CLOSE(CARQ1);

```

APPEND(CARQ2); ( Media e Erro Quadr. Medio de Desvios )

```

FOR I:=1 TO IM DO

BEGIN

Writeln(CARQ2,LS^[29,I]:10:6,' ',LS^[5,I]:16:6);

Writeln(CARQ2,LS^[34,I]:10:6,' ',LS^[10,I]:16:6);

Writeln(CARQ2,LS^[39,I]:10:6,' ',LS^[15,I]:16:6);

Writeln(CARQ2,CS^[32,I]:10:4,' ',ES[2,I]:16:6);

END;

CLOSE(CARQ2);

```

APPEND(CARQ3); ( Medias de B1 e de variancia de B1 )

```

FOR I:=1 TO IM DO

BEGIN

Writeln(CARQ3,LS^[26,I]:10:6,LS^[2,I]:16:6);

Writeln(CARQ3,LS^[31,I]:10:6,LS^[7,I]:16:6);

Writeln(CARQ3,LS^[36,I]:10:6,LS^[12,I]:16:6);

```

WRITELNC ARQ3, CS^[29,I]:10:4, CS^[36,I]:16:6);
END;
CLOSE(ARQ3);
APPEND(ARQ4);                                ( Media de B2 e de variancia de B2 )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ4, LS^[27,I]:10:6, LS^[3,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ4, LS^[32,I]:10:6, LS^[8,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ4, LS^[37,I]:10:6, LS^[13,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ4, CS^[30,I]:10:4, CS^[37,I]:16:6);
  END;
CLOSE(ARQ4);
APPEND(ARQ5);                                ( Media de B3 e de variancia de B3 )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ5, LS^[28,I]:10:6, LS^[4,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ5, LS^[33,I]:10:6, LS^[9,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ5, LS^[38,I]:10:6, LS^[14,I]:16:6);
    WRITELNC ARQ5, CS^[31,I]:10:4, CS^[38,I]:16:6);
  END;
CLOSE(ARQ5);
APPEND(ARQ6);                                ( Media de t_calc. para B1 e sua variancia )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ6, LS^[40,I]:10:6, ES[3,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ6, LS^[43,I]:10:6, ES[6,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ6, LS^[46,I]:10:6, ES[9,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ6, CS^[33,I]:10:4, ES[12,I]:12:6);
  END;
CLOSE(ARQ6);
APPEND(ARQ7);                                ( Media de t_calc. para B2 e sua variancia )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ7, LS^[41,I]:10:6, ES[4,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ7, LS^[44,I]:10:6, ES[7,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ7, LS^[47,I]:10:6, ES[10,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ7, CS^[34,I]:10:4, ES[13,I]:12:6);
  END;
CLOSE(ARQ7);
APPEND(ARQ8);                                ( Media de t_calc. para B3 e sua variancia )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ8, LS^[42,I]:10:6, ES[5,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ8, LS^[45,I]:10:6, ES[8,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ8, LS^[48,I]:10:6, ES[11,I]:12:6);
    WRITELNC ARQ8, CS^[35,I]:10:4, ES[14,I]:12:6);
  END;
CLOSE(ARQ8);
APPEND(ARQ9);                                ( frequencia de t_calc. > 0 para B1, B2 e B3 )
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELNC ARQ9, CS^[1,I]:9:6, CS^[2,I]:9:6, CS^[3,I]:9:6);
    WRITELNC ARQ9, CS^[4,I]:9:6, CS^[5,I]:9:6, CS^[6,I]:9:6);
    WRITELNC ARQ9, CS^[7,I]:9:6, CS^[8,I]:9:6, CS^[9,I]:9:6);
    WRITELNC ARQ9, ES[15,I]:10:4, ES[16,I]:10:4, ES[17,I]:10:4);
  END;

```

```

CLOSECARQ9);
APPENDCARQ10);
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELN(CARQ10,CS^[10,I]:9:6,CS^[11,I]:9:6,CS^[12,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ10,CS^[16,I]:9:6,CS^[17,I]:9:6,CS^[18,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ10,CS^[22,I]:9:6,CS^[23,I]:9:6,CS^[24,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ10,ES[18,I]:10:4,ES[19,I]:10:4,ES[20,I]:10:4);
  END;
CLOSECARQ10);
APPENDCARQ11);
FOR I:=1 TO IM DO
  BEGIN
    WRITELN(CARQ11,CS^[13,I]:9:6,CS^[14,I]:9:6,CS^[15,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ11,CS^[19,I]:9:6,CS^[20,I]:9:6,CS^[21,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ11,CS^[25,I]:9:6,CS^[26,I]:9:6,CS^[27,I]:9:6);
    WRITELN(CARQ11,ES[21,I]:10:4,ES[22,I]:10:4,ES[23,I]:10:4);
  END;
CLOSECARQ11);  DI SPOSE(LS);  DI SPOSE(CS);
END.

===== fim =====

```