

**SISTEMAS TRIPLOS DE STEINER INCOMPLETOS
VERSUS LÁTICES QUADRADOS BALANCEADOS
PARA A ANÁLISE DIALÉLICA**

ROSIANA RODRIGUES ALVES

2009

ROSIANA RODRIGUES ALVES

**SISTEMAS TRIPLOS DE STEINER INCOMPLETOS VERSUS LÁTICES
QUADRADOS BALANCEADOS PARA A ANÁLISE DIALÉLICA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de "Mestre".

Orientador

Prof. Dr. Prof. Júlio Sílvio de Sousa Bueno Filho

LAVRAS
MINAS GERAIS -BRASIL
2009

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da
Biblioteca Central da UFLA**

Alves, Rosiana Rodrigues.

Sistemas Triplos de Steiner incompletos versus Látices
Quadrados Balanceados para análise dialélica / Rosiana Rodrigues
Alves. – Lavras : UFLA, 2009.

68 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2009.

Orientador: Júlio Sílvio de Sousa Bueno Filho.

Bibliografia.

1. Dialelos . 2. Modelos mistos. 3. Eficiência de delineamentos.
4. Blocos incompletos. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD-519.5

ROSIANA RODRIGUES ALVES

**SISTEMAS TRIPLOS DE STEINER INCOMPLETOS VERSUS LÁTICES
QUADRADOS BALANCEADOS PARA ANÁLISE DIALÉLICA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de "Mestre".

APROVADA em 18 de agosto de 2009

Prof. Dr. Augusto Ramalho de Morais	UFLA
Profa. Dra. Flávia Maria Avelar Gonçalves	UFLA
Prof. Dr. Lucas Monteiro Chaves	UFLA

Prof. Dr. Júlio Sílvio de Sousa Bueno Filho
UFLA
(Orientador)

LAVRAS
MINAS GERAIS-BRASIL

DEDICO

*A minha querida família:
meus pais, Reginaldo e Aparecida;
meus avós, Iraci e Fiúca
e meus irmãos: Ronaldo, Rosana e
Rosália.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por sempre iluminar meus caminhos.

À Universidade Federal de Lavras, pela oportunidade de aprimoramento acadêmico.

Ao CnPq, pela concessão da bolsa.

Ao Júlio, pela sua amizade, atenção e dedicação desde a minha graduação.

Aos professores do Departamento de Ciências Exatas, pelos ensinamentos.

Às funcionários do Departamento de Ciências Exatas: Josi, Josi Cristina, Edila, Maria, Selminha, pela simpatia e boa vontade no atendimento

Aos meus irmãos, Ronaldo, Rosana e Rosália, pela eterna amizade carinho e presença em todos momentos da minha vida, minha eterna gratidão.

Às meninas da Republica Bananinha, Ana, Carol, Caroline, Claudinha, Claudia, Débora, Maísa, Nara, Paulinha, Rosália, Tati, por dividirem comigo todos os momentos da minha vida universitária e por fazerem parte dessa grande família que nós construímos.

Aos amigos do DEX, em especial ao "Clube da Luluzinha": Deyse, Flávia, Fran e Simone, por terem sido verdadeiras irmãs, Jair, Manoel, Púpico, Sr. Varginha, Naje, Paulo pelo carinho e ao Walmes, pelo disque dúvidas e principalmente pela amizade. Aos irmãos (de orientação) Andrea, Zé, Claudiney, Imaculada, Lourdinha, Fábio pela amizade e por tantas ajudas.

A todos meus amigos minha eterna gratidão pela oportunidade de aprender, dividir conhecimentos, experiências e farras.

À banca avaliadora, pela disponibilidade, auxílio e por assim incentivarem a pesquisa, colaborando com nosso futuro.

A todos vocês meus sinceros agradecimentos pela contribuição para realização de um sonho.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	i
LISTA DE FIGURAS	viii
RESUMO	x
ABSTRACT	xi
1 INTRODUÇÃO	1
2 REFERENCIAL TEÓRICO	3
2.1 Delineamento em Blocos Incompletos	3
2.2 Sistema Triplo de Steiner (STS)	6
2.3 Delineamento em Látice	7
2.4 Modelos Mistos	9
2.5 Análise Dialética	11
2.6 Estimação de Componentes da variância	12
3 MATERIAL E MÉTODOS	18
3.1 Situações Simuladas	18
3.2 Modelo de Simulação	19
3.3 Modelo de Análise	19
3.4 Cálculo da esperança da simulação	20
3.5 Exemplo de análise	21
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	29
5 CONCLUSÕES	46
ANEXOS	48

LISTA DE TABELAS

1	Esquema representativo de um cruzamento dialélico com 4 genitores mostrando apenas a geração F_1 ou híbridos. Na tabela, y_{ij} representa o cruzamento do pai i com a mãe j	11
2	Conjunto de dados simulados utilizado para análise do exemplo	22
3	Valores do vetor θ e para as componentes da variância no chute inicial, passo 0, e para os passos 1, 2, 3 e 13 do algoritmo EM	27
4	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$	30
5	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$	31

6	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$	32
7	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$	33
8	Eficiência do STS em relação ao LQB, C(LQB16)/C(STS15), em função das variâncias aditiva e dominante	43
9	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$	49

10	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$	50
11	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$	51
12	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$	52
13	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$	53

14	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$	54
15	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que ($\sigma_a^2 = 1$; $\sigma_d^2 = 0$)	55
16	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$	56
17	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$	57

18	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$	58
19	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$	59
20	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$	60
21	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$	61

22	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$	62
23	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$	63
24	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$	64
25	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$	65

26	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$	66
27	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$	67
28	Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$	68

LISTA DE FIGURAS

1	Uma solução possível para o Sistema triplo de Steiner.	7
2	Uma solução possível para o Delineamento em Látice Quadrado 4x4. As letras maiúsculas latinas referem-se aos tratamentos e cada linha representa uma repetição (ou bloco completo ou "superbloco"). Os blocos dentro de cada linha estão dispostos nas colunas.	8
3	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para as estimativas das componentes da variância com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	35
4	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para as estimativas das componentes da variância com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	36
5	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal as correlações entre o valor aditivo (a) e a de dominância (d) paramétrico com suas respectivas estimativas com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	37
6	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal as correlações entre o valor aditivo (a) e a de dominância (d) paramétrico com suas respectivas estimativas com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	38
7	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para os EQM das estimativas de y, do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	39
8	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para os EQM das estimativas de y, do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	40

9	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para o viés das estimativas de y , do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	41
10	Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para o viés das estimativas de y , do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$	42
11	Eficiência, $C(LQB16)/C(STS15)$, em função das variâncias aditiva e dominante	43

RESUMO

ALVES, Rosiana Rodrigues. **Sistemas Triplos de Steiner incompletos versus Látices Quadrados Balanceados para a análise dialélica**. 2009. 68p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG, Brasil. *

O objetivo deste trabalho é comparar a eficiência de uma fração de um Sistema Triplo de Steiner (STS) para quinze tratamentos ao delineamento em Látice Quadrado 4x4 Balanceado (LQB). Foram simulados experimentos com 16 ou 15 tratamentos. Nos primeiros foram sorteadas 5 repetições do STS aumentadas em 1 tratamento cada e nos últimos, um tratamento do látice foi repetido. Para simular os tratamentos foi constituído um dialelo com 6 pais (15 progênies) e 1 progênie de pais independentes foi adicionada, quando necessário. O LQB foi sempre balanceado com 5 repetições (80 parcelas). Para o STS utilizou-se 75 parcelas (fração 5/7 do STS de 15 tratamentos). Para cada situação foram gerados 5000 experimentos. Foram calculadas estimativas REML das componentes da variância e dos valores genéticos aditivos e dominantes. Os intervalos de confiança para todas as estimativas foi bastante semelhante, em todos os casos. Para um número de parcelas equivalente, o STS foi mais eficiente que o LQB para minimizar o erro na seleção de pais em diversas combinações de componentes das variâncias aditiva e de dominância. Os STS são tão eficientes quanto os látices, usando menor número de parcelas e devem ser usados quando o número de tratamentos de um dialelo for propício.

Palavras-chave: blocos incompletos, dialelos, eficiência de delineamentos, modelos mistos

*Orientador: Júlio Sílvio Sousa Bueno Filho -UFLA .

ABSTRACT

ALVES, Rosiana Rosdrigues. **Incomplete Steiner Triple Systems over balanced square lattices to diallel analysis**. 2009. 68p. Dissertation (Master in Statistics and Agricultural Experimentation) - Federal University of Lavras, Lavras, MG, Brazil.*

The aim of this work was to compare a fraction of a 15 treatments Steiner Triple Systems (STS) to a 4x4 balanced square lattice design (LQB). We simulate experiments with 15 or 16 treatments. To the former, 5 superblocks of the STS was augmented of 1 treatment each. To the LQB one treatment was repeated if only 15 was in the experiment. To simulate treatment effects, a diallel cross was assembled with 6 parents (15 progeny). An additional progeny of independent parents was added when an extra treatment was needed. LQB was balanced with 5 superblocks (80 plots). The fraction of the STS used just 75 plots. For each experimental situation 5000 runs were simulated. REML estimates of variance components, as well as additive and dominance effects were worked out. Confidence limits for all estimates were very similar in all cases. To an equivalent size experiment, STS was more efficient than LQB in minimizing the error on parent selection in several combinations of additive and dominance variance components. STS are as efficient as LQB with fewer plots and should be used as a good alternative for diallels when treatment number is suitable.

Key words: design efficiency, diallels, incomplete block designs, mixed models

* Adviser: Prof. Dr. Júlio Sílvio Sousa Bueno Filho - UFLA

1 INTRODUÇÃO

O delineamento em blocos tem por objetivo controlar a heterogeneidade do ambiente experimental em subambientes homogêneos, os quais constituem os blocos. No entanto, em áreas como melhoramento genético de plantas ou animais, geralmente, o número de tratamentos é muito grande, o que torna impraticável conseguir tais subambientes (blocos) homogêneos.

Do mesmo modo os ensaios fatoriais apresentam, muitas vezes, grande número de tratamentos dificultando a alocação desses em blocos completos. Os dialelos são um tipo de fatorial especial, com fatores homólogos, bastante utilizado no melhoramento genético. Nos dialelos completos com p pais surgem $p(p-1)/2$ cruzamentos, que constituem, em geral, os tratamentos de um delineamento em blocos incompletos.

No delineamento em látice quadrado (LQ) balanceado (LQB) o número de tratamentos com $v = k^2$ tratamentos são dispostos em b blocos de k parcelas e $k-1$ repetições. O látice quadrado representa uma importante classe de delineamentos, muito utilizado em genética e melhoramento de plantas principalmente quando tem-se um grande número de tratamentos (Hinkelmann & Kempthorne, 2005). Este delineamento, no entanto, é um pouco restritivo quanto ao número de tratamentos a ser testado.

Por exemplo, para ensaio dialélico com 15 pais e 105 progênies, seria muito difícil obter um bloco homogêneo desse tamanho. Para contornar esse problema são em geral utilizados os delineamentos em blocos incompletos (DBI). Como os látices quadrados são os blocos incompletos mais conhecidos e utilizados, em geral procura-se adaptar o número de tratamentos para obter um sorteio apropriado de látice. No exemplo, ao invés de 105 tratamentos, seriam avaliados,

por exemplo, 121 tratamentos em um látice 11x11.

Os sistemas triplos de steiner (STS) são derivados de um problema combinatório apresentado por Kirkman em 1850. Um STS de ordem (v) é um conjunto triplas (blocos) construído sobre o conjunto v de pontos, tal que cada par distinto ocorre em uma única tripla (Kaski, 2003). O STS é um exemplo de delineamento em blocos incompleto “resolvable” com blocos de tamanho 3 ($k = 3$).

Para um mesmo número de tratamentos é possível encontrar STS e LQ com números de parcelas total próximo. Isto permite comparar estes delineamentos quanto ao tamanho de blocos pois ambos são parcialmente balanceados. Este tipo de comparação permite generalizações sobre o tamanho de blocos em outros delineamentos em blocos incompletos

O objetivo deste trabalho é comparar a eficiência de qualquer fração $5/7$ STS com LQB de tamanho próximo via simulação. Esta comparação pode permitir generalizações sobre DBI semelhantes com tamanhos de blocos diferentes.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Delineamento em Blocos Incompletos

O principal objetivo da blocagem é identificar blocos com unidades homogêneas que permitam comparações mais precisas entre os tratamentos por meio da eliminação da maior diferença entre as unidades em diferentes blocos. Os blocos e parcelas devem ser escolhidos para maximizar a diferença entre parcelas em diferentes blocos e minimizar a diferença entre parcelas do mesmo bloco. A inferência em experimentos blocados é predominantemente baseada em comparações que podem ser feitas entre tratamentos em um mesmo bloco. Se dois tratamentos não ocorrem juntos em um mesmo bloco só é possível fazer a comparação entre eles se cada um ocorrer com um terceiro tratamento em comum (Mead, 1988).

Nas situações em que o número de tratamentos é muito grande os blocos não controlam a heterogeneidade ou os blocos não conseguem alocar todos os tratamentos. Situações desse tipo ocorrem, frequentemente, devido às dificuldades de se encontrarem áreas experimentais que sejam uniformes em toda a sua extensão ou suficientes para abrigarem blocos que contenham todos os tratamentos a serem avaliados, ou até mesmo pela carência de instrumentos ou aparelhos experimentais.

O emprego de um delineamento em blocos casualizados completos (DBC), nessa situação, faz com que sua eficiência seja sensivelmente prejudicada e diminuída à medida que o número de parcelas por bloco aumenta. A heterogeneidade dentro do bloco tende a aumentar o erro experimental, dificultando, assim, a discriminação dos tratamentos em teste, ou a obtenção de estimativas mais exatas, em razão de uma menor precisão do experimento (Ramalho et al., 2005).

Os delineamentos em blocos incompletos (DBI) foram introduzidos por

Yates em 1936 com o objetivo de diminuir a heterogeneidade dentro dos blocos (Hinkelmann & Kempthorne, 2005).

Os delineamentos em blocos incompletos podem ser classificados em duas categorias, conforme o agrupamento dos seus blocos:

i) delineamentos solúveis - casos em que os blocos podem ser agrupados em repetições;

ii) delineamentos não solúveis - casos em que os blocos não podem ser agrupados em repetições.

Em um DBI v tratamentos são distribuídos em b blocos de tamanho $k < v$ e o i -ésimo tratamento ($i = 1, 2, \dots, v$) aparece em r unidades experimentais, isto é, têm-se r repetições desse tratamento; o j -ésimo bloco contém k unidades experimentais, das quais n_{ij} recebem o i -ésimo tratamento (Hinkelmann & Kempthorne, 2005).

Para que um DBI seja um bloco incompleto balanceado (BIB) é necessário que quaisquer dois tratamentos ocorram juntos em algum bloco o mesmo número de vezes (λ). Assim, todos os contrastes são estimados com a mesma precisão. Para alcançar o balanceamento completo, em muitos casos, um grande número de repetições é exigido. Com objetivo de contornar esse problema que surgiu o delineamento em blocos incompletos parcialmente balanceado (PBIB).

No PBIB os tratamentos que ocorrem juntos no mesmo bloco são chamados de primeiros associados. E, os tratamentos que não ocorrem juntos no mesmo bloco são chamados de segundos associados.

Seja $\mathbf{N}_{v \times b}$ a matriz de incidência dos tratamentos nos blocos cujos elementos $n_{ij} = 0$ ou 1, indicando a ausência ou a presença do tratamento no bloco. Portanto, $\mathbf{\Lambda} = \mathbf{N}\mathbf{N}'_{v \times v}$ é a matriz de concorrência dos tratamentos. As igualdades matriciais apresentadas a seguir são úteis à teoria de blocos incompletos.

Inversa de uma matriz particionada :

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} I & -A^{-1}B \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A^{-1} & 0 \\ -(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1} & (D - CA^{-1}B)^{-1} \end{bmatrix},$$

que pode ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -A^{-1}B \\ I \end{bmatrix} (D - CA^{-1}B)^{-1} \begin{bmatrix} -CA^{-1} & I \end{bmatrix}.$$

Fazendo a equivalência as matrizes usuais de um DBI aplicado a um modelo que apresenta mais de um efeito, como por exemplo um modelo misto que uma parte da matriz representa os efeitos fixos e a outra os efeitos aleatórios, tem-se:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}'\mathbf{Z} & \mathbf{Z}'\mathbf{X} \\ \mathbf{X}'\mathbf{Z} & \mathbf{X}'\mathbf{X} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} k\mathbf{I}_b & \mathbf{N}' \\ \mathbf{N} & r\mathbf{I}_v \end{bmatrix}^{-1}.$$

Então,

$$\begin{bmatrix} k\mathbf{I}_b & \mathbf{N}' \\ \mathbf{N} & r\mathbf{I}_v \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{k}\mathbf{I}_b & \phi \\ \phi & \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{1}{k}\mathbf{N}' \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} (r\mathbf{I}_v - \frac{1}{k}\mathbf{N}\mathbf{N}')^{-1} \begin{bmatrix} -\frac{1}{k}\mathbf{N} & \mathbf{I} \end{bmatrix}.$$

Portanto, $\text{Var}(\theta) = (r\mathbf{I}_v - \frac{1}{k}\Lambda)^{-1}$, em que $\Lambda = \mathbf{N}\mathbf{N}' = (r-1)\mathbf{I} + \mathbf{J}$.

Logo,

$$\text{Var}(\theta) = \left(r\mathbf{I} - \frac{(r-1)\mathbf{I}}{k} - \frac{\mathbf{J}}{k} \right)^{-1} = k((rk - r + 1)\mathbf{I} - \mathbf{J})^{-1} \stackrel{*}{=} \frac{k}{rk - r + 1} \times \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{J}}{rk - r + 1 + v} \right).$$

Em que:

- r : número de repetições;
- v : número de tratamentos;
- b : número de blocos;
- k : tamanho do bloco;
- I : matriz identidade;
- J : matriz cujos elementos são iguais a 1;
- N : matriz de incidência dos tratamentos nos blocos.

(*) Caso especial de inversa: $(a\mathbf{I}_n + b\mathbf{J}_n)^{-1} = \frac{1}{a} \left(\mathbf{I}_n - \frac{b}{a + nb} \mathbf{J}_n \right)$.

2.2 Sistema Triplo de Steiner (STS)

Em 1850 o reverendo T.P. Kirkman apresentou o seguinte problema no “Lady’s and Gentlemen’s Diary”. Quinze jovens saem de uma escola em trios em sete dias consecutivos: é necessário organizá-las diariamente de modo que nenhum par de garotas fique junto mais de um dia. Kirkman publicou uma solução para este problema neste mesmo ano. A busca de uma solução para o problema geral de organizar $v \equiv 3(mod6)$, em que 3 é resto da divisão inteira por 6, jovens em grupos de três, ao longo de um série de $(v - 1)/2$ dias ficou conhecido como “Kirkman Schoolgirl Problem”, um dos mais famosos problemas em teoria combinatória (Rees & Wallis, 2003). O estudo de diversas generalizações do “Kirkman Schoolgirl Problem” continua sendo uma área de investigação muito ativa.

Cada ponto de um STS (v) incide exatamente em r blocos, e o número total de blocos em um STS (v) é b , em que:

$$r = (v - 1)/2 \quad b = v(v - 1)/6$$

Um STS(v) existe se e somente se $v \equiv 1(\text{mod}6)$ ou $v \equiv 3(\text{mod}6)$ (Kaski, 2003). O STS pode ser usado como um delineamento em blocos incompletos balanceados (BIB) com bloco de tamanho 3 ($k = 3$). A figura 1 apresenta um exemplo de uma das soluções possíveis ao “Kirkman Schoolgirl Problem”, em que cada letra representa uma garota .

Dom.	ABC	DEF	GHI	JKL	MNO
Seg.	ADH	BEK	CIO	FLN	GJM
Ter.	AEM	BHN	CGK	DIL	FJO
Qua.	AFI	BLO	CHJ	DKM	EGN
Qui.	AGL	BDJ	CFM	EHO	IKN
Sex.	AJN	BIM	CEL	DOG	FHK
Sab.	AKO	BFG	CDN	EIJ	HLM

FIGURA 1 Uma solução possível para o Sistema triplo de Steiner.

2.3 Delineamento em Látice

Os delineamentos em látice foram desenvolvidos para experimentos em agricultura de grande escala em que um grande número de variedades eram comparados. Atualmente a principal aplicação continua sendo na agricultura. Uma característica especial do delineamento em látice é que o número de tratamentos (v), é relacionado com o tamanho do bloco (k) de forma que $v = k^2$ (látice quadrado), $v = k^3$ (látice cúbico) ou $v = k(k + 1)$ (látice retangular) (Hinkelman & Kempthorne, 2005). Mesmo que exista um limite para o número de arranjos possíveis esse tipo de delineamento é muito utilizado principalmente quando o

número de tratamentos é muito grande.

O látice balanceado apresenta as mesmas propriedades que um BIB, em que cada tratamento ocorre uma vez em conjunto com cada um dos demais tratamentos no mesmo bloco, dentro dessa classe o mais utilizado é látice quadrado (LQB). O látice pode ser parcialmente balanceado, em que apenas uma parte das repetições ocorre, assim eles apresentam as mesmas propriedades de delineamentos parcialmente balanceados (PBIB).

Os látices podem ser classificados de acordo com número de arranjos, como por exemplo o látice simples apresenta apenas um arranjo básico, ou seja, duas repetições e o látice triplo com três arranjos básicos. Mas em algumas situações, por problemas combinatórios ou de planejamento são repetidos os arranjos básicos para se tornar viável a implementação de arranjos ortogonais. Com isso são construídos látices duplicados ou triplicados pela repetição de planos básicos do látice simples ou triplo (Tome et al., 2002).

Rep. 1	AEIM	BFJN	CGKO	DHLP
Rep. 2	ABCD	EFGH	IJKL	MNOP
Rep. 3	AGLN	HBMK	JPCE	OIFD
Rep. 4	AKPF	LBEO	NHIC	GMJD
Rep. 5	AJOH	IBGP	MFCL	ENHD

FIGURA 2 Uma solução possível para o Delineamento em Látice Quadrado 4x4. As letras maiúsculas latinas referem-se aos tratamentos e cada linha representa uma repetição (ou bloco completo ou "superbloco"). Os blocos dentro de cada linha estão dispostos nas colunas.

2.4 Modelos Mistos

Um modelo muito utilizado para descrever os dados em experimentos em genética é modelo linear misto. O modelo linear misto descrito por Henderson apresentado por White & Hodge (1989):

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{u} + \mathbf{e} \quad (2.1)$$

em que:

\mathbf{y} vetor das observações de dimensão $n \times 1$;

$\boldsymbol{\beta}$ vetor dos efeitos fixos de dimensão $t \times 1$;

\mathbf{X} matriz de delineamento dos efeitos fixos de dimensão $n \times t$;

\mathbf{u} vetor de efeitos aleatórios de dimensão $s \times 1$;

\mathbf{Z} matriz de delineamento do efeitos aleatórios de dimensão $n \times s$;

\mathbf{e} vetor de efeitos aleatórios associados com os componentes do erro experimental de dimensão $n \times 1$;

n, t, s número total de observações, número de fatores com efeito fixo e número de fatores com efeito aleatório respectivamente.

Para definir se um conjunto de efeitos, deve ser considerado fixo ou aleatório, a maior preocupação é a inferência a ser feita. Se o interesse principal consiste nos níveis do tratamentos no experimento, então esses tratamentos devem ser considerados de efeitos fixos. Neste caso, os níveis dos tratamentos representam toda população dos tratamentos aos quais se aplicarão as inferências. Por outro lado, se a conclusão se aplica a uma ampla população de qual os níveis dos tratamentos de um determinado fator no experimento são apenas uma amostra, então o fator

é aleatório (White & Hodge, 1989). Níveis de irrigação, doses de adubo, espaçamento entre plantas são tipos de fatores que podem ser tratados como de efeitos fixos. Efeito de ano, locais e blocos são exemplos de fatores que podem ser considerados de efeito fixo ou aleatório dependendo do objetivo da análise. Os valores genéticos são considerados muitas vezes como fatores de efeitos aleatórios.

Para o ajuste do modelo misto a análise de verossimilhança restrita que é realizada em duas partes. A primeira é a estimação dos efeitos fixos que consiste encontrar efeito médio de tratamento, calculados por exemplo pelo método de mínimos quadrados. Por ser utilizado um modelo fixo não importa a distribuição de probabilidade deste efeito, mas apenas a distribuição do erro experimental (Tome et al., 2002). A segunda é a estimação das componentes da variância dos efeitos aleatórios, um dos métodos para a estimação dos componentes da variância será descrito na seção 2.6. Por exemplo para estimar os componentes da variância genotípica (σ_g^2), é necessário estimar os componentes da variância aditiva (σ_a^2), fração referente aos efeitos médios dos alelos, e da variância de dominância (σ_d^2), fração referente a ação alélica interação intra-loci. (Cruz & Carneiro, 2006). O modelo matricial para explicar um conjunto de dados, por exemplo um ensaio dialélico, que apresenta efeito aditivo e dominante seria:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + \mathbf{Z}\mathbf{a} + \mathbf{W}\mathbf{d} + \mathbf{e} \quad (2.2)$$

\mathbf{y} , β , \mathbf{a} , \mathbf{d} , \mathbf{e} vetores de dados, dos efeitos fixos, dos efeitos genéticos aditivos, dos efeitos de dominância, dos erros aleatórios, respectivamente

\mathbf{X} , \mathbf{Z} , \mathbf{W} matrizes de delineamento para β , \mathbf{a} , e \mathbf{d} respectivamente.

2.5 Análise Dialélica

Ensaio dialélicos são casos especiais de fatoriais com fatores homólogos. Um dialelo é um conjunto de $p(p-1)/2$ progênies entre p genitores, podendo incluir, além dos respectivos pais, os híbridos recíprocos e, ou, outras gerações relacionadas, tais como F_2' s, retrocruzamentos. Diversos tipos de dialelos podem ser utilizadas: completos, parciais, circulantes, incompletos e desbalanceados. Destes, merece destaque o dialelo balanceado descrito por Griffing (1956). Na Tabela 1 apresenta o esquema de um dialelo completo.

TABELA 1 Esquema representativo de um cruzamento dialélico com 4 genitores mostrando apenas a geração F_1 ou híbridos. Na tabela, y_{ij} representa o cruzamento do pai i com a mãe j .

Pais	1	2	3	4
1	-	y_{12}	y_{13}	y_{14}
2		-	y_{23}	y_{24}
3			-	y_{34}
4				-

A metodologia de Griffing (1956) é aplicada a um grupo de genitores com qualquer nível de endogamia e dá informações a respeito da capacidade geral e específica de combinação. A capacidade geral de combinação (CGC) descreve o comportamento médio de um progenitor numa série de combinações híbridas e está associado aos efeitos dos alelos, e às ações epistáticas do tipo aditivo. O termo capacidade específica de combinação é utilizado para apontar certas combinações híbridas que são relativamente superiores ou inferiores diante do que seria esperado com base na CGC e está associado aos efeitos de dominância dos genes. Cruz & Regazzi (2004) apresentam os esquemas de análise de variância para dialelos balanceados utilizando o método de mínimos quadrados e sistema de equações

normais para um modelo fixo.

Resende (2002) descreve um esquema para análise dialélica de um modelo misto com efeitos aleatórios aditivos e dominância estimando a variância do erro (σ^2), a variância aditiva (σ_a^2) e a variância de dominância (σ_d^2) utilizando o método da máxima verossimilhança restrita (REML) via algoritmo EM. Note que, este tipo de abordagem é comum no melhoramento animal, mas para o melhoramento vegetal esta foi uma das primeiras propostas no Brasil.

2.6 Estimação de Componentes da variância

O procedimento mais difundido na literatura para a estimação das componentes da variância, é o método da máxima verossimilhança restrita (REML), proposto no contexto da recuperação da informação interblocos em blocos de tamanhos diferentes por Patterson & Thompson (1971). Em resumo a estimação REML consiste na estimação das componentes da variância dos resíduos efetivos calculadas depois do ajuste por mínimos quadrados para a parte dos efeitos fixos do modelo (Searle et al., 2006).

A estimação da máxima verossimilhança (ML) usa como estimadores de β e \mathbf{V} os valores de β e \mathbf{V} que maximizam a função de verossimilhança(L). E este máximo é obtido por derivação da função de verossimilhança em relação ao parâmetro de interesse. O máximo da função de verossimilhança pode ser encontrado maximizando o logaritmo da função de verossimilhança, que está representado na equação 2.3.

$$l = \log L = -\frac{1}{2}n \log |2\pi| - \frac{1}{2} \log |\mathbf{V}| - \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)' \mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta). \quad (2.3)$$

Os estimadores ML são viciados em decorrência da perda de graus de liberdade devida a estimação dos efeitos fixos. A estimação ML de componentes

considera que todos os efeitos fixos são conhecidos sem erro. Patterson & Thompson (1971) apresentaram uma correção ao ML eliminando esse vício. No método REML apenas a parte referente aos efeitos aleatórios é maximizada. A estimação REML é calculada a partir da maximização da função verossimilhança restrita ou pela maximização do log da função de verossimilhança restrita(2.4)

$$lr = \log LR = -\frac{1}{2}|n - r|\log 2\pi - \frac{1}{2}\log|\mathbf{K}'\mathbf{V}\mathbf{K}| - \frac{1}{2}\mathbf{y}'\mathbf{K}(\mathbf{K}'\mathbf{V}\mathbf{K})^{-1}\mathbf{K}'\mathbf{y}. \quad (2.4)$$

em que :

$$\begin{aligned} \mathbf{V} &= \mathbf{Z}\mathbf{A}\mathbf{Z}'\sigma_a^2 + \mathbf{W}\mathbf{D}\mathbf{W}'\sigma_d^2 + I\sigma^2 \\ \mathbf{K}' &= c'[\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X}) - \mathbf{X}'] \end{aligned}$$

e,

$A = I_{(q)}$ matriz identidade de ordem q (número de efeitos aditivos)

$D = I_{(c)}$ matriz identidade de ordem c (número de efeitos de dominância)

A estimação da máxima verossimilhança restrita é calculada igualando a primeira derivada da log-verossimilhança a zero. Para realizar o cálculo dessa expressão, que nem sempre se resolve analiticamente, são utilizados métodos iterativos, como por exemplo, o algoritmo EM e o método Newton-Raphson (Searle et al., 2006).

O método Newton-Raphson é comumente utilizado para maximizar funções não-lineares e o processo é feito de tal modo que a cada etapa do método são geradas novas estimativas, e estas são usada como valores iniciais do passo seguinte

e deste modo o método segue até convergir. Searle et al. (2006) descreveram as equações para REML via Newton-Raphson. A expressão de cada etapa do método é:

$$\theta^{m+1} = \theta^{(m)} - \mathbf{H}^{m-1} \mathbf{J}^m \quad (2.5)$$

em que:

θ é vetor das componentes a serem estimadas (2.6)

θ^m é o valor inicial ou valor estimado na etapa anterior(m) para θ

\mathbf{H} é a hessiana, conforme apresentado em (2.8)

\mathbf{J} é o jacobiano, conforme apresentado em (2.7)

$$\theta = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 \\ \sigma_d^2 \\ \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial lr}{\partial \sigma_a^2} \\ \frac{\partial lr}{\partial \sigma_d^2} \\ \frac{\partial lr}{\partial \sigma^2} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 lr}{\partial^2 (\sigma_a^2)^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma_d^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma^2} \\ \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma_d^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial^2 (\sigma_d^2)^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_d^2 \partial \sigma^2} \\ \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_d^2 \partial \sigma^2} & \frac{\partial^2 lr}{\partial^2 (\sigma^2)^2} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial lr}{\partial \sigma_a^2} = -\frac{1}{2} \text{tr}(\mathbf{PZZ}') + \frac{1}{2} \mathbf{y}'(\mathbf{PZZ}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.9)$$

em que, fazendo $\mathbf{P} = \mathbf{V}^{-1} - \mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{V}^{-1}$, com \mathbf{P} sendo uma matriz idempotente,

$$\frac{\partial lr}{\partial \sigma_d^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}') + \frac{1}{2}\mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial lr}{\partial \sigma^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}) + \frac{1}{2}\mathbf{y}'(\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial^2(\sigma_a^2)^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}'\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}') + \mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}'\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial^2(\sigma_d^2)^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}') + \mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial^2(\sigma^2)^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}) + \mathbf{y}'(\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma_d^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}') + \mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_a^2 \partial \sigma^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}') + \mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{Z}\mathbf{Z}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.16)$$

$$\frac{\partial^2 lr}{\partial \sigma_d^2 \partial \sigma^2} = -\frac{1}{2}tr(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}') + \mathbf{y}'(\mathbf{P}\mathbf{W}\mathbf{W}'\mathbf{P})\mathbf{y} \quad (2.17)$$

A variância das estimativas das componentes da variância é obtidas através da matriz de informação (\mathbf{I}):

$$\mathbf{I} = -E[\mathbf{H}]$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{I}^{-1} \quad (2.18)$$

em que

\mathbf{V} é a matriz de variância-covariância.

O nome algoritmo EM (do inglês “expectation-maximization”) foi dado porque ele alterna entre calcular o valor esperança condicional e maximizar verossimilhança simplificadas (Searle et al., 2006). Esse algoritmo difere do Newton-Raphson pois ele apenas estima componentes da média e da variância e não gera estimativas da variância como um subproduto. Para obter estimativas da variância cálculos extras devem ser realizados. O algoritmo EM, de acordo com Searle et al. (2006) segue os seguintes passos:

Passo 0 Obter um valor inicial $\sigma^{2(0)}$. $m = 0$

Passo 1(Passo-E) Calcular:

$$\hat{t}_i^{(m)} = \sigma_i^{4(m)} \mathbf{y}' \mathbf{P}^{(m)} \mathbf{Z}_i \mathbf{Z}_i' \mathbf{P}^{(m)} \mathbf{y} + tr[\sigma_i^{2(m)} \mathbf{I}_{q_i} - \sigma_i^{4(m)} \mathbf{Z}_i' \mathbf{P}^{(m)} \mathbf{Z}_i] \quad (2.19)$$

Passo 1 (Passo M) Maximiza a verossimilhança

$$\sigma_i^2 = \hat{t}_i^{(m)} / q_i \quad (2.20)$$

Passo 3 Se a convergência é atingida, tem-se $\tilde{\sigma}^2 = \sigma^{2(m+1)}$, caso contrário retornar ao passo 1.

Fazendo os devidos ajustes, as estimativas das componentes da variância obtidas por:

$$\hat{\sigma}^2 = [\mathbf{y}'\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - \hat{\mathbf{a}}'\mathbf{Z}'\mathbf{y} - \hat{\mathbf{d}}'\mathbf{W}'\mathbf{y}]/[n - r(X)] \quad (2.21)$$

$$\hat{\sigma}_a^2 = [\hat{\mathbf{a}}'\mathbf{A}^{-1}\hat{\mathbf{a}} + \hat{\sigma}^2 tr(\mathbf{Z}'\mathbf{Z} + \mathbf{A}^{-1}\frac{\sigma^2}{\sigma_a^2})] \quad (2.22)$$

$$\hat{\sigma}_d^2 = [\hat{\mathbf{d}}'\mathbf{D}^{-1}\hat{\mathbf{d}} + \hat{\sigma}^2 tr(\mathbf{W}'\mathbf{W} + \mathbf{D}^{-1}\frac{\sigma^2}{\sigma_d^2})] \quad (2.23)$$

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Situações Simuladas

Para avaliar a eficiência de um STS em relação ao LQB foram simuladas algumas situações experimentais. Dentro de um STS com 7 repetições e 5 blocos por repetição foram sorteados os 21 delineamentos possíveis com 5 repetições. Em cada situação experimental foram simulados 5000 experimentos. Os delineamentos simulados apresentaram a seguinte estrutura:

1. 16 tratamentos distribuídos em um LQB 4X4, com 5 repetições, 4 blocos por repetição e cada repetição com 4 tratamentos. LQB16- BIB ($v = 16, k = 4, r = 5, \lambda = 1, b = 20$), com 80 parcelas.
2. 16 tratamentos distribuídos no STS, com 5 repetições, 5 blocos por repetição e 4 blocos com 3 tratamentos e um com 4. STS16 é caracterizados como delineamento em blocos incompletos imprórios com $k_1 = 3$ e $k_2 = 4$ com 80 parcelas.
3. 15 tratamentos distribuídos em um LQB 4X4, sendo que um dos tratamentos foi repetido para completar o número de tratamentos por repetição. LQB15 - BI ($v = 15, k = 4, r = 5, \lambda = 1, b = 20$), com 80 parcelas. Nessa situação o foram simulados 15 delineamentos diferentes. A cada delineamento um dos 15 tratamentos era repetido.
4. 15 tratamentos no STS, com 5 repetições, 5 blocos e cada bloco com 3 tratamentos. STS15 - BI ($v = 15, k = 3, r = 5, \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1, b = 25$), com 75 parcelas. Fração 5/7 de um STS completo.

3.2 Modelo de Simulação

O modelo genético utilizado para simulação nesse trabalho foi o dialelo aditivo-dominante (Resende, 2002):

$$\mathbf{y} = \mathbf{Xr} + \mathbf{Xb} + \mathbf{Za} + \mathbf{Wd} + \mathbf{e}$$

y, r, b, a, d, e vetores de dados, dos efeitos das repetições, dos blocos, dos efeitos genéticos aditivos (aleatório), dos efeitos de dominância (aleatório), dos erros aleatórios, respectivamente

$\mathbf{X}, \mathbf{Z}, \mathbf{W}$ matrizes de delineamento para r, b, a, e respectivamente.

Os valores paramétricos utilizados nas simulações foram:

$$b_{20x1} \sim N(0, 1) \text{ (LQB) ou}$$

$$b_{25x1} \sim N(0, 1) \text{ (STS)}$$

$$e_{nx1} \sim N(0, 1)$$

$$a_{vx1} \sim N(0, 0.5), \text{ ou } N(0, 1), \text{ ou } N(0, 2)$$

$$d_{vx1} \sim N(0, 0), \text{ ou } N(0, \sigma_a^2/4)$$

3.3 Modelo de Análise

Cada situação foi analisada segundo o modelo:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \rho_j + \beta_{kj} + e_{ijk}$$

y_{ijk} é o valor observado do tratamento i no bloco k , dentro da repetição j ;

μ é uma constante associada ao modelo;

$\tau_i = \frac{1}{2}a_i + \frac{1}{2}a_{i'} + d_{ii'}$ é o efeito do i-ésimo tratamento ,em que

a_i é o efeito aditivo do pai i

a_j é o efeito aditivo do pai j

d_{ij} é o efeito de dominância

ρ_j é o efeito da j-ésima repetição

β_{kj} é o efeito do bloco k dentro da repetição j, suposto fixo;

e_{ijk} é o erro associado a y_{ijk} observação

Foram calculadas estimativas das componentes da variância e dos valores genéticos aditivos e dominantes através do processo de Máxima Verossimilhança Restrita (REML). O método iterativo utilizado para calcular as estimativas REML foi o algoritmo EM.

Para comparação dos delineamentos foram utilizadas as correlações entre os valores estimados e os valores paramétricos, os erros quadráticos médios (EQM) e os vieses das estimativas. Para cada parâmetro (estimador) foram também calculados estatísticas descritivas como a média, a mediana, intervalo de confiança e a distribuição de frequências.

3.4 Cálculo da esperança da simulação

Um outro método utilizado para comparar os delineamentos foi o critério apresentado por Bueno Filho & Gilmour (2003). Esse critério é baseado no princípio que um delineamento, desde que nenhuma informação a priori seja conhecida, está fortemente ligada a comparações dois a dois. O critério é:

$$BG = v \times tr(\Omega) - \sum_{i=1}^v \sum_{j=1}^v \Omega_{ij} \quad (3.1)$$

em que

C é o valor do critério

v é o número de tratamentos do efeito.

Ω é a uma parte da matriz \mathbf{M} , que está representada pela equação 3.2

ω_{ij} é elemento de Ω

$$M = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}'\mathbf{X} & \mathbf{X}'\mathbf{Z} & \mathbf{X}'\mathbf{W} \\ \mathbf{Z}'\mathbf{X} & \mathbf{Z}'\mathbf{Z} + \frac{\sigma_a^2}{\sigma_d^2}A^{-1} & \mathbf{Z}'\mathbf{W} \\ \mathbf{W}'\mathbf{X} & \mathbf{W}'\mathbf{Z} & \mathbf{W}'\mathbf{W} + \frac{\sigma_a^2}{\sigma_d^2}D^{-1} \end{pmatrix}^{-1} \quad (3.2)$$

Foi calculado o critério seleção levando em consideração apenas dos efeitos aditivos no LQB16 e STS15, nesse caso a matriz $\Omega = C_{22}$. Esse é o critério utilizado para seleção de pais. Para o calculo do critério foram simuladas situações variando a variância aditiva entre 1 e 4 e a de dominância entre 0 e 1. A eficiência relativa entre os delineamentos foi calculada fazendo uma razão entre o critério do LQB16 e do STS15.

Os processos de simulação e análises dos dados foram feitas no software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2009).

3.5 Exemplo de análise

Como exemplo de análise foi feita a análise de um dialeto em STS completo. A estimação dos componentes da variância foi feita utilizando o algoritmo EM com um passo Newton-Raphson para estimar as variâncias das componentes da variância.

TABELA 2 Conjunto de dados simulados utilizado para análise do exemplo

Rep	Bloco	Trat	y	Rep	Bloco	Trat	y
1	1	1	103.2	2	8	15	99.7
1	1	2	99.5	2	9	6	96.3
1	1	3	100.2	2	9	12	94.3
1	2	4	98.2	2	9	14	98.0
1	2	5	98.0	2	10	7	101.0
1	2	6	99.3	2	10	10	97.9
1	3	7	99.6	2	10	13	99.6
1	3	8	102.9	3	11	1	99.1
1	3	9	100.2	3	11	5	101.3
1	4	10	99.4	3	11	13	97.8
1	4	11	98.2	3	12	2	94.6
1	4	12	98.1	3	12	8	100.7
1	5	13	97.0	3	12	14	97.9
1	5	14	99.0	3	13	3	98.2
1	5	15	98.6	3	13	7	97.7
2	6	1	98.7	3	13	11	99.5
2	6	4	100.2	3	14	4	95.4
2	6	8	100.0	3	14	9	96.0
2	7	2	96.6	3	14	12	94.0
2	7	5	99.2	3	15	6	97.8
2	7	11	98.4	3	15	10	94.9
2	8	3	98.9	3	15	15	97.6
2	8	9	99.5				

Primeiramente são definidos as matrizes de delineamento dos efeitos fixos e aleatórios.

Matriz de delineamento dos efeitos fixos:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_m & R1 & R2 & R3 & B1 & B2 & B3 & B4 & \dots & B15 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Matrizes de delineamento dos efeitos aleatórios:

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} P1 & P2 & \dots & P6 \\ 0.5 & 0.5 & \dots & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & \dots & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & \dots & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & \dots & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & \dots & 0.5 \\ 0.0 & 0.5 & \dots & 0.0 \\ 0.0 & 0.5 & \dots & 0.0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.0 & 0.0 & \dots & 0.0 \end{pmatrix} \quad \mathbf{W} = \begin{pmatrix} I1 & I2 & \dots & I15 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Após a definição das matrizes de delineamento e do vetor θ que está apresentado na tabela 3 na iteração zero, é necessário definir as matrizes \mathbf{A} e \mathbf{D} como apresentado na seção 2.6 e definir o valor para um chute inicial para as componentes da variância e construir a matriz \mathbf{M} , representada pela equação 3.2. A cada passo do algoritmo são calculados a matriz \mathbf{M} , que aqui está representada apenas a da primeira iteração do algoritmo EM que é matriz 3.5, o vetor $\theta = \mathbf{M}^{-1} \times \mathbf{X}'\mathbf{y}$ e as componentes da variância. O vetor $\hat{\theta}$ traz as estimativas dos seguintes efeitos: média (μ), repetições (ρ), blocos (β), aditivos (a) e de dominância (d). As estimativas das componentes da variância são calculadas a cada passo como representado nas equações 2.21 da seção 2.6, a cada passo do EM até a convergência. O vetor $\hat{\theta}$ e a estimativa das componentes da variância na primeira, segunda, terceira e décima terceira iteração, que foi quando ocorreu a convergência das estimativas das componentes da variância, estão representados na tabela 3.

O valor do chute inicial para as variâncias aditiva, de dominância e do erro foram respectivamente, 2, 0.5, e 1 e a matrizes \mathbf{A} e \mathbf{D} estão representadas pelas matrizes 3.3 e 3.4 a seguir.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

$$M = \begin{pmatrix} X^m & R1 & \dots & R3 & B1 & \dots & B15 & P1 & \dots & P6 & I1 & \dots & I15 \\ X^m & 45.0 & 15.0 & \dots & 15.0 & 3.0 & \dots & 3.0 & 7.50 & \dots & 7.50 & 3.0 & \dots & 3.0 \\ R1 & 15.0 & 15.0 & \dots & 0.0 & 3.0 & \dots & 0.0 & 2.50 & \dots & 2.50 & 1.0 & \dots & 1.0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R3 & 15.0 & 0.0 & \dots & 15.0 & 0.0 & \dots & 3.0 & 2.50 & \dots & 2.50 & 1.0 & \dots & 1.0 \\ B1 & 3.0 & 3.0 & \dots & 0.0 & 3.0 & \dots & 0.0 & 1.50 & \dots & 0.00 & 1.0 & \dots & 0.0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B15 & 3.0 & 0.0 & \dots & 3.0 & 0.0 & \dots & 3.0 & 0.00 & \dots & 0.50 & 0.0 & \dots & 1.0 \\ P1 & 7.5 & 2.5 & \dots & 2.5 & 1.5 & \dots & 0.0 & 4.25 & \dots & 0.75 & 1.5 & \dots & 0.0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P6 & 7.5 & 2.5 & \dots & 2.5 & 0.0 & \dots & 0.5 & 0.75 & \dots & 4.25 & 0.0 & \dots & 1.0 \\ I1 & 3.0 & 1.0 & \dots & 1.0 & 1.0 & \dots & 0.0 & 1.50 & \dots & 0.00 & 5.0 & \dots & 0.0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I15 & 3.0 & 1.0 & \dots & 1.0 & 0.0 & \dots & 1.0 & 0.00 & \dots & 1.50 & 0.0 & \dots & 5.0 \end{pmatrix}$$

(3.5)

$M =$

TABELA 3 Valores do vetor θ e para as componentes da variância no chute inicial, passo 0, e para os passos 1, 2, 3 e 13 do algoritmo EM

$\hat{\theta}$	Iterações					
	0	1	2	3	...	13
ρ	0.6	24.2	24.2	24.2	...	24.2
	-0.7	23.5	23.5	23.5	...	23.5
	-2.1	22.6	22.6	22.6	...	22.6
	0.4	7.1	7.1	7.2	...	7.3
	-2	3.4	3.3	3.2	...	3
	-0.1	5.4	5.4	5.4	...	5.4
	-0.5	4.9	5	5	...	5.1
	-1.5	3.4	3.4	3.4	...	3.4
	-0.2	4.8	4.7	4.6	...	4.5
β	0.4	4.7	4.7	4.7	...	4.8
	0.5	5.3	5.3	5.3	...	5.4
	-1.3	2.4	2.4	2.3	...	2.2
	0.4	6.3	6.4	6.5	...	6.6
	1.2	6.2	6.2	6.3	...	6.3
	0.8	4.5	4.5	4.4	...	4.3
	0.7	5.8	5.9	5.9	...	6.1
	-1.6	2.1	2.1	2.2	...	2.2
	0.1	3.9	3.9	3.9	...	3.8
	-0.9	-0.3	-0.3	-0.3	...	-0.3
	1.1	1.4	1.5	1.5	...	1.5
α	-1.9	-1.7	-1.7	-1.7	...	-1.7
	-1	-0.9	-0.9	-1	...	-1
	0.8	0.9	0.9	1	...	0.9
	-1.5	0.6	0.6	0.6	...	0.6
	0.8	0	0	0	...	0
	-1	-0.8	-0.9	-1	...	-1.2
	0.2	-0.1	-0.1	-0.2	...	-0.3
	0.5	0.2	0.3	0.4	...	0.5
	0	0.5	0.6	0.6	...	0.8
	0.4	0.5	0.7	0.8	...	1.0
δ	0	-0.3	-0.4	-0.5	...	-0.6
	0	0.8	0.9	1	...	1.3
	0.6	-0.3	-0.4	-0.5	...	-0.6
	-0.4	-0.1	-0.1	-0.1	...	-0.2
	0.5	0.1	0.1	0	...	0
	-0.6	-0.6	-0.6	-0.7	...	-0.9
	-0.5	-0.6	-0.7	-0.8	...	-1
	1.6	0.7	0.8	1.0	...	1.3
	0.1	0	-0.1	-0.1	...	-0.1
σ_a^2	2	2	2.4	2.8	...	5.6
σ_d^2	0.5	0.5	0.7	1	...	2.1
σ^2	1	0.7	0.7	0.6	...	0.5

Após o algoritmo EM é realizado um passo do algoritmo Newton-Raphson (NR) para calcular a variância das componentes da variância. O chute inicial para as componentes da variância calculadas no NR são os valores do ultimo passo do EM. Para o calculo da matriz de variância-covariância é necessário calcular o as matrizes jacobiano \mathbf{J} e hessiana \mathbf{H} , representadas para esse exemplo pelas matrizes 3.6 3.7 como está explicado na seção 2.6 pelas equações 2.7 a 2.18. Para esse exemplo

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} -0.190 \\ -1.127 \\ 11.991 \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 0.008 & 0.008 & 0.004 \\ 0.008 & 0.011 & 0.002 \\ 0.004 & 0.002 & -75.009 \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

A matriz de variância-covariância calculada é:

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} -446.99 & 333.99 & -0.01 \\ 333.99 & -338.73 & 0.01 \\ -0.01 & 0.01 & 0.01 \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção serão apresentados e discutidos apenas os resultados da simulação para a situação experimental em que a variância aditiva é igual a dois ($\sigma_a^2 = 2$) e a variância de dominância igual a meio ($\sigma_d^2 = 0,5$) e para demais simulações os resultados foram similares e estão apresentados na seção 5.

As estimativas das componentes da variância aditiva e de dominância foram superestimadas enquanto a estimativa da variância do erro foi subestimada em todos os delineamentos simulados. Os intervalos de confiança apresentados para as estimativas componentes da variância aditiva, de dominância e do erro ficaram sobrepostas mostrando que delineamentos quanto as componentes da variância são semelhantes. A estimativa da variância aditiva do LQB15 tratamentos apresentou intervalo de confiança menor que o demais delineamentos, $A = 7, 11$, seguidos pelo STS15 ($A = 8, 38$), LQB16 ($A = 8, 75$) e STS16 ($A = 9, 70$) respectivamente. Os intervalos de confiança para a estimativa da variância de dominância foram menores nos delineamentos em látice, LQB15 ($A = 1, 70$) e LQB16 ($A = 1, 16$), que nos STS, STS15 ($A = 2, 25$) e STS16 ($A = 2, 34$). Os intervalos de confiança para a variância do erro apresentaram o mesmo comportamento que os intervalos da variância do erro.

A tabela 4 se refere aos valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$.

TABELA 4 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$

	Delineamento	LI	Mediana	Média	LS	A
σ_a^2	STS15	0,44	2,38	2,96	8,82	8,38
	LQB15	0,43	2,13	2,60	7,54	7,11
	STS16	0,51	2,68	3,35	10,2	9,69
	LQB16	0,52	2,51	3,09	9,27	8,75
σ_d^2	STS15	0,12	0,83	0,95	2,37	2,25
	LQB15	0,16	0,74	0,80	1,86	1,70
	STS16	0,15	0,85	0,97	2,49	2,34
	LQB16	0,17	0,79	0,88	2,14	1,97
σ_e^2	STS15	0,43	0,73	0,76	1,25	0,82
	LQB15	0,49	0,78	0,80	1,21	0,72
	STS16	0,45	0,74	0,76	1,21	0,76
	LQB16	0,48	0,76	0,78	1,17	0,70

Os intervalos de confiança para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas ados e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados não apresentam diferenças entre os dois tipos de delineamento pois os intervalos além de ficarem sobrepostos as amplitudes (A) foram muito semelhantes. As correlações apresentadas estão próximas de um, mostrando que análise em questão é precisa para o modelo aditivo-dominante em todos os delineamentos.

A tabela 5 se refere aos valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas ados e as correlações entre os valores

preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$.

TABELA 5 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$

	Delineamento	LI	Mediana	Média	LS	A
y	STS15	0,86	0,93	0,93	0,97	0,11
	LQB15	0,84	0,92	0,91	0,96	0,12
	STS16	0,86	0,93	0,93	0,96	0,10
	LQB16	0,84	0,92	0,92	0,96	0,11
a	STS15	0,28	0,87	0,82	0,98	0,70
	LQB15	0,31	0,88	0,82	0,99	0,68
	STS16	0,28	0,79	0,75	0,96	0,68
	LQB16	0,28	0,81	0,76	0,96	0,68
d	STS15	0,31	0,69	0,66	0,88	0,57
	LQB15	0,33	0,71	0,68	0,90	0,57
	STS16	0,30	0,68	0,66	0,88	0,58
	LQB16	0,32	0,69	0,67	0,89	0,57

O intervalo de confiança para o erro quadrático médio para o valor predito para STS16 apresentou amplitude ($A = 91,90$) um pouco menor que o LQB16 ($A = 91,90$) e foram menores que as amplitudes dos intervalos do STS15 ($A = 95,33$) e LQB15 ($A = 95,33$) respectivamente.

A tabela 6 se refere aos valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio das estimativas dos valores preditos -

EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$.

TABELA 6 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$)

	Delineamento	LI	Mediana	Média	LS	A
EQM(y)	STS15	329	375	375	424	95,0
	LQB15	353	400	401	451	98,0
	STS16	331	375	375	422	91,0
	LQB16	356	401	401	448	92,0
EQM(a)	STS15	0,15	0,71	0,84	2,32	2,17
	LQB15	0,15	0,69	0,83	2,29	2,14
	STS16	0,23	0,86	0,98	2,44	2,21
	LQB16	0,22	0,86	0,97	2,39	2,17
EQM(d)	STS15	0,12	0,30	0,31	0,61	0,49
	LQB15	0,11	0,28	0,29	0,58	0,47
	STS16	0,13	0,30	0,31	0,60	0,47
	LQB16	0,12	0,28	0,30	0,58	0,46

A amplitude dos intervalos de confiança para o vies do valor predito dos 4 delineamentos foram muito semelhantes, os intervalos para o viés do valor aditivo para os delineamentos com 16 tratamentos foram menores que os intervalos nos delineamentos com 15 tratamentos.

A tabela 7 se refere aos valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas do valores preditos - B(y), dos valores aditivos

- B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$.

TABELA 7 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0,5$

	Delineamento	LI	Mediana	Média	LS	A
B(y)	STS15	18,1	19,3	19,3	20,6	2,50
	LQB15	18,8	20,0	20,0	21,2	2,40
	STS16	18,2	19,3	19,3	20,5	2,30
	LQB16	18,9	20,0	20,0	21,2	2,30
B(a)	STS15	-1,13	0,00	0,00	1,13	2,26
	LQB15	-1,13	0,00	0,00	1,14	2,27
	STS16	-0,98	0,00	0,00	0,99	1,97
	LQB16	-0,94	0,00	0,01	0,99	1,93
B(d)	STS15	-0,36	0,00	0,00	0,36	0,72
	LQB15	-0,36	0,00	0,00	0,36	0,72
	STS16	-0,35	0,00	0,00	0,35	0,70
	LQB16	-0,35	0,00	0,00	0,34	0,69

As figuras 3 e 4 representam a distribuição de frequência das estimativas das componentes da variância para os valores paramétricos simulados: variância aditiva é igual a 2 e variância de dominância igual a 0,5. A distribuição de frequências das estimativas da variância aditiva apresenta picos em valores menores que dois, valor simulado, mas em média o variância apresenta média maior que dois, ou seja, a média está superestimando o valor paramétrico. A distribuição das estimativas variância de dominância apresentaram o comportamento semelhante. Para variância do erro, como ela apresenta uma distribuição aproximadamente normal,

tanto a média como moda estão subestimando o valor paramétrico. A distribuições para as correlações, figura 5 e 6, apresentaram comportamentos ligeiramente mais adequados para STS15 e o LQB15 que para o STS16 e o LQB16, isso ocorre, no entanto como reflexo do maior número de observações em alguns tratamentos e não diferencia o STS do LQB. O EQM, figura 7 e figura 8, apresenta distribuições assimétricas e o viés, figura 9 e figura 10, apresenta distribuições simétricas, ambos não apresentam diferenças para os quatro delineamentos.

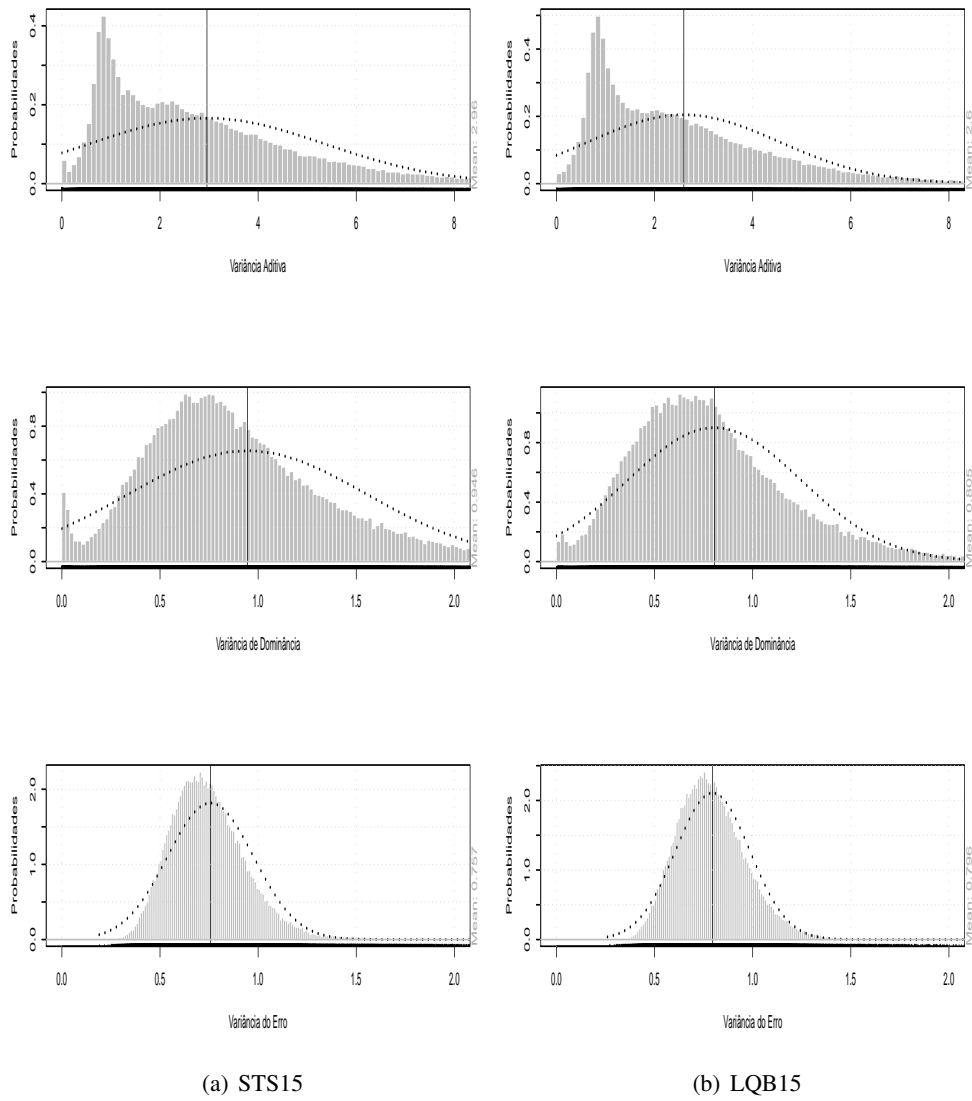
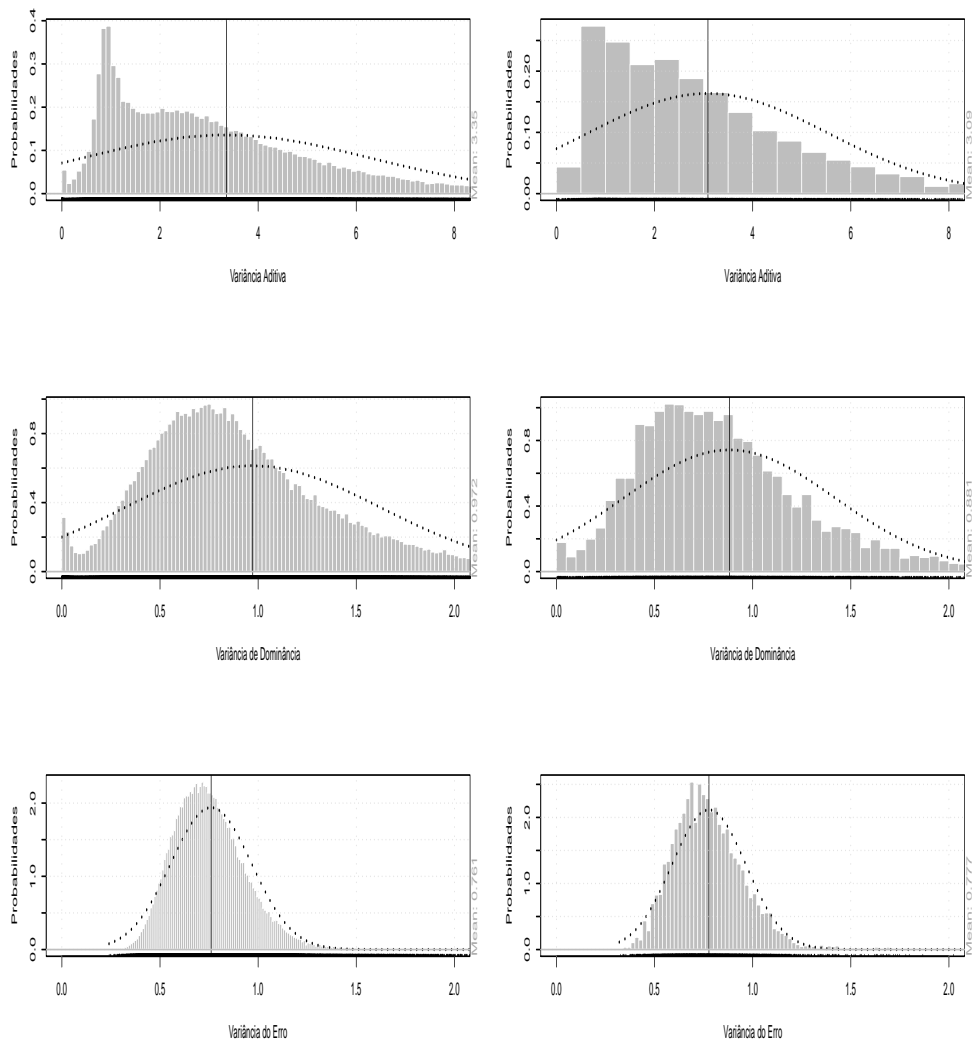


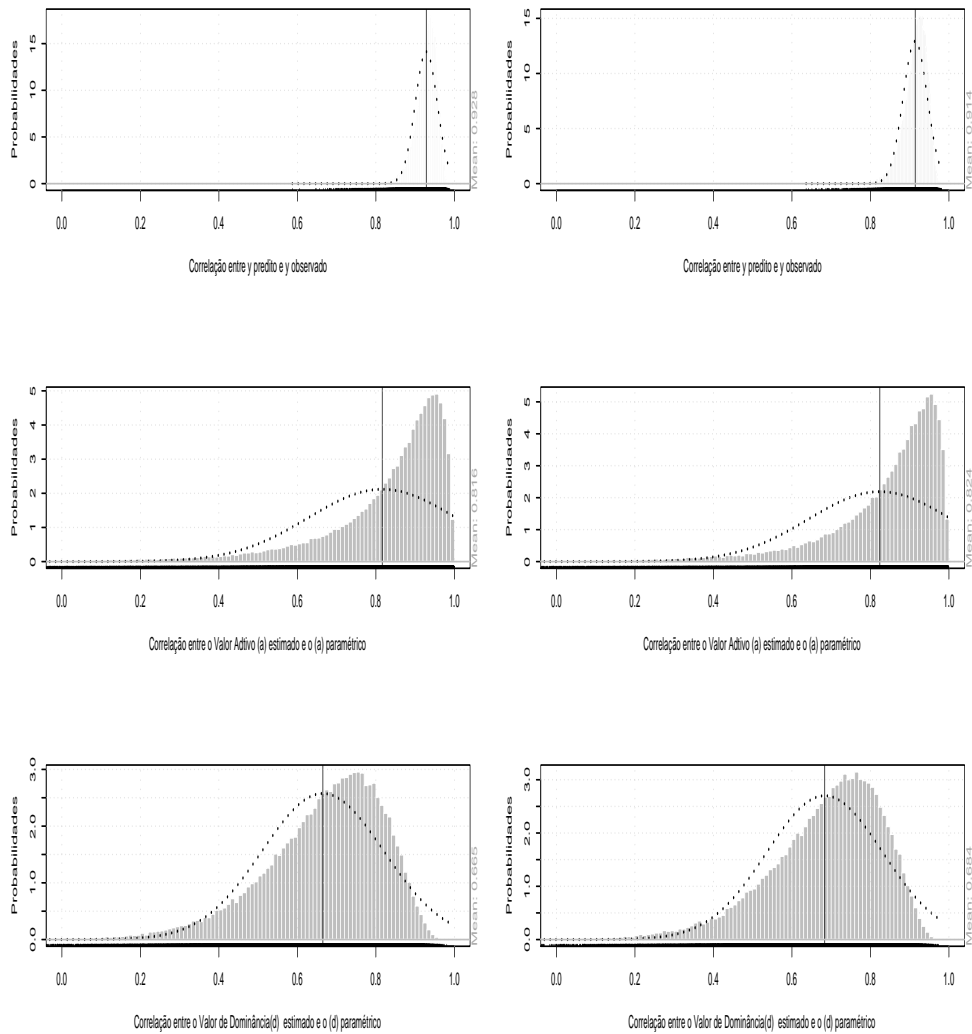
FIGURA 3 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para as estimativas das componentes da variância com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$



(a) STS16

(b) LQB16

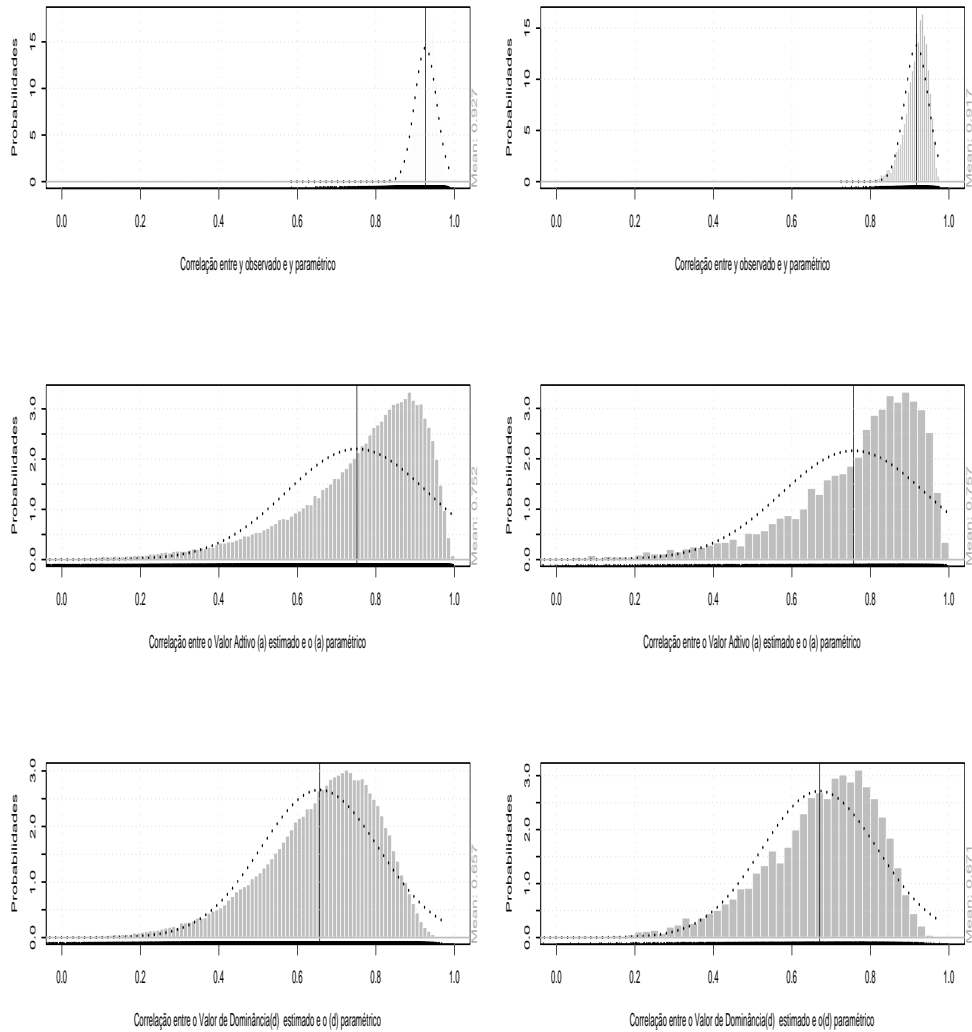
FIGURA 4 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para as estimativas das componentes da variância com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$



(a) STS15

(b) LQB15

FIGURA 5 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal as correlações entre o valor aditivo (a) e a de dominância (d) paramétrico com suas respectivas estimativas com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$



(a) STS16

(b) LQB16

FIGURA 6 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal as correlações entre o valor aditivo (a) e a de dominância (d) paramétrico com suas respectivas estimativas com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$

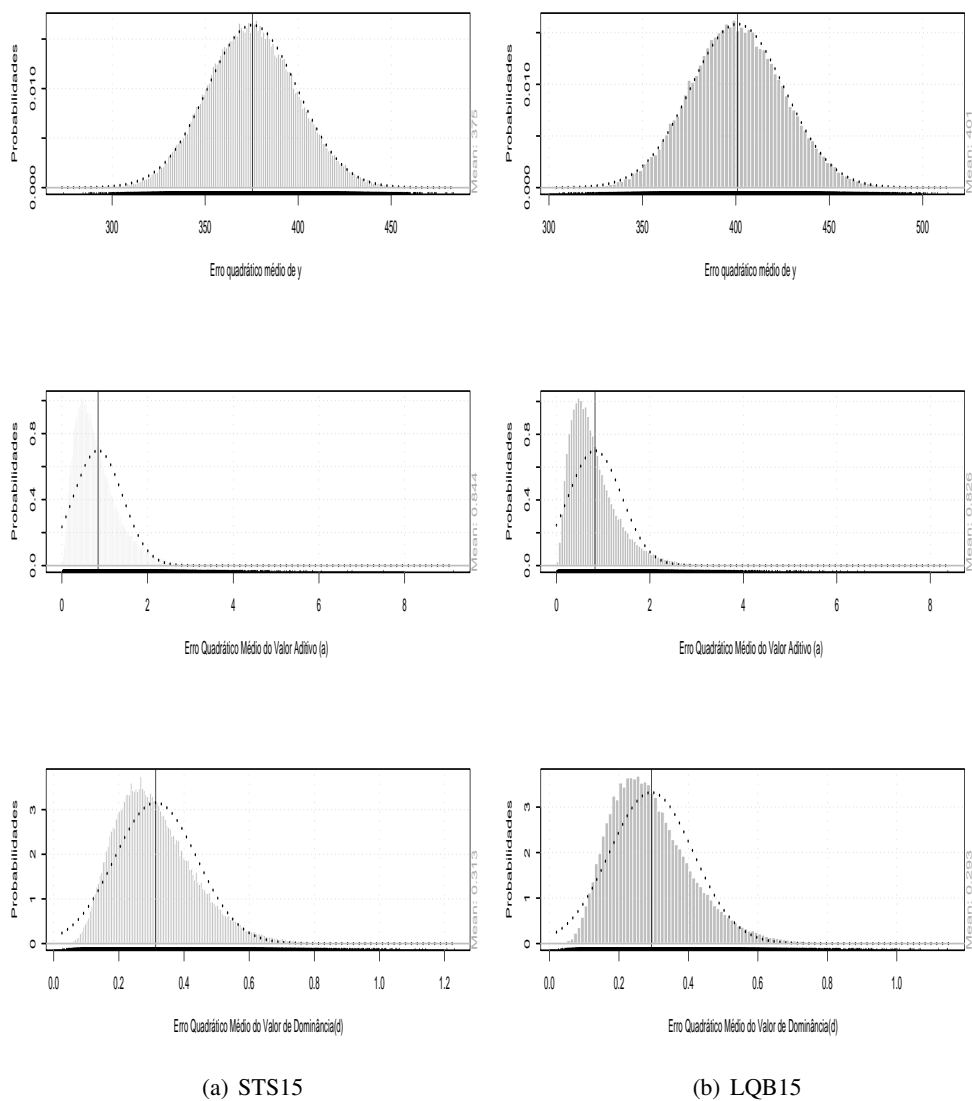
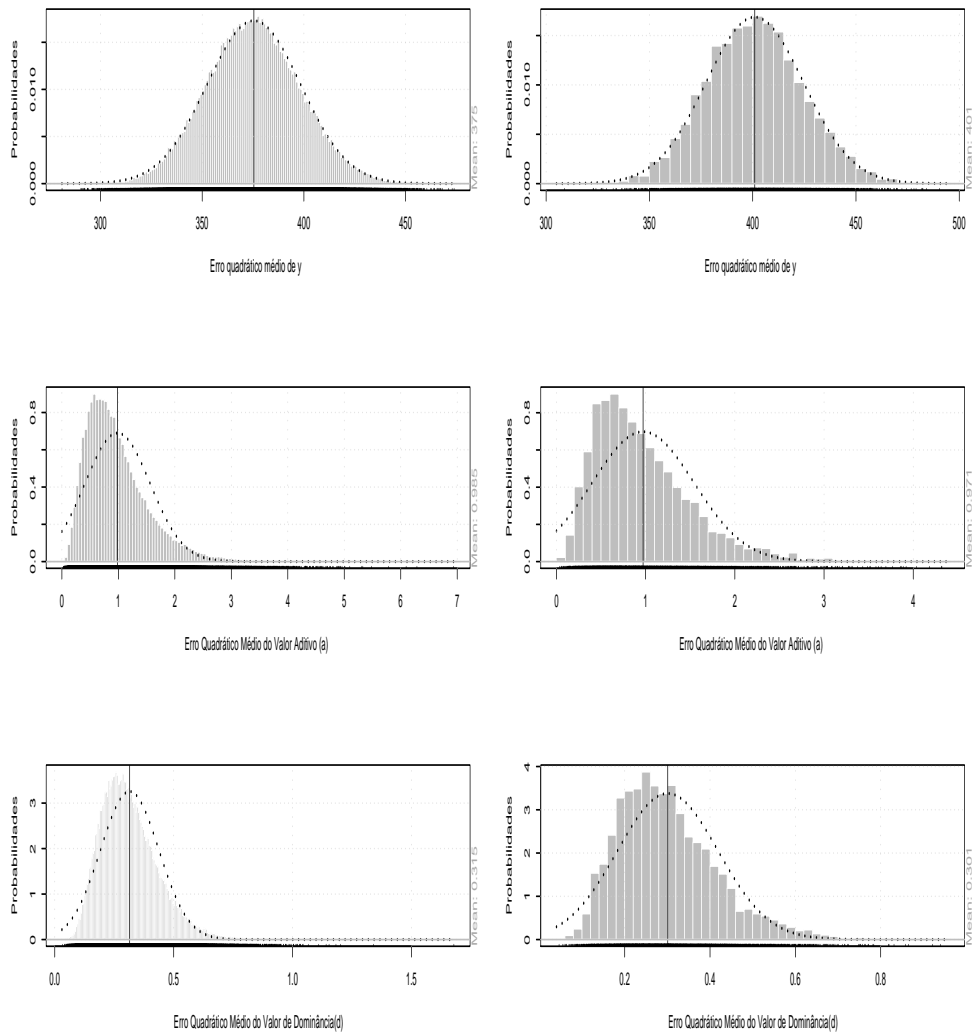


FIGURA 7 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para os EQM das estimativas de y, do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$



(a) STS16

(b) LQB16

FIGURA 8 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para os EQM das estimativas de y , do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$

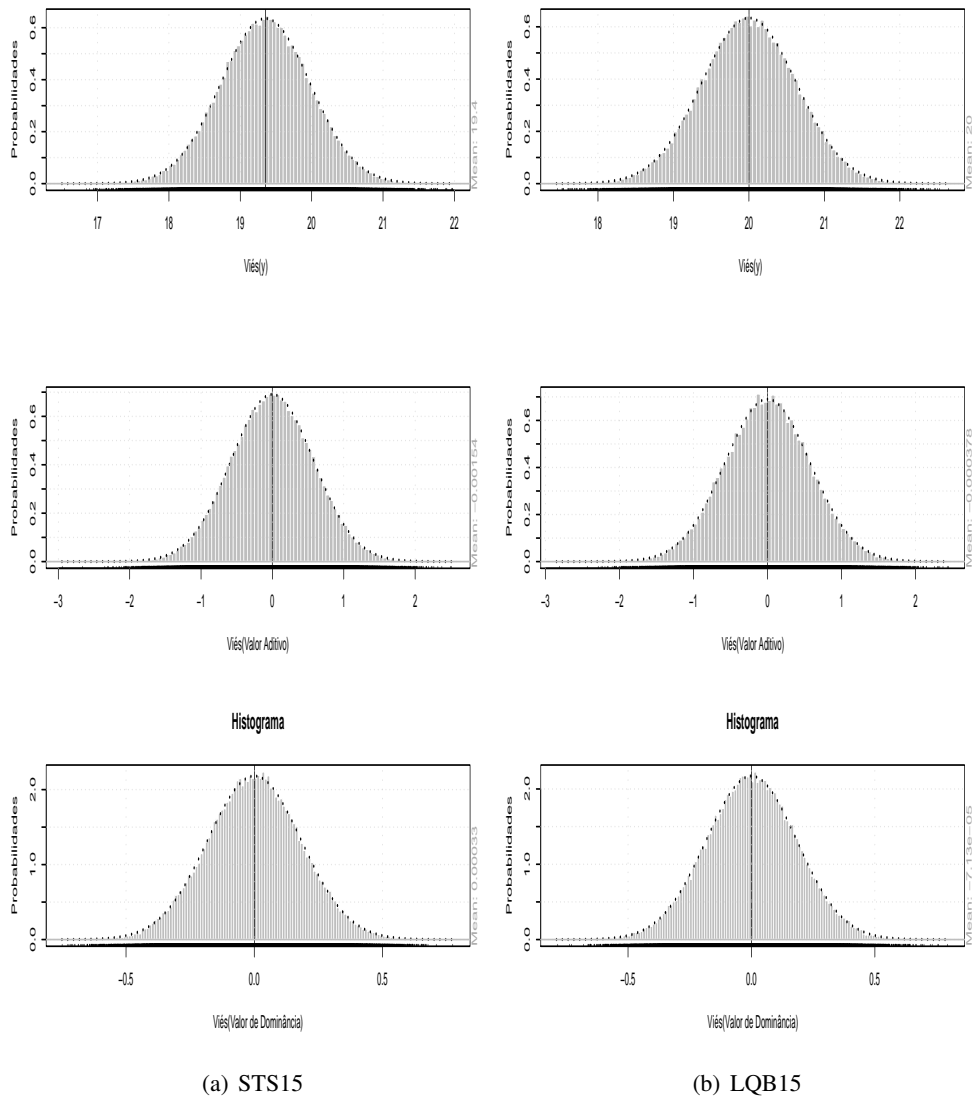


FIGURA 9 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para o viés das estimativas de y , do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$

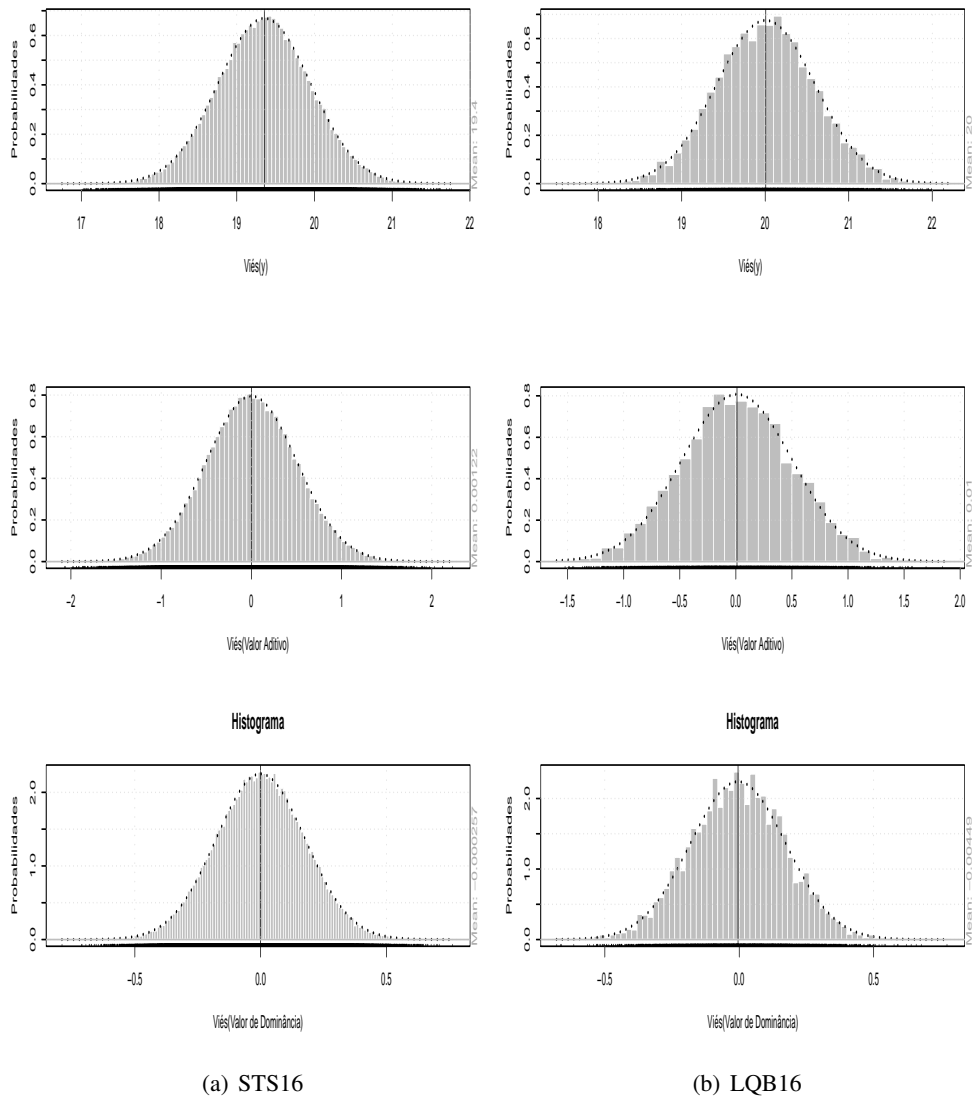


FIGURA 10 Histogramas, médias e gráfico da aproximação normal para o viés das estimativas de y , do valor aditivo(a) e de dominância (d) com $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = \sigma_a^2/4$

A figura 11 apresenta um gráfico com o valor da eficiência, como apresentado na seção 3, em função da variância aditiva e dominante. Podemos observar que o valor da eficiência é sempre maior que um mostrando que o critério, quando adotado para a seleção de pais, permite concluir que o delineamento STS15 é mais eficiente que o LQB16. A tabela 8 apresenta os valores da variância e dominância e o valor da eficiência relativa, alguns resultados que foram utilizados para construir o gráfico, figura 11.

TABELA 8 Eficiência do STS em relação ao LQB, $C(LQB16)/C(STS15)$, em função das variâncias aditiva e dominante

σ_a^2	σ_d^2	Eficiência	σ_a^2	σ_d^2	Eficiência
1	0,001	1,36	3	0,001	1,17
1	0,5	1,38	3	0,5	1,43
1	1	1,39	3	1	1,42
2	0,001	1,12	4	0,001	1,24
2	0,5	1,40	4	0,5	1,42
2	1	1,40	4	1	1,31

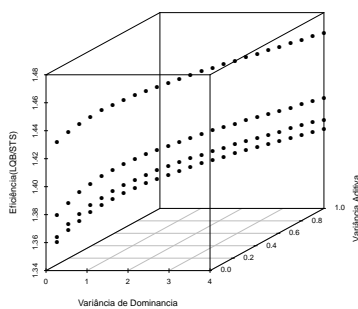


FIGURA 11 Eficiência, $C(LQB16)/C(STS15)$, em função das variâncias aditiva e dominante

A fração 5/7 do STS completo apresenta menor número de parcelas que o LQB 4x4 e menor tamanho de bloco. A medida que número de parcelas por bloco aumenta a heterogeneidade dentro do bloco tende a aumentar. Esse aumento induz o aumento do erro experimental diminuindo a precisão do experimento.

Mead (1988) apresenta o princípio de que os blocos deveriam conter menor número de unidades experimentais. Para ensaios agrícolas e ou de campo, o autor preconiza blocos de tamanho raramente maiores que 15 e frequentemente 8 ou menos, assim eles apresentam menor variância. Com isso quando o número de tratamentos é grande, por exemplo em ensaios fatoriais, a melhor solução é utilizar blocos que não contenham todos os tratamentos.

A análise dos seus resultados sugere que pode-se reduzir o tamanho de blocos e mesmo reduzindo ligeiramente o número de parcelas a eficiência do delineamento não cai. Esse comportamento é importante em dialelos com grande número de pais. Em muitos casos o número de cruzamentos do dialelo não é um quadrado perfeito. Para esses dialelos o ajuste do delineamento em blocos incompletos em látice quadrado exige que alguns tratamentos sejam repetidos para que se complete todas as parcelas necessárias, o que não ocorre em muitas situações onde o delineamento usado poderia ser o STS ou outro bloco incompleto retangular com blocos menores. Por exemplo um dialelo com 15 pais teria 105 progênies o que se ajusta perfeitamente a um STS com 13 repetições e 1365 parcelas e para ajustar esse dialelo ao LQB seria preciso um LQB 11 x 11 com 1452 parcelas (com 12 repetições). O mesmo ocorre com outros dialelos e pode-se esperar que seja um fenômeno geral, não apenas com sistemas triplos mas com blocos menores.

Em geral podemos dizer que o STS ou outros delineamentos com blocos incompletos menores do que os do látice quadrado devem ser usados em lugar dos LQB. No caso de números de tratamentos em que não há planos prontos como os

STS, podem ser usados algoritmos de busca do tipo dos propostos por Bueno Filho et al. (2006).

5 CONCLUSÕES

Qualquer fração $5/7$ do STS não difere em eficiência de delineamentos em LQB com 80 parcelas consideradas. Tais STS podem ser utilizados em lugar dos LQB, com menor número de parcelas e sem perda de eficiência.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BUENO FILHO, J. S. S.; GILMOUR, S. Planing imcomplete block experiments when treatments are genetically related. **Biometrics**, Oxford, v. 59, n. 2, p. 375–381, June 2003.
- BUENO FILHO, S. S.; GILMOUR, S. G.; ROSA, G. J. M. Design of microarray experiments for genetical genomics studies. **Genetics**, Baltimore, v. 174, n. 2, p. 945–957, Oct. 2006.
- CRUZ, C.; REGAZZI, A. **Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético**. Viçosa, MG: Imprensa Universitária, 2004. 390 p.
- CRUZ, C. D.; CARNEIRO, P. C. S. **Modelos biométricos aplicados ao melhoramento genético**. Viçosa, MG: UFV, 2006. 585 p.
- GRIFFING, B. Concept of general and specific combining ability in relation to diallel crossing systems. **Australian Journal of Biological Sciences**, Melbourne, v. 9, n. 4, p. 463–493, 1956.
- HINKELMAN, K.; KEMPTHORNE, O. **Design and analysis of experiments**. New Jersey: J. Wiley, 2005. 780 p. (Series in probability and statistics).
- KASKI, P. **A census of steiner triple systems and some related combinatorial objects**. Helsinki: Helsinki University of Technology Laboratory for Theoretical Computer Science, 2003. 63 p.
- MEAD, R. **The design of experiments**: statistical principles for practical applications. Cambridge: Cambridge University, 1988. 620 p.
- PATTERSON, H. D.; THOMPSON, R. Recovery of inter-block information when block sizes are unequal. **Biometrika**, London, v. 58, n. 2, p. 545–554, July 1971.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2009.
- RAMALHO, M. A. P.; FERREIRA, D. F.; OLIVEIRA, A. D. **Experimentação em genética e melhoramento de plantas**. Lavras: UFLA, 2005. 326 p.
- REES, R. S.; WALLIS, W. D. Kirkman triple systems and their generalizations: a survey. In: WALLIS, W. D. (Ed.). **Designs 2002**: further computational and constructive design theory. Norwell: Kluwer academic, 2003. cap. 13, p. 317–368.

RESENDE, M. D. V. d. **Genética biométrica e estatística no melhoramento de plantas perenes**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2002. 975 p.

SEARLE, S.; CASELLA, G.; MCCULLOCH, C. **Variance components**. New York: J. Wiley, 2006.

TOME, M.; BUENO FILHO, J. S. S.; FERREIRA, D. F. Blocos fixos ou aleatórios?: o caso dos ensaios em látice no melhoramento vegetal. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 26, n. 3, p. 576–584, maio/jun. 2002.

WHITE, T. L.; HODGE, G. **Predicting breeding values with applications in forest tree improvement**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1989. 367 p.

ANEXOS

TABELA 9 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0, 5$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
σ_a^2	STS	15	0,0073	0,7695	0,9752	3,1991
	LQB	15	0,1177	0,6639	0,7676	2,0427
	STS	16	0,0069	0,8667	1,1679	4,1740
	LQB	16	0,0080	0,7944	0,9630	2,9915
σ_d^2	STS	15	0,0031	0,3232	0,3633	1,0589
	LQB	15	0,0574	0,2936	0,3079	0,6481
	STS	16	0,0023	0,3227	0,3736	1,1544
	LQB	16	0,0028	0,2726	0,3031	0,8297
σ_e^2	STS	15	0,4264	0,7352	0,7861	1,4456
	LQB	15	0,4900	0,7775	0,8007	1,2480
	STS	16	0,4445	0,7422	0,7927	1,4523
	LQB	16	0,4809	0,7696	0,8135	1,4382

TABELA 10 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
y	STS	15	0,8243	0,9137	0,9081	0,9588
	LQB	15	0,7957	0,8949	0,8890	0,9486
	STS	16	0,8043	0,9096	0,9024	0,9566
	LQB	16	0,8031	0,8984	0,8926	0,9508
a	STS	15	0,4191	0,9050	0,8558	0,9892
	LQB	15	0,4833	0,9182	0,8742	0,9906
	STS	16	0,3639	0,8336	0,7904	0,9712
	LQB	16	0,3957	0,8395	0,8001	0,9734

TABELA 11 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
EQM(y)	STS	15	341,07	375,10	375,31	410,82
	LQB	15	364,91	400,30	400,53	437,48
	STS	16	341,67	375,09	375,30	410,05
	LQB	16	365,44	400,37	400,58	435,20
EQM(a)	STS	15	0,0482	0,2165	0,2534	0,6766
	LQB	15	0,0427	0,1950	0,2287	0,6124
	STS	16	0,0700	0,2509	0,2832	0,6808
	LQB	16	0,0685	0,2375	0,2700	0,6644
EQM(d)	STS	15	0,0000	0,0651	0,0788	0,2491
	LQB	15	0,0065	0,0633	0,0745	0,2046
	STS	16	0,0000	0,0620	0,0740	0,2291
	LQB	16	0,0000	0,0532	0,0643	0,1985

TABELA 12 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
B(y)	STS	15	18,457	19,357	19,357	20,258
	LQB	15	19,094	19,999	19,999	20,909
	STS	16	18,473	19,357	19,357	20,240
	LQB	16	19,107	20,001	20,001	20,852
B(a)	STS	15	-0,5598	0,0021	0,0022	0,5704
	LQB	15	-0,5614	-0,0001	0,0010	0,5669
	STS	16	-0,4925	0,0002	0,0002	0,4900
	LQB	16	-0,4850	0,0065	0,0043	0,4939

TABELA 13 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
σ_a^2	STS	15	0,1783	1,0946	1,3866	4,0105
	LQB	15	0,1961	0,9637	1,1963	3,3276
	STS	16	0,0109	1,3099	1,7114	5,4766
	LQB	16	0,2514	1,1462	1,4076	3,8634
σ_d^2	STS	15	0,0526	0,3836	0,4206	1,0311
	LQB	15	0,0623	0,3021	0,3237	0,7205
	STS	16	0,0038	0,3485	0,4120	1,2539
	LQB	16	0,0619	0,3359	0,3695	0,8701
σ_e^2	STS	15	0,4296	0,7307	0,7592	1,2741
	LQB	15	0,4906	0,7792	0,8000	1,2353
	STS	16	0,4471	0,7407	0,7840	1,4086
	LQB	16	0,4719	0,7595	0,7812	1,2183

TABELA 14 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
y	STS	15	0,8243	0,9137	0,9081	0,9588
	LQB	15	0,7957	0,8949	0,8890	0,9486
	STS	16	0,8043	0,9096	0,9024	0,9566
	LQB	16	0,8031	0,8984	0,8926	0,9508
a	STS	15	0,4191	0,9050	0,8558	0,9892
	LQB	15	0,4833	0,9182	0,8742	0,9906
	STS	16	0,3639	0,8336	0,7904	0,9712
	LQB	16	0,3957	0,8395	0,8001	0,9734

TABELA 15 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que ($\sigma_a^2 = 1$; $\sigma_d^2 = 0$)

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
EQM(y)	STS	15	336,95	375,15	375,35	414,95
	LQB	15	360,86	400,24	400,54	441,54
	STS	16	338,39	375,03	375,29	413,76
	LQB	16	363,52	400,55	400,84	440,38
EQM(a)	STS	15	0,0665	0,3089	0,3773	1,1010
	LQB	15	0,0598	0,2813	0,3503	1,0493
	STS	16	0,0999	0,3825	0,4484	1,1695
	LQB	16	0,0909	0,3675	0,4329	1,1453
EQM(d)	STS	15	0,005	0,0821	0,096	0,2654
	LQB	15	0,0067	0,0653	0,0769	0,2137
	STS	16	0,0001	0,0667	0,0794	0,2417
	LQB	16	0,0066	0,0701	0,0810	0,2146

TABELA 16 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
B(y)	STS	15	18,345	19,357	19,355	20,360
	LQB	15	18,987	19,997	19,998	21,004
	STS	16	18,384	19,355	19,355	20,332
	LQB	16	19,057	20,005	20,006	20,978
B(a)	STS	15	-0,8032	0,003	0,003	0,8058
	LQB	15	-0,7973	0,0027	0,0014	0,7955
	STS	16	-0,6936	-0,001	0,0005	0,6958
	LQB	16	-0,6742	0,0043	0,0048	0,6966

TABELA 17 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
σ_a^2	STS	15	0,2263	2,0932	2,5123	7,0872
	LQB	15	0,3518	1,8370	2,2072	6,1365
	STS	16	0,4393	2,1857	2,6566	7,5573
	LQB	16	0,4543	2,1903	2,7790	8,7377
σ_d^2	STS	15	0,0098	0,3767	0,4393	1,3070
	LQB	15	0,0677	0,3161	0,3490	0,8347
	STS	16	0,0676	0,4109	0,4766	1,2783
	LQB	16	0,0685	0,3413	0,3951	1,0483
σ_e^2	STS	15	0,4275	0,7323	0,7692	1,3459
	LQB	15	0,4904	0,7769	0,7960	1,2161
	STS	16	0,4476	0,7370	0,7599	1,2168
	LQB	16	0,4866	0,7726	0,7936	1,2118

TABELA 18 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
y	STS	15	0,8314	0,9224	0,9161	0,9633
	LQB	15	0,8157	0,9064	0,9008	0,9539
	STS	16	0,8409	0,9206	0,9156	0,9612
	LQB	16	0,8153	0,9064	0,9008	0,9542
a	STS	15	0,6521	0,9492	0,9185	0,9942
	LQB	15	0,6966	0,9569	0,9300	0,9951
	STS	16	0,4984	0,8854	0,8468	0,9825
	LQB	16	0,3809	0,8189	0,7788	0,9734

TABELA 19 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
EQM(y)	STS	15	330,27	375,14	375,50	422,95
	LQB	15	353,82	400,37	400,73	449,82
	STS	16	332,95	375,01	375,37	419,68
	LQB	16	353,95	400,17	400,53	449,93
EQM(a)	STS	15	0,0833	0,4233	0,5725	1,9473
	LQB	15	0,0748	0,3941	0,5440	1,9048
	STS	16	0,1396	0,5927	0,7293	2,0851
	LQB	16	0,1615	0,7446	0,9017	2,5800
EQM(d)	STS	15	0,0003	0,0736	0,0887	0,274
	LQB	15	0,0066	0,0651	0,0778	0,2195
	STS	16	0,0065	0,0810	0,0946	0,2594
	LQB	16	0,0067	0,0627	0,0741	0,2040

TABELA 20 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 2$ e $\sigma_d^2 = 0$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
B(y)	STS	15	18,162	19,357	19,357	20,555
	LQB	15	18,800	20,000	20,000	21,201
	STS	16	18,235	19,354	19,355	20,476
	LQB	16	18,805	19,995	19,995	21,203
B(a)	STS	15	-1,1297	-0,0008	0,0011	1,1389
	LQB	15	-1,1289	-0,0004	0,0008	1,1360
	STS	16	-0,9802	0,0045	0,0017	0,9779
	LQB	16	-0,9824	-0,0003	0,0027	0,9803

TABELA 21 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
σ_a^2	STS	15	0,0690	0,8153	1,0415	3,1513
	LQB	15	0,1220	0,7278	0,8628	2,3773
	STS	16	0,0836	0,9066	1,1954	3,7462
	LQB	16	0,0047	0,8821	1,1382	3,5765
σ_d^2	STS	15	0,0353	0,4532	0,4839	1,1526
	LQB	15	0,0610	0,3767	0,3964	0,8430
	STS	16	0,0384	0,4478	0,4879	1,1873
	LQB	16	0,0032	0,3632	0,4022	1,1071
σ_e^2	STS	15	0,4305	0,7330	0,7680	1,3755
	LQB	15	0,4910	0,7795	0,8052	1,2829
	STS	16	0,4501	0,7399	0,7728	1,3468
	LQB	16	0,4804	0,7732	0,8200	1,4831

TABELA 22 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
y	STS	15	0,8166	0,9119	0,9058	0,9581
	LQB	15	0,7892	0,8926	0,8864	0,9476
	STS	16	0,8122	0,9083	0,9023	0,9553
	LQB	16	0,7647	0,8934	0,8845	0,9479
a	STS	15	-0,0334	0,7827	0,7023	0,9739
	LQB	15	0,0158	0,7990	0,7213	0,9761
	STS	16	0,0505	0,7039	0,6492	0,9414
	LQB	16	0,0903	0,7114	0,6614	0,9432
d	STS	15	-0,0028	0,5048	0,4776	0,8061
	LQB	15	0,0350	0,5310	0,5045	0,8196
	STS	16	0,0131	0,5013	0,4766	0,7968
	LQB	16	0,0276	0,5105	0,4865	0,8073

TABELA 23 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
EQM(y)	STS	15	340,64	375,11	375,37	411,21
	LQB	15	364,94	400,29	400,58	437,94
	STS	16	341,35	375,05	375,23	410,40
	LQB	16	364,12	400,08	400,25	435,77
EQM(a)	STS	15	0,0561	0,2484	0,2847	0,7244
	LQB	15	0,0519	0,2343	0,2698	0,6873
	STS	16	0,0800	0,2812	0,3125	0,7226
	LQB	16	0,0834	0,2806	0,3143	0,7514
EQM(d)	STS	15	0,0531	0,1337	0,1455	0,3036
	LQB	15	0,0486	0,1199	0,1292	0,2621
	STS	16	0,0544	0,1308	0,1416	0,2902
	LQB	16	0,0521	0,1210	0,1291	0,2530

TABELA 24 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 0,5$ e $\sigma_d^2 = 0,125$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
B(y)	STS	15	18,444	19,356	19,357	20,267
	LQB	15	19,094	19,998	20,000	20,919
	STS	16	18,465	19,355	19,355	20,247
	LQB	16	19,075	19,992	19,992	20,867
B(a)	STS	15	-0,5681	-0,0009	0,0002	0,5655
	LQB	15	-0,5616	0,0005	0,0010	0,5632
	STS	16	-0,4894	-0,0003	-0,0005	0,4878
	LQB	16	-0,5017	0,0040	0,0011	0,4815
B(d)	STS	15	-0,1783	-0,0002	0,0001	0,1802
	LQB	15	-0,1811	-0,0008	-0,0009	0,1776
	STS	16	-0,1729	-0,0001	-0,0001	0,1730
	LQB	16	-0,1730	0,0010	0,0006	0,1726

TABELA 25 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as estimativas das componentes da variância aditiva (σ_a^2), de dominância (σ_d^2) e do erro (σ^2) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
σ_a^2	STS	15	0,2019	1,2416	1,6391	4,9522
	LQB	15	0,2256	1,0776	1,4087	4,0978
	STS	16	0,2390	1,3877	1,8761	5,9837
	LQB	16	0,0090	1,4735	1,8616	5,7836
σ_d^2	STS	15	0,0504	0,5742	0,629	1,5411
	LQB	15	0,0837	0,4886	0,5243	1,1820
	STS	16	0,0577	0,5732	0,6430	1,6388
	LQB	16	0,0051	0,4998	0,5602	1,5411
σ_e^2	STS	15	0,4327	0,7339	0,7658	1,3345
	LQB	15	0,4901	0,7805	0,8032	1,2539
	STS	16	0,4473	0,7394	0,7695	1,3017
	LQB	16	0,4719	0,7679	0,8107	1,4776

TABELA 26 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para as correlações entre valores aditivos (a) e valores de dominância (d) paramétricos e suas respectivas estimativas e as correlações entre os valores preditos (y) e estimados para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
y	STS	15	0,8341	0,9202	0,9147	0,9614
	LQB	15	0,8105	0,9029	0,8974	0,9516
	STS	16	0,8321	0,9174	0,9120	0,9592
	LQB	16	0,7948	0,9054	0,8980	0,9534
a	STS	15	0,1490	0,8417	0,7727	0,7727
	LQB	15	0,1942	0,8508	0,7859	0,9825
	STS	16	0,1899	0,7616	0,7114	0,9548
	LQB	16	0,2301	0,7730	0,7248	0,9582
d	STS	15	0,1469	0,6068	0,5790	0,8528
	LQB	15	0,1867	0,6274	0,6011	0,8617
	STS	16	0,1597	0,5998	0,5741	0,8423
	LQB	16	0,1789	0,6091	0,5867	0,8472

TABELA 27 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o erro quadrático médio para as estimativas dos valores preditos - EQM(y), dos valores aditivos - EQM(a) e dos valores de dominância EQM(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
EQM(y)	STS	15	329,08	374,99	375,38	424,41
	LQB	15	352,59	400,31	400,83	400,83
	STS	16	331,41	375,09	375,41	421,92
	LQB	16	356,10	400,63	401,01	448,00
EQM(a)	STS	15	0,1530	0,7113	0,8444	2,3226
	LQB	15	0,1515	0,6883	0,8256	2,2913
	STS	16	0,2343	0,8630	0,9854	2,4388
	LQB	16	0,2238	0,8558	0,9713	2,3898
EQM(d)	STS	15	0,1217	0,2949	0,3131	0,6106
	LQB	15	0,1128	0,2758	0,2934	0,5767
	STS	16	0,1278	0,2976	0,3149	0,6011
	LQB	16	0,1237	0,2840	0,3009	0,5820

TABELA 28 Valores médios da mediana, média, limite inferior (LI), limite superior (LS) do intervalo de confiança e amplitude do intervalo (A) obtidos para o viés das estimativas dos valores preditos - B(y), dos valores aditivos - B(a) e dos valores de dominância- B(d) para os quatro tipos de delineamento considerando no processo de simulação que $\sigma_a^2 = 1$ e $\sigma_d^2 = 0,25$.

	Delineamento	Nº de Trat	LI	Mediana	Média	LS
B(y)	STS	15	18,326	19,356	19,356	20,385
	LQB	15	18,960	20,001	20,000	21,037
	STS	16	18,369	19,357	19,357	20,351
	LQB	16	19,007	19,007	19,995	20,987
B(a)	STS	15	-0,8021	0,0005	0,0013	0,8036
	LQB	15	-0,8056	0,0015	0,0000	0,7992
	STS	16	-0,6894	0,0008	0,0010	0,6919
	LQB	16	-0,7007	0,0051	0,0022	0,7182
B(d)	STS	15	-0,2532	0,0008	0,0005	0,2535
	LQB	15	-0,2514	0,0013	0,0006	0,2526
	STS	16	-0,2452	0,0001	0,0002	0,2453
	LQB	16	-0,2384	-0,0031	-0,0013	0,2471