

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Simulação de dados visando à estimação de componentes de variância e
coeficientes de herdabilidade**

Ângela Mello Coelho

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em
Agronomia. Área de concentração: Estatística e
Experimentação Agronômica

**Piracicaba
2005**

Ângela Mello Coelho
Licenciada em Matemática

Simulação de dados visando à estimação de componentes de variância e coeficientes de herdabilidade

Orientador:
Prof. Dr. **DÉCIO BARBIN**

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Agronomia. Área de concentração: Estatística e Experimentação Agronômica.

**Piracicaba
2005**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
DIVISÃO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - ESALQ/USP**

Coelho, Ângela Mello

Simulação de dados visando à estimação de componentes de variância e coeficientes de herdabilidade / Ângela Mello Coelho. - - Piracicaba, 2005.
131 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 2005.

1. Análise de variância 2. Componente de variância 3. Herdabilidade 4. Simulação – Estatística 5. Teoria da estimação 6. Verossimilhança I. Título

CDD 511.8

“Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor”

Aos meus bisavô e bisavó maternos Maria Gabriela Resende de Mello e José Barbosa de Mello (*in memoriam*).

Aos meus avós maternos Clélia Augusta Annoni de Mello e Luís Barbosa de Mello (*in memoriam*).

Aos meus avós paternos Michaela Alves Coelho e José Maria Coelho (*in memoriam*).

Pelo amor, carinho e sabedoria que me passaram no pouco tempo em que estivemos juntos, e por me acompanharem e protegerem onde quer que eu vá...

DEDICO

Agradecimentos

A meus pais Sônia Regina Mello Coelho e Viriato Emanuel Alves Coelho por todo amor, dedicação, carinho e por estarem sempre ao meu lado me incentivando e apoiando.

Ao Prof. Dr. Décio Barbin pelos ensinamentos, pela orientação, amizade e pela maneira leve, alegre e dedicada de levar a vida e o trabalho.

Ao meu irmão Luís Francisco Mello Coelho que sempre esteve ao meu lado e cumpre com o seu papel de irmão mais velho de maneira exemplar.

Aos meus irmãos mais novos Juliana Costa Coelho e Guilherme Costa Coelho, pelo amor e carinho que me dedicam.

Ao meu namorado Norton Henrique Achet Drongek por todo o amor, carinho e apoio a mim dedicados durante todo o mestrado.

A minhas tias, tios, primos e primas que formam junto com meus pais e irmãos uma família maravilhosa da qual eu tiro grande parte da minha força e determinação.

Aos professores do curso pelos ensinamentos e paciência que sempre tiveram comigo, em especial a Prof^{ta}. Dra. Clarice Garcia Borges Demétrio pelos valiosos conselhos dados para a execução desse trabalho.

A CAPES pela bolsa de estudos concedida que me ajudou muito durante esse período de estudos.

Ao Prof. Dr. Renato Ribeiro de Lima pela ajuda e ensinamentos na área de simulação de dados.

Aos meus colegas de pós-graduação, especialmente ao Osmar Jesus Macedo e ao Lucio Borges de Araújo, sem os quais essa dissertação não teria ficado pronta a tempo, por toda a ajuda, amizade e por fazerem desse mestrado uma época tão feliz e produtiva.

Aos funcionários técnico-administrativos do Departamento de Ciências Exatas da ESALQ, por toda a presteza, ajuda e amizade.

A Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” e a Universidade de São Paulo pela oportunidade de cursar o mestrado.

A todos meus amigos e amigas que sempre estiveram do meu lado me dando força para seguir em frente nas horas de dificuldades.

A todos que de alguma forma me ajudaram na realização desse trabalho.

SUMÁRIO

RESUMO	7
ABSTRACT	8
1 INTRODUÇÃO	9
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
2.1 Coeficiente de herdabilidade	10
2.2 Componentes de variância	11
2.3 O método da análise da variância	12
2.4 O método da máxima verossimilhança	12
2.5 Alguns estudos sobre comparação de métodos de estimação de componentes de variância	13
2.6 Modelos matemáticos	14
3 MATERIAL E MÉTODOS	16
3.1 Material	16
3.2 Métodos	17
3.2.1 O método da análise da variância	17
3.2.2 O método da máxima verossimilhança	19
3.2.3 Método iterativo para a obtenção dos θ 's	30
3.2.4 Coeficiente de herdabilidade	30
3.2.5 Dispersão dos dados	32
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
4.1 Delineamento inteiramente casualizado	33
4.1.1 Primeiro caso: $h^2 = 0,10$	34
4.1.2 Segundo caso: $h^2 = 0,30$	44
4.1.3 Terceiro caso: $h^2 = 0,50$	54
4.1.4 Quarto caso: $h^2 = 0,70$	64
4.1 Delineamento em blocos casualizados	73
4.2.1 Primeiro caso: $h^2 = 0,10$	73
4.2.2 Segundo caso: $h^2 = 0,30$	84

4.2.3 Terceiro caso: $h^2 = 0,50$	96
4.2.4 Quarto caso: $h^2 = 0,70$	108
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	119
5.1 Estimação considerando o delineamento inteiramente casualizado	119
5.2 Estimação considerando o delineamento em blocos casualizados	120
REFERÊNCIAS	121
BIBLIOGRAFIA CONSULTADA	123
ANEXOS	126

RESUMO

Simulação de dados visando à estimação de componentes de variância e coeficientes de herdabilidade

A meta principal desse trabalho foi comparar métodos de estimação para coeficientes de herdabilidade para os modelos inteiramente ao acaso e em blocos casualizados. Para os dois casos foram utilizadas as definições de coeficiente de herdabilidade (h^2) no sentido restrito, dadas respectivamente, por $h^2 = \frac{4\sigma_i^2}{\sigma^2 + \sigma_i^2}$ e $h^2 = \frac{4\sigma_i^2}{\sigma^2 + \sigma_i^2 + \sigma_b^2}$. Portanto, é preciso estimar os componentes de variância relativos ao erro experimental (σ^2) e ao efeito de tratamentos (σ_i^2), quando se deseja estimar h^2 para o modelo inteiramente ao acaso. Para o modelo para blocos casualizados, além de estimar os últimos dois componentes, é necessário estimar o componente de variância relativo ao efeito de blocos (σ_b^2). Para atingir a meta estabelecida, partiu-se de um conjunto de dados cujo coeficiente de herdabilidade é conhecido, o que foi feito através da simulação de dados. Foram comparados dois métodos de estimação, o método da análise da variância e método da máxima verossimilhança. Foram feitas 80 simulações, 40 para cada ensaio. Para os dois modelos, as 40 simulações foram divididas em 4 casos contendo 10 simulações. Cada caso considerou um valor distinto para h^2 , esses foram: $h^2 = 0,10; 0,20; 0,30$ e $0,40$; para cada um desses casos foram fixados 10 valores distintos para o σ^2 , a saber: $\sigma^2 = 10; 20; 30; 40; 50; 60; 70; 80; 90; 100$. Os valores relativos ao σ_i^2 foram encontrados através da equação dada para os coeficientes de herdabilidade, sendo que, para o modelo em blocos casualizados, foi fixado $\sigma_b^2 = 20$ para todas os 40 casos. Após realizadas as 80 simulações, cada uma obtendo 1000 conjunto de dados, e por conseqüência 1000 estimativas para cada componente de variância e coeficiente de herdabilidade relativos a cada um dos casos, foram obtidas estatísticas descritivas e histogramas de cada conjunto de 1000 estimativas. A comparação dos métodos foi feita através da comparação dessas estatísticas descritivas e histogramas, tendo como referência os valores dos parâmetros utilizados nas simulações. Para ambos os modelos observou-se que os dois métodos se aproximam quanto a estimação de σ^2 . Para o delineamento inteiramente casualizado, o método da máxima verossimilhança forneceu estimativas que, em média, subestimaram os valores de σ_i^2 , e por conseqüência os valores de h^2 , o que não acontece para o método da análise da variância. Para o modelo em blocos casualizados, ambos os métodos se assemelham, também, quanto à estimação de σ_i^2 , porém o método da máxima verossimilhança fornece estimativas que tendem a subestimar o σ_b^2 , e por conseqüência, tendem a superestimar o h^2 , o que não acontece para o método da análise da variância. Logo, o método da análise da variância se mostrou mais confiável quando se objetiva estimar componentes de variância e coeficientes de herdabilidade para ambos os modelos considerados.

Palavras-chave: coeficiente de herdabilidade; componente de variância; método da análise da variância; método da máxima verossimilhança; estimação; simulação.

ABSTRACT

Simulation of data aiming at the estimation of variance components and heritability

The main aim of this work was to compare methods of estimation of heritability for the 1-way classification and the 2-way crossed classification without interaction. For both cases the definition of heritability (h^2) in the narrow sense was used, given respectively, by $h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma^2 + \sigma_t^2}$ and $h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma^2 + \sigma_t^2 + \sigma_b^2}$. Therefore, there is a need to estimate the components of variance related to the residual (σ^2) and the effect of treatments (σ_t^2), in order to estimate h^2 for the 1-way classification. For the 2-way classification without interaction, there is a need to estimate the component of variance related to the effect of blocks (σ_b^2) as well as the other two components. To achieve the established aim, a data set with known heritability was used, produced by simulation. Two methods of estimation were compared: the analysis of variance method and the maximum likelihood method. 80 simulations were made, 40 for each classification. For both models, the 40 simulations were divided into 4 different groups containing 10 simulations. Each group considered a different value for h^2 ($h^2 = 0,10; 0,20; 0,30$ e $0,40$) and for each one of those cases there were 10 different values fixed for σ^2 ($\sigma^2 = 10; 20; 30; 40; 50; 60; 70; 80; 90; 100$). The values for σ_t^2 were found using the equations for the heritability, and for the 2-way crossed classification without interaction, $\sigma_b^2 = 20$ for all the 40 cases. After the 80 simulations were done, each one obtaining 1000 data sets, and therefore 1000 estimates of each component of variance and the heritability, descriptive statistics and histograms were obtained for each set of 1000 estimates. The comparison of the methods was made based on the descriptive statistics and histograms, using as references the values of the parameters used in the simulations. For both models, the estimates of σ^2 were close to the true values. For the 1-way classification, the maximum likelihood method gave estimates that, on average, underestimated the values of σ_t^2 , and therefore the values of h^2 . This did not happen with the analysis of variance method. For the 2-way crossed classification without interaction, both methods gave similar estimates of σ_t^2 , although the maximum likelihood method gave estimates that tended to underestimate σ_b^2 and therefore to overestimate h^2 . This did not happen with the analysis of variance method. Hence, the analysis of variance method proved to be more accurate for the estimation of variance components and heritability for both classifications considered in this work.

Keywords: heritability; variance components; analysis of variance method; maximum likelihood method; estimation; simulation.

1 INTRODUÇÃO

As estimativas de coeficientes de herdabilidade são de grande importância para a genética, pois elas fornecem uma base para a escolha dos indivíduos que devem ser utilizados para o melhoramento de determinada espécie, seja ela vegetal ou animal.

Para se obterem estimativas de coeficientes de herdabilidade, é necessário escolher um método de estimação de componentes de variância, pois a estimativa de um coeficiente de herdabilidade é encontrada através de uma função de estimativas de componentes de variância.

Assim, a fim de se estudarem métodos de estimação para coeficientes de herdabilidade, é preciso estudar métodos de estimação para componentes de variância. Mas como saber se a estimativa encontrada para o coeficiente de herdabilidade, seguindo certo método de estimação de componentes de variância, constitui uma boa estimativa desse coeficiente?

A idéia central desse trabalho é partir de um conjunto de dados cujo coeficiente de herdabilidade é conhecido, e isso pode ser feito através de simulação de dados. Dessa maneira, após utilizar métodos diferentes para estimar os componentes de variância, e por conseqüência, métodos diferentes para estimar o coeficiente de herdabilidade, os valores encontrados poderão ser comparados com o valor conhecido do coeficiente de herdabilidade, aquele que será utilizado para fazer a simulação dos conjuntos de dados.

Os métodos de estimação de componentes de variância mais comumente utilizados são os métodos da análise da variância e da máxima verossimilhança. Esses serão os métodos aqui comparados, seguindo os modelos aleatórios inteiramente casualizado e em blocos casualizados.

Esse trabalho tem como objetivos simular conjuntos de dados relativos aos modelos aleatórios referentes a ensaios inteiramente ao acaso e em blocos casualizados, levando em consideração os componentes de variância e o conhecimento do coeficiente de herdabilidade a eles relativos; utilizar os dados simulados para obter estimativas dos componentes de variância e dos coeficientes de herdabilidade utilizando os métodos de estimação da análise da variância e da máxima verossimilhança; comparar os dois métodos de estimação dos coeficientes de herdabilidade.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Coeficiente de herdabilidade

O coeficiente de herdabilidade fornece a proporção da variabilidade fenotípica que é explicada pela variabilidade genética, ou seja, através do coeficiente de herdabilidade, tem-se o quanto da variância total é atribuída ao efeito médio dos genes.

Assim, a importância maior do coeficiente de herdabilidade para a genética, é o fato de permitir que, através do valor fenotípico medido em um indivíduo, se estime o valor genético que será passado para os seus descendentes, ajudando na escolha dos indivíduos que deverão ser utilizados no melhoramento genético de sua espécie.

O coeficiente de herdabilidade possui duas definições, uma no sentido amplo e outra no sentido restrito que segundo Barbin (1993) são:

1-) Sentido amplo

$$h^2 = \frac{V_g}{V_f} = \frac{V_g}{V_g + V_e},$$

em que h^2 é o coeficiente de herdabilidade, V_g é a variância genética, V_f é a variância fenotípica e V_e é a variância ambiental.

2-) Sentido restrito

$$h^2 = \frac{V_a}{V_f},$$

em que h^2 é o coeficiente de herdabilidade, V_a é a variância aditiva e V_f é a variância fenotípica.

Tem-se, ainda que

- i) A variância genética mede a variância do genótipo de determinado indivíduo;
- ii) A variância fenotípica mede a variância do valor observado em determinado indivíduo;
- iii) A variância ambiental mede a variância de tudo que influencia o fenótipo, excluindo apenas a influência do genótipo relativo ao indivíduo;

iv) A variância aditiva mede a variância do efeito dos genes que um indivíduo passa para seus descendentes.

Segundo Falconer e Mackay (1996) a razão V_g/V_f expressa o quanto do fenótipo de um indivíduo é determinado pelo seu genótipo e a razão V_a/V_f expressa o quanto do fenótipo é determinado pelos genes passados ao indivíduo pelos seus progenitores.

A herdabilidade no sentido restrito determina o grau de semelhança entre parentes, logo, é de grande importância no que diz respeito à criação de uma determinada variedade ou raça. Já a herdabilidade no sentido amplo tem mais interesse teórico do que prático.

Pode-se ver que o coeficiente de herdabilidade depende de variâncias relativas aos dados. Sendo assim, antes de ser discutida a estimação desse coeficiente é importante o estudo sobre componentes de variância e algumas maneiras de estimá-los.

2.2 Componentes de variância

Os componentes de variância são variâncias associadas aos efeitos aleatórios de um modelo matemático.

Segundo Barbin (1993) existem três tipos de modelos matemáticos, sendo que todos possuem um efeito aleatório, relativo ao erro experimental, e um efeito fixo, relativo à média geral, em que efeito aleatório é aquele que representa tratamentos de uma amostra proveniente de uma população, e efeito fixo é aquele restrito aos tratamentos ensaiados.

Consideram-se fixos os modelos que exceto o erro experimental, possuem apenas efeitos fixos; aleatórios os modelos que exceto a média geral, possuem apenas efeitos aleatórios; e mistos os modelos que além da média geral e do erro experimental, possuem tanto efeitos fixos como aleatórios.

Existem diversas maneiras de estimar componentes de variância relacionados a um modelo. Os dois métodos de estimação mais comumente utilizados são: o método da análise da variância (ou método dos momentos) e o método da máxima verossimilhança.

2.3 O método da análise da variância

O método da análise da variância (método da ANOVA), também conhecido como método dos momentos, consiste em equacionar os quadrados médios da análise da variância com as suas respectivas esperanças matemáticas.

Segundo Searle; Casella e McCulloch (1992) os estimadores encontrados pelo método da ANOVA, para dados balanceados, são não tendenciosos, eficientes e são funções de estatísticas suficientes minimais.

Essas propriedades podem ser consideradas como vantagens do método da análise da variância, e servem para fundamentar a utilização desse método.

Porém, é comum surgirem estimativas negativas quando utilizado o método da ANOVA. Essa propriedade ilustra a grande desvantagem do método da ANOVA para dados balanceados, pois os componentes de variância tomam, por definição, valores não negativos.

2.4 O método da máxima verossimilhança

Foi o trabalho de Hartley e Rao (1967) que marcou o aparecimento do método da máxima verossimilhança (método da MV) como uma maneira de estimar componentes de variância para modelos mistos e aleatórios em geral, pois até então esse método havia sido utilizado apenas para alguns modelos específicos.

O método da máxima verossimilhança consiste em maximizar a função de verossimilhança relativa aos dados observados, em relação aos parâmetros do modelo em questão.

Considerando modelos para dados balanceados, podem-se destacar algumas propriedades relativas ao método da MV. Segundo Otsuk (1991) os estimadores encontrados pelo método da MV solucionam o problema de estimativas negativas, já que as estimativas encontradas por esse método devem levar em consideração o espaço de existência do parâmetro estimado, porém os estimadores são tendenciosos e truncados. Além disso, Custódio (2004) afirma que os estimadores são tendenciosos, pois o método da MV não leva em consideração a perda de graus de liberdade devido à estimação dos efeitos fixos pertencentes ao modelo, pois como já foi visto, todos os modelos possuem ao menos um efeito fixo relativo à média geral das observações.

Freitas (1991) ainda diz que os estimadores da MV são consistentes, assintoticamente normais e eficientes. Também, segundo Fernandez (1991), o procedimento de estimação é sempre bem definido.

2.5 Alguns estudos sobre comparação de métodos de estimação de componentes de variância

Seraphin (1984) fez uma comparação entre três estimadores, a saber: ajuste de constantes ou método 3 de Henderson, estimadores de máxima verossimilhança e estimadores quadráticos não tendenciosos de mínima variância (MINQUE). Considerando os modelos de classificação hierárquica aleatório e o modelo fatorial misto com interação, chegou à conclusão que o método MINQUE deve ser preferido ao método 3 de Henderson, a não ser que o acesso a recursos computacionais seja difícil. O método da máxima verossimilhança foi mais eficiente do que ambos apenas para o modelo fatorial.

Freitas (1991) trabalhou com a comparação de métodos de estimação de componentes de variância e parâmetros afins de múltiplos caracteres em bovinos. Os métodos comparados foram: da variância quadrática mínima não viciada (MIVQUE), da máxima verossimilhança e máxima verossimilhança restrita, comparando esses três métodos com o método 3 de Henderson por ser, segundo Freitas (1991), o mais comum nessa área de experimentação. Concluiu que os métodos da máxima verossimilhança e máxima verossimilhança restrita se igualaram ao método 3 de Henderson.

Valério Filho (1991) utilizou-se da simulação de dados para comparar alguns métodos de estimação de componentes de variância, a saber os estimadores da análise da variância, da máxima verossimilhança, da máxima verossimilhança restrita e MIVQUE. Foram utilizados dois modelos mistos com dois fatores, o cruzado sem interação e o hierárquico. Concluiu que nos casos balanceados os estimadores dos métodos da análise da variância, MIVQUE e máxima verossimilhança restrita tenderam a uma igualdade, já nos casos desbalanceados os estimadores pelos métodos da análise da variância, máxima verossimilhança e principalmente máxima verossimilhança restrita apresentaram resultados melhores do que o MIVQUE.

2.6 Modelos matemáticos

Antes de calcular os estimadores pelos métodos da análise da variância ou da máxima verossimilhança, é necessário estabelecer os modelos matemáticos relacionados aos dados estudados. Nesse trabalho existe o interesse em dois modelos aleatórios, esses são:

1) Modelo Inteiramente ao Acaso

$$y_{ij} = m + t_i + e_{ij},$$

em que y_{ij} é a observação relacionada ao tratamento i na j – ésima repetição, $i=1, \dots, I$ e $j=1, \dots, J$; m é a média geral, inerente a todas as observações, logo $E(m) = m$ e $E(m^2) = m^2$; t_i é o efeito do tratamento i , sendo $t_i : N(0, \sigma_t^2)$, logo $E(t_i) = 0$ e $E(t_i^2) = \sigma_t^2$; e_{ij} é o erro aleatório associado a cada observação, sendo $e_{ij} : N(0, \sigma^2)$, logo $E(e_{ij}) = 0$ e $E(e_{ij}^2) = \sigma^2$.

Os efeitos aleatórios do modelo serão considerados como não correlacionados, entre e dentre eles, ou seja: $\text{Cov}(t_i, e_{ij}) = 0, \forall i, j$, $\text{Cov}(t_i, t_{i'}) = 0, i \neq i'$ e $\text{Cov}(e_{ij}, e_{i'j'}) = 0, \begin{cases} i \neq i', j \neq j' \\ i = i', j \neq j' \\ i \neq i', j = j' \end{cases}$.

O coeficiente de herdabilidade no sentido restrito para esse modelo, segundo Falconer e Mackay (1996), é dado por $h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma_t^2 + \sigma^2}$.

2) Modelo em Blocos Casualizados

$$y_{ij} = m + t_i + b_j + e_{ij},$$

em que: y_{ij} é a observação relacionada ao tratamento i no j – ésimo bloco, $i=1, \dots, I$ e $j=1, \dots, J$; m é a média geral, inerente a todas as observações, logo $E(m) = m$ e $E(m^2) = m^2$; t_i é o efeito do tratamento i , sendo $t_i : N(0, \sigma_t^2)$, logo $E(t_i) = 0$ e $E(t_i^2) = \sigma_t^2$; b_j é o efeito do bloco j , sendo $b_j : N(0, \sigma_b^2)$, logo $E(b_j) = 0$ e $E(b_j^2) = \sigma_b^2$; e_{ij} é o erro aleatório associado a cada observação, sendo $e_{ij} : N(0, \sigma^2)$, logo $E(e_{ij}) = 0$ e $E(e_{ij}^2) = \sigma^2$.

Os efeitos aleatórios do modelo serão considerados como não correlacionados, entre e dentre eles.

O coeficiente de herdabilidade no sentido restrito para esse modelo, segundo Falconer e Mackay (1996), é dado por $h^2 = \frac{4\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_b^2 + \sigma^2}$.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

Os dados a serem utilizados neste trabalho serão provenientes de simulações. Serão feitas, ao todo, 80 simulações, 40 simulações para cada um dos modelos propostos, todas partirão do conhecimento dos valores de h^2 e de σ^2 , outros valores terão de ser estabelecidos de acordo com cada um dos modelos. As 40 simulações se devem ao fato de que serão utilizadas todas as combinações entre $h^2 = 0,1; 0,3; 0,5$ e $0,7$ e $\sigma^2 = 10; 20; 30; 40; 50; 60; 70; 80; 90; 100$, para todos os modelos. A média geral, também necessária para a simulação será a mesma para todos os modelos, $m = 300$.

Para o modelo inteiramente casualizado serão considerados 25 tratamentos e 10 repetições, logo serão simulados conjuntos de dados contendo 250 observações cada. O valor de σ_t^2 utilizado na simulação vai depender dos valores de h^2 e de σ^2 , e será encontrado através da

$$\text{expressão } h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma_t^2 + \sigma^2}.$$

Para o modelo em blocos casualizados serão considerados 25 tratamentos e 10 blocos, assim, os conjuntos de dados terão 250 observações cada. O efeito relativo ao bloco será fixado em 20 ($\sigma_b^2 = 20$). O valor de σ_t^2 utilizado na simulação vai depender dos valores de h^2 , de σ^2 e

$$\text{de } \sigma_b^2, \text{ e será encontrado através da expressão } h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma_t^2 + \sigma_b^2 + \sigma^2}.$$

Os dados foram simulados utilizando o software estatístico R (versão 2.0.1), os programas utilizados na simulação dos 1000 conjuntos de dados relativos aos primeiros casos de ambos os modelos utilizados podem ser encontrados em anexo.

3.2 Métodos

3.2.1 O método da análise da variância

O método da análise da variância, também conhecido como método dos momentos, para dados balanceados, consiste em equacionar os quadrados médios da análise da variância com as suas respectivas esperanças matemáticas.

A Tabela 1 fornece o quadro da análise da variância com as expressões dos graus de liberdade, das somas de quadrados, dos quadrados médios e das esperanças dos quadrados médios (E(QM)) para o modelo inteiramente ao acaso. A demonstração de como se calculam as E(QM), podem ser encontradas em (Barbin,1993). Para maiores informações sobre o modelo inteiramente ao acaso ver Scheffé (1961).

Tabela 1 - Quadro da ANOVA para o delineamento inteiramente casualizado com as expressões das esperanças dos quadrados médios

C.V.	G.L.	S.Q.	Q.M.	E(QM)	F
Tratamentos	$I - 1$	$\frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2 - C$	$\frac{SQ_{Trat}}{I - 1}$	$J\sigma_t^2 + \sigma^2$	$\frac{QM_{Trat}}{QM_{Res}}$
Resíduos	$I(J - 1)$	$\sum_{i,j} y_{ij}^2 - \frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2$	$\frac{SQ_{Res}}{I(J - 1)}$	σ^2	
Total	$I \cdot J - 1$	$\sum_{i,j} y_{ij}^2 - C$			

em que $y_{i.} = \sum_j y_{ij}$, $y_{.j} = \sum_i y_{ij}$, $C = \frac{1}{IJ} (y_{..})^2$.

Logo, pelo método da análise da variância, têm-se as seguintes expressões para as estimativas dos componentes de variância:

$$E(QM_{Res}) = \sigma^2 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = QM_{Res}$$

$$E(QM_{Trat}) = J\sigma_t^2 + \sigma^2 \Rightarrow J\hat{\sigma}_t^2 + \hat{\sigma}^2 = QM_{Trat}$$

$$\therefore \hat{\sigma}_t^2 = \frac{QM_{Trat} - QM_{Res}}{J}$$

em que $\hat{\sigma}^2$ tem $I(J-1)$ graus de liberdade a ele associados e $\hat{\sigma}_t^2$ tem n_t graus de liberdade dados por Satherthwaite, cuja fórmula leva em consideração o fato de que $\hat{\sigma}_t^2$ é obtido através da combinação linear de duas outras estimativas de variância, cujos graus de liberdade são conhecidos, segundo Barbin (1993). Nesse caso, as estimativas de variâncias são o QMTrat com $(I-1)$ graus de liberdade associados e o QMRes com $I(J-1)$ graus de liberdade associados. Assim,

$$n_t = \frac{(\text{QMTrat} - \text{QMRes})^2}{\frac{(\text{QMTrat})^2}{I-1} + \frac{(\text{QMRes})^2}{I(J-1)}}.$$

Para o modelo em blocos casualizados tem-se, na Tabela 2, o quadro da análise da variância com as expressões dos graus de liberdade, das somas de quadrados, dos quadrados médios e das esperanças dos quadrados médios (E(QM));

Tabela 2 - Quadro da ANOVA para o delineamento em blocos casualizados com as expressões das esperanças dos quadrados médios

C.V.	G.L.	S.Q.	Q.M.	E(QM)	F
Tratamentos	$I-1$	$\frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2 - C$	$\frac{\text{SQTrat}}{I-1}$	$J\sigma_t^2 + \sigma^2$	$\frac{\text{QMTrat}}{\text{QMRes}}$
Blocos	$J-1$	$\frac{1}{I} \sum_j y_{gj}^2 - C$	$\frac{\text{SQBlocos}}{J-1}$	$I\sigma_b^2 + \sigma^2$	
Resíduos	$(I-1)(J-1)$	$\sum_{i,j} y_{ij}^2 - \frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2$	$\frac{\text{SQRes}}{I(J-1)}$	σ^2	
Total	$IJ-1$	$\sum_{i,j} y_{ij}^2 - C$			

Assim, pelo método da Análise da Variância, têm-se as seguintes expressões para as estimativas dos componentes de variância:

$$E(\text{QMRes}) = \sigma^2 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \text{QMRes}$$

$$E(\text{QMTrat}) = J\sigma_t^2 + \sigma^2 \Rightarrow J\hat{\sigma}_t^2 + \hat{\sigma}^2 = \text{QMTrat}$$

$$\therefore \hat{\sigma}_t^2 = \frac{\text{QMTrat} - \text{QMRes}}{J}$$

$$E(\text{QMBlocos}) = I\sigma_b^2 + \sigma^2 \Rightarrow I\hat{\sigma}_b^2 + \hat{\sigma}^2 = \text{QMBlocos}$$

$$\therefore \hat{\sigma}_b^2 = \frac{\text{QMBlocos} - \text{QMRes}}{I}$$

em que $\hat{\sigma}^2$ tem $(I-1)(J-1)$ graus de liberdade a ele associados, $\hat{\sigma}_t^2$ possui n_t graus de liberdade e $\hat{\sigma}_b^2$ possui n_b graus de liberdade, sendo n_t e n_b dados por Satherthwaite.

$$n_t = \frac{(\text{QMTrat} - \text{QMRes})^2}{\frac{(\text{QMTrat})^2}{I-1} + \frac{(\text{QMRes})^2}{(I-1)(J-1)}} \text{ e } n_b = \frac{(\text{QMBlocos} - \text{QMRes})^2}{\frac{(\text{QMBlocos})^2}{J-1} + \frac{(\text{QMRes})^2}{(I-1)(J-1)}}.$$

3.2.2 O método da máxima verossimilhança

O Método da máxima verossimilhança consiste em maximizar a função de verossimilhança relativa aos dados observados, em relação aos parâmetros do modelo em questão.

Será tomado como um exemplo por esse método, a estimação de σ^2 e σ_t^2 parâmetros do modelo inteiramente ao acaso.

Para tal, é necessário ter a função de verossimilhança relativa à variável aleatória y_{ij} , e, para isso, é preciso calcular a média e a variância de y_{ij} , pois já se conhece a sua distribuição, já que os dados utilizados serão simulados de maneira a seguirem uma distribuição normal.

É interessante apresentar o modelo na forma matricial, já que existe uma covariância não nula entre observações relativas a repetições diferentes de um mesmo tratamento, ou seja

$$\mathbf{y} = \mathbf{m} + \mathbf{X}\mathbf{t} + \boldsymbol{\varepsilon},$$

em que \mathbf{y} é o vetor $N \times 1$ das observações, sendo N o número total de observações; \mathbf{m} é o vetor $N \times 1$ composto apenas pela média geral, logo $E(\mathbf{m}) = \mathbf{m}$ e $E(\mathbf{m}\mathbf{m}') = \mathbf{m}\mathbf{m}'$; \mathbf{X} é a matriz $N \times I$ de incidência de efeito de tratamentos, onde I é o número de tratamentos logo $E(\mathbf{X}) = \mathbf{X}$ e $E(\mathbf{X}\mathbf{X}') = \mathbf{X}\mathbf{X}'$; \mathbf{t} é o vetor $I \times 1$ de efeitos de tratamentos, onde $\mathbf{t} : N(\boldsymbol{\varphi}_I, \mathbf{I}_I\sigma_t^2)$, logo

$E(\mathbf{t}) = \boldsymbol{\varphi}_I$ e $E(\mathbf{t}\mathbf{t}') = \mathbf{I}_I \sigma_t^2$; $\boldsymbol{\varepsilon}$ é o vetor $N \times 1$ de erros aleatórios, onde $\boldsymbol{\varepsilon} : N(\boldsymbol{\varphi}_N, \mathbf{I}_N \sigma^2)$, logo $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \boldsymbol{\varphi}_N$ e $E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \mathbf{I}_N \sigma^2$; $\boldsymbol{\varphi}$ representa o vetor nulo, composto apenas por zeros, \mathbf{I} representa a matriz identidade, e os índices existentes tanto para as matrizes identidade quanto para os vetores nulos, representam as suas dimensões.

Os efeitos aleatórios do modelo são não correlacionados dentre eles, pois a matriz de covariância de ambos é a matriz identidade vezes uma variância, e serão considerados como não correlacionados entre eles, ou seja: $E(\mathbf{t}\boldsymbol{\varepsilon}') = E(\mathbf{t})E(\boldsymbol{\varepsilon}') = \boldsymbol{\varphi}_I \boldsymbol{\varphi}_N' = \mathbf{0}_{I \times N}$ e $E(\boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{t}') = E(\boldsymbol{\varepsilon})E(\mathbf{t}') = \boldsymbol{\varphi}_N \boldsymbol{\varphi}_I' = \mathbf{0}_{N \times I}$, em que $\mathbf{0}$ representa uma matriz nula.

A média e a variância de \mathbf{y} são dadas por

$$\begin{aligned} E(\mathbf{y}) &= E(\mathbf{m} + \mathbf{X}\mathbf{t} + \boldsymbol{\varepsilon}) = E(\mathbf{m}) + E(\mathbf{X}\mathbf{t}) + E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{m} + \mathbf{X}E(\mathbf{t}) + \boldsymbol{\varphi}_N = \mathbf{m} + \mathbf{X}\boldsymbol{\varphi}_I = \mathbf{m} \\ V(\mathbf{y}) &= E[(\mathbf{m} + \mathbf{X}\mathbf{t} + \boldsymbol{\varepsilon})(\mathbf{m} + \mathbf{X}\mathbf{t} + \boldsymbol{\varepsilon})'] - [E(\mathbf{y})E(\mathbf{y})'] \\ &= E[(\mathbf{m} + \mathbf{X}\mathbf{t} + \boldsymbol{\varepsilon})(\mathbf{m}' + (\mathbf{X}\mathbf{t})' + \boldsymbol{\varepsilon}')] - \mathbf{m}\mathbf{m}' \\ &= E(\mathbf{m}\mathbf{m}') + E(\mathbf{m}\mathbf{t}'\mathbf{X}') + E(\mathbf{m}\boldsymbol{\varepsilon}') + E(\mathbf{X}\mathbf{t}\mathbf{m}') + E(\mathbf{X}\mathbf{t}\mathbf{t}'\mathbf{X}') + E(\mathbf{X}\mathbf{t}\boldsymbol{\varepsilon}') + E(\boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{m}') + \\ &\quad + E(\boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{t}'\mathbf{X}') + E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') - \mathbf{m}\mathbf{m}' \\ &= \mathbf{m}E(\mathbf{t}'\mathbf{X}') + \mathbf{m}E(\boldsymbol{\varepsilon}') + \mathbf{X}E(\mathbf{t})\mathbf{m}' + \mathbf{X}E(\mathbf{t}\mathbf{t}')\mathbf{X}' + \mathbf{X}E(\mathbf{t}\boldsymbol{\varepsilon}') + E(\boldsymbol{\varepsilon})\mathbf{m}' + E(\boldsymbol{\varepsilon}\mathbf{t}')\mathbf{X}' + \sigma^2\mathbf{I}_N \\ &= \mathbf{m}\boldsymbol{\varphi}_I'\mathbf{X}' + \mathbf{m}\boldsymbol{\varphi}_N' + \mathbf{X}\boldsymbol{\varphi}_I\mathbf{m}' + \mathbf{X}\sigma_t^2\mathbf{I}_I\mathbf{X}' + \mathbf{X}\mathbf{0}_I\mathbf{0}_N' + \boldsymbol{\varphi}_N\mathbf{m}' + \mathbf{0}_N\mathbf{0}_I\mathbf{X}' + \sigma^2\mathbf{I}_N \\ &= \sigma_t^2\mathbf{X}\mathbf{X}' + \sigma^2\mathbf{I}_N \end{aligned}$$

Assim, a média e a variância de \mathbf{y} são dadas por

$$E(\mathbf{y}) = \mathbf{m} \quad \text{e} \quad V(\mathbf{y}) = \mathbf{V} = \sigma^2\mathbf{I}_N + \sigma_t^2\mathbf{X}\mathbf{X}'$$

Segundo Searle; Casella e McCulloch (1992), se $\mathbf{y} : N(\mathbf{m}, \mathbf{V})$, então a função de verossimilhança de \mathbf{y} é dada por:

$$L = L(\mathbf{m}, \mathbf{V} | \mathbf{y}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\mathbf{V}|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{m})'\mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{m})\right], \quad (1)$$

em que $|\mathbf{V}|$ é o determinante da matriz \mathbf{V} .

Fornece ainda os seguintes resultados:

$$\mathbf{V}^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} \left(\mathbf{I}_N - \frac{\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \mathbf{X}\mathbf{X}' \right) \quad \text{e} \quad |\mathbf{V}| = \prod_i \sigma^{2(J-1)} (\sigma^2 + J\sigma_t^2).$$

Substituindo $|\mathbf{V}|$ e \mathbf{V} na eq. (1), tem-se:

$$L = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{y}-\mathbf{m})' \frac{1}{\sigma^2} \left(\mathbf{I}_N - \frac{\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \mathbf{X}\mathbf{X}'\right) (\mathbf{y}-\mathbf{m})\right]}{(2\pi)^{N/2} \left[\prod_i \sigma^{2(J-1)} (\sigma^2 + J\sigma_i^2)\right]^{1/2}}$$

$$= \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \left[(\mathbf{y}-\mathbf{m})' \mathbf{I}_N (\mathbf{y}-\mathbf{m}) - \frac{\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} (\mathbf{y}-\mathbf{m})' \mathbf{X}\mathbf{X}' (\mathbf{y}-\mathbf{m})\right]\right\}}{(2\pi)^{N/2} \sigma^{2^{J-1}/2} \prod_i (\sigma^2 + J\sigma_i^2)^{1/2}} \quad (2)$$

Tem-se ainda que

$$(\mathbf{y}-\mathbf{m}) = \begin{bmatrix} y_{11}-m \\ y_{12}-m \\ \mathbf{M} \\ y_{1J}-m \\ y_{21}-m \\ \mathbf{M} \\ y_{2J}-m \\ \mathbf{M} \\ y_{I1}-m \\ \mathbf{M} \\ y_{IJ}-m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \mathbf{L} & 0 \\ 1 & 0 & & 0 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 1 & 0 & & 0 \\ 0 & 1 & & 0 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{L} & \mathbf{M} \\ 0 & 1 & & 0 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & & 1 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & \mathbf{L} & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{y}-\mathbf{m})' \mathbf{I}_N (\mathbf{y}-\mathbf{m}) = (\mathbf{y}-\mathbf{m})' (\mathbf{y}-\mathbf{m}) = \sum_i \sum_j (y_{ij}-m)^2$$

$$\mathbf{XX}' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & L & 1 & 0 & L & 0 & L & 0 & L & 0 \\ 1 & 1 & L & 1 & 0 & L & 0 & L & 0 & L & 0 \\ \mathbf{M} & & & & & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 1 & 1 & L & 1 & 0 & L & 0 & L & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 & 1 & L & 1 & L & 0 & L & 0 \\ \mathbf{M} & & & & & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & L & 0 & 1 & L & 1 & L & 0 & L & 0 \\ \mathbf{M} & & & & & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & L & 0 & 0 & L & 0 & L & 1 & L & 1 \\ \mathbf{M} & & & & & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} & & \mathbf{M} \\ 0 & 0 & L & 0 & 0 & L & 0 & & 1 & L & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{y} - \mathbf{m})' \mathbf{XX}' = \begin{bmatrix} \sum_j (y_{1j} - m) \\ \sum_j (y_{1j} - m) \\ \mathbf{M} \\ \sum_j (y_{1j} - m) \\ \sum_j (y_{2j} - m) \\ \mathbf{M} \\ \sum_j (y_{2j} - m) \\ \mathbf{M} \\ \sum_j (y_{ij} - m) \\ \mathbf{M} \\ \sum_j (y_{ij} - m) \end{bmatrix} \Rightarrow (\mathbf{y} - \mathbf{m})' \mathbf{XX}' (\mathbf{y} - \mathbf{m}) = \sum_i \left\{ \sum_j (y_{ij} - m) \left[\sum_j (y_{ij} - m) \right] \right\}$$

$$\therefore (\mathbf{y} - \mathbf{m})' \mathbf{XX}' (\mathbf{y} - \mathbf{m}) = \sum_i \left[\sum_j (y_{ij} - m) \right]^2 = \sum_i (y_{ig} - Jm)^2.$$

Substituindo os valores encontrados na eq. (2), tem-se:

$$L = \frac{\exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2 - \frac{\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \sum_i (y_{ig} - Jm)^2 \right] \right\}}{(2\pi)^{N/2} \sigma^{2^{(J-1)/2}} \prod_i (\sigma^2 + J\sigma_i^2)^{1/2}}.$$

A função assume apenas valores positivos, logo os valores dos parâmetros que a maximizam são os mesmos valores que maximizam o seu logaritmo. Assim sendo, tem-se:

$$\begin{aligned}
l &= \ln \left\{ \frac{\exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2 - \frac{\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i (y_{ig} - Jm)^2 \right] \right\}}{(2\pi)^{N/2} \sigma^{2^{I(J-1)/2}} \prod_i (\sigma^2 + J\sigma_t^2)^{1/2}} \right\} \\
&= \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2 - \frac{\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i (y_{ig} - Jm)^2 \right] \right\} + \\
&\quad - \left[\ln(2\pi)^{N/2} + \ln \sigma^{2^{I(J-1)/2}} + \ln \prod_i (\sigma^2 + J\sigma_t^2)^{1/2} \right] \\
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2 + \frac{1}{2\sigma^2} \frac{\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i (y_{ig} - Jm)^2 + \\
&\quad - \frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{I(J-1)}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2} \sum_i \ln(\sigma^2 + J\sigma_t^2) \\
&= -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{I(J-1)}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2} I \left[\ln(\sigma^2 + J\sigma_t^2) \right] - \frac{\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2}{2\sigma^2} + \\
&\quad + \frac{\sigma_t^2}{2\sigma^2(\sigma^2 + J\sigma_t^2)} \sum_i \frac{(y_{ig} - Jm)^2 J^2}{J^2} \\
l &= -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{I(J-1)}{2} \ln \sigma^2 - \frac{I}{2} \ln(\sigma^2 + J\sigma_t^2) - \frac{\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2}{2\sigma^2} + \frac{J^2 \sigma_t^2 \sum_{i=1}^I (\bar{y}_{ig} - m)^2}{2\sigma^2(\sigma^2 + J\sigma_t^2)}. \quad (3)
\end{aligned}$$

É possível rearranjar os últimos dois termos da eq. (3) de maneira que esses se relacionem com as somas de quadrados obtidas na análise da variância. Porém, antes de simplificar a eq. (3), é interessante mostrar outra maneira de se obterem as somas de quadrados relativas ao resíduo e ao tratamento, a fim de simplificar as contas:

$$\begin{aligned}
\text{SQTrat} &= \frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2 - \frac{y_{\mathbb{g}}^2}{N} = \frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2 - \frac{2y_{\mathbb{g}}^2}{N} + \frac{y_{\mathbb{g}}^2}{N} = \\
&= \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ig}^2 - 2\bar{y}_{ig}\bar{y}_{\mathbb{g}} + \bar{y}_{\mathbb{g}}^2) \\
\therefore \text{SQTrat} &= \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ig} - \bar{y}_{\mathbb{g}})^2.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{SQRes} &= \sum_i \sum_j y_{ij}^2 - \frac{1}{J} \sum_i y_{ig}^2 = \sum_i \sum_j y_{ij}^2 - 2 \sum_i \frac{y_{ig}^2}{J} + \sum_i \frac{y_{ig}^2}{J} = \\ &\therefore \text{SQRes} = \sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y}_{ig})^2. \end{aligned}$$

Pode-se, agora, rearranjar os dois últimos termos da eq. (3):

$$\begin{aligned} & -\frac{\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2}{2\sigma^2} + \frac{J^2 \sigma_t^2 \sum_i (\bar{y}_{ig} - m)^2}{2\sigma^2 (\sigma^2 + J\sigma_t^2)} = \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y}_{ig} + \bar{y}_{ig} - m)^2 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y}_{ig})^2 + \sum_i \sum_j 2(y_{ij} - \bar{y}_{ig})(\bar{y}_{ig} - m) + \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] + \\ & \quad -\frac{1}{2\sigma^2} \left[-\frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + 2 \sum_i (\bar{y}_{ig} - m) \sum_j (y_{ij} - \bar{y}_{ig}) + \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + 2 \sum_i (\bar{y}_{ig} - m)(y_{ig} - y_{ig}) + \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \right) \sum_i J (\bar{y}_{ig} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \right) \sum_i J (\bar{y}_{ig} - \bar{y}_{\text{gg}} + \bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \right) \sum_i J (\bar{y}_{ig} - \bar{y}_{\text{gg}})^2 + \sum_i 2J (\bar{y}_{ig} - \bar{y}_{\text{gg}})(\bar{y}_{\text{gg}} - m) + \sum_i J (\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_t^2}{\sigma^2 + J\sigma_t^2} \right) \sum_i \sum_j (\bar{y}_{ig} - \bar{y}_{\text{gg}})^2 + 2(\bar{y}_{\text{gg}} - m) \sum_i \left(y_{ig} - \frac{y_{\text{gg}}}{I} \right) + IJ (\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \right) \text{SQTrat} + 2(\bar{y}_{\text{gg}} - m)(y_{\text{gg}} - y_{\text{gg}}) + IJ(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \\
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \left[\text{SQRes} + \left(1 - \frac{J\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \right) \text{SQTrat} + IJ(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \\
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \text{SQRes} + \left(\frac{\sigma^2 + J\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} - \frac{J\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \right) \left[\text{SQTrat} + IJ(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \right\} \\
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \text{SQRes} + \left(\frac{\sigma^2 + J\sigma_i^2 - J\sigma_i^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \right) \left[\text{SQTrat} + IJ(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \right\} \\
&\quad \therefore -\frac{\sum_i \sum_j (y_{ij} - m)^2}{2\sigma^2} + \frac{J^2 \sigma_i^2 \sum_i (\bar{y}_{ig} - m)^2}{2\sigma^2 (\sigma^2 + J\sigma_i^2)} = \\
&= -\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \text{SQRes} + \left(\frac{\sigma^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \right) \left[\text{SQTrat} + IJ(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \right\}.
\end{aligned}$$

Substituindo o valor encontrado na eq. (3), tem-se o seguinte logaritmo da função de verossimilhança de y_{ij} :

$$\begin{aligned}
l = & -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{I(J-1)}{2} \ln \sigma^2 - \frac{I}{2} \ln (\sigma^2 + J\sigma_i^2) + \\
& -\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \text{SQRes} + \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + J\sigma_i^2} \left[\text{SQTrat} + N(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2 \right] \right\}.
\end{aligned}$$

Sabe-se que o estimador de máxima verossimilhança de uma função de parâmetros é o mesmo que a função dos estimadores de máxima verossimilhança desses parâmetros. Logo, pode-se simplificar ainda mais a notação tomando $\lambda = \sigma^2 + J\sigma_i^2$.

Assim, tem-se, a seguir, a forma final da função, que deverá ser maximizada, a fim de encontrar os estimadores de máxima verossimilhança dos parâmetros de interesse:

$$l = -\frac{N}{2} \ln 2\pi - \frac{I(J-1)}{2} \ln \sigma^2 - \frac{I}{2} \ln (\lambda) - \frac{\text{SQRes}}{2\sigma^2} - \frac{\text{SQTrat}}{2\lambda} - \frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2}{2\lambda}.$$

As equações de máxima verossimilhança são obtidas quando a função l simplificada é derivada parcialmente em relação a cada um dos parâmetros de interesse, sendo que cada uma das derivadas parciais deve ser igualada a zero.

As derivadas de l em relação a m , σ^2 e λ são, respectivamente:

$$\frac{\partial l}{\partial m} = \frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - m)}{\lambda},$$

$$\frac{\partial l}{\partial \sigma^2} = -\frac{I(J-1)}{2\sigma^2} + \frac{\text{SQRes}}{2\sigma^4} = -\frac{I(J-1)}{2\sigma^4} \left[\sigma^2 - \frac{\text{SQRes}}{I(J-1)} \right] \text{ e}$$

$$\frac{\partial l}{\partial \lambda} = -\frac{I}{2\lambda} + \frac{\text{SQTrat}}{2\lambda^2} + \frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2}{2\lambda^2} = -\frac{I}{2\lambda^2} \left(\lambda - \frac{\text{SQTrat}}{I} \right) + \frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - m)^2}{2\lambda^2}.$$

Fazendo-se $\frac{\partial l}{\partial m} = 0$, $\frac{\partial l}{\partial \sigma^2} = 0$ e $\frac{\partial l}{\partial \lambda} = 0$, tem-se:

$$\frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - \hat{m})}{\hat{\lambda}} = 0 \Rightarrow (\bar{y}_{\text{gg}} - \hat{m}) = 0 \Rightarrow \hat{m} = \bar{y}_{\text{gg}}$$

$$-\frac{I(J-1)}{2\hat{\lambda}^4} \left[\hat{\sigma}^2 - \frac{\text{SQRes}}{I(J-1)} \right] = 0 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 - \frac{\text{SQRes}}{I(J-1)} = 0 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \text{QMRes}$$

$$-\frac{I}{2\hat{\lambda}^2} \left(\hat{\lambda} - \frac{\text{SQTrat}}{I} \right) + \frac{N(\bar{y}_{\text{gg}} - \hat{m})^2}{2\hat{\lambda}^2} = 0 \Rightarrow \hat{\lambda} - \frac{\text{SQTrat}}{I} = 0 \Rightarrow \hat{\lambda} = \left(1 - \frac{1}{I} \right) \text{QMTrat}.$$

Como $\lambda = \sigma^2 + J\sigma_i^2$, tem-se que $\hat{\lambda} = \hat{\sigma}^2 + J\hat{\sigma}_i^2$ ou seja $\hat{\sigma}_i^2 = \frac{\hat{\lambda} - \hat{\sigma}^2}{J}$, logo:

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{\left(1 - \frac{1}{I} \right) \text{QMTrat} - \text{QMRes}}{J}.$$

Esses estimadores ainda não podem ser considerados os estimadores de máxima verossimilhança. É preciso verificar se eles estão contidos no espaço de existência dos parâmetros, ou seja, tem que se olhar na definição dos parâmetros antes de decidir sobre as estimativas. A notação normalmente utilizada para as estimativas encontradas pelo método da máxima verossimilhança é: \hat{m} , $\hat{\sigma}^2$ e $\hat{\sigma}_i^2$.

A seguir são dados os domínios dos parâmetros e os seus respectivos estimadores:

$$1) -\infty < m < \infty, \text{ logo } \hat{m} = \hat{m} = \bar{y}_{\text{gg}};$$

Como os componentes de variância estão relacionados entre si, um não deve ser considerado sem o outro, logo

$$2) \sigma_i^2 \geq 0 \text{ e } \sigma^2 > 0, \text{ pode-se ver que se } \left(1 - \frac{1}{I} \right) \text{QMTrat} \leq \text{QMRes} \text{ o estimador } \hat{\sigma}_i^2 \text{ dado}$$

acima toma valores negativos. Quando isso acontece, o comum é tomar o valor da

estimativa como sendo nulo. Têm-se então os seguintes estimadores dos componentes de variância encontrados pelo método da máxima verossimilhança:

$$i) \left(1 - \frac{1}{I}\right) \text{QMTrat} \geq \text{QMRes} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_t^2 = \frac{\left(1 - \frac{1}{I}\right) \text{QMTrat} - \text{QMRes}}{J} \\ \hat{\sigma}_b^2 = \text{QMRes} \end{cases}$$

$$ii) \left(1 - \frac{1}{I}\right) \text{QMTrat} < \text{QMRes} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_t^2 = 0 \\ \hat{\sigma}_b^2 = \frac{\text{SQTrat} + \text{SQRes}}{N} \end{cases}$$

Para o modelo em blocos casualizados não será mostrado todos os passos para a estimação, como foi feito para o modelo inteiramente casualizado. O método de estimação para esse modelo, será mostrado a partir das derivadas parciais da função de verossimilhança em relação aos parâmetros e combinações lineares dos mesmos.

A fim de simplificar a equação de máxima verossimilhança para o modelo matemático que considera o delineamento em blocos casualizados, definem-se as seguintes combinações lineares dos componentes de variância:

$$\theta_0 = \sigma^2, \theta_1 = \sigma^2 + J\sigma_t^2, \theta_2 = \sigma^2 + I\sigma_b^2 \text{ e } \theta_3 = \sigma^2 + J\sigma_t^2 + I\sigma_b^2 = \theta_1 + \theta_2 - \theta_0.$$

Depois de calcular as derivadas parciais do logaritmo da função de máxima verossimilhança e igualá-las a zero, chega-se ao seguinte sistema:

$$\begin{cases} \frac{1}{\theta_3} + \frac{I-1}{\theta_1} + \frac{J-1}{\theta_2} + \frac{(I-1)(J-1)}{\theta_0} = \frac{\text{SQTrat}}{\theta_1^2} + \frac{\text{SQBlocos}}{\theta_2^2} + \frac{\text{SQRes}}{\theta_0^2}, \\ \frac{1}{\theta_3} + \frac{I-1}{\theta_1} = \frac{\text{SQTrat}}{\theta_1^2}, \\ \frac{1}{\theta_3} + \frac{J-1}{\theta_2} = \frac{\text{SQBlocos}}{\theta_2^2}. \end{cases}$$

Subtraindo da primeira equação as outras duas tem-se:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\theta_3} + \frac{I-1}{\theta_1} + \frac{J-1}{\theta_2} + \frac{(I-1)(J-1)}{\theta_0} - \left(\frac{1}{\theta_3} + \frac{I-1}{\theta_1}\right) - \left(\frac{1}{\theta_3} + \frac{J-1}{\theta_2}\right) = \\ & = \frac{\text{SQTrat}}{\theta_1^2} + \frac{\text{SQBlocos}}{\theta_2^2} + \frac{\text{SQRes}}{\theta_0^2} - \frac{\text{SQTrat}}{\theta_1^2} - \frac{\text{SQBlocos}}{\theta_2^2} \\ & \frac{(I-1)(J-1)}{\theta_0} - \frac{1}{\theta_3} = \frac{\text{SQRes}}{\theta_0^2}. \end{aligned} \tag{4}$$

Este resultado permite que as três equações sejam reescritas de uma maneira que torne mais simples a resolução do sistema. Tomando a eq. (4) como exemplo, tem-se:

$$\begin{aligned} \frac{(I-1)(J-1)}{\theta_0} - \frac{1}{\theta_3} &= \frac{\text{SQRes}}{\theta_0^2} \\ \frac{(I-1)(J-1)}{\theta_0} - \frac{\text{SQRes}}{\theta_0^2} &= \frac{1}{\theta_3} \\ \frac{(I-1)(J-1)\theta_0 - \text{SQRes}}{\theta_0^2} &= \frac{1}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)} \\ (I-1)(J-1)(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)\theta_0 - \text{SQRes}(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0) &= \theta_0^2 \\ \theta_0 &= \frac{\text{SQRes}}{(I-1)(J-1)} + \frac{\theta_0^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(I-1)(J-1)} \text{ e} \\ \theta_0 &= \text{QMRes} + \frac{\theta_0^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(I-1)(J-1)}. \end{aligned}$$

De maneira análoga as outras duas equações podem ser escritas das seguintes formas:

$$\theta_1 = \text{QMTrat} + \frac{\theta_1^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(I-1)} \text{ e } \theta_2 = \text{QMBlocos} + \frac{\theta_2^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(J-1)}.$$

Tem-se, então, o seguinte sistema:

$$\begin{cases} \theta_0 = \text{QMRes} + \frac{\theta_0^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(I-1)(J-1)}, \\ \theta_1 = \text{QMTrat} + \frac{\theta_1^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(I-1)}, \\ \theta_2 = \text{QMBlocos} + \frac{\theta_2^2}{(\theta_1 + \theta_2 - \theta_0)(J-1)}. \end{cases}$$

A maneira de se resolver esse sistema é por iteração. O método iterativo a ser utilizado será discutido mais adiante.

Após encontrados os valores de θ_0 , θ_1 e θ_2 , podem-se encontrar os valores de σ^2 , σ_t^2 e σ_b^2 , através das expressões $\sigma^2 = \theta_0$, $\sigma_t^2 = \frac{\theta_1 - \theta_0}{J}$ e $\sigma_b^2 = \frac{\theta_2 - \theta_0}{I}$.

A seguir, são dados os domínios dos parâmetros e os seus respectivos estimadores.

Como os componentes de variância estão relacionados entre si, um não deve ser considerado sem o outro. Os espaços paramétricos são definidos por: $\sigma_b^2 \geq 0$, $\sigma_t^2 \geq 0$ e $\sigma^2 > 0$, pode-se ver que se $\hat{\theta}_1 < \hat{\theta}_0$ o estimador $\hat{\sigma}_t^2$ dado toma valores negativos, quando isso acontece, o comum é tomar o valor da estimativa como sendo nulo. Analogamente, se $\hat{\theta}_2 < \hat{\theta}_0$ o estimador $\hat{\sigma}_b^2$ dado toma valores negativos. Como $\hat{\theta}_0$ é sempre positivo, não há a necessidade de preocupar-se com ele. Têm-se então os seguintes estimadores dos componentes de variância encontrados pelo método da máxima verossimilhança:

$$i) \hat{\theta}_1 \geq \hat{\theta}_0 \text{ e } \hat{\theta}_2 \geq \hat{\theta}_0 \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_b^2 = \hat{\theta}_0 \\ \hat{\sigma}_t^2 = \frac{\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_0}{J} \\ \hat{\sigma}_b^2 = \frac{\hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_0}{I} \end{cases}$$

$$ii) \hat{\theta}_1 < \hat{\theta}_0 \text{ e } \hat{\theta}_2 \geq \hat{\theta}_0 \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_b^2 = \hat{\theta}_0 \\ \hat{\sigma}_t^2 = 0 \\ \hat{\sigma}_b^2 = \frac{\hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_0}{I} \end{cases}$$

$$\text{em que } \hat{\theta}_0 \text{ passa a ser: } \hat{\theta}_0 = \frac{\text{SQRes} + \text{SQTrat}}{J(I-1)} + \frac{\hat{\theta}_0^2}{(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_0)(I-1)(J-1)};$$

$$iii) \hat{\theta}_1 \geq \hat{\theta}_0 \text{ e } \hat{\theta}_2 < \hat{\theta}_0 \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_b^2 = \hat{\theta}_0 \\ \hat{\sigma}_t^2 = \frac{\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_0}{J} \\ \hat{\sigma}_b^2 = 0 \end{cases}$$

$$\text{em que } \hat{\theta}_0 \text{ passa a ser: } \hat{\theta}_0 = \frac{\text{SQRes} + \text{SQBlocos}}{I(J-1)} + \frac{\hat{\theta}_0^2}{(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_0)(I-1)(J-1)};$$

$$iv) \hat{\theta}_1 < \hat{\theta}_0 \text{ e } \hat{\theta}_2 < \hat{\theta}_0 \Rightarrow \begin{cases} \hat{\sigma}_b^2 = \hat{\theta}_0 \\ \hat{\sigma}_t^2 = 0 \\ \hat{\sigma}_b^2 = 0 \end{cases}$$

em que $\hat{\theta}_0$ passa a ser:

$$\hat{\theta}_0 = \frac{\text{SQRes} + \text{SQTrat} + \text{SQBlocos}}{IJ} + \frac{\hat{\theta}_0^2}{(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_0)(I-1)(J-1)}.$$

3.2.3 Método iterativo para a obtenção dos θ 's

O método iterativo a ser utilizado, consiste em, primeiramente, estabelecer um vetor s_0 de soluções iniciais, em seguida, deve-se calcular um novo vetor s_1 de soluções encontradas ao substituir o vetor s_0 no sistema. Se s_0 e s_1 forem iguais, considera-se encerrado o processo iterativo e toma-se s_1 como o vetor solução. Se s_0 e s_1 diferirem entre si, calcula-se um novo vetor de soluções s_2 , a partir do vetor s_1 . Se s_1 e s_2 forem iguais, considera-se encerrado o processo iterativo e toma-se s_2 como o vetor solução. Se s_1 e s_2 diferirem entre si, continua-se com o processo até serem encontrados dois vetores solução seguidos que sejam idênticos entre si.

3.2.4 Coeficiente de herdabilidade

Neste trabalho, será utilizado o coeficiente de herdabilidade no sentido restrito, ou seja, $h^2 = \frac{V_a}{V_f}$. Sendo assim, para estimar h^2 é necessário fazer a relação entre as variâncias aditiva e fenotípica com o modelo utilizado na simulação dos dados. Novamente será utilizado, como um exemplo, o modelo inteiramente ao acaso.

É necessário conhecer as variâncias relacionadas a y_{ij} a fim de relacioná-las com as variâncias utilizadas no cálculo de h^2 . Tem-se:

$$\begin{aligned} V(y_{ij}) &= V(m + t_i + e_{ij}) = E\left[(m + t_i + e_{ij})^2\right] - \left[E(m + t_i + e_{ij})\right]^2 \\ &= E\left[m^2 + (t_i)^2 + (e_{ij})^2 + dp\right] - m^2 = m^2 + \sigma_t^2 + \sigma^2 - m^2 \\ &\therefore V(y_{ij}) = \sigma_t^2 + \sigma^2. \end{aligned}$$

A variância total de y_{ij} , também pode ser considerada como a variância fenotípica (V_f), relativa aos supostos indivíduos dos quais teriam sido retiradas as informações descritas pelo conjunto de dados se esse não fosse simulado e sim coletado de uma amostra aleatória retirada de uma população. Assim sendo, tem-se: $V_f = \sigma_t^2 + \sigma^2$.

Segundo o modelo inteiramente casualizado, tem-se que a covariância entre observações pertencentes a tratamentos diferentes é nula e a covariância entre observações pertencentes ao mesmo tratamento, porém em repetições distintas, é igual a σ_t^2 . De fato:

$$\begin{aligned}\text{cov}(y_{ij}, y_{i'j'}) &= E\left\{\left[y_{ij} - E(y_{ij})\right]\left[y_{i'j'} - E(y_{i'j'})\right]\right\} \\ &= E\left[(m + t_i + e_{ij} - m)(m + t_{i'} + e_{i'j'} - m)\right] \\ &= E\left[(t_i + e_{ij})(t_{i'} + e_{i'j'})\right] \\ &= E(t_i t_{i'} + t_i e_{i'j'} + t_{i'} e_{ij} + e_{ij} e_{i'j'}) = 0.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{cov}(y_{ij}, y_{ij'}) &= E\left\{\left[y_{ij} - E(y_{ij})\right]\left[y_{ij'} - E(y_{ij'})\right]\right\} \\ &= E\left[(m + t_i + e_{ij} - m)(m + t_i + e_{ij'} - m)\right] \\ &= E\left[(t_i + e_{ij})(t_i + e_{ij'})\right] \\ &= E(t_i^2 + t_i e_{ij'} + t_i e_{ij} + e_{ij} e_{ij'}) = \sigma_t^2.\end{aligned}$$

Sendo assim, a variância aditiva está relacionada a σ_t^2 , pois a covariância entre duas observações referentes ao mesmo tratamento em repetições diferentes é relativa a variabilidade existente no ambiente, e que não pode ser controlada por completo durante a aplicação de um experimento.

Segundo Falconer e Mackay (1987) $\text{cov}(y_{ij}, y_{ij'}) = \frac{1}{4}V_a$. Pode-se, então, igualar $\sigma_t^2 = \frac{1}{4}V_a$, ou seja: $V_a = 4\sigma_t^2$.

Logo, tem-se o seguinte estimador do coeficiente de herdabilidade:

$$\hat{h}^2 = \frac{4\hat{\sigma}_t^2}{\hat{\sigma}_t^2 + \hat{\sigma}^2}.$$

Para o modelo em blocos casualizados tem-se o seguinte estimador do coeficiente de herdabilidade:

$$\hat{h}^2 = \frac{4\hat{\sigma}_t^2}{\hat{\sigma}_t^2 + \hat{\sigma}_b^2 + \hat{\sigma}^2}.$$

3.2.5 Dispersão dos dados

Serão obtidas mil estimativas para cada um dos parâmetros de interesse. Essas estimativas serão agrupadas em vetores, de dimensão 1000×1 sendo que cada vetor vai conter as estimativas referentes a um dos parâmetros.

Esses vetores serão inseridos no software SAS, e através do comando **PROC UNIVARIATE**, serão obtidas algumas estatísticas descritivas de interesse, como a média aritmética e a variância amostral, gráficos de dispersão e histogramas.

As estatísticas descritivas e os gráficos de dispersão auxiliam na visualização do conjunto de dados e na comparação dos métodos de estimação.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados serão mostrados em forma de tabelas para cada caso simulado. Para a construção dessas tabelas, são consideradas as 1000 estimativas encontradas para cada parâmetro em cada um dos casos.

A comparação dos métodos de estimação será feita através do estudo de algumas estatísticas descritivas e de histogramas que serão feitos para cada um dos conjuntos de estimativas provenientes das 80 simulações realizadas.

Com base nessas informações serão feitas as comparações entre os dois métodos de estimação de componentes de variância e de coeficientes de herdabilidade.

Como a dispersão dos dados estimados não se diferencia muito de caso para caso, serão utilizados, a fim de ilustração e comparação, os histogramas relativos a três simulações de cada caso. Para cada caso serão feitos os histogramas relativos a $\sigma^2 = 10$, $\sigma^2 = 50$ e $\sigma^2 = 100$. Os histogramas serão dispostos de dois em dois, de maneira a facilitar a comparação entre a dispersão dos dados relativos a um mesmo parâmetro estimado pelos métodos da ANOVA e MV.

Os histogramas relativos a determinado σ^2 dentro de um caso se situarão logo em seguida da tabela contendo as estatísticas descritivas para o mesmo σ^2 dentro do caso em questão, tanto para o delineamento inteiramente casualizado quanto para o delineamento em blocos casualizados.

4.1 Delineamento inteiramente casualizado

Foram feitas 40 simulações, divididas em 4 casos, considerando o delineamento inteiramente casualizado. Cada um dos 4 casos considera um valor fixo para o coeficiente de herdabilidade e 10 valores distintos para o componente de variância relacionado ao erro. O componente de variância relacionado ao efeito de tratamentos é calculado com base nos dois

valores fixados, através da equação
$$h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma_t^2 + \sigma^2}.$$

4.1.1. Primeiro caso: $h^2 = 0,10$

Tabela 3 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 10$ e $\sigma_t^2 = 0,2564$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	9,9250	0,9279	0,8611	7,2248	13,0159
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,2692	0,3737	0,1397	-0,6059	1,6948
	\hat{h}^2	0,1049	0,1449	0,021	-0,2376	0,6742
MV	$\hat{\sigma}^2$	9,8732	0,9033	0,8160	7,2248	12,5462
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,2705	0,2999	0,0899	0	1,5951
	\hat{h}^2	0,1062	0,1169	0,0137	0	0,6404

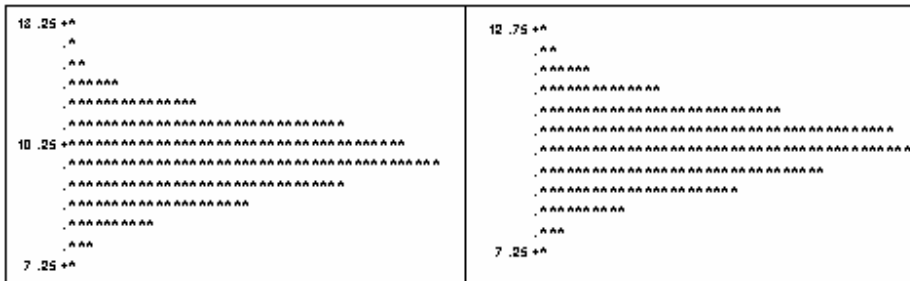


Figura 1 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

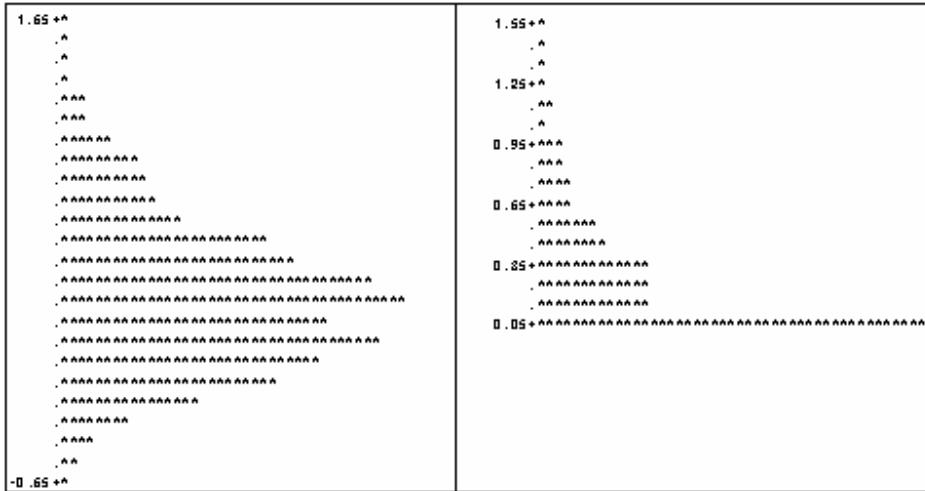


Figura 2 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 0,2564$

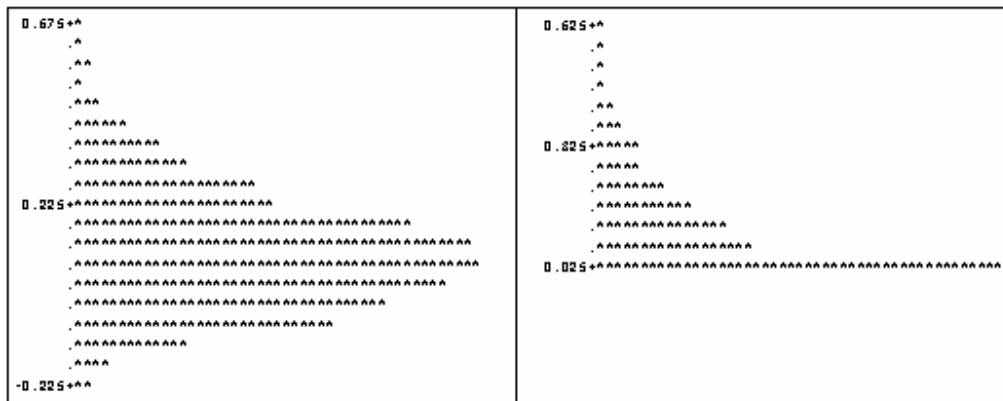


Figura 3 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

Tabela 4 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 0,5128$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9068	1,8048	3,2573	14,6814	26,0927
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,5349	0,7708	0,5942	-1,5954	3,5534
	\hat{h}^2	0,1029	0,1482	0,0219	-0,3015	0,6711
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,7914	1,7613	3,1021	14,6814	26,0813
	$\hat{\sigma}_p^2$	0,5493	0,6051	0,3662	0	3,3252
	\hat{h}^2	0,1069	0,1161	0,0135	0	0,6373

Tabela 5 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 30$ e $\sigma_t^2 = 0,7692$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0189	2,8574	8,1645	22,3655	41,1207
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,817	1,1352	1,2887	-1,7634	5,0606
	\hat{h}^2	0,1044	0,1453	0,0211	-0,2607	0,5966
MV	$\hat{\sigma}^2$	29,9688	2,8276	7,9952	21,5471	40,4571
	$\hat{\sigma}_p^2$	0,8286	0,8964	0,8036	0	4,7406
	\hat{h}^2	0,1071	0,1146	0,0131	0	0,5644

Tabela 6 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 40$ e $\sigma_i^2 = 1,0256$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	39,7143	3,6918	13,6294	29,452	53,9953
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,0809	1,3899	1,9319	-3,3168	6,5884
	\hat{h}^2	0,1049	0,1339	0,0179	-0,2761	0,6444
MV	$\hat{\sigma}_0^2$	39,8995	3,7467	14,0381	29,6503	51,9882
	$\hat{\sigma}_p^2$	1,0593	1,1111	1,2346	0	6,1809
	\hat{h}^2	0,1037	0,1072	0,0115	0	0,6112

Tabela 7 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 50$ e $\sigma_i^2 = 1,2821$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	50,2739	4,5868	21,0391	38,7127	67,8144
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,3669	1,8826	3,5444	-3,4166	10,6378
	\hat{h}^2	0,1041	0,1434	0,0206	-0,2604	0,7578
MV	$\hat{\sigma}_0^2$	50,0232	4,5081	20,3229	38,4714	67,7436
	$\hat{\sigma}_p^2$	1,3618	1,5121	2,2865	0	10,0302
	\hat{h}^2	0,1048	0,1152	0,0133	0	0,7223

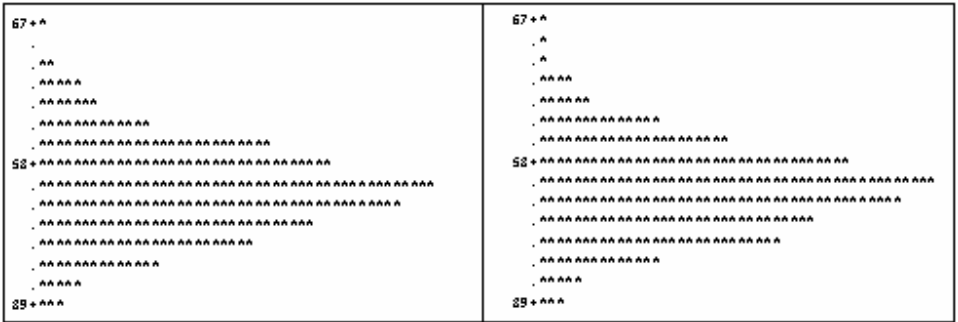


Figura 4 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

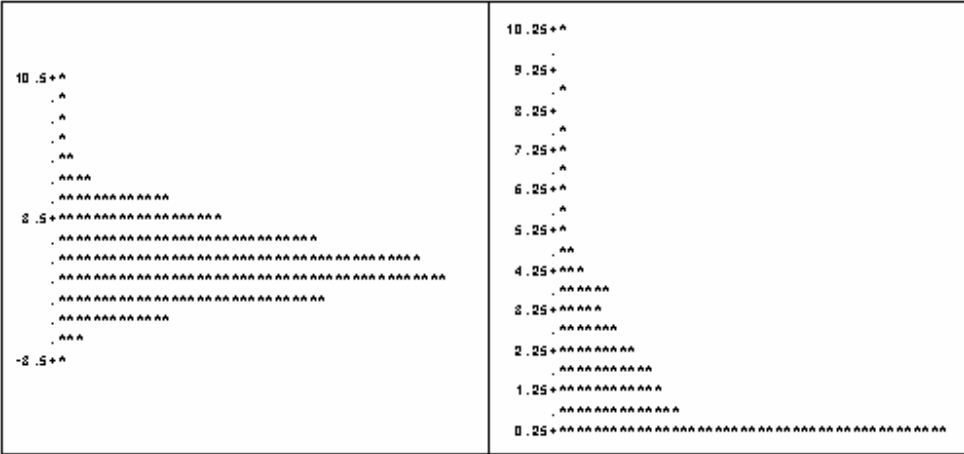


Figura 5 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 1,2821$

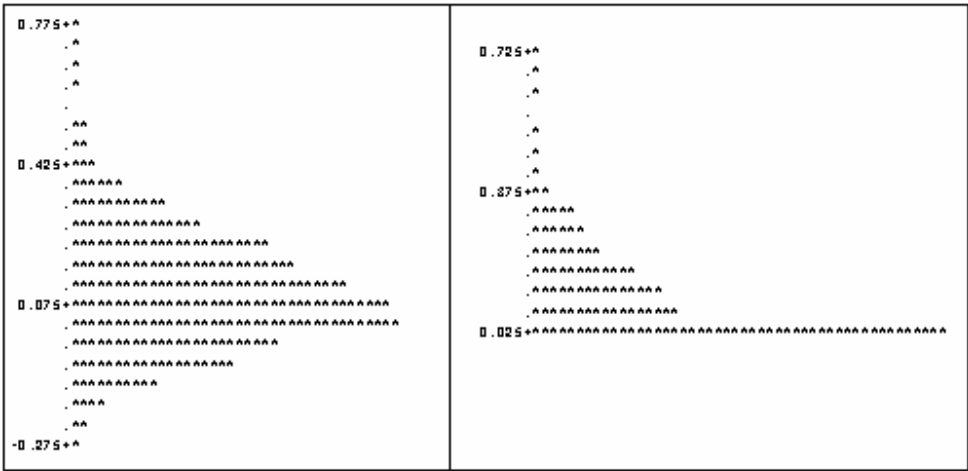


Figura 6 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

Tabela 8 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 60$ e $\sigma_i^2 = 1,5385$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	59,8087	5,6533	31,9599	44,7471	79,2012
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,6007	2,3131	5,3504	-5,0229	11,7708
	\hat{h}^2	0,1026	0,1485	0,0221	-0,2709	0,6571
MV	$\hat{\sigma}_0^2$	60,0321	5,8067	33,7178	44,3368	81,4568
	$\hat{\sigma}_p^2$	1,6486	1,8028	3,25	0	11,0605
	\hat{h}^2	0,1069	0,1122	0,0133	0	0,6236

Tabela 9 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 70$ e $\sigma_i^2 = 1,7949$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,0905	6,4954	42,1907	52,0324	91,9486
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,8878	2,708	7,3334	-5,0709	11,3984
	\hat{h}^2	0,1031	0,148	0,0219	-0,3016	0,628
MV	$\hat{\sigma}_0^2$	69,6229	6,688	44,7297	51,9779	93,0759
	$\hat{\sigma}_p^2$	1,9229	2,1451	4,6012	0	10,6977
	\hat{h}^2	0,1062	0,117	0,0137	0	0,5952

Tabela 10 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 80$ e $\sigma_i^2 = 2,0513$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	80,3487	7,3133	53,4842	56,664	106,6998
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,0432	2,9569	8,7433	-4,9403	15,5593
	\hat{h}^2	0,0985	0,1421	0,0202	-0,2245	0,7007
MV	$\hat{\sigma}^2$	79,9174	7,1389	50,9643	56,664	104,1412
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,0714	2,3622	5,5798	0	14,6439
	\hat{h}^2	0,1007	0,1138	0,0129	0	0,6663

Tabela 11 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 90$ e $\sigma_i^2 = 2,3077$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,1938	8,8368	78,0887	67,4695	121,1702
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,4478	3,4331	11,7862	-6,0364	18,0699
	\hat{h}^2	0,1045	0,1458	0,0213	-0,2549	0,7539
MV	$\hat{\sigma}^2$	89,7283	8,644	74,7188	67,4695	121,1702
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,4546	2,7729	7,6887	0	17,0359
	\hat{h}^2	0,1057	0,1179	0,0139	0	0,7185

Tabela 12 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 100$ e $\sigma_i^2 = 2,5641$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	99,5601	9,1252	83,2696	75,8051	134,3445
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,6587	3,7969	14,4164	-6,4811	16,3774
	\hat{h}^2	0,1026	0,1454	0,0211	-0,2705	0,6315
MV	$\hat{\sigma}^2$	99,0018	8,875	78,7664	75,8051	130,9853
	$\hat{\sigma}_p^2$	2,7125	3,0075	9,0451	0	15,3448
	\hat{h}^2	0,1056	0,1149	0,0132	0	0,5986

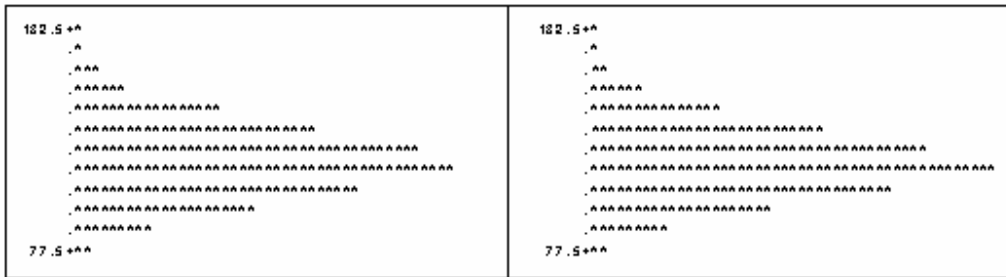


Figura 7 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

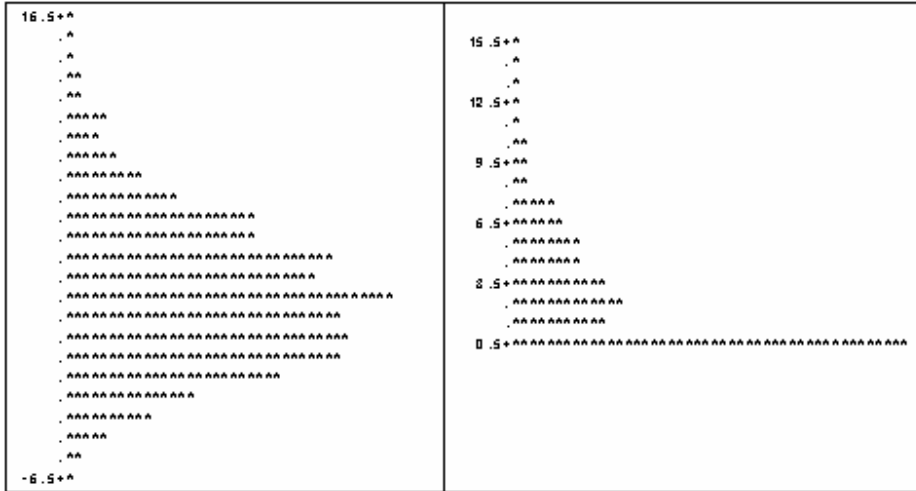


Figura 8 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 2,5641$

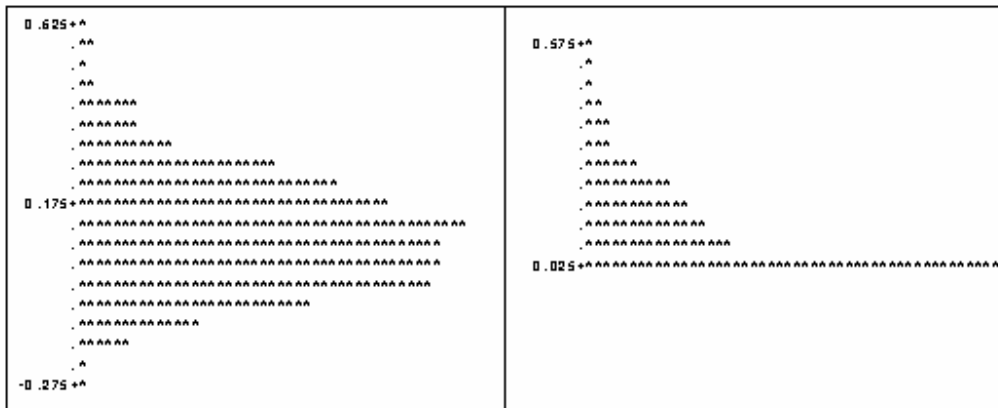


Figura 9 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

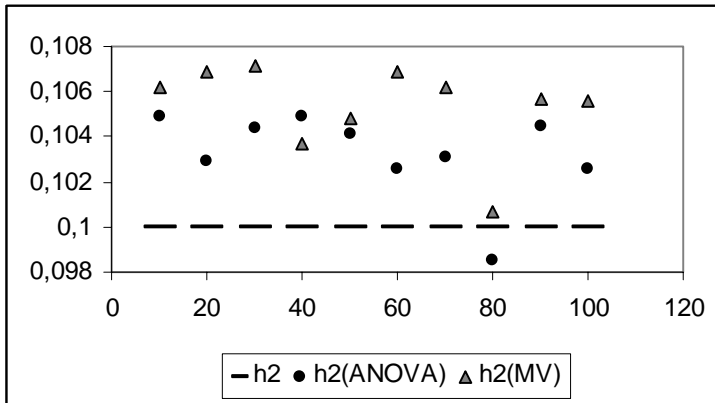


Figura 10 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,1$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

Sobre a estimação do componente de variância relativo ao erro experimental, pode-se notar que, em média, o método da análise da variância e o método da máxima verossimilhança são bastante semelhantes; ambos fornecem estimativas próximas do valor de referência e a dispersão das estimativas, em ambos os casos, possui uma leve assimetria à direita.

Para o componente de variância relativo aos tratamentos, nota-se uma diferença um pouco maior entre os dois métodos. O método da ANOVA proporciona, em média, uma estimativa um pouco mais próxima do valor de referência do que aquela fornecida pelo método da MV, o contrário ocorreu em apenas dois casos, ilustrados nas Tabelas 6 e 7. A diferença entre os dois métodos fica bastante visível ao comparar os histogramas fornecidos por cada método. A dispersão dos dados encontrados pelo método da ANOVA é levemente assimétrica à direita, enquanto a dispersão dos dados fornecidos pelo método da MV não possui simetria alguma, devido à restrição imposta pelo método de não aceitar estimativas negativas, o que provavelmente leva as estimativas encontradas por esse método a terem um viés

A estimação do coeficiente de herdabilidade se assemelha bastante à do componente de variância relativo ao efeito de tratamento. O método da ANOVA fornece estimativas um pouco mais próximas do valor de referência, mas o desvio padrão apresentado pelo método da MV é, também, um pouco menor. No que diz respeito à dispersão dos dados, o método da ANOVA mostra certa simetria, enquanto o método da MV é completamente assimétrico.

4.1.2 Segundo caso: $h^2 = 0,30$

Tabela 13 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 10$ e $\sigma_i^2 = 0,8108$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	9,9673	0,9488	0,9001	7,3115	13,1553
	$\hat{\sigma}_i^2$	0,7962	0,517	0,2673	-0,5199	3,4875
	\hat{h}^2	0,2926	0,1825	0,0333	-0,1992	1,1771
MV	$\hat{\sigma}^2$	9,9615	0,9412	0,8859	7,3115	13,1553
	$\hat{\sigma}_i^2$	0,7312	0,4853	0,2355	0	3,3145
	\hat{h}^2	0,2708	0,1728	0,0299	0	1,1354

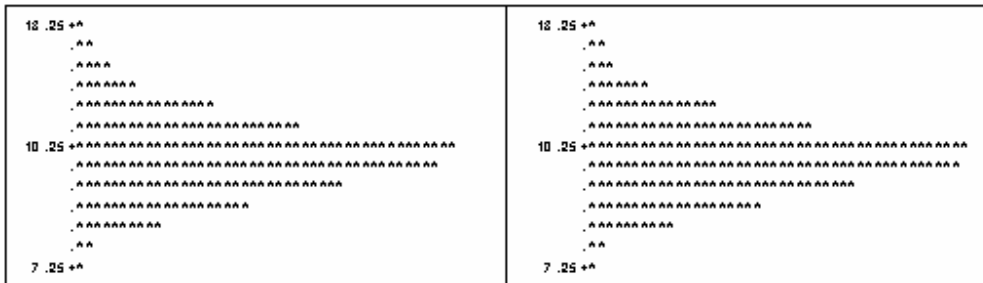


Figura 11 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

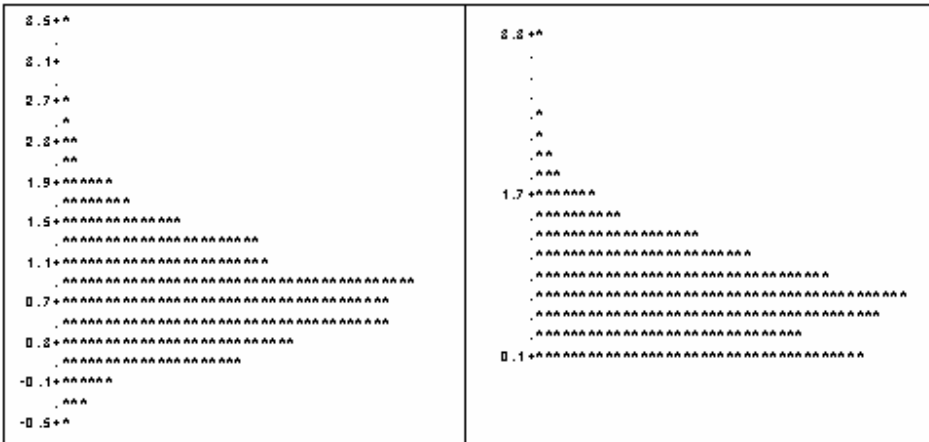


Figura 12 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 0,8108$

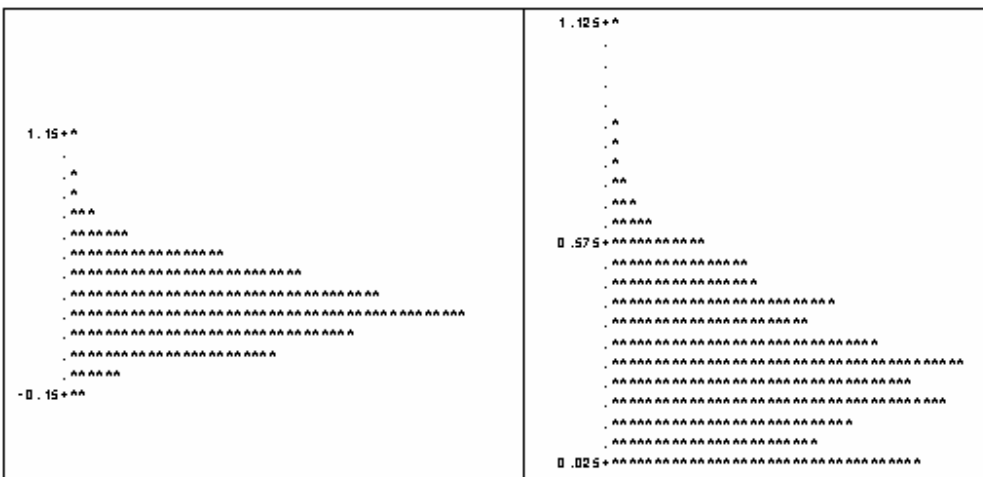


Figura 13 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

Tabela 14 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 20$ e $\sigma_i^2 = 1,6216$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	20,0445	1,8559	3,4442	15,227	25,9232
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,6735	1,0769	1,1599	-1,2044	6,3206
	\hat{h}^2	0,3047	0,1883	0,0354	-0,2242	1,0295
MV	$\hat{\sigma}^2$	20,0273	1,8451	3,4043	15,227	25,9232
	$\hat{\sigma}_p^2$	1,5437	1,0049	1,0098	0	5,9948
	\hat{h}^2	0,2833	0,177	0,0313	0	0,9895

Tabela 15 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 30$ e $\sigma_i^2 = 2,4324$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	29,9903	2,8335	8,0287	21,5471	40,6908
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,3955	1,5659	2,4522	-0,9834	8,9728
	\hat{h}^2	0,2908	0,181	0,0328	-0,1557	0,9897
MV	$\hat{\sigma}^2$	29,9688	2,8276	7,9952	21,5471	40,4571
	$\hat{\sigma}_p^2$	2,2012	1,4685	2,1566	0	8,5047
	\hat{h}^2	0,2693	0,1712	0,0293	0	0,9503

Tabela 16 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 40$ e $\sigma_i^2 = 3,2432$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	39,9355	3,7627	14,158	29,6503	51,9882
	$\hat{\sigma}_i^2$	3,3177	2,1692	4,7056	-2,2301	12,3898
	\hat{h}^2	0,3023	0,1886	0,0356	-0,1972	0,9573
MV	$\hat{\sigma}^2$	39,8993	3,7467	14,0381	29,6503	51,9882
	$\hat{\sigma}_p^2$	3,0603	2,0229	4,0919	0	11,7367
	\hat{h}^2	0,281	0,1773	0,0314	0	0,9185

Tabela 17 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 50$ e $\sigma_i^2 = 4,0541$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	49,9426	4,6641	21,7543	35,365	65,5873
	$\hat{\sigma}_i^2$	4,1418	2,6912	7,2425	-1,9213	15,2203
	\hat{h}^2	0,3028	0,1895	0,0385	-0,1586	1,067
MV	$\hat{\sigma}^2$	49,9075	4,6471	21,5959	35,365	65,5873
	$\hat{\sigma}_p^2$	3,8114	2,5296	6,3988	0	14,4158
	\hat{h}^2	0,2808	0,1798	0,0323	0	1,0266

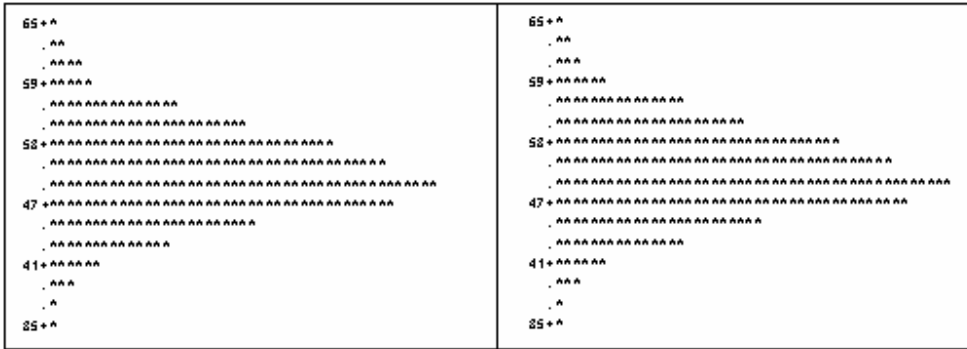


Figura 14 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

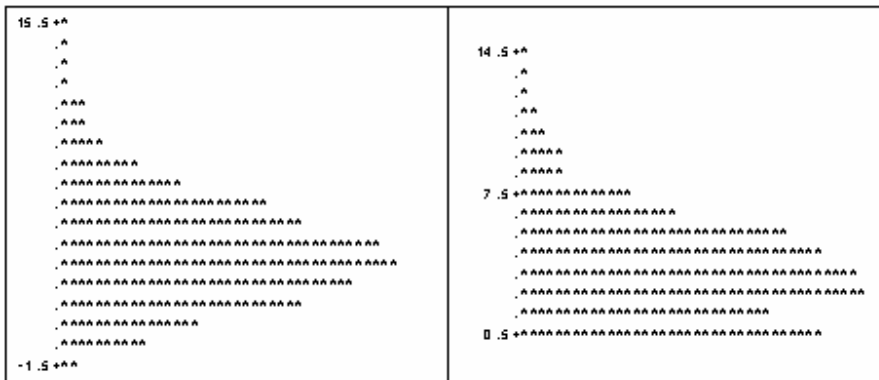


Figura 15 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma^2 = 4,0541$

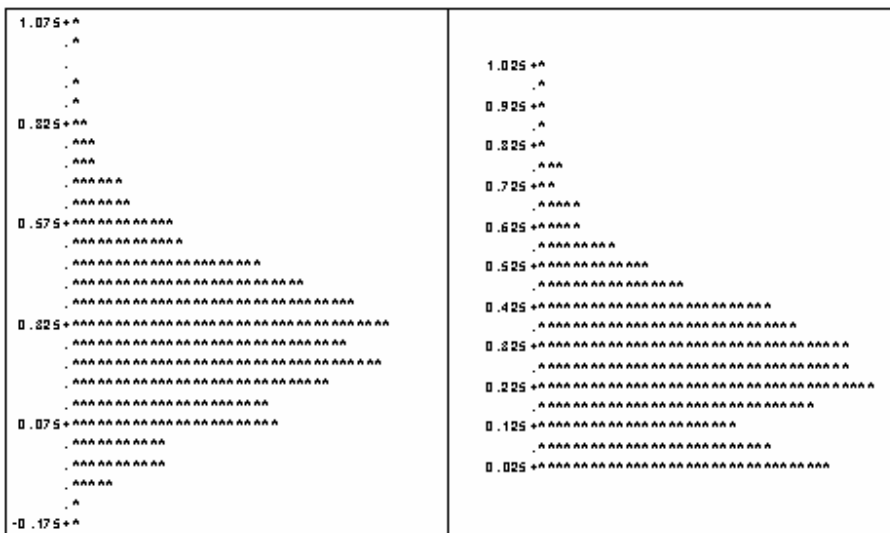


Figura 16 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

Tabela 18 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 60$ e $\sigma_i^2 = 4,8649$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	60,0854	5,8367	34,0673	44,3368	81,4568
	$\hat{\sigma}_i^2$	4,8291	3,0922	9,5615	-2,8169	16,9853
	\hat{h}^2	0,294	0,1808	0,0327	-0,1687	0,9906
MV	$\hat{\sigma}^2$	60,0321	5,8067	33,7178	44,3368	81,4568
	$\hat{\sigma}_i^2$	4,4488	2,8779	8,2822	0	16,0995
	\hat{h}^2	0,2729	0,1696	0,0288	0	0,9512

Tabela 19 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 70$ e $\sigma_i^2 = 5,6757$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	69,6972	6,7485	45,5418	51,9779	93,0759
	$\hat{\sigma}_i^2$	5,4966	3,7138	13,7922	-3,8303	20,9297
	\hat{h}^2	0,2888	0,1873	0,0351	-0,2088	0,944
MV	$\hat{\sigma}^2$	69,6229	6,688	44,7297	51,9779	93,0759
	$\hat{\sigma}_i^2$	5,0722	3,4456	11,8722	0	19,7954
	\hat{h}^2	0,2985	0,1753	0,0307	0	0,9053

Tabela 20 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 80$ e $\sigma_i^2 = 6,4865$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	80,0711	7,7549	60,1393	59,4929	107,3634
	$\hat{\sigma}_i^2$	6,649	4,1593	17,2996	-3,4949	26,4279
	\hat{h}^2	0,2899	0,1829	0,0334	-0,1856	0,9892
MV	$\hat{\sigma}^2$	79,998	7,7196	59,5922	59,4929	107,2757
	$\hat{\sigma}_p^2$	5,8479	3,8729	14,9993	0	25,0491
	\hat{h}^2	0,2691	0,1716	0,0295	0	0,9498

Tabela 21 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 90$ e $\sigma_i^2 = 7,2973$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,0303	8,1744	66,8204	63,9802	115,2724
	$\hat{\sigma}_i^2$	7,2288	4,7972	23,0134	-3,1124	27,8562
	\hat{h}^2	0,2929	0,1866	0,0348	-0,1431	0,9393
MV	$\hat{\sigma}^2$	89,9731	8,1594	66,5756	63,9802	115,2724
	$\hat{\sigma}_p^2$	6,6368	4,5171	20,4039	0	26,3789
	\hat{h}^2	0,2709	0,1773	0,0314	0	0,9007

Tabela 22 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 100$ e $\sigma_i^2 = 8,1081$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	99,7024	9,3536	87,4897	75,7024	139,483
	$\hat{\sigma}_i^2$	8,0705	5,0867	25,8742	-3,8582	27,1056
	\hat{h}^2	0,2954	0,1795	0,0322	-0,1621	0,9318
MV	$\hat{\sigma}^2$	99,6298	9,3234	86,9259	75,7024	137,3875
	$\hat{\sigma}_i^2$	7,4216	4,7595	22,6525	0	25,6061
	\hat{h}^2	0,2737	0,1693	0,0287	0	0,8934

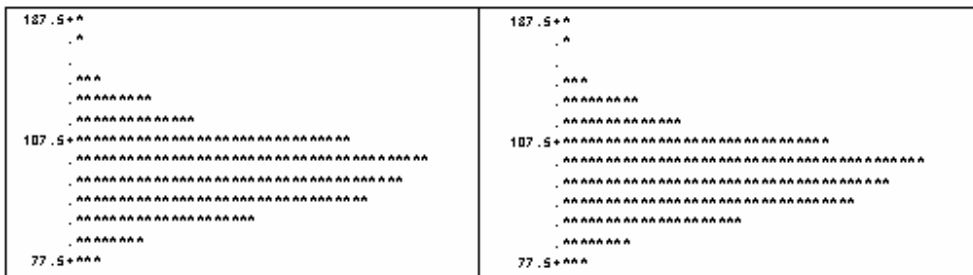


Figura 17 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

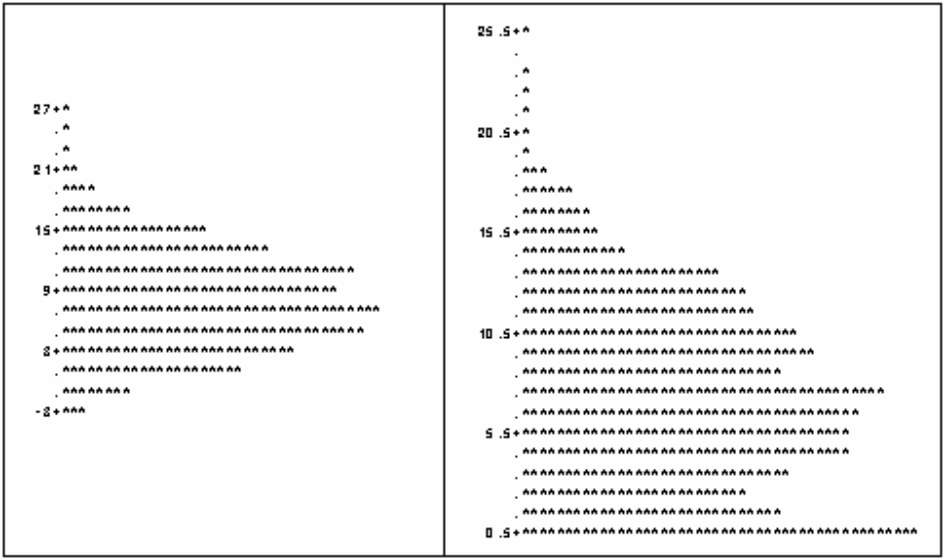


Figura 18 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 8,1081$

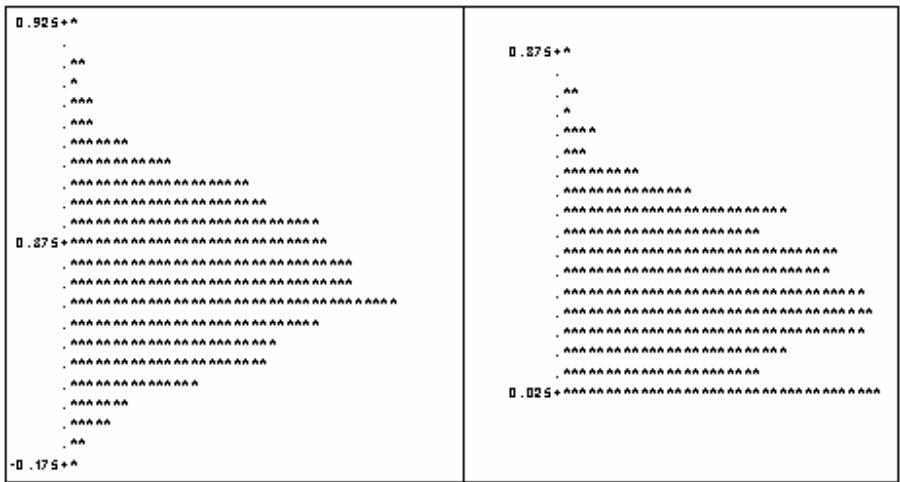


Figura 19 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

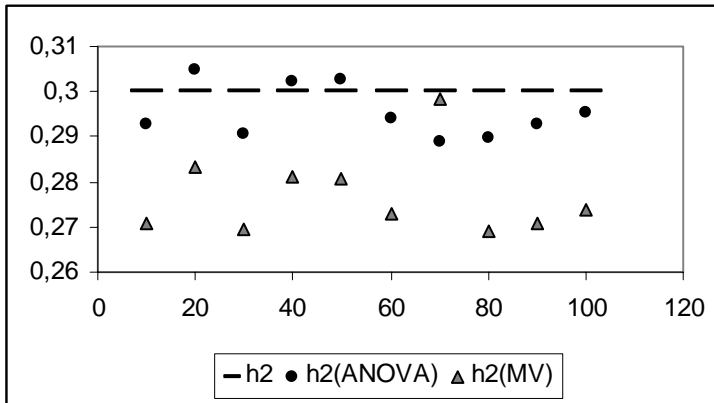


Figura 20 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,3$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

Para o componente de variância relativo ao erro experimental, ambos os métodos se aproximam, em média do valor de referência. Na maioria dos casos o método da ANOVA fornece estimativas mais aproximadas do valor esperado do que o método da MV, porém o método da MV demonstra um menor desvio padrão no cálculo das estimativas. O histograma relativo aos dois métodos, referentes a esse componente, são bastante parecidos; ambos possuem uma leve assimetria à direita.

No que diz respeito ao componente de variância relativo ao efeito de tratamentos, o método da MV subestima, em média, esse componente, em todos os casos. O método da ANOVA, em geral, se aproxima mais do valor de referência do que o método da MV, porém possui um maior desvio padrão. Em relação aos gráficos de dispersão, pode-se notar que o histograma relativo ao método da ANOVA possui uma assimetria à direita muito menor do que a assimetria presente no gráfico relacionado ao método da MV. Isso se deve ao fato do método da ANOVA fornecer dados negativos, enquanto o método da MV tem como estimativa mínima o valor zero.

Sobre a estimação do coeficiente de herdabilidade, pode-se notar que todas as estimativas, em média, fornecidas pelo método da MV subestimam o valor inserido na simulação, além disso, o método da ANOVA, na maioria dos casos, se aproxima mais do valor de referência do que o método da MV. Os gráficos de dispersão, nesse caso, se assemelham bastante aos gráficos obtidos para os componentes de variância relativo ao efeito de tratamentos.

4.1.3 Terceiro caso: $h^2 = 0,50$

Tabela 23 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 10$ e $\sigma_i^2 = 1,4286$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	9,9788	0,9182	0,843	7,6763	13,6977
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,4126	0,6741	0,4544	-0,4099	4,1123
	\hat{h}^2	0,4883	0,2131	0,0454	-0,1638	1,2924
MV	$\hat{\sigma}^2$	9,9772	0,9171	0,841	7,6763	13,6977
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,3178	0,6438	0,4145	0	3,9133
	\hat{h}^2	0,4596	0,2066	0,0427	0	1,2494

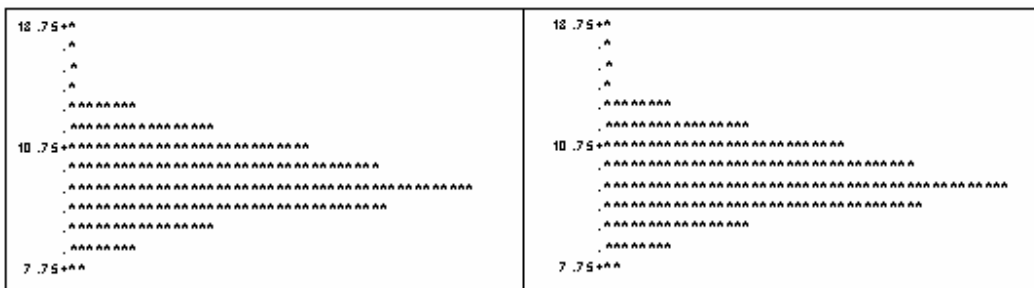


Figura 21 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

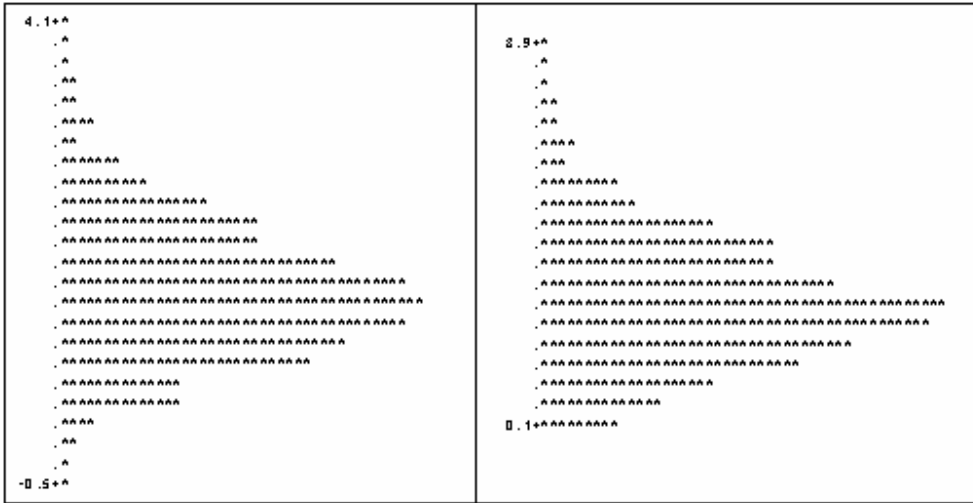


Figura 22 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 1,4286$

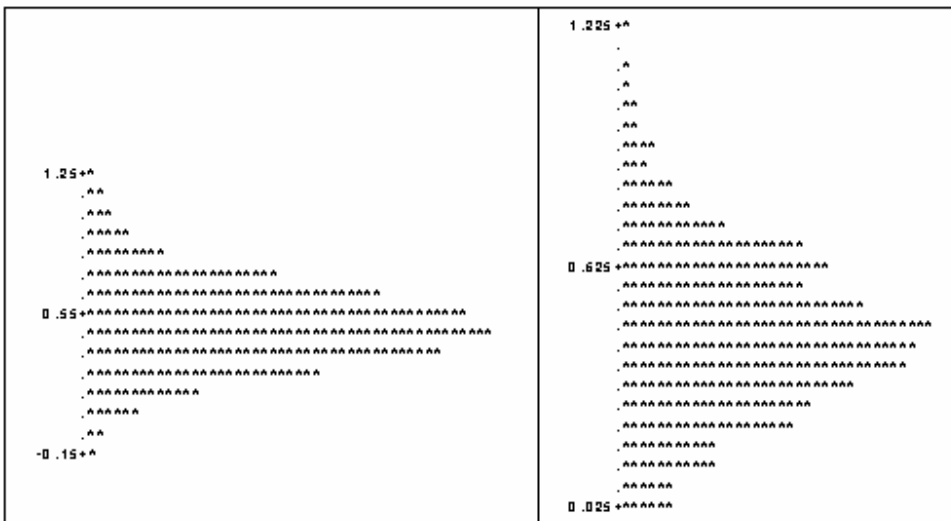


Figura 23 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

Tabela 24 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 20$ e $\sigma_i^2 = 2,8571$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9657	1,8648	3,4775	15,0301	26,4215
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,861	1,364	1,8605	-0,2666	9,6978
	\hat{h}^2	0,4939	0,2143	0,0459	-0,0581	1,2195
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,9651	1,8648	3,4773	15,0301	26,4215
	$\hat{\sigma}_p^2$	2,6673	1,3092	1,714	0	9,2109
	\hat{h}^2	0,4646	0,2091	0,0437	0	1,1772

Tabela 25 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 30$ e $\sigma_i^2 = 4,2857$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0661	2,7725	7,6868	22,6787	40,996
	$\hat{\sigma}_i^2$	4,1947	2,0977	4,4004	-1,0178	12,0702
	\hat{h}^2	0,4815	0,2181	0,0476	-0,1109	1,1684
MV	$\hat{\sigma}^2$	30,0633	2,7683	7,6633	22,6787	40,996
	$\hat{\sigma}_p^2$	3,9094	2,009	4,0362	0	11,4704
	\hat{h}^2	0,4526	0,2123	0,0451	0	1,1267

Tabela 26 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 40$ e $\sigma_i^2 = 5,7143$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	40,0607	3,7653	14,1778	28,3634	51,3767
	$\hat{\sigma}_i^2$	5,6089	2,8246	7,9785	-1,2304	15,6142
	\hat{h}^2	0,4841	0,2261	0,0511	-0,1064	1,365
MV	$\hat{\sigma}^2$	40,0543	3,7594	14,1332	28,3634	51,3767
	$\hat{\sigma}_p^2$	5,2308	2,7009	7,2949	0	14,8691
	\hat{h}^2	0,4555	0,2195	0,0481	0	1,3214

Tabela 27 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 50$ e $\sigma_i^2 = 7,1429$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	50,0329	4,5625	20,8166	37,6915	62,9678
	$\hat{\sigma}_i^2$	6,9994	3,4614	11,9815	-0,5052	19,2519
	\hat{h}^2	0,483	0,2156	0,0465	-0,036	1,1353
MV	$\hat{\sigma}^2$	50,0303	4,5612	20,8044	37,6915	62,9678
	$\hat{\sigma}_p^2$	6,5219	3,3194	11,0186	0	18,2299
	\hat{h}^2	0,454	0,2101	0,0442	0	1,0936

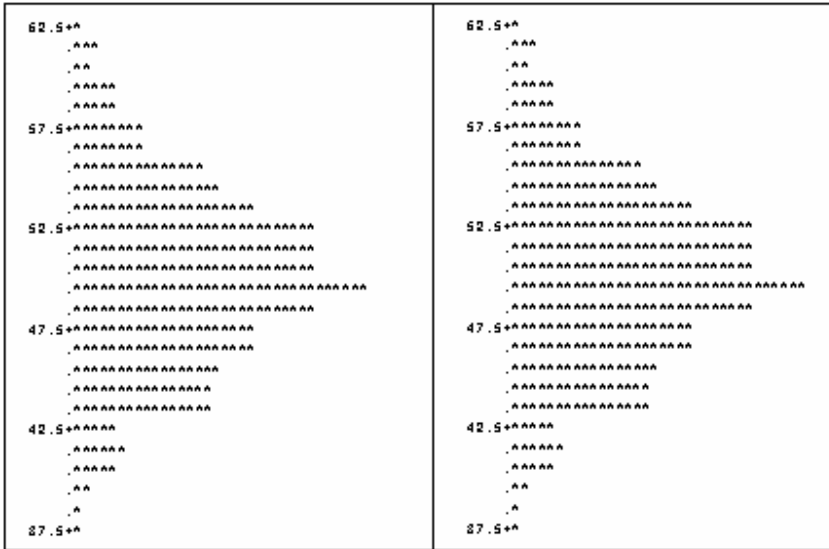


Figura 24 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

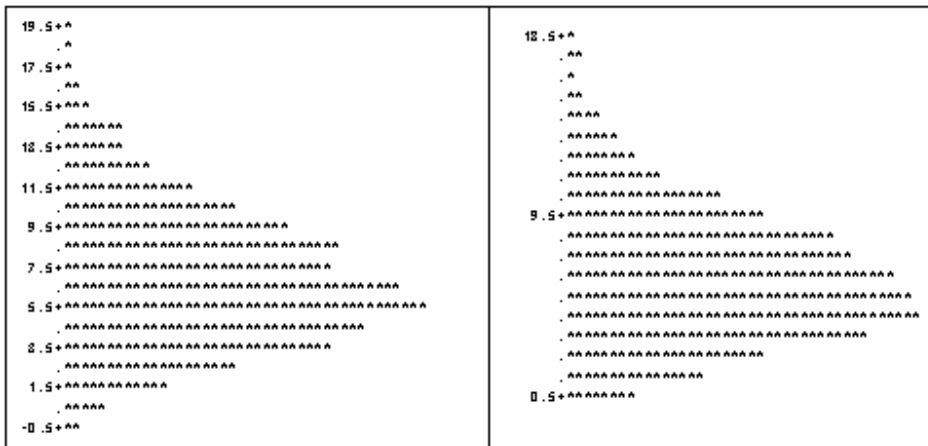


Figura 25 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 7,1429$

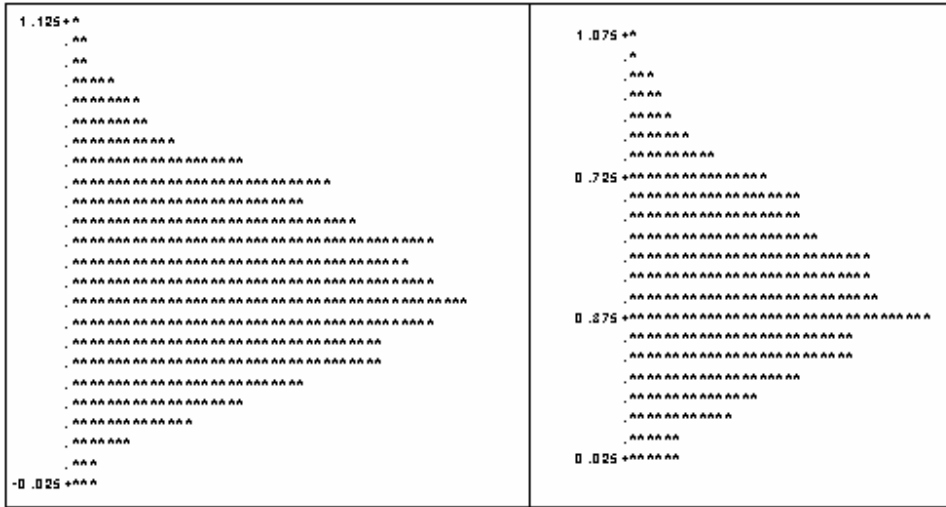


Figura 26 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

Tabela 28 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 60$ e $\sigma_i^2 = 8,5714$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	60,0873	5,6435	31,8495	42,8352	78,1072
	$\hat{\sigma}_i^2$	8,5304	4,1357	17,104	-1,7126	26,1689
	\hat{h}^2	0,4892	0,2146	0,046	-0,1059	1,2238
MV	$\hat{\sigma}^2$	60,0791	5,6355	31,7587	42,8352	78,1072
	$\hat{\sigma}_p^2$	7,9571	3,9539	15,6336	0	24,878
	\hat{h}^2	0,4604	0,2083	0,0434	0	1,1814

Tabela 29 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 70$ e $\sigma_i^2 = 10$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,3385	6,4938	42,1691	53,3376	90,0742
	$\hat{\sigma}_i^2$	9,7872	4,8581	23,6015	-1,5005	26,7522
	\hat{h}^2	0,4813	0,2194	0,0481	-0,0697	1,1321
MV	$\hat{\sigma}^2$	70,3326	6,4879	42,0932	53,3376	90,0742
	$\hat{\sigma}_p^2$	9,1203	4,6557	21,6751	0	25,4045
	\hat{h}^2	0,4524	0,2136	0,0456	0	1,0908

Tabela 30 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 80$ e $\sigma_i^2 = 11,4286$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	80,0096	8,1925	67,1177	56,8353	109,1568
	$\hat{\sigma}_i^2$	11,6237	5,7566	33,1383	-1,8229	34,2435
	\hat{h}^2	0,4996	0,2254	0,0508	-0,0963	1,2846
MV	$\hat{\sigma}^2$	80,0035	8,196	67,1748	56,8353	109,1568
	$\hat{\sigma}_p^2$	10,8448	5,5175	30,4425	0	32,5174
	\hat{h}^2	0,4704	0,2194	0,0482	0	1,2413

Tabela 31 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 90$ e $\sigma_i^2 = 12,8571$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,1099	8,6086	74,108	65,0281	119,993
	$\hat{\sigma}_i^2$	12,9116	6,3379	40,1686	-1,9945	40,5803
	\hat{h}^2	0,4934	0,2199	0,0484	-0,0898	1,1624
MV	$\hat{\sigma}^2$	90,1015	8,6063	74,0686	65,0281	119,993
	$\hat{\sigma}_i^2$	12,0432	6,0701	36,8459	0	38,5438
	\hat{h}^2	0,4643	0,214	0,0458	0	1,1208

Tabela 32 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 100$ e $\sigma_i^2 = 14,2857$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	99,7963	9,2824	86,1627	70,3502	136,4599
	$\hat{\sigma}_i^2$	14,3782	7,0803	50,1303	-1,8605	40,5666
	\hat{h}^2	0,4955	0,2221	0,0493	-0,073	1,1926
MV	$\hat{\sigma}^2$	99,7856	9,2781	86,0839	70,3502	136,4599
	$\hat{\sigma}_i^2$	13,4146	6,7789	45,9539	0	38,5218
	\hat{h}^2	0,4664	0,2159	0,0466	0	1,1506

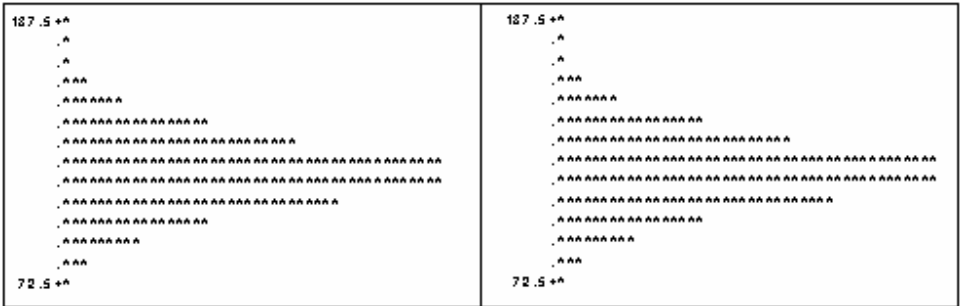


Figura 27 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

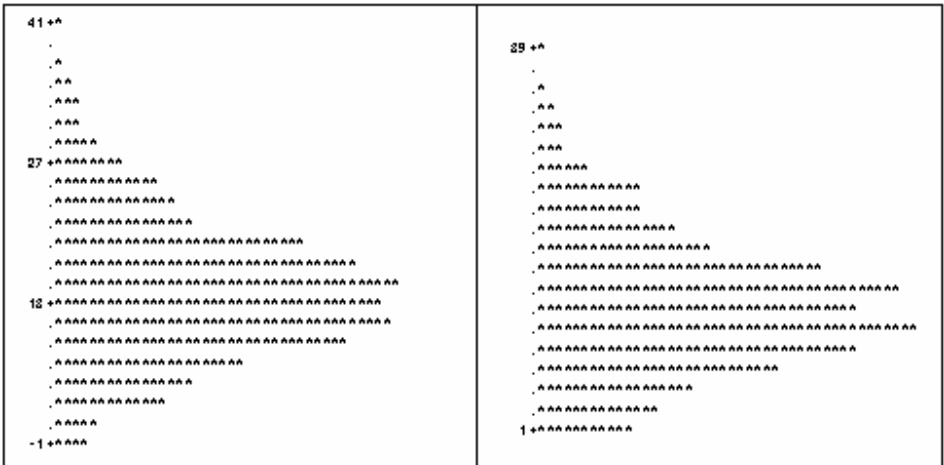


Figura 28 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 14,2857$

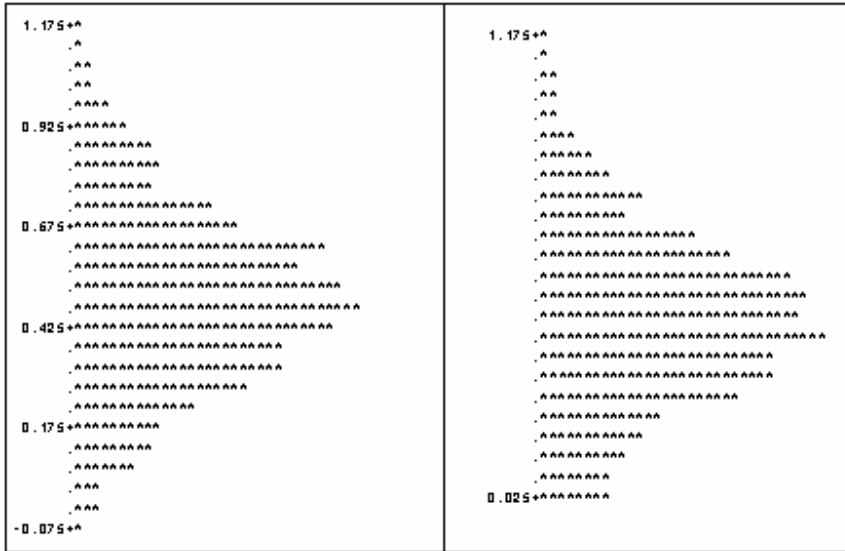


Figura 29 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

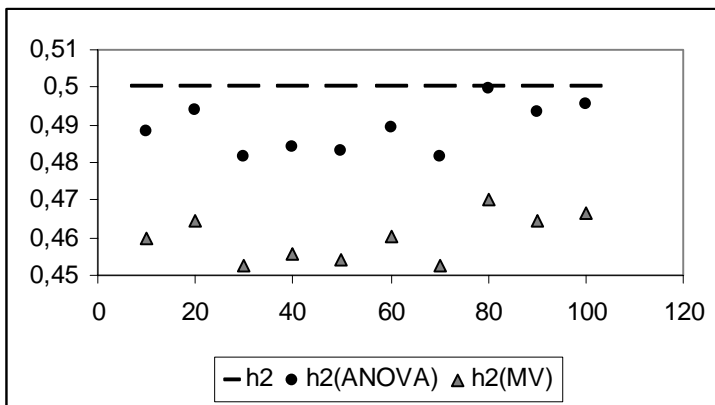


Figura 30 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,5$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

Para o caso de $h^2 = 0,5$ pode-se perceber que os dois métodos de estimação fornecem estimativas bastante próximas, em média, para o componente de variância relativo ao erro experimental. Na maioria dos casos as estimativas de ambos os métodos superestimam os valores de referência, a não ser nos casos respectivos às Tabelas 23, 24 e 32. Ao estudar os três gráficos de dispersão, referentes a esse componente, para cada método, nota-se que a dispersão é quase simétrica.

Sobre o componente de variância relativo ao efeito de tratamentos, tem-se que o método da MV subestimou, em média, a estimativa desse componente em todos os casos. O método da

ANOVA também subestima esse parâmetro na maioria dos casos, porém os valores fornecidos por esse método são mais próximos dos valores de referência. Através do método da MV foram obtidos histogramas um pouco mais assimétricos à direita do que aqueles obtidos através do método da ANOVA. Nota-se, também, que conforme aumentam os valores de referência, os histogramas obtidos através do método da MV se tornam menos assimétricos e mais parecidos com os histogramas obtidos pelo método da ANOVA.

Ambos os métodos subestimam o valor de referência, no que diz respeito ao coeficiente de herdabilidade, e em todos os casos o valor fornecido pelo método da ANOVA se aproxima mais do valor utilizado na simulação do que os valores fornecidos pelo método da MV. Os histogramas apresentados por ambos os métodos apresentam uma pequena assimetria à direita, sendo que a assimetria apresentada pelo método da MV é levemente mais acentuada do que aquela presente no método da ANOVA.

4.1.4 Quarto caso: $h^2 = 0,70$

Tabela 33 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 10$ e $\sigma_i^2 = 2,1212$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	9,9524	0,9389	0,8816	7,5447	13,6712
	$\hat{\sigma}_i^2$	2,1244	0,8967	0,8041	0,1806	5,6446
	\hat{h}^2	0,6914	0,25	0,0625	0,0683	1,5013
MV	$\hat{\sigma}^2$	9,9524	0,9389	0,8816	7,5447	13,6712
	$\hat{\sigma}_i^2$	1,9996	0,8612	0,7417	0,1318	5,3799
	\hat{h}^2	0,6578	0,2452	0,0601	0,0501	1,4568

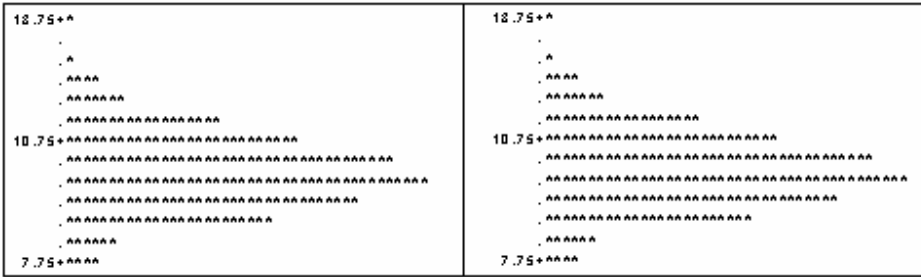


Figura 31 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

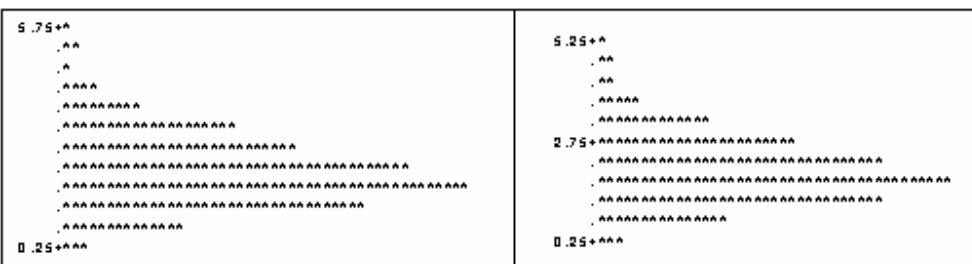


Figura 32 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 2,1212$

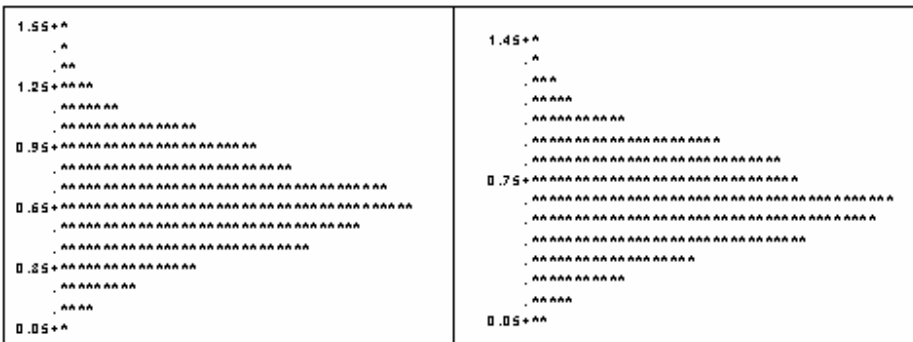


Figura 33 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

Tabela 34 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 20$ e $\sigma_i^2 = 4,2424$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	20,0833	1,8965	3,5968	13,7298	27,0257
	$\hat{\sigma}_i^2$	4,2535	1,8259	3,3341	-0,7081	11,8758
	\hat{h}^2	0,6865	0,2529	0,0639	-0,1426	1,5548
MV	$\hat{\sigma}^2$	20,0825	1,8965	3,5966	13,7298	27,0257
	$\hat{\sigma}_p^2$	4,0038	1,7517	3,0683	0	11,3146
	\hat{h}^2	0,6531	0,2475	0,0613	0	1,5099

Tabela 35 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 30$ e $\sigma_i^2 = 6,3636$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0189	2,7709	7,6776	20,2356	38,3286
	$\hat{\sigma}_i^2$	6,4438	2,7028	7,3051	0,3344	15,0768
	\hat{h}^2	0,6945	0,2518	0,0634	0,0429	1,4493
MV	$\hat{\sigma}^2$	30,0189	2,7709	7,6776	20,2356	38,3286
	$\hat{\sigma}_p^2$	6,066	2,5958	6,7382	0,1978	14,3519
	\hat{h}^2	0,6608	0,2469	0,0609	0,0255	1,4051

Tabela 36 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 40$ e $\sigma_i^2 = 8,4848$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	40,1525	3,7828	14,3098	30,8647	53,6774
	$\hat{\sigma}_i^2$	8,5993	3,7516	14,0746	-0,3023	24,7879
	\hat{h}^2	0,6931	0,2626	0,0689	-0,0255	1,6204
MV	$\hat{\sigma}^2$	40,1511	3,7811	14,2964	30,8647	53,6774
	$\hat{\sigma}_p^2$	8,0961	3,6007	12,965	0	23,8635
	\hat{h}^2	0,6597	0,2572	0,0661	0	1,5753

Tabela 37 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 50$ e $\sigma_i^2 = 10,6061$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	50,2054	4,6498	21,6202	37,6211	64,4604
	$\hat{\sigma}_i^2$	10,7065	4,6038	21,1948	-1,3466	30,8742
	\hat{h}^2	0,6905	0,2543	0,0647	-0,1039	1,5673
MV	$\hat{\sigma}^2$	50,2038	4,6489	21,6129	37,6211	64,4604
	$\hat{\sigma}_p^2$	10,0789	4,4179	19,5185	0	29,4409
	\hat{h}^2	0,657	0,2489	0,0619	0	1,5225

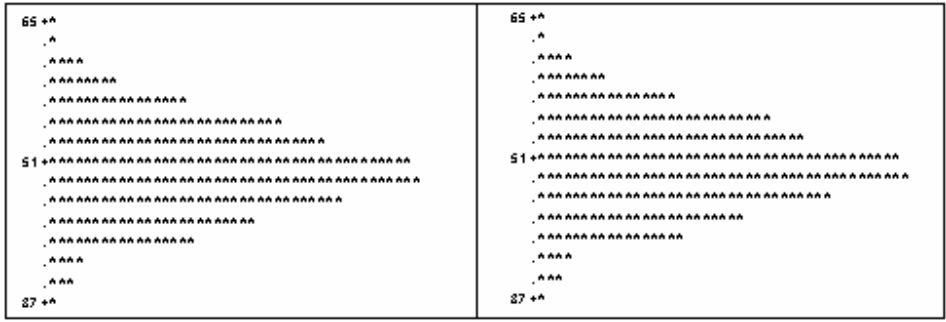


Figura 34 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

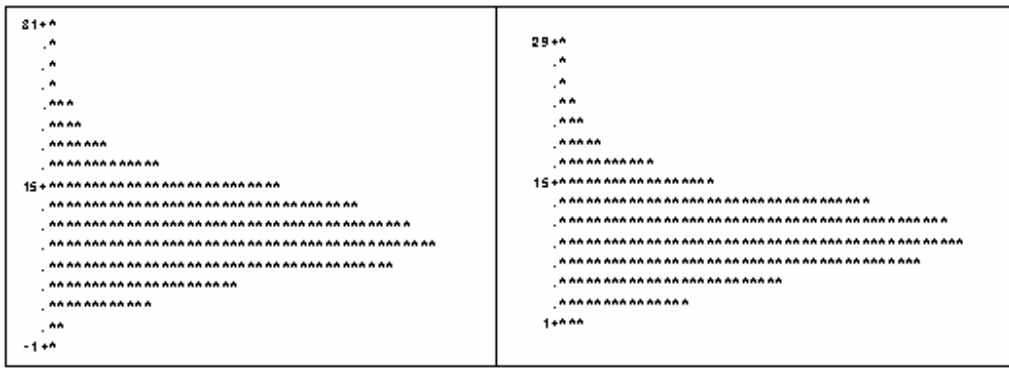


Figura 35 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 10,6061$

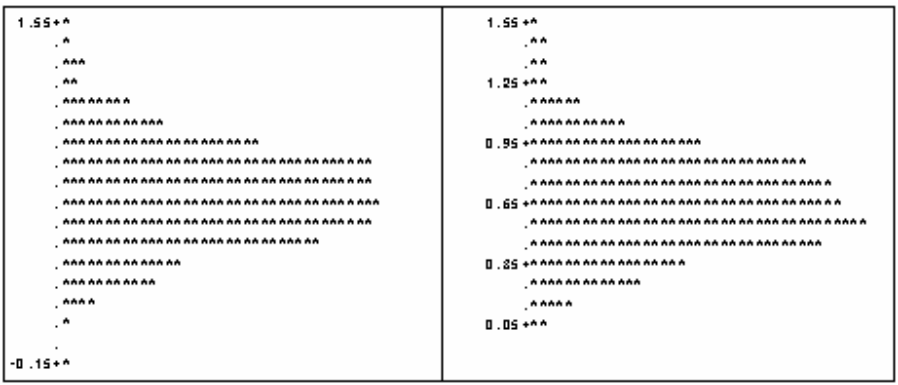


Figura 36 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

Tabela 38 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 60$ e $\sigma_i^2 = 12,7273$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	59,9422	5,6675	32,1209	43,9787	82,8117
	$\hat{\sigma}_i^2$	12,6877	5,5384	30,6735	0,1032	35,5949
	\hat{h}^2	0,6862	0,2596	0,0674	0,0066	1,6362
MV	$\hat{\sigma}^2$	59,942	5,6675	32,1202	43,9787	82,8117
	$\hat{\sigma}_i^2$	11,9405	5,3197	28,2988	0	33,9654
	\hat{h}^2	0,6527	0,2545	0,0648	0	1,5911

Tabela 39 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 70$ e $\sigma_i^2 = 14,8485$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,158	6,8404	46,7913	45,9624	95,7384
	$\hat{\sigma}_i^2$	14,9525	6,4755	41,9326	-1,5411	44,6145
	\hat{h}^2	0,6899	0,2559	0,0655	-0,0837	1,6521
MV	$\hat{\sigma}^2$	70,1562	6,8393	46,7765	45,9624	95,7384
	$\hat{\sigma}_i^2$	14,0756	6,2143	38,6181	0	42,572
	\hat{h}^2	0,6565	0,2506	0,0628	0	1,6069

Tabela 40 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 80$ e $\sigma_i^2 = 16,9697$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	80,4227	7,9604	63,3675	53,8296	105,9128
	$\hat{\sigma}_i^2$	16,9605	7,1899	51,6953	1,4281	49,8404
	\hat{h}^2	0,6855	0,2536	0,0643	0,0759	1,6133
MV	$\hat{\sigma}^2$	80,4227	7,9604	63,3675	53,8296	105,9128
	$\hat{\sigma}_p^2$	15,9604	6,9064	47,6986	1,0758	47,4995
	\hat{h}^2	0,6519	0,2487	0,0618	0,0575	1,5682

Tabela 41 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 90$ e $\sigma_i^2 = 19,0909$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,1678	8,1406	66,2694	62,2136	118,411
	$\hat{\sigma}_i^2$	18,9773	7,815	61,0746	1,0703	44,843
	\hat{h}^2	0,6833	0,2419	0,0585	0,0431	1,545
MV	$\hat{\sigma}^2$	90,1678	8,1406	66,2694	62,2136	118,411
	$\hat{\sigma}_p^2$	17,8575	7,504	56,3105	0,6346	42,6978
	\hat{h}^2	0,6498	0,2372	0,0562	0,0257	1,5003

Tabela 42 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 100$ e $\sigma_i^2 = 21,2121$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	100,1477	9,3101	86,6788	70,4242	132,254
	$\hat{\sigma}_i^2$	21,5096	9,1512	83,7438	0,9811	60,9146
	\hat{h}^2	0,6949	0,2559	0,0655	0,0401	1,5942
MV	$\hat{\sigma}^2$	100,1477	9,3101	86,6788	70,4242	132,254
	$\hat{\sigma}_p^2$	20,2486	8,79	77,2642	0,5684	58,1039
	\hat{h}^2	0,6613	0,2509	0,0629	0,0228	7,5493

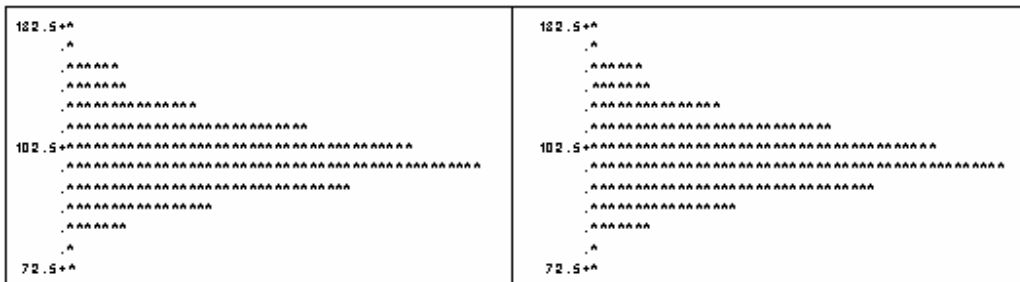


Figura 37 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

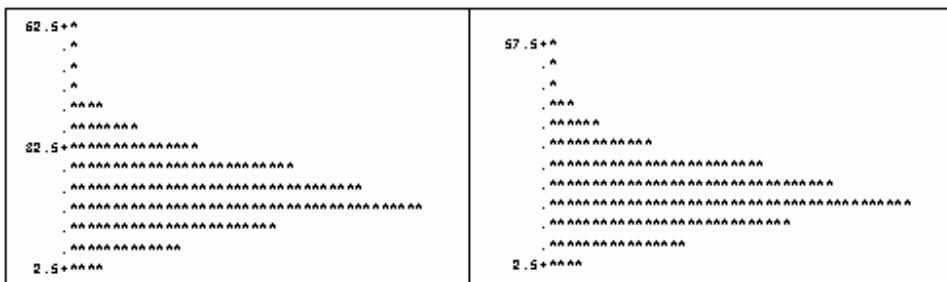


Figura 38 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 21,2121$

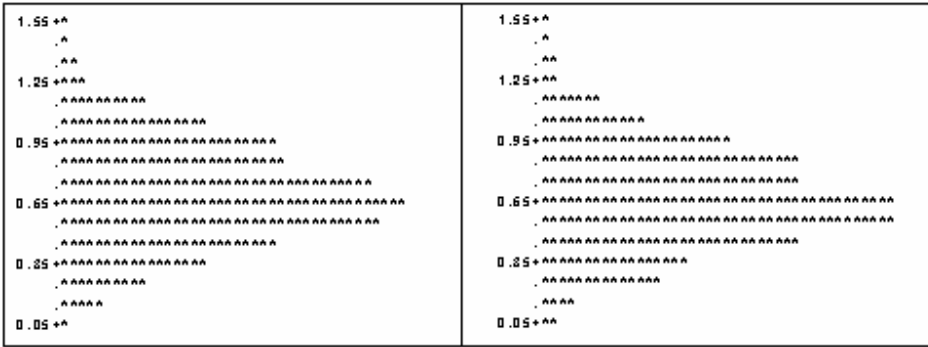


Figura 39 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

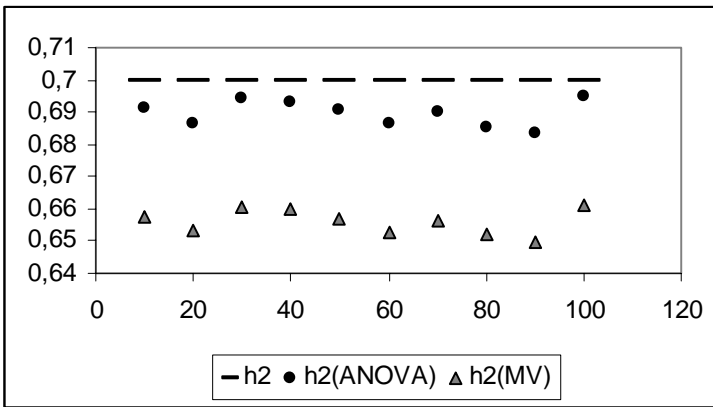


Figura 40 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,7$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

Pode-se ver que para o componente de variância relativo ao erro experimental, os dois métodos forneceram, em média, estimativas bastante próximas dos valores de referência, além de terem apresentado, em metade dos casos, estimativas idênticas entre eles. Os histogramas obtidos através dos dois métodos são, também, bastante semelhantes; ambos mostram uma leve assimetria à direita. A Figura 38 mostra histogramas praticamente simétricos.

O método da MV forneceu estimativas que, em média, subestimam o componente de variância relativo ao efeito de tratamentos; já o método da ANOVA superestimou esse mesmo componente na maioria dos casos, e além disso forneceu estimativas muito mais próximas dos valores de referência do que o método da MV. Os histogramas para ambos os métodos evidenciam a existência de assimetria à direita

Em todos os casos de estimação do coeficiente de herdabilidade, ambos os métodos forneceram estimativas, em média, que subestimam o valor desse parâmetro, porém, o método da

ANOVA se aproxima bem mais do valor de referência do que o método da MV. Através dos histogramas pode-se notar a presença de assimetria à direita em ambos os casos.

4.2 Delineamento em blocos casualizados

Foram feitas 40 simulações, divididas em 4 casos, considerando o delineamento em blocos casualizados. Para todas as simulações foi fixado o mesmo valor para o componente de variância relativo ao efeito de blocos, a saber: $\sigma_b^2 = 20$. Cada um dos 4 casos considera um valor fixo para o coeficiente de herdabilidade e 10 valores distintos para o componente de variância relacionado ao erro, o componente de variância relacionado ao efeito de tratamentos é calculado com base nos três valores fixados, utilizando a relação $h^2 = \frac{4\sigma_t^2}{\sigma_t^2 + \sigma_b^2 + \sigma^2}$.

4.2.1 Primeiro caso: $h^2 = 0,10$

Tabela 43 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 10$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 0,7692$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	10,0109	0,9717	0,9442	7,3309	13,1445
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,7603	0,5197	0,2701	-0,4854	2,6618
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,1487	9,4503	89,3088	1,7679	70,4162
	\hat{h}^2	0,1063	0,0789	0,0062	-0,0698	0,4623
MV	$\hat{\sigma}^2$	10,0057	0,9652	0,9315	7,3318	13,1454
	$\hat{\sigma}_t^2$	0,7656	0,5058	0,2559	0	2,6591
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,9164	9,4494	89,2919	0	68,1832
	\hat{h}^2	0,117	0,0858	0,0074	0	0,5288

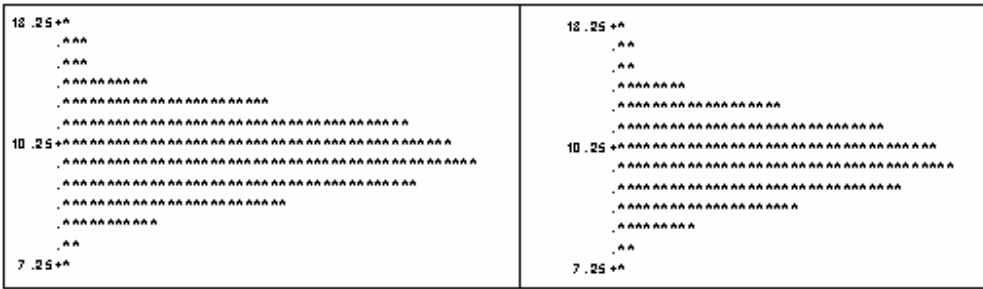


Figura 41 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

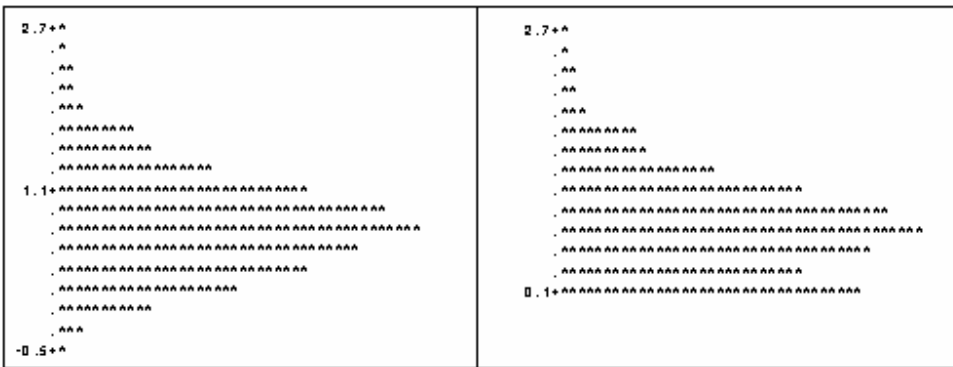


Figura 42 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 0,7692$

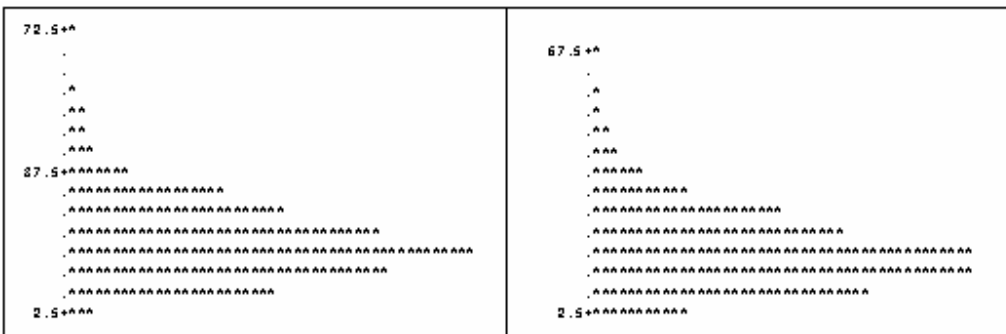


Figura 43 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

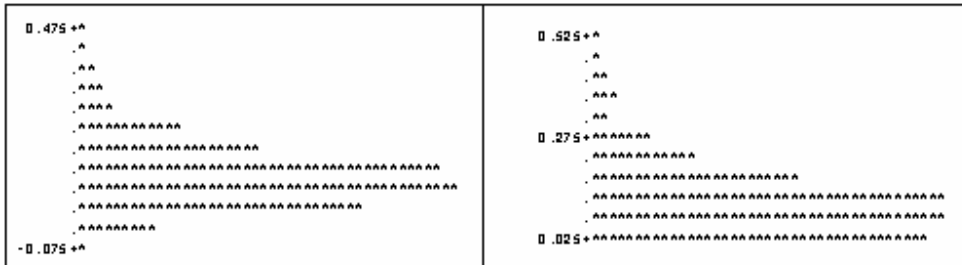


Figura 44 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

Tabela 44 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 20$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 1,0256$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9986	1,9226	3,6964	14,2533	26,0605
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,0693	0,9134	0,8343	4,5393	-1,2353
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9173	9,6157	92,4626	1,7578	57,3563
	\hat{h}^2	0,1098	0,0981	0,0096	-0,1482	0,5677
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,9706	1,901	3,6139	14,2542	26,0659
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,0979	0,8651	0,7485	0	4,5366
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,686	9,6152	92,4528	0	55,1233
	\hat{h}^2	0,1197	0,1	0,01	0	0,6159

Tabela 45 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 30$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 1,2821$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0239	2,8526	8,1374	21,4988	38,8868
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,3535	1,3054	1,7041	-1,7948	7,0333
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,5236	9,8251	96,5316	1,5221	57,99
	\hat{h}^2	0,1104	0,1088	0,0118	-0,155	0,5658
MV	$\hat{\sigma}^2$	29,9574	2,8087	7,8889	21,4997	37,9835
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,4253	1,1988	1,4371	0	7,0307
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,2946	9,8237	96,5048	0	55,757
	\hat{h}^2	0,1219	0,1057	0,0112	0	0,5978

Tabela 46 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 40$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 1,5385$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	40,0151	3,8825	15,0736	29,482	52,941
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,5724	1,6252	2,6413	-2,6147	7,2095
	$\hat{\sigma}_b^2$	21,4515	9,6788	93,6796	4,3784	79,414
	\hat{h}^2	0,1018	0,1071	0,0115	-0,2043	0,5699
MV	$\hat{\sigma}^2$	39,9113	3,8407	14,7509	29,4829	52,9419
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,6777	1,4737	2,1719	0	7,2069
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,6849	9,6826	93,7526	0,6458	75,6607
	\hat{h}^2	0,1158	0,1035	0,0107	0	0,6129

Tabela 47 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 50$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 1,7949$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	49,9461	4,7437	22,5026	36,714	66,2604
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,7345	1,9328	3,7356	-2,7587	8,9254
	$\hat{\sigma}_b^2$	21,6517	10,6421	113,2545	3,3253	88,1884
	\hat{h}^2	0,0953	0,1072	0,0115	-0,1476	0,5059
MV	$\hat{\sigma}^2$	49,8093	4,6861	21,9598	36,7149	65,2916
	$\hat{\sigma}_t^2$	1,8816	1,7299	2,9927	0	8,9228
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,4998	10,6458	113,3323	0	84,0489
	\hat{h}^2	0,1099	0,1015	0,0103	0	0,5442

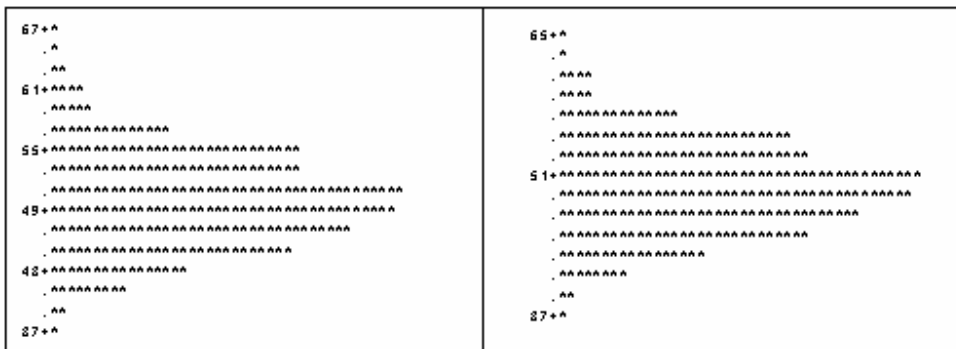


Figura 45 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

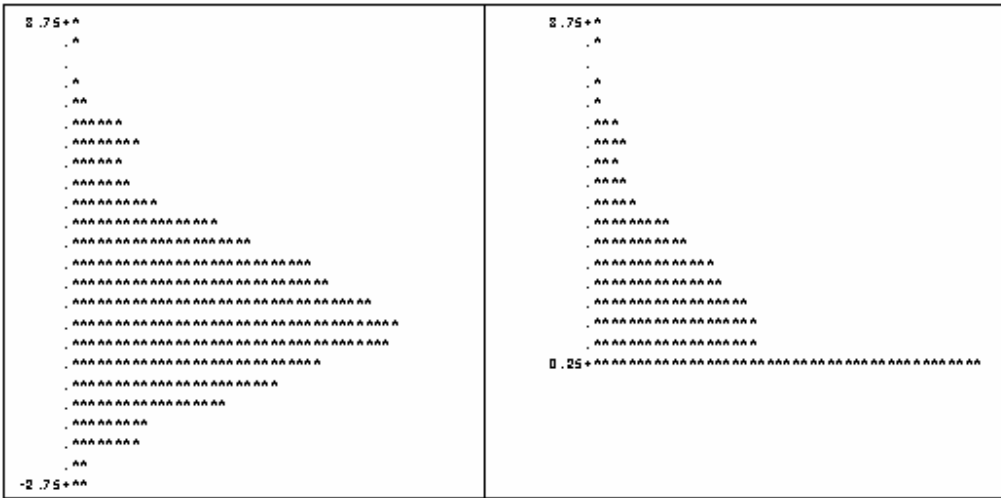


Figura 46 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 1,7949$

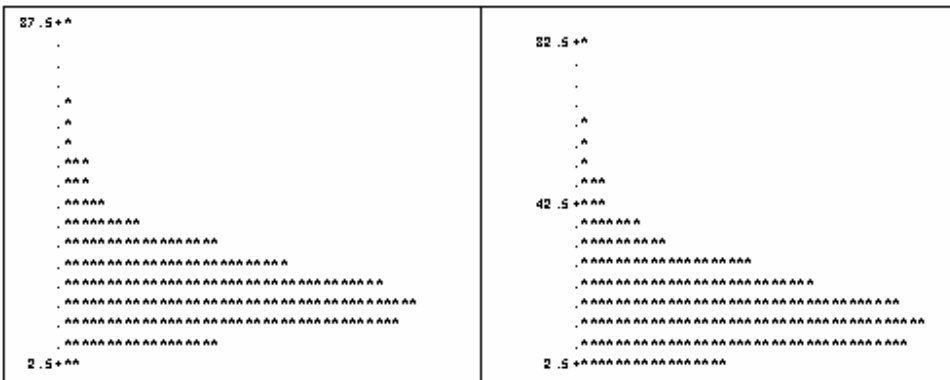


Figura 47 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

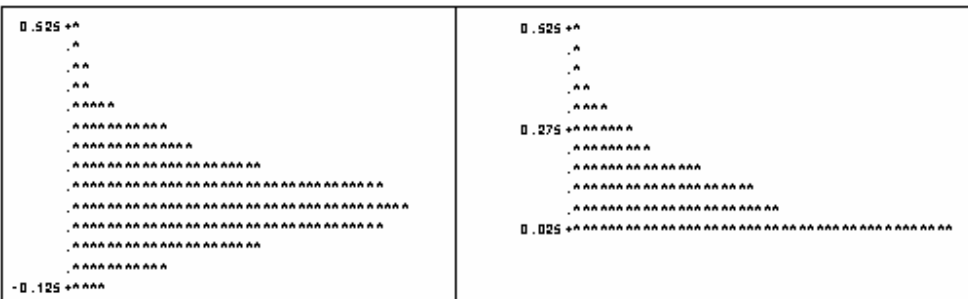


Figura 48 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

Tabela 48 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 60$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 2,0513$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	59,9103	5,6288	31,6832	45,2625	79,122
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,1023	2,3636	5,5864	-4,3668	10,7886
	$\hat{\sigma}_b^2$	22,0957	10,4815	109,8619	0,9858	66,0169
	\hat{h}^2	0,1002	0,1133	0,0128	-0,2426	0,512
MV	$\hat{\sigma}_b^2$	59,7239	5,545	30,7471	45,2634	79,1228
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,3054	2,0768	4,3131	0	10,7859
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,5725	10,4599	109,4093	0	61,7989
	\hat{h}^2	0,1163	0,1044	0,0109	0	0,5421

Tabela 49 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 70$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 2,3077$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,2859	6,5439	42,8237	51,46	94,989
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,2541	2,7821	7,7401	-4,1373	14,9011
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,7848	10,8749	118,2628	0,2906	66,8204
	\hat{h}^2	0,0988	0,1234	0,0152	-0,1582	0,7285
MV	$\hat{\sigma}_b^2$	70,0307	6,4415	41,4929	52,4997	94,9899
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,5309	2,4204	5,8583	0	14,8985
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,5762	10,8529	117,7872	0	64,5874
	\hat{h}^2	0,1137	0,1104	0,0122	0	0,7488

Tabela 50 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 80$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 2,5641$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	79,7506	7,8219	61,1823	56,0642	109,8743
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,6408	3,1758	10,0859	-5,3208	15,1793
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,2729	11,1308	123,8958	-0,2368	66,0148
	\hat{h}^2	0,1038	0,1259	0,0158	-0,2198	0,6967
MV	$\hat{\sigma}^2$	79,4768	7,7039	59,3515	56,0651	109,8752
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,929	2,7923	7,7968	0	15,1767
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,0575	11,1213	123,6829	0	63,7818
	\hat{h}^2	0,1178	0,1133	0,0128	0	0,7149

Tabela 51 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 90$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 2,8205$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	89,5623	8,7109	75,8804	59,8025	117,5318
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,8694	3,5773	12,7973	-6,1467	18,0149
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,5347	11,0069	121,1509	-1,4953	73,8678
	\hat{h}^2	0,1028	0,1278	0,0163	-0,2137	0,7121
MV	$\hat{\sigma}^2$	89,2746	8,5899	73,7868	59,8034	117,5327
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,1841	3,273	10,0682	0	18,0123
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,9709	10,9709	120,3624	0	71,6348
	\hat{h}^2	0,1165	0,1153	0,0133	0	0,7281

Tabela 52 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 100$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 3,0769$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	100,0412	9,4817	89,9033	69,8547	128,4349
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,0995	3,7185	13,8272	-7,5202	18,5429
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,0201	11,3464	128,7401	-1,1458	65,6493
	\hat{h}^2	0,1	0,1204	0,0145	-0,2441	0,5655
MV	$\hat{\sigma}^2$	99,7244	9,3725	87,8438	69,8556	128,4358
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,4435	3,2514	10,5719	0	18,5403
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,8219	11,3110	127,9393	0	63,4163
	\hat{h}^2	0,1135	0,1066	0,0114	0	0,5752

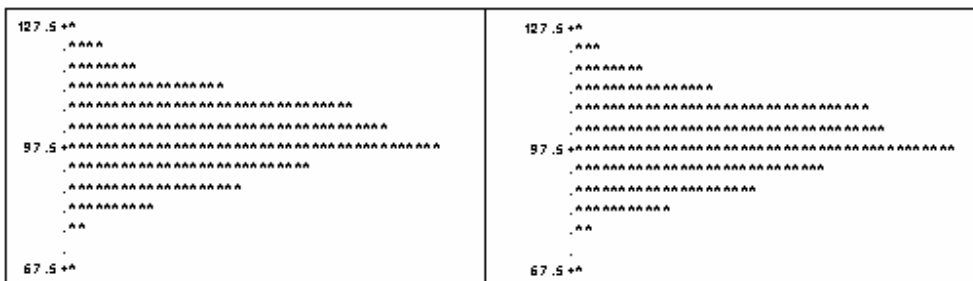


Figura 49 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

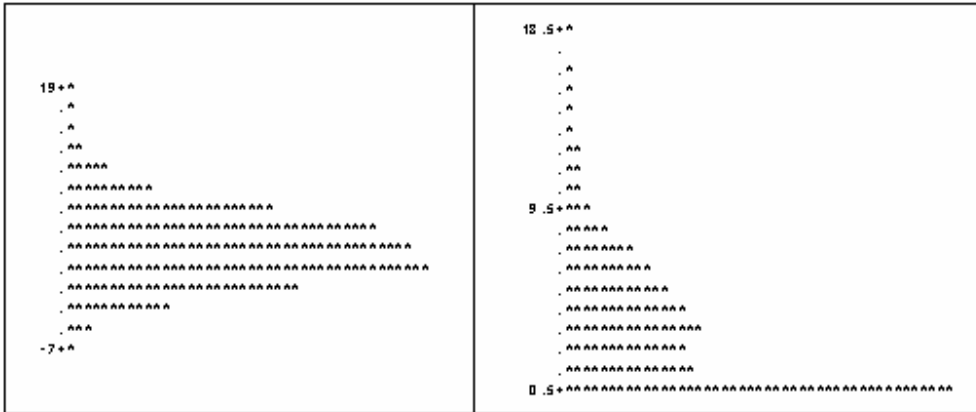


Figura 50 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 3,0769$

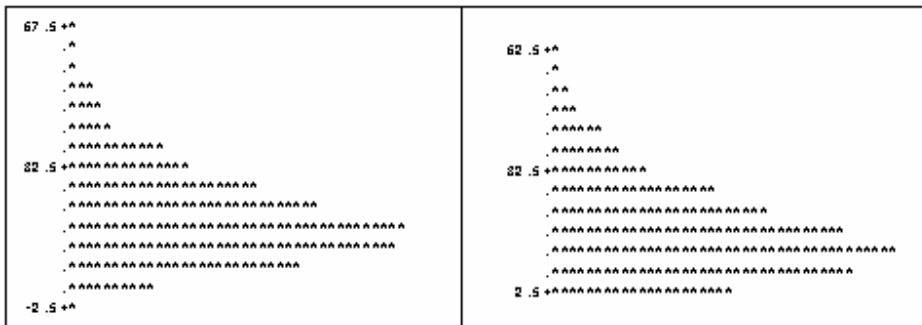


Figura 51 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

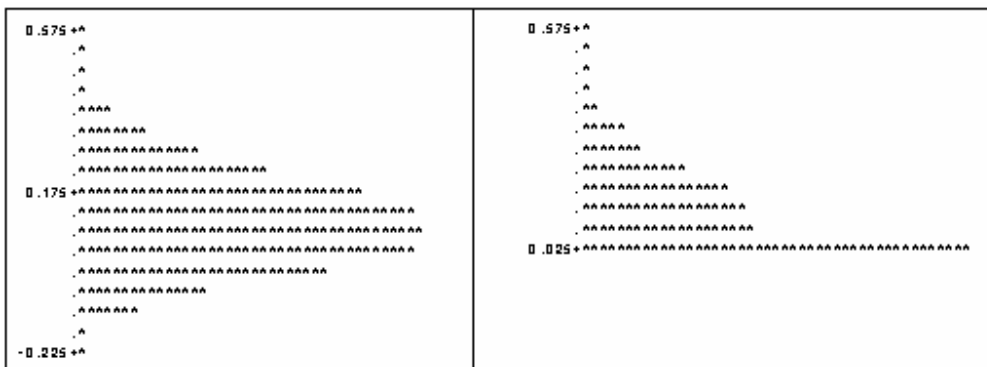


Figura 52 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,1$

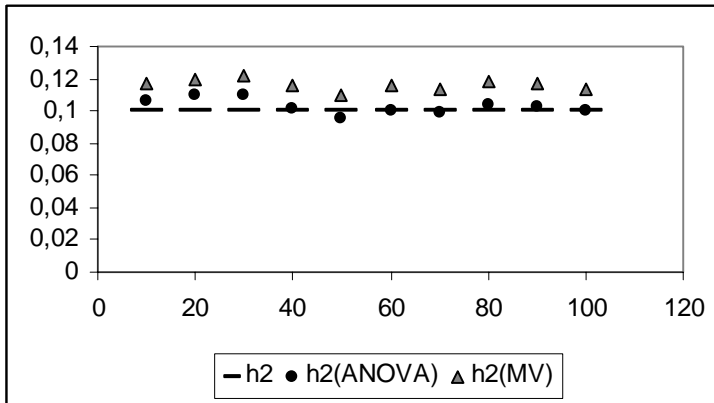


Figura 53 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,1$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

O método da MV forneceu estimativas que, em média, subestimam os valores utilizados na simulação para o componente de variância relativo ao erro experimental, e em apenas dois dos dez casos os valores obtidos através desse método são mais próximos dos valores obtidos pelo método da ANOVA. Os histogramas obtidos para ambos os métodos de estimação são bastante parecidos entre si e possuem uma assimetria à direita, a não ser pelos dois histogramas mostrados pela figura 45, que parecem ter uma leve assimetria à esquerda.

Na maioria dos casos, as estimativas, em média, fornecidas pelo método da ANOVA superestimam o componente de variância relativo ao efeito de tratamentos, porém aproximam bem esse componente, em nove dos dez casos. Suas estimativas se aproximam mais dos valores de referência do que aquelas obtidas pelo método da MV, as quais, também, superestimam esse componente na maioria dos casos. Os histogramas obtidos pelo método da MV não apresentam simetria; já os histogramas obtidos pelo método da ANOVA, não chegam a ser simétricos, mas apresentam, apenas, uma assimetria à direita.

Sobre o componente de variância relativo ao efeito de blocos, pode-se notar que o método da ANOVA forneceu estimativas, em média, mais próximas do valor de referência, algumas vezes subestimando, outras superestimando esse parâmetro, enquanto o método da MV forneceu estimativas que, em média, subestimaram o valor de referência em todos os dez casos. Esse viés relacionado ao método da MV talvez possa ser explicado pela maior assimetria à direita que os histogramas, obtidos através desse método, apresentam se comparados com os histogramas obtidos pelo método da ANOVA.

Assim, como para o componente de variância relativo ao efeito de blocos, o método da ANOVA também forneceu estimativas, em média, mais próximas ao valor de referência para o coeficiente de herdabilidade do que o método da MV, que superestimou esse parâmetro em todos os casos. Pode-se perceber que conforme aumenta o valor fixado para o componente de variância relativo ao erro experimental, o histograma das estimativas do coeficiente de herdabilidade, obtido pelo método da MV se torna menos simétrico, enquanto o histograma obtido pelo método da ANOVA permanece apresentando uma falta de simetria parecida em todos os casos.

4.2.2 Segundo caso: $h^2 = 0,30$

Tabela 53 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 10$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 2,4324$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	10,0117	0,9634	0,9281	6,7333	13,7465
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,4345	0,9788	0,9579	-0,0903	6,6223
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,4342	9,0265	81,4783	2,0218	56,8398
	\hat{h}^2	0,3266	0,1534	0,0235	-0,0136	0,8749
MV	$\hat{\sigma}^2$	10,0146	0,9641	0,9295	6,7342	13,7474
	$\hat{\sigma}_t^2$	2,4318	0,9784	0,9573	0	6,6257
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,2014	9,0261	81,4709	0	54,6068
	\hat{h}^2	0,3549	0,1711	0,0293	0	0,9708

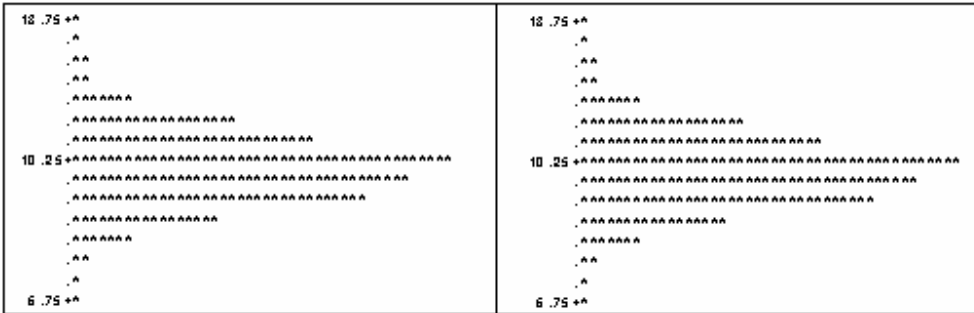


Figura 54 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

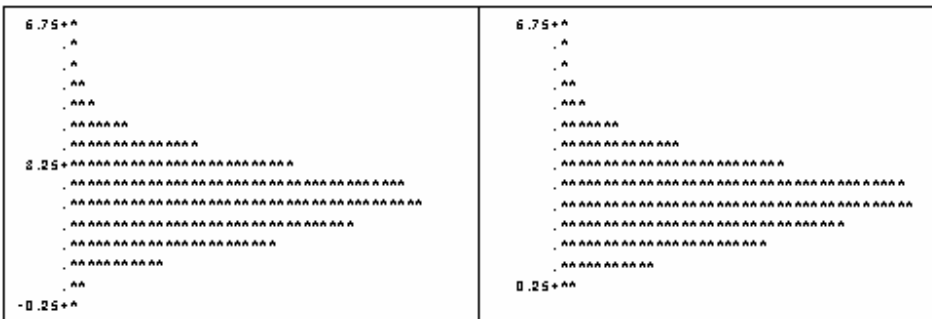


Figura 55 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 2,4324$

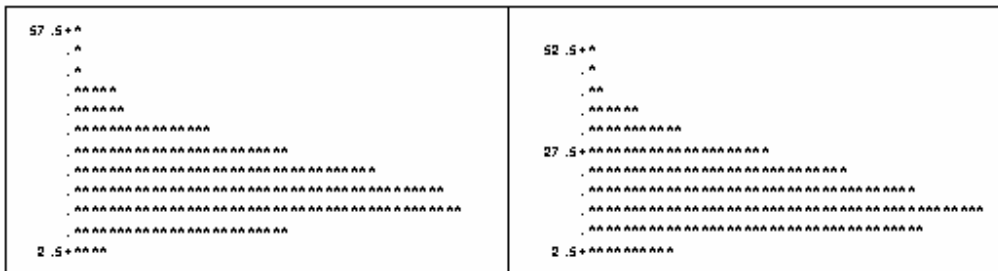


Figura 56 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

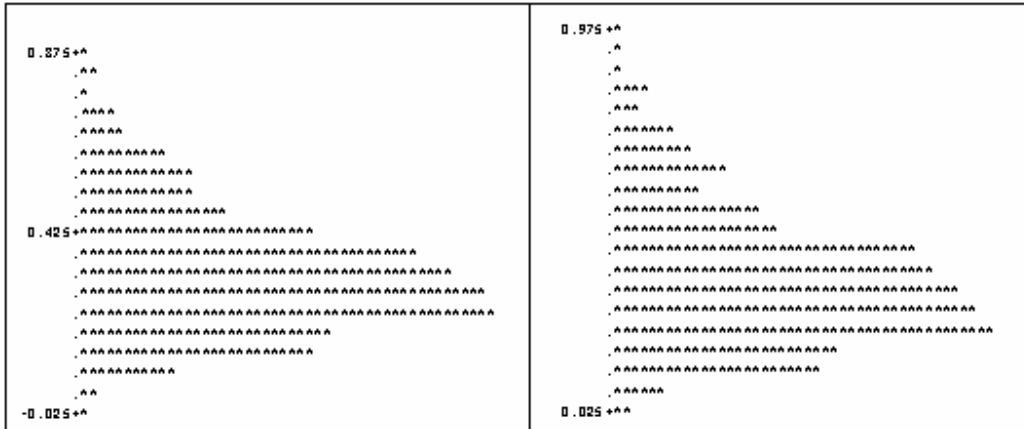


Figura 57 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

Tabela 54 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 20$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 3,2432$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9676	1,8708	3,5	13,2223	25,6340
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,2347	1,4173	2,0088	-0,3541	8,1526
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9349	10,4011	108,1835	0,5955	79,0958
	\hat{h}^2	0,3118	0,1456	0,0212	-0,0509	0,8476
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,9708	1,8707	3,4995	13,2232	25,6349
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,2324	1,416	2,0051	0	8,15
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,7059	10,3942	108,0386	0	76,8628
	\hat{h}^2	0,3302	0,1556	0,0242	0	0,9003

Tabela 55 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 30$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 4,0541$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0079	2,8199	7,9519	20,7645	38,0224
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,9287	2,0001	4,0005	-0,4925	11,5991
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,8378	9,881	97,6348	1,8736	62,6805
	\hat{h}^2	0,2975	0,1535	0,0236	-0,0395	0,8897
MV	$\hat{\sigma}^2$	30,0099	2,8188	7,9455	20,7654	38,0233
	$\hat{\sigma}_t^2$	3,9268	1,9983	3,9933	0	11,5965
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,6051	9,8804	97,6219	0	60,4475
	\hat{h}^2	0,3109	0,1609	0,0259	0	0,9321

Tabela 56 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 40$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 4,8649$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	39,9318	3,9354	15,4873	28,4396	54,0646
	$\hat{\sigma}_t^2$	4,8959	2,5287	6,3943	-1,1241	13,2265
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,0481	9,7931	95,9042	2,3564	65,5785
	\hat{h}^2	0,3044	0,1568	0,0246	-0,0663	0,8544
MV	$\hat{\sigma}^2$	39,9293	3,9346	15,4813	28,4405	54,0655
	$\hat{\sigma}_t^2$	4,8969	2,5211	6,3559	0	13,2239
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,8152	9,7931	95,9057	0,1233	63,3455
	\hat{h}^2	0,3157	0,1624	0,0264	0	0,8968

Tabela 57 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 50$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 5,6757$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	50,142	4,7566	22,6254	37,9622	66,3004
	$\hat{\sigma}_t^2$	5,6247	3,0157	9,0945	-1,1698	17,3219
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,4872	10,8533	117,7943	0,9107	70,5089
	\hat{h}^2	0,2963	0,1563	0,0244	-0,0734	0,8994
MV	$\hat{\sigma}^2$	50,1428	4,7541	22,6018	37,9631	66,3013
	$\hat{\sigma}_t^2$	5,6304	2,9971	8,9825	0	17,3193
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,2574	10,8484	117,6877	0	68,2758
	\hat{h}^2	0,3058	0,16	0,0256	0	0,9261

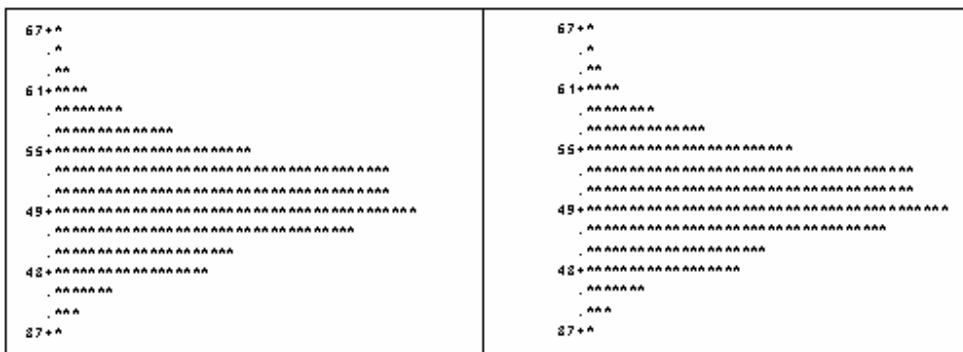


Figura 58 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

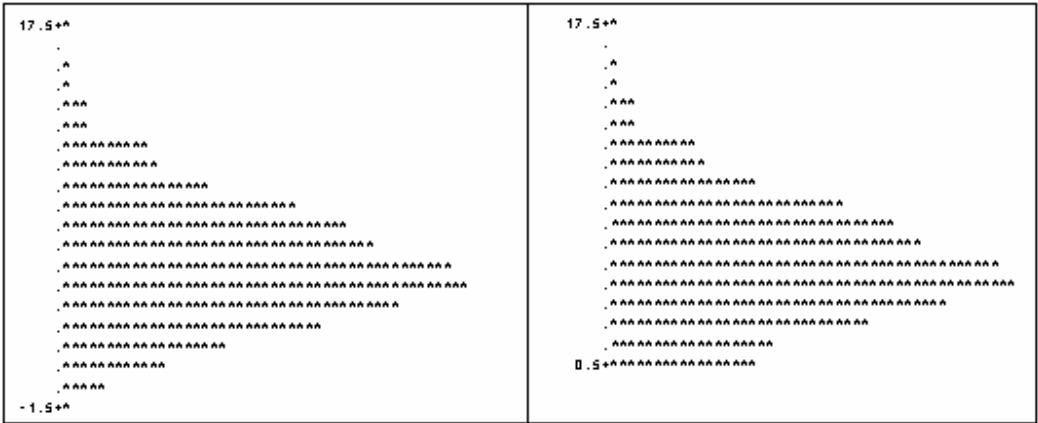


Figura 59 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 5,6757$

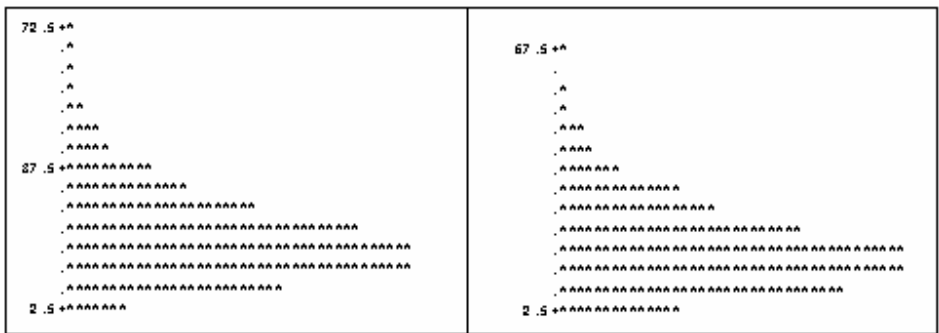


Figura 60 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

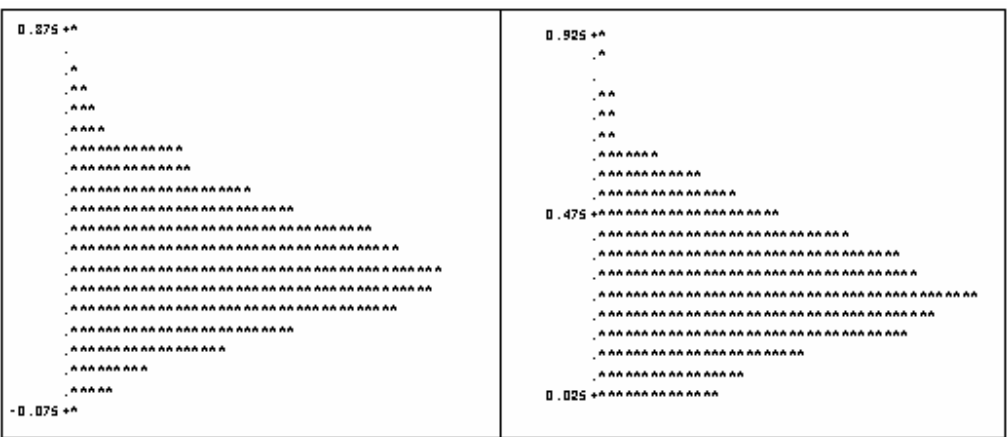


Figura 61 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

Tabela 58 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 60$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 6,4865$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	59,8735	5,6656	32,0985	41,7989	80,2413
	$\hat{\sigma}_t^2$	6,3921	3,5097	12,318	-1,5181	22,7959
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,644	10,6749	113,9544	-0,777	82,9863
	\hat{h}^2	0,2987	0,1618	0,0262	-0,0829	1,0602
MV	$\hat{\sigma}^2$	59,8648	5,6633	32,073	41,7997	80,2422
	$\hat{\sigma}_t^2$	6,3989	3,4913	12,1892	0	22,7933
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,4143	10,6695	113,8386	0	80,7532
	\hat{h}^2	0,3072	0,1652	0,0273	0	1,0884

Tabela 59 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 70$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 7,2973$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,2108	7,0474	49,6652	46,5969	96,41
	$\hat{\sigma}_t^2$	7,2624	4,1849	17,5138	-2,9924	29,7638
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,4121	11,185	125,1048	-0,4699	70,6433
	\hat{h}^2	0,2961	0,1641	0,0269	-0,1195	0,9373
MV	$\hat{\sigma}^2$	70,2075	7,0343	49,4808	46,5978	96,4109
	$\hat{\sigma}_t^2$	7,2737	4,157	17,2809	0	29,7612
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,1864	11,1735	124,8461	0	68,4103
	\hat{h}^2	0,3036	0,1667	0,0278	0	0,9539

Tabela 60 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 80$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 8,1081$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	79,8797	7,9202	62,7295	59,905	109,263
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,2302	4,6365	21,4975	-3,4712	25,6133
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9549	11,0605	122,3343	-0,8846	67,8023
	\hat{h}^2	0,304	0,1654	0,0274	-0,1086	0,8879
MV	$\hat{\sigma}^2$	79,8736	7,9023	62,4463	59,9059	109,264
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,246	4,597	21,1328	0	25,6107
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,7297	11,049	122,0805	0	65,5692
	\hat{h}^2	0,311	0,1673	0,0279	0	0,9054

Tabela 61 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 90$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 8,9189$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,0247	8,3768	70,1714	67,807	119,755
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,0602	5,2132	27,1771	-3,7833	27,1263
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,6379	11,2201	125,8896	0,105	69,0027
	\hat{h}^2	0,3033	0,1683	0,0283	-0,1314	0,8961
MV	$\hat{\sigma}^2$	90,0136	8,3508	69,7364	67,8079	19,756
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,0828	5,1612	26,6376	0	27,1237
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,4191	11,1986	125,4083	0	66,7696
	\hat{h}^2	0,3099	0,1694	0,0287	0	0,9149

Tabela 62 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,3$, $\sigma^2 = 100$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 9,7297$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	100,1288	9,6918	93,9306	72,7864	134,205
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,6114	5,7154	32,6661	-5,1822	35,1773
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9751	10,8771	118,3123	-0,6586	78,5309
	\hat{h}^2	0,2937	0,1682	0,0283	-0,1849	0,9135
MV	$\hat{\sigma}^2$	100,1031	9,6618	93,3502	72,7873	134,206
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,6478	5,6373	31,779	0	35,1746
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,7657	10,8376	117,4539	0	76,2978
	\hat{h}^2	0,3001	0,1681	0,0283	0	0,9269

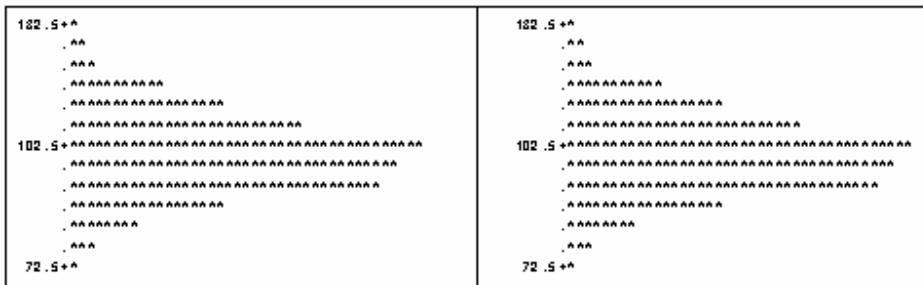


Figura 62 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

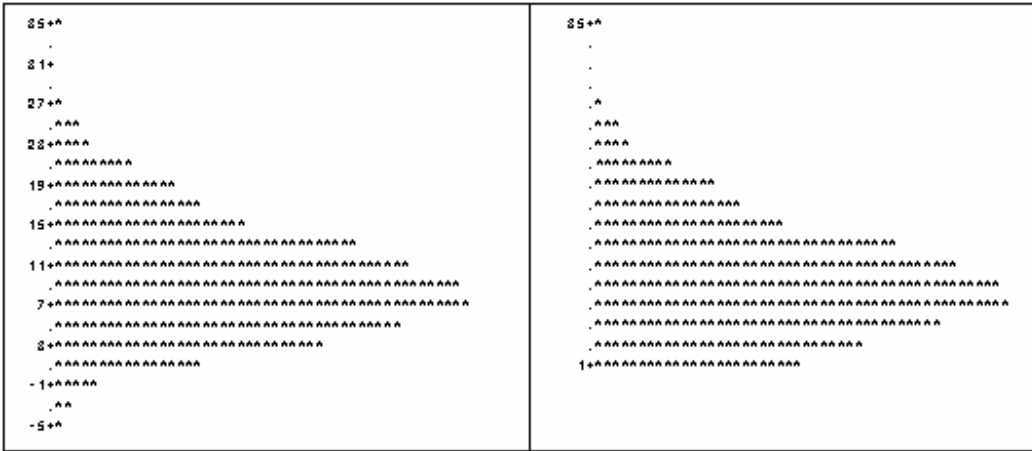


Figura 63 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 9,7297$

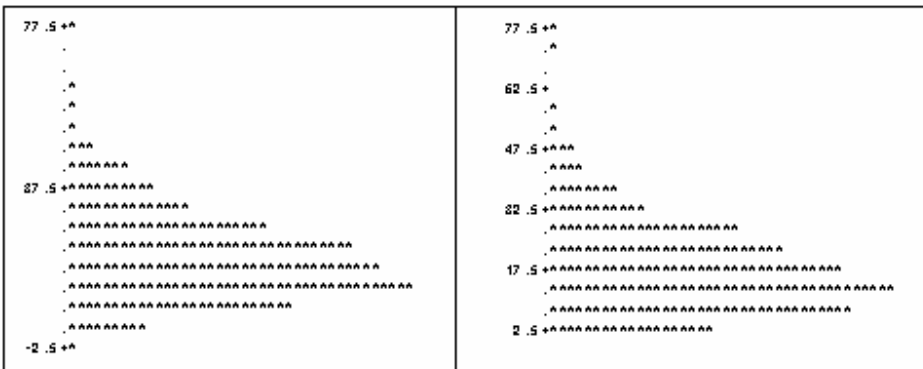


Figura 64 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

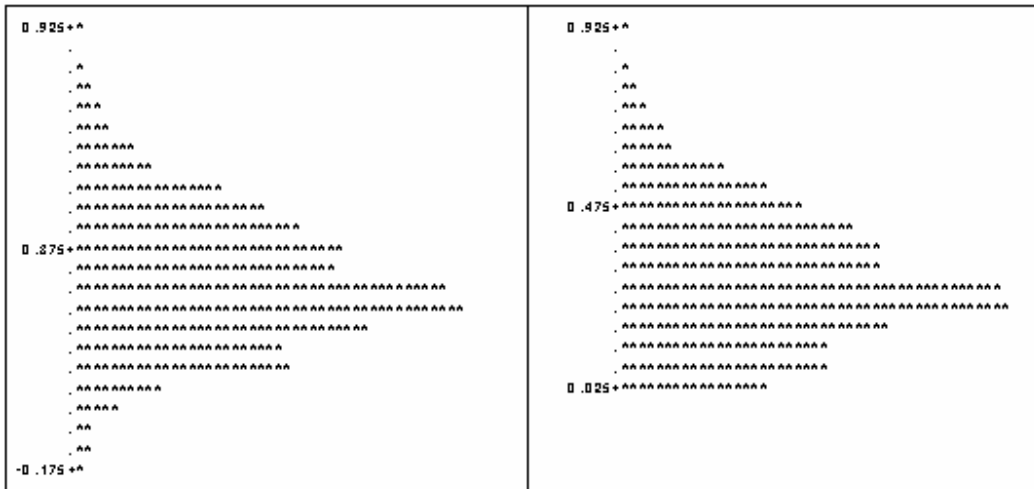


Figura 65 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,3$

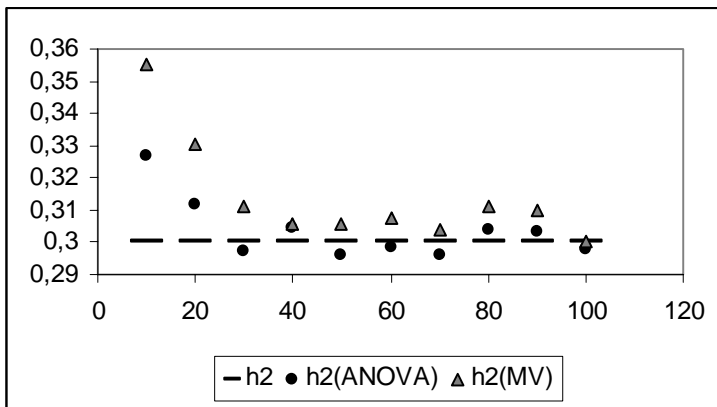


Figura 66 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,3$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

No que diz respeito ao componente de variância relativo ao erro experimental não houve diferença significativa entre os dois métodos, ambos forneceram estimativas, em média, que se aproximam bastante dos valores de referência para esse parâmetro, algumas vezes essas estimativas subestimaram, outras superestimaram os valores utilizados nas simulações. Os histogramas correspondentes a ambos os métodos também não apresentam diferenças significantes; em todos os histogramas há a presença de assimetria à direita.

O mesmo aconteceu para o componente de variância relativo ao efeito de tratamentos; ambos os métodos forneceram estimativas, em média, bem próximas dos valores de referência, sendo que algumas estimativas subestimaram o parâmetro e outras o superestimaram. Nos

histogramas obtidos é que se percebe uma diferença entre os métodos, pois por aceitar estimativas negativas o histograma obtido pelo método da ANOVA é mais suave, do que o histograma obtido pelo método da MV, que por não aceitar estimativas negativas apresenta uma assimetria à direita mais acentuada do que aquela apresentada pelo método da ANOVA.

O método da MV forneceu estimativas que, em média, subestimam o valor fixado para o componente de variância relativo ao efeito de blocos em todos os casos. O método da ANOVA forneceu estimativas que, em média, se aproximam mais do valor fixado do parâmetro do que aquelas fornecidas pelo método da MV, além de não somente subestimarem ou superestimarem esse componente. Os histogramas mostram uma maior assimetria na dispersão das estimativas obtidas pelo método da MV do que nas estimativas encontradas pelo método da ANOVA.

Sobre o coeficiente de herdabilidade, tem-se que em metade dos casos ambos os métodos fornecem estimativas que, em média, superestimam esse parâmetro, sendo que a estimativa que mais se aproxima do valor de referência é aquela obtida através do método da ANOVA. Nos outros casos o método da ANOVA fornece estimativas que subestimam o coeficiente de herdabilidade, enquanto as estimativas obtidas através do método da MV superestimam esse coeficiente, sendo que ambos os casos se revezam na melhor aproximação do parâmetro. Pode-se perceber, também que os histogramas obtidos pelo método da MV apresentam uma assimetria à direita mais acentuada do que a apresentada pelos histogramas obtidos pelo método da ANOVA.

4.2.3 Terceiro caso: $h^2 = 0,50$

Tabela 63 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 10$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 4,2857$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	10,0234	0,9443	0,8918	7,7884	13,2457
	$\hat{\sigma}_t^2$	4,2701	1,5188	2,3067	0,9414	10,9558
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,1365	9,7059	94,2057	1,0611	66,9274
	\hat{h}^2	0,5249	0,2118	0,0449	0,1063	1,2669
MV	$\hat{\sigma}^2$	10,0254	0,9436	0,8904	7,1893	13,2465
	$\hat{\sigma}_t^2$	4,2674	1,5188	2,3068	0,9387	10,9532
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,9046	9,7037	94,1623	0	64,6944
	\hat{h}^2	0,5665	0,2354	0,0554	0,117	1,4212

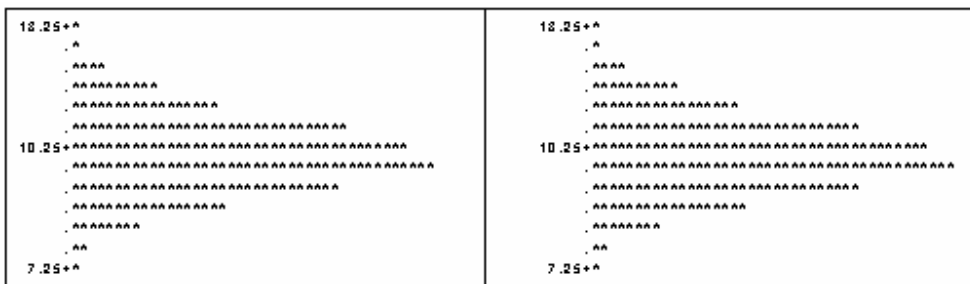


Figura 67 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

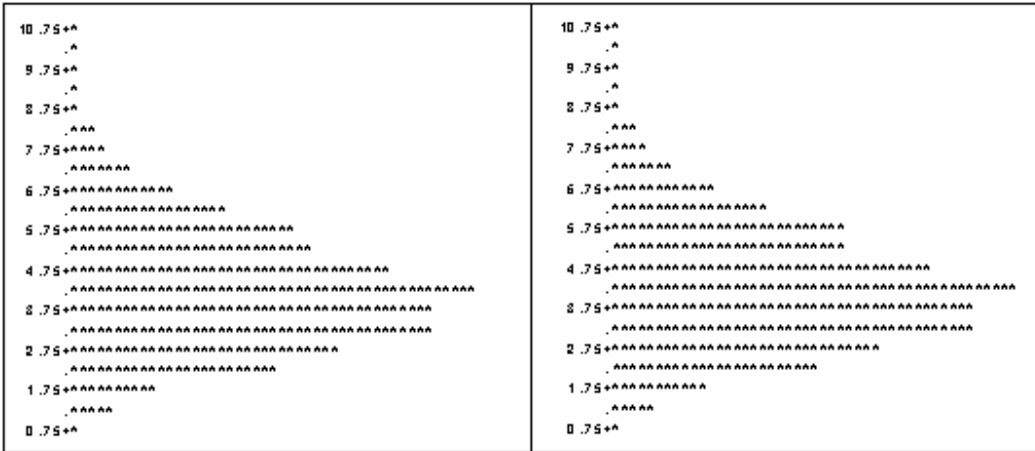


Figura 68 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 4,2857$

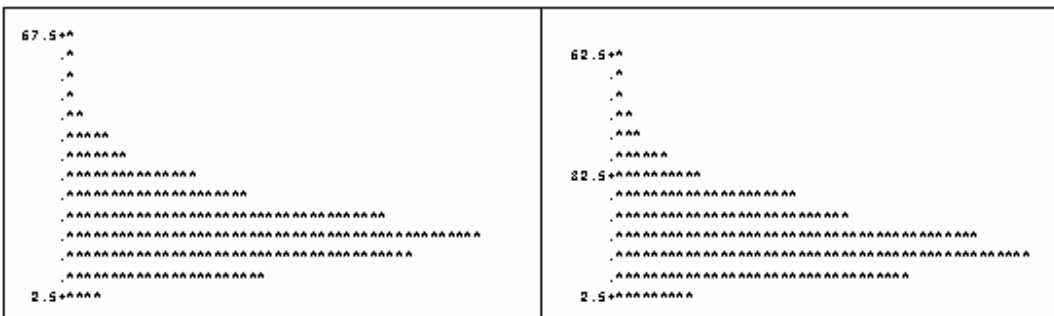


Figura 69 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

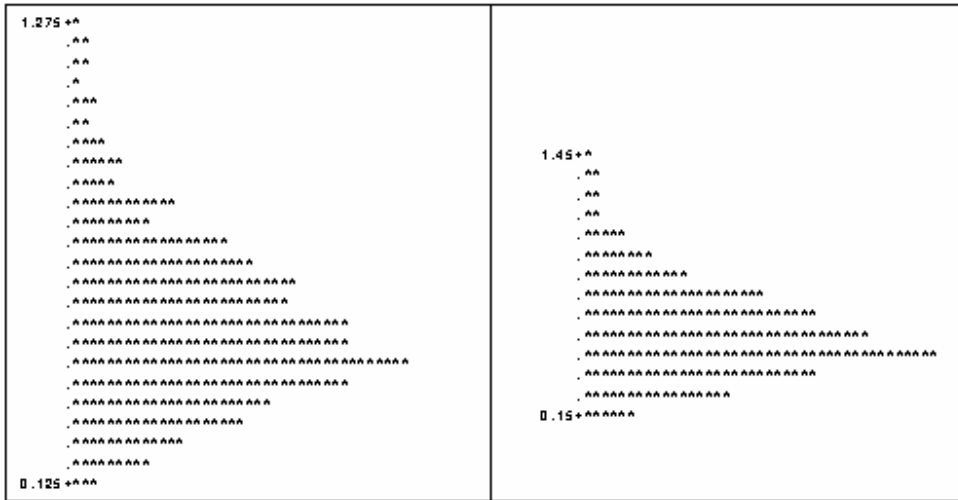


Figura 70 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

Tabela 64 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 20$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 5,7143$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9734	2,0173	4,0693	14,9959	26,4772
	$\hat{\sigma}_t^2$	5,7175	2,2748	5,1745	0,9404	18,3787
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,2801	9,7163	94,4061	1,8219	72,3989
	\hat{h}^2	0,5108	0,2057	0,0423	0,0879	1,6225
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,9761	2,0172	4,0689	14,9968	26,4781
	$\hat{\sigma}_t^2$	5,7147	2,2748	5,1746	0,9378	18,376
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,0475	9,7155	94,3911	0	70,1659
	\hat{h}^2	0,5386	0,2184	0,0477	0,0913	1,7154

Tabela 65 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 30$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 7,1429$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0996	2,8119	7,9066	19,895	40,7795
	$\hat{\sigma}_t^2$	7,0289	2,9421	8,6561	-0,9899	18,8913
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,3169	9,9129	98,2656	2,24	64,459
	\hat{h}^2	0,495	0,2019	0,0408	-0,0774	1,2801
MV	$\hat{\sigma}^2$	30,0995	2,8111	7,9026	19,8959	40,7804
	$\hat{\sigma}_t^2$	7,0274	2,9396	8,6411	0	18,8887
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,0839	9,9129	98,2655	0,0069	62,226
	\hat{h}^2	0,5159	0,2109	0,0445	0	1,3362

Tabela 66 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 40$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 8,5714$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	39,9903	3,8028	14,4615	28,9365	58,8903
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,6022	3,6353	13,2151	0,2808	24,5272
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9073	9,8555	97,1304	0,7153	58,2254
	\hat{h}^2	0,5045	0,2047	0,0419	0,0193	1,3373
MV	$\hat{\sigma}^2$	39,9947	3,8046	14,475	28,9374	54,8912
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,5992	3,6352	13,2149	0,2782	24,5246
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,6776	9,8493	97,008	0	55,9924
	\hat{h}^2	0,5218	0,2119	0,0449	0,0199	1,3917

Tabela 67 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 50$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 10$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	50,1683	5,0161	25,1611	36,6493	65,8736
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,8992	4,2987	18,4789	-1,3203	29,1787
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,7778	10,4072	108,3102	0,1478	67,7931
	\hat{h}^2	0,4977	0,2082	0,0433	-0,0789	1,3629
MV	$\hat{\sigma}^2$	50,1789	5,0236	25,2367	36,6502	65,8745
	$\hat{\sigma}_t^2$	9,8974	4,2935	18,4344	0	29,1761
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,5493	10,3994	108,1465	0	65,56
	\hat{h}^2	0,5121	0,2139	0,0457	0	1,3994

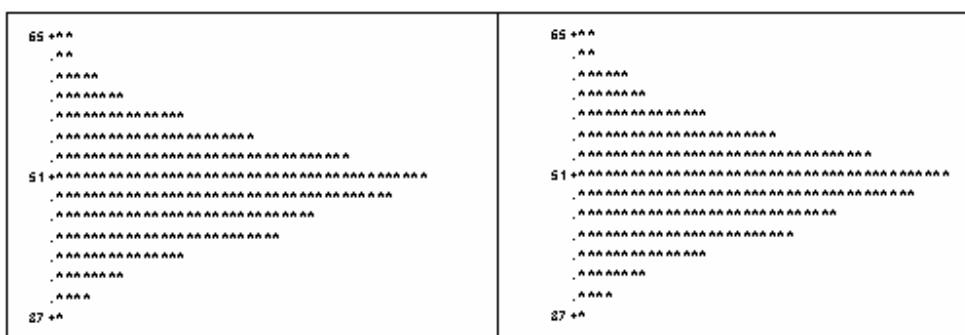


Figura 71 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

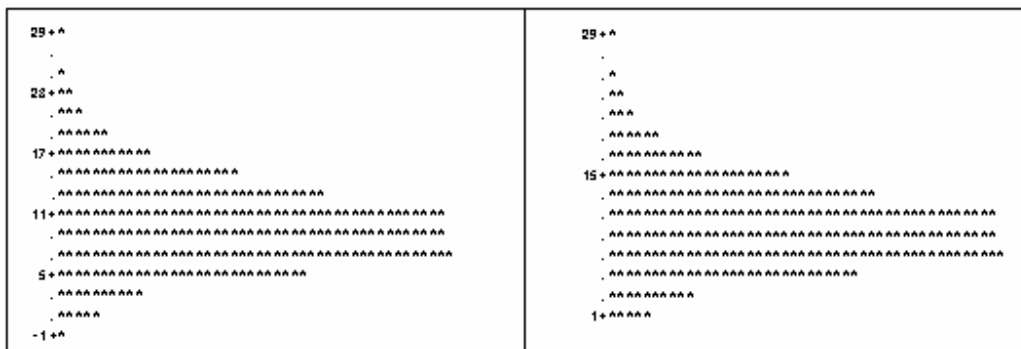


Figura 72 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 10$

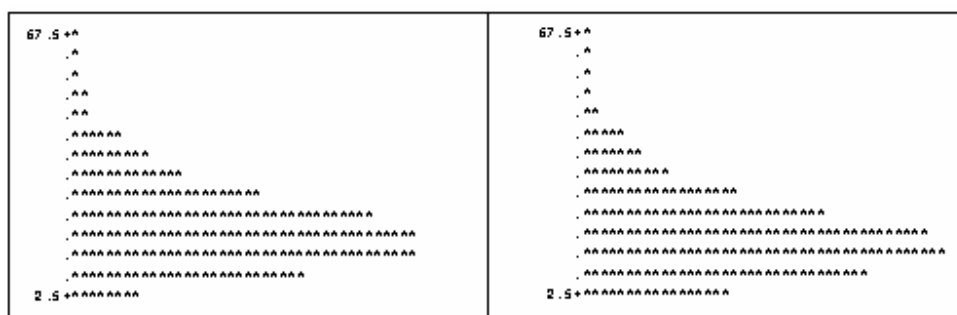


Figura 73 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

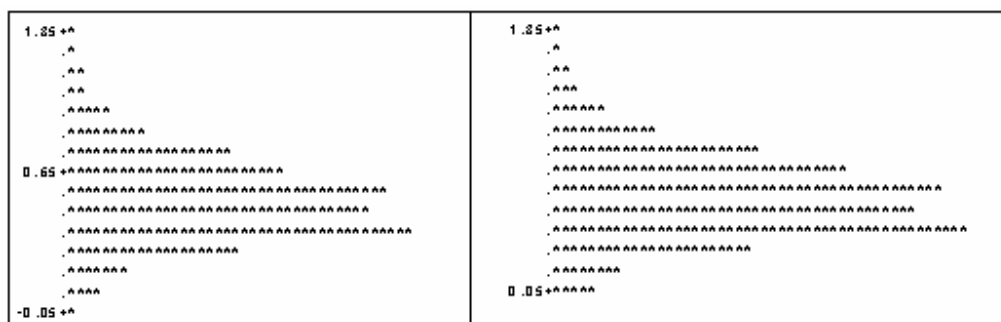


Figura 74 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

Tabela 68 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 60$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 11,4286$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	59,9865	5,6662	32,1061	43,0965	79,6277
	$\hat{\sigma}_t^2$	11,6854	4,9587	24,5886	-0,0056	28,885
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,114	10,9087	118,9987	0,42	68,0851
	\hat{h}^2	0,5085	0,2049	0,0419	-0,0003	1,2966
MV	$\hat{\sigma}^2$	59,9966	5,6735	32,189	43,0974	79,6286
	$\hat{\sigma}_t^2$	11,6819	4,9591	24,5925	0	28,8824
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,8857	10,9007	118,8247	0	65,852
	\hat{h}^2	0,5211	0,2099	0,0441	0	1,3298

Tabela 69 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 70$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 12,8571$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,107	6,7218	45,1832	49,7347	96,0105
	$\hat{\sigma}_t^2$	12,9876	6,059	36,7119	-2,1636	39,7837
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,6562	10,6692	113,831	0,4239	81,9024
	\hat{h}^2	0,502	0,2141	0,0459	-0,1012	1,2113
MV	$\hat{\sigma}^2$	70,1181	6,7089	45,0097	49,7356	96,0114
	$\hat{\sigma}_t^2$	12,9876	6,0501	36,6038	0	39,7811
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,4301	10,6575	113,5831	0	79,6694
	\hat{h}^2	0,5132	0,2181	0,0476	0	1,2398

Tabela 70 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 80$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 14,2857$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	79,9009	7,6516	58,5471	50,2052	102,7042
	$\hat{\sigma}_t^2$	14,5613	6,7754	45,9054	-3,4741	45,6447
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,414	11,1767	124,9182	0,3111	70,7842
	\hat{h}^2	0,5028	0,2142	0,0459	-0,1499	1,3065
MV	$\hat{\sigma}^2$	79,9051	7,6469	58,4748	50,2061	102,7051
	$\hat{\sigma}_t^2$	14,5648	6,7588	45,6818	0	45,6421
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,1874	11,1664	124,6886	0	68,5512
	\hat{h}^2	0,5129	0,2175	0,0473	0	1,3276

Tabela 71 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 90$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 15,7143$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	90,2298	8,7448	76,4711	64,3425	123,252
	$\hat{\sigma}_t^2$	15,6007	7,6025	57,7972	-3,3816	42,7774
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,5024	11,1306	123,8899	-1,0864	88,2732
	\hat{h}^2	0,4929	0,2219	0,0493	-0,1368	1,3126
MV	$\hat{\sigma}^2$	90,2359	8,7342	76,2862	64,3434	123,253
	$\hat{\sigma}_t^2$	15,6051	7,5845	57,5241	0	41,5224
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,2895	11,0977	123,1592	0	86,0402
	\hat{h}^2	0,5019	0,2249	0,0506	0	1,3361

Tabela 72 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,5$, $\sigma^2 = 100$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_i^2 = 17,1429$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	100,1058	9,6668	93,4471	72,8016	135,939
	$\hat{\sigma}_i^2$	17,0089	7,6609	58,6891	-4,4286	47,367
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9094	11,2457	126,4657	-1,0492	70,7279
	\hat{h}^2	0,4934	0,2081	0,0433	-0,1301	1,1992
MV	$\hat{\sigma}^2$	100,1077	9,6501	93,1245	72,8025	135,94
	$\hat{\sigma}_i^2$	17,0153	7,6351	58,2946	0	47,3644
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,6989	11,2087	125,6342	0	68,4949
	\hat{h}^2	0,5016	0,2105	0,0443	0	1,2209

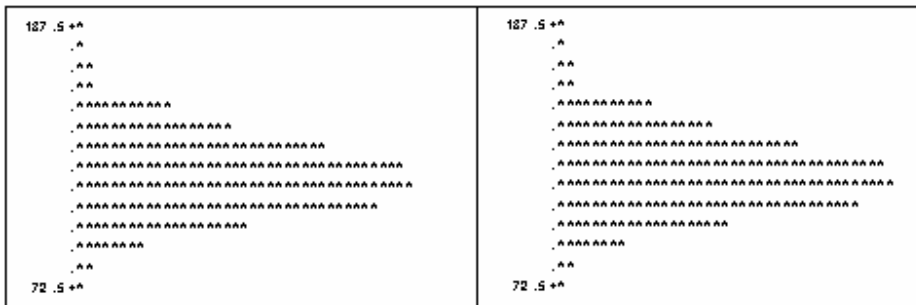


Figura 75 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

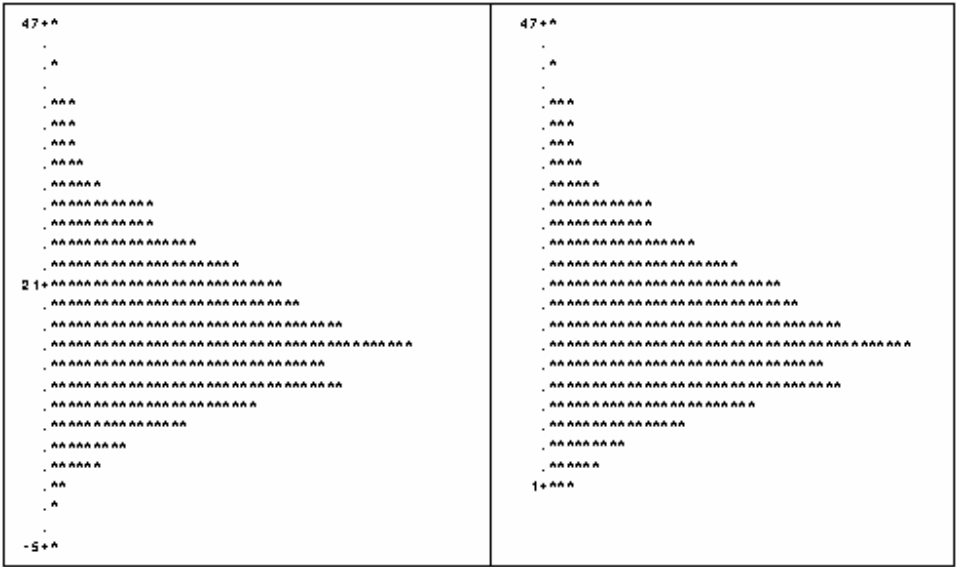


Figura 76 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 17,1429$

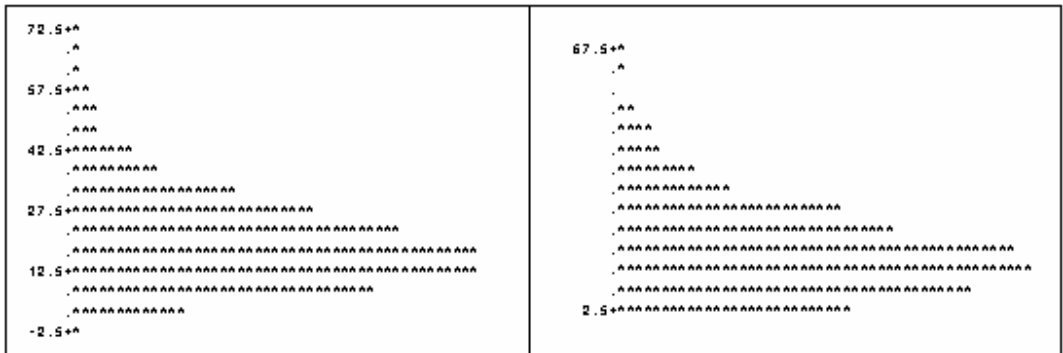


Figura 77 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

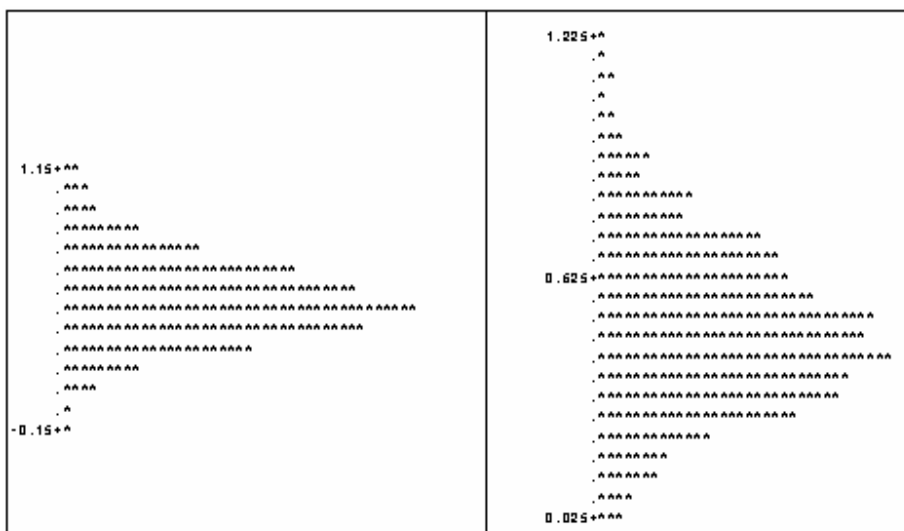


Figura 78 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,5$

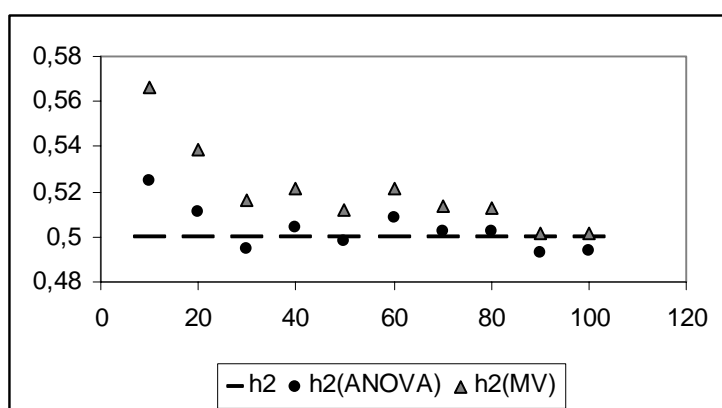


Figura 79 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,5$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

A estimação do componente de variância relativo ao erro experimental alcançou valores próximos aos utilizados na simulação desse parâmetro para ambos os métodos, com pouca variação no desvio padrão apresentado por cada método e nos histogramas obtidos através de cada um dos dois métodos, ambos apresentando leve assimetria à direita.

O mesmo ocorre na estimação do componente de variância relativo ao efeito de tratamentos. Ambos os métodos se aproximam de maneira semelhante dos valores de referência, algumas vezes os subestimando e outras os superestimando. A diferença mais aparente entre os métodos é o fato do método da ANOVA aceitar estimativas negativas e o método da MV não. Os

histogramas obtidos por ambos os métodos são, também, bastante semelhantes, com ambos apresentando assimetria à direita.

O método da MV não se mostrou tão eficaz na estimação do componente de variância relativo ao efeito de blocos, pois as estimativas encontradas por esse método, em média, subestimaram os valores de referência para esse parâmetro, e em todos os casos o método da ANOVA forneceu estimativas que se aproximam mais do valor fixado para esse componente; algumas vezes o subestimando, outras vezes o superestimando. Os histogramas obtidos pelos métodos são semelhantes, porém o método da ANOVA mostra uma menor assimetria na dispersão dos dados do que o método da MV.

Sobre o coeficiente de herdabilidade, pode-se notar que o método da ANOVA, em oito dos dez casos, apresentou estimativas, em média, mais próximas do valor de referência do que o método da MV, que por sua vez, em todos os casos forneceu estimativas superestimando o valor fixado para o coeficiente de herdabilidade. Os histogramas para ambos os casos são assimétricos à direita, sendo que a assimetria mostrada pelo método da MV é mais acentuada do que a presente para o método da ANOVA.

4.2.3 Quarto caso: $h^2 = 0,70$

Tabela 73 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 10$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 6,3636$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	10,016	0,9883	0,9768	6,8987	13,2197
	$\hat{\sigma}_t^2$	6,3977	2,2596	5,1056	1,1813	15,7906
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,9585	9,5029	90,3049	2,2603	62,3652
	\hat{h}^2	0,7359	0,2791	0,0779	0,1178	1,7986
MV	$\hat{\sigma}^2$	10,0169	0,9883	0,9768	6,8996	13,2206
	$\hat{\sigma}_t^2$	6,3951	2,2596	5,1056	1,1787	15,788
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,7255	9,5029	90,3049	0,0273	60,1322
	\hat{h}^2	0,7899	0,3064	0,0939	0,1244	1,9736

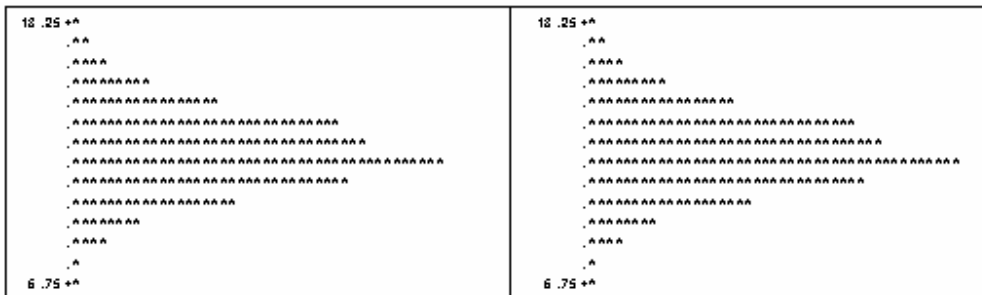


Figura 80 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 10$

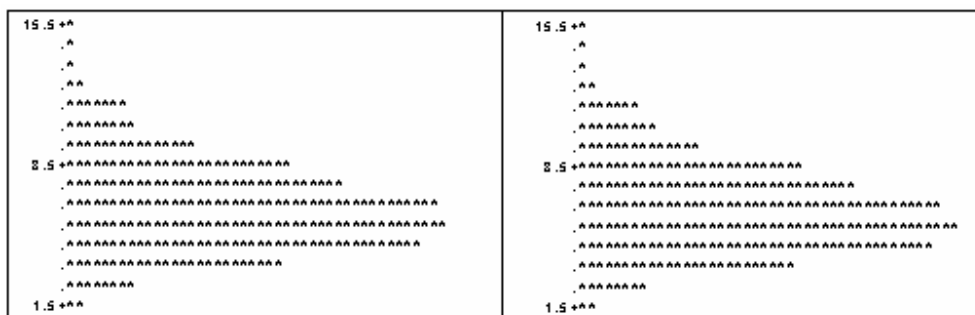


Figura 81 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_i^2 = 6,3636$

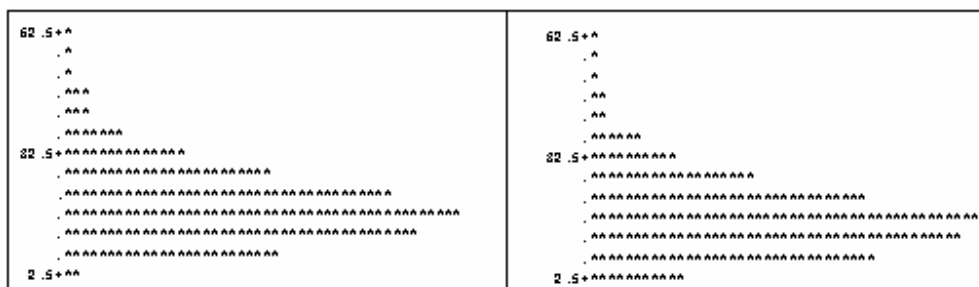


Figura 82 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

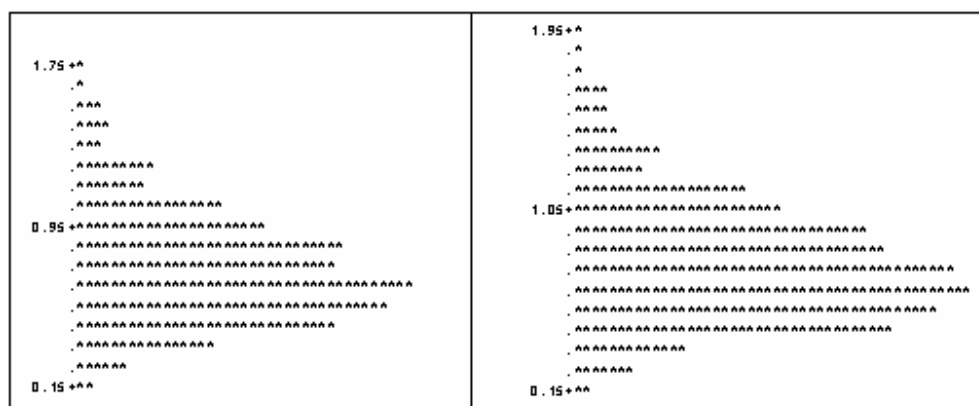


Figura 83 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

Tabela 74 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 20$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 8,4848$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	19,9939	1,9681	3,8735	14,4086	26,7348
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,3897	2,9719	8,8328	1,7441	20,1133
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,801	9,6103	92,3572	1,1705	59,2089
	\hat{h}^2	0,7123	0,2542	0,0646	0,1156	1,5886
MV	$\hat{\sigma}^2$	19,9997	1,9783	3,9136	14,4095	26,7357
	$\hat{\sigma}_t^2$	8,3866	2,9721	8,8333	1,7415	20,1107
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,5699	9,6067	92,2884	0	56,9758
	\hat{h}^2	0,7489	0,2695	0,0726	0,1199	1,6795

Tabela 75 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 30$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 10,6061$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	30,0442	2,8925	8,3666	21,0269	41,1359
	$\hat{\sigma}_t^2$	10,7688	4,0729	16,5884	1,2823	25,7178
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,8656	10,1482	102,9855	1,3363	71,8616
	\hat{h}^2	0,7161	0,2565	0,0658	0,1097	1,5464
MV	$\hat{\sigma}^2$	30,0487	2,8919	8,363	21,0278	41,1368
	$\hat{\sigma}_t^2$	10,7659	4,0731	16,5898	1,2796	25,7152
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,6335	10,1465	102,9516	0	69,6286
	\hat{h}^2	0,7443	0,2672	0,0714	0,115	1,6061

Tabela 76 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 40$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 12,7273$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	40,2118	4,0301	16,2415	28,8525	54,3072
	$\hat{\sigma}_t^2$	12,8086	4,8629	23,6479	0,8677	38,1862
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,804	10,0575	101,1535	0,2586	64,0785
	\hat{h}^2	0,7032	0,2424	0,0588	0,0574	1,5979
MV	$\hat{\sigma}^2$	40,2129	4,03	16,2409	28,8534	54,308
	$\hat{\sigma}_t^2$	12,859	4,8629	23,6482	0,8651	38,1836
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,668	10,0466	100,9334	0	62,7508
	\hat{h}^2	0,7152	0,2488	0,0619	0,0578	1,6381

Tabela 77 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 50$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 14,8485$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	49,9418	4,8964	23,9749	34,2686	68,4926
	$\hat{\sigma}_t^2$	14,7779	6,0815	36,9842	-1,3734	36,4503
	$\hat{\sigma}_b^2$	19,7069	10,0766	101,5373	0,5765	67,6719
	\hat{h}^2	0,695	0,2522	0,0636	-0,0795	1,4477
MV	$\hat{\sigma}^2$	49,9419	4,8937	23,9481	34,2694	68,4938
	$\hat{\sigma}_t^2$	14,7767	6,0779	36,9414	0	36,4477
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,8811	10,0677	101,3581	0	66,4885
	\hat{h}^2	0,7027	0,2568	0,0659	0	1,4746

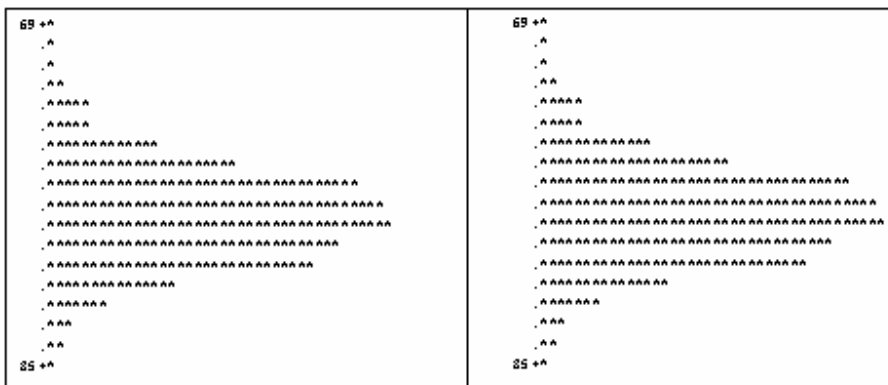


Figura 84 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 50$

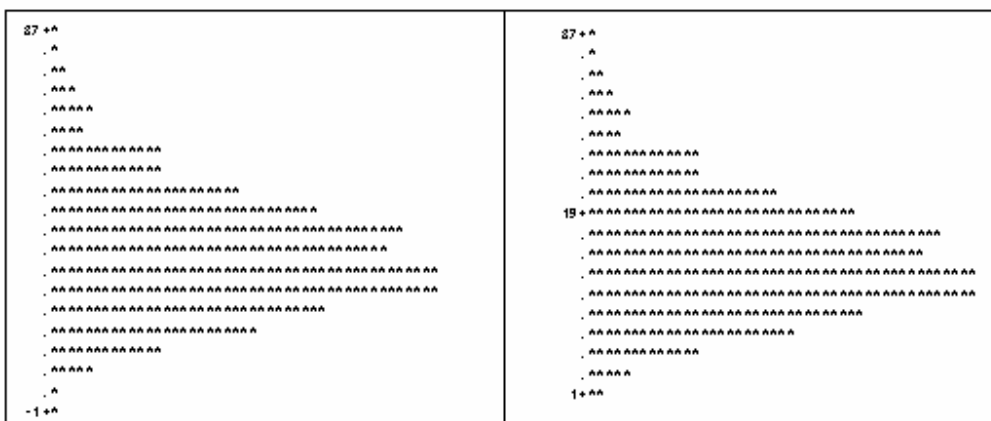


Figura 85 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 14,8485$

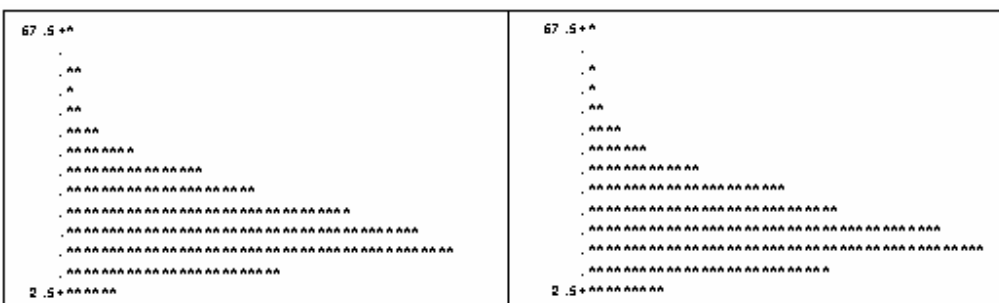


Figura 86 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

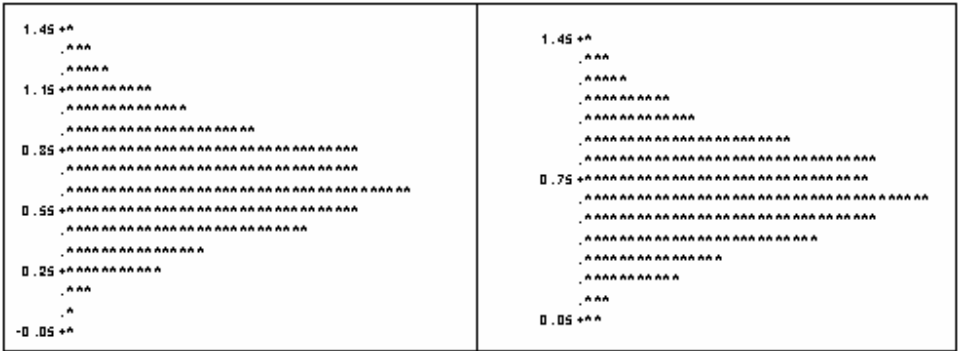


Figura 87 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

Tabela 78 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 60$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 16,9697$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	60,3619	5,8608	34,3493	43,2113	82,7738
	$\hat{\sigma}_t^2$	17,333	6,6799	44,6207	-0,6142	41,8053
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,1673	10,4729	109,6824	1,0012	65,9312
	\hat{h}^2	0,7021	0,2374	0,0564	-0,0339	1,4904
MV	$\hat{\sigma}^2$	60,3618	5,8601	34,3407	43,2122	82,7747
	$\hat{\sigma}_t^2$	17,3316	6,6766	44,5775	0	41,8027
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,6555	10,4512	109,2279	0,4977	64,9337
	\hat{h}^2	0,7065	0,2407	0,0579	0	1,5136

Tabela 79 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 70$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 19,0909$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	70,074	6,52	42,5108	52,4889	91,4089
	$\hat{\sigma}_t^2$	18,8189	7,4754	55,882	1,5329	56,9533
	$\hat{\sigma}_b^2$	21,8225	10,0791	101,5882	1,5097	68,4235
	\hat{h}^2	0,6743	0,2379	0,0566	0,0643	1,7963
MV	$\hat{\sigma}^2$	70,0891	6,5326	42,6748	52,4898	91,4098
	$\hat{\sigma}_t^2$	18,8149	7,4754	55,8817	1,5303	56,9507
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,5504	10,0505	101,0134	0	63,4796
	\hat{h}^2	0,7005	0,2443	0,0597	0,0679	1,8317

Tabela 80 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 80$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 21,2121$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	80,2604	7,8877	62,2156	59,3931	105,998
	$\hat{\sigma}_t^2$	21,0077	8,3154	69,1475	0,4268	54,6952
	$\hat{\sigma}_b^2$	22,5825	11,1106	123,4442	2,3212	80,7523
	\hat{h}^2	0,6722	0,2362	0,0558	0,0171	1,5058
MV	$\hat{\sigma}^2$	80,2661	7,8887	62,2316	59,394	105,999
	$\hat{\sigma}_t^2$	21,0046	8,3154	69,1449	0,4242	54,6926
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,9861	11,0806	122,7792	0	76,2016
	\hat{h}^2	0,6974	0,2422	0,0587	0,0181	1,5371

Tabela 81 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 90$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 23,3333$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	89,7224	8,5872	73,7403	65,5232	121,086
	$\hat{\sigma}_t^2$	23,5186	9,5288	90,7978	-3,9419	62,8505
	$\hat{\sigma}_b^2$	22,8288	10,8121	116,9019	0,8222	69,0024
	\hat{h}^2	0,6856	0,2509	0,0629	-0,1579	1,6293
MV	$\hat{\sigma}^2$	89,7321	8,5855	65,5241	65,5241	121,087
	$\hat{\sigma}_t^2$	23,5186	9,5179	90,5905	0	62,8479
	$\hat{\sigma}_b^2$	17,9605	10,7504	115,5716	0	63,4042
	\hat{h}^2	0,7102	0,2561	0,0656	0	1,6604

Tabela 82 - Estatísticas descritivas do conjunto de 1000 estimativas para a simulação considerando $h^2 = 0,7$, $\sigma^2 = 100$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 25,4545$

Método		Média	Desvio Padrão	Variância	Mínimo	Máximo
ANOVA	$\hat{\sigma}^2$	100,0606	9,4968	90,1898	78,4263	134,206
	$\hat{\sigma}_t^2$	25,0463	10,0908	101,8236	2,9072	72,5196
	$\hat{\sigma}_b^2$	20,531	11,3554	128,9457	-0,6447	65,0146
	\hat{h}^2	0,6791	0,2349	0,0552	0,0986	1,5369
MV	$\hat{\sigma}^2$	100,0808	9,5003	90,2565	78,4272	134,207
	$\hat{\sigma}_t^2$	25,0418	10,091	101,8282	2,9046	72,517
	$\hat{\sigma}_b^2$	18,3139	11,3285	128,3342	0	62,7816
	\hat{h}^2	0,6894	0,2381	0,0567	0,1004	1,5569

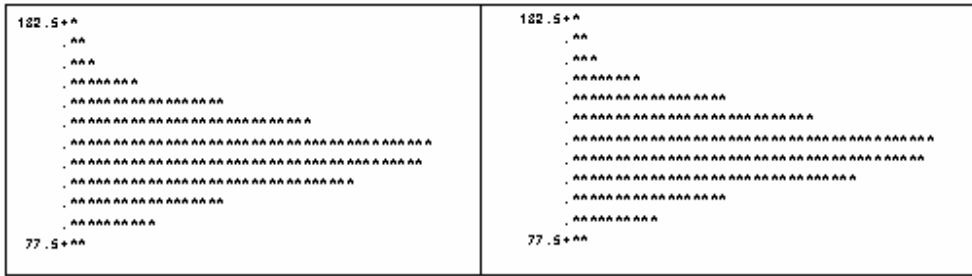


Figura 88 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado ao erro experimental $\sigma^2 = 100$

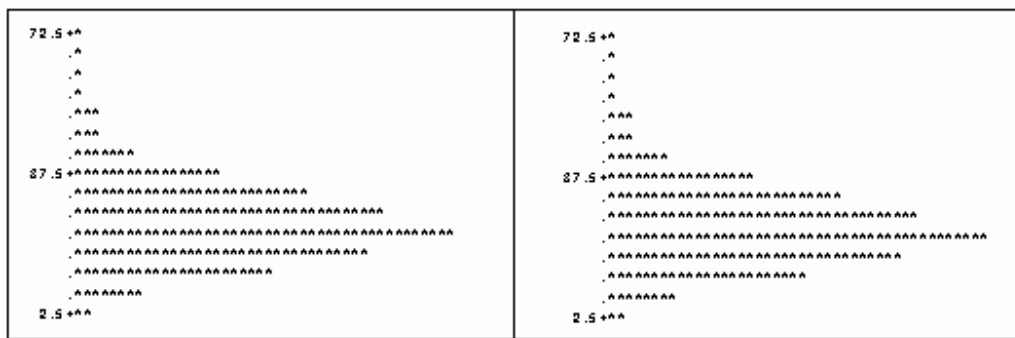


Figura 89 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_t^2 = 25,4545$

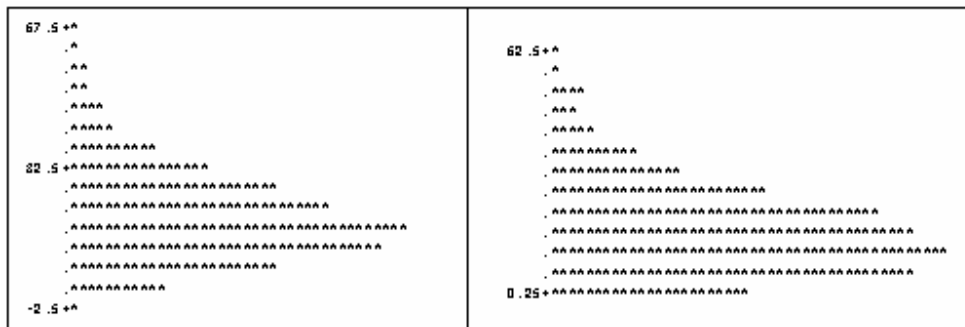


Figura 90 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do componente de variância relacionado aos tratamentos $\sigma_b^2 = 20$

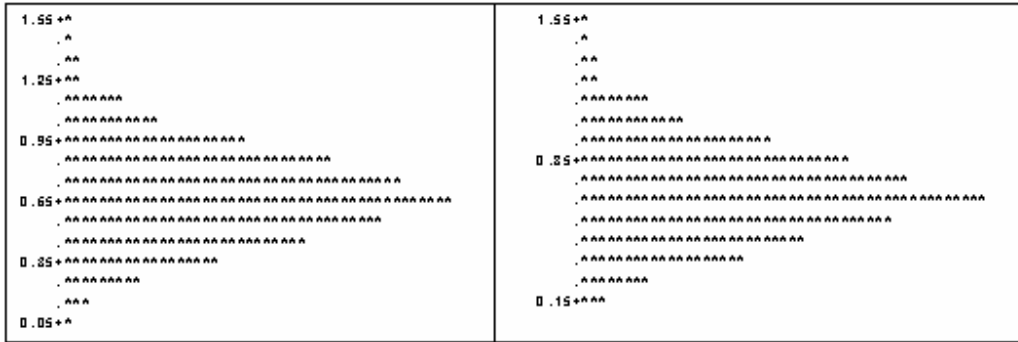


Figura 91 - Histogramas dos conjuntos de dados das estimativas pelos métodos da ANOVA (esquerda) e da MV (direita) do coeficiente de herdabilidade $h^2 = 0,7$

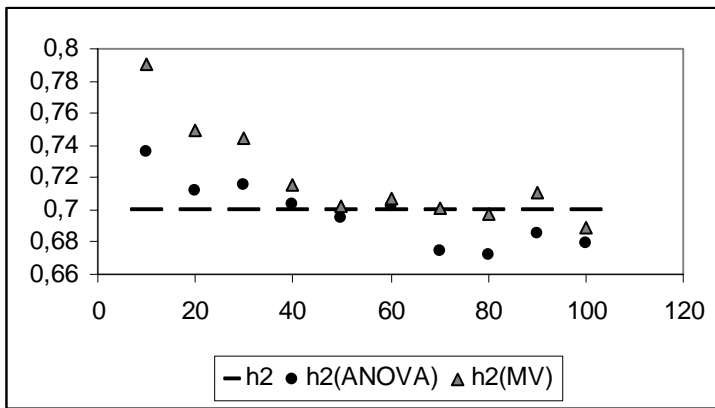


Figura 92 - Dispersão das 10 estimativas para $h^2 = 0,7$, variando σ^2 , encontradas pelos métodos da MV e da ANOVA em relação ao valor de referência.

Os métodos da MV e da ANOVA comportaram-se de maneira semelhante no que diz respeito às estimativas referentes aos componentes de variância relativos ao erro experimental e ao efeito de tratamento, fornecendo estimativas bastante próximas dos valores utilizados nas simulações, algumas vezes subestimando os parâmetros, outras superestimando os mesmos. Os histogramas obtidos através os dois métodos para esse componentes são praticamente idênticos, mostrando uma simetria à direita para todos os casos.

O método da MV forneceu estimativas que, em média, superestimam os valores fixados para o coeficiente de herdabilidade e subestimam os valores fixados para o componente de variância relativo ao efeito de blocos, algumas vezes se aproximando satisfatoriamente dos valores fixados para esses parâmetros; mas na maioria das vezes as estimativas apresentadas pelo método da ANOVA, em média, foram mais próximas aos valores fixados, algumas vezes os subestimando e outras os superestimando. A diferença entre os dois métodos, considerando esses

dois parâmetros, fica mais visível ao estudar a dispersão das estimativas encontradas por cada um. Nota-se, então, que os histogramas obtidos pelo método da MV apresentam uma simetria à direita levemente maior do que a assimetria apresentada pelos histogramas obtidos pelo método da ANOVA.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Através das simulações feitas nesse trabalho, faz-se possível tirar algumas conclusões sobre a estimação de componentes de variância e coeficientes de herdabilidade com respeito a cada um dos delineamentos estudados.

5.1 Estimação considerando o delineamento inteiramente casualizado

Não houve diferença significativa entre os métodos da análise da variância e da máxima verossimilhança na estimação do componente de variância relativo ao erro experimental para nenhum dos valores estipulados para h^2 . Em todos os casos as estimativas encontradas por ambos os métodos se aproximaram satisfatoriamente dos valores de referência. Os histogramas e desvios padrões apresentados por ambos os métodos também não apresentaram diferenças acentuadas.

Já para o componente de variância relativo ao efeito de tratamentos e o coeficiente de herdabilidade, existem diferenças marcantes entre os dois métodos. Quanto menor os valores de h^2 e de σ^2 mais distintos são os métodos, a começar pelos histogramas apresentados para esses parâmetros. O método da ANOVA apresenta histogramas assimétricos à direita, enquanto o método da MV apresenta histogramas sem simetria (para $h^2 = 0,1$ e σ^2 variando de 10 à 100). Os gráficos passam a se assemelhar conforme aumenta o valor de h^2 com σ^2 variando de 10 à 100, chegando a ficar quase idênticos para os casos com $h^2 = 0,7$. Para $h^2 = 0,1$, os dois métodos tendem a fornecer estimativas que, em média, superestimam tanto o h^2 quanto o σ_i^2 , porém as estimativas obtidas através do método da ANOVA se aproximam mais dos valores fixados. Para h^2 variando de 0,3 à 0,7, as estimativas encontradas pelo método da MV tendem a subestimar os valores fixados, tanto para h^2 quanto o σ_i^2 , enquanto o método da ANOVA, além de não apresentar tal tendência, chega em aproximações mais precisas desses parâmetros.

Sendo assim, para experimentos que visam estimar componentes de variância e/ou coeficientes de herdabilidade, e que se assemelhem aos ensaios aqui simulados, o mais interessante é utilizar o método da análise da variância na hora de estimar os parâmetros de interesse.

5.2 Estimação considerando o delineamento em blocos casualizados

Assim como para o delineamento inteiramente casualizado os dois métodos de estimação não apresentaram diferenças na estimação do componente de variância relativo ao erro experimental. Quanto à estimação do componente de variância relativo ao efeito de tratamentos, também não existem diferenças marcantes entre os dois métodos. Ambos estimam satisfatoriamente os componentes de variância σ^2 e σ_t^2 , apresentando histogramas também similares para ambos os componentes. Uma pequena diferença pode ser notada quanto à assimetria à direita dos histogramas obtidos pelo método da MV; que possuem uma assimetria mais acentuada quanto mais baixo for o σ^2 .

O método da análise da variância se mostrou mais preciso quanto às estimações do componente de variância relativo ao efeito de bloco e do coeficiente de herdabilidade, pois não mostrou viés na estimação desses componentes, enquanto o método da máxima verossimilhança forneceu estimativas que subestimam os valores fixados para o σ_b^2 e que superestimam os valores fixados para o h^2 . Os métodos ficam mais aproximados conforme aumentam os valores fixados de h^2 , o que pode se verificar através dos histogramas obtidos por cada método para esses dois parâmetros. Ao fixar $h^2 = 0,1$, o método da MV apresenta histogramas com uma maior assimetria à direita do que os histogramas apresentados pelo o método da ANOVA para os mesmos parâmetros, quando são fixados valores maiores para h^2 essa diferença de assimetria diminui, e os histogramas ficam mais semelhantes entre si.

Logo, assim como para o caso do delineamento inteiramente casualizado, conclui-se que o método mais indicado para estimar componentes de variância e/ou coeficientes de herdabilidade, em ensaios que se assemelhem aos aqui apresentados, é o método da análise da variância.

REFERÊNCIAS

BARBIN, D. **Componentes de variância: teoria e aplicações**. Piracicaba: FEALQ, 1993. 120p.

CUSTÓDIO, T.N. **Comparação de modelos mistos para dados de proporções visando a estimação do coeficiente de herdabilidade**. 2004. 121p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agronômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2004.

FALCONER, D.S. MACKAY, T.F.C. **Introduction to quantitative genetics**. 4th ed. London: Longman Group, 1996. 464p.

FERNANDEZ, D.W.X. **Modelos de populações finitas e máxima verossimilhança restrita no problema de estimativas negativas para componentes de variância**. 1991. 118p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agronômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1991.

FREITAS, A.R. **Comparação de métodos para estimação de componentes de variância e parâmetros afins de múltiplos caracteres em bovinos**. 1991. 170p. Tese (Doutorado em Genética e Melhoramento de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1991.

HARTLEY, H.O.; RAO, J.N.K. Maximum likelihood estimation for the mixed analysis of variance model. **Biometrika**, London, v.54, p.93-108, 1967.

OTSUK, I.P. **Influência de transformações de dados sobre a estimação dos componentes de variância**. 1991. 66p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agronômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1991.

SCHEFFÉ, H. **The analysis of variance**. New York: John Wiley, 1961. 477p.

SEARLE, S.R.; CASELLA, G.; McCULLOCH, C.E. **Variance components**. New York: John Wiley, 1992. 501p.

SERAPHIN, J.C. Comparação numérica de três estimadores de componentes de variância em alguns modelos genético - estatísticos de cruzamentos. 1984. 160p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agronômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1985.

VALÉRIO FILHO, W.V. Comparação de métodos para estimação de componentes de variância através de simulação de dados. 1991. 160p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agronômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1991.

BIBLIOGRAFIA CONSULTADA

BURDICK, R.K.; GRAYBILL, F.A. **Confidence intervals on variance components**. New York: Marcel Dekker, 1992. 211p.

CADENA-MENESE, J.A.; CASTILLO-MORALES, A. Una comparación de la estimación de componentes de varianza mediante simulación. **Agrociencia**, México, v. 34, p. 343-352, mayo/jun. 2000.

CAMARINHA FILHO, J.A. **Modelos lineares mistos: estruturas de matrizes de variância e covariância de modelos**. 2002. 85p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agrônômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

CARNEIRO JÚNIOR, J.M.; EUCLYDES, R.F.; LOPES, P.S.; TORRES, R.A. Avaliação de métodos de estimação de componentes de variância utilizando dados simulados. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v.33, p.328-336, mar./abr. 2004.

CHRISTENSEN, R. **Analysis of variance, design and regression: Applied statistical methods**. London: Chapman & Hall, 1996. 587p.

CIÓL, M.A. **Métodos de estimação de componentes de variância em modelos mistos**. 1982. 126p. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1982.

DAMASCENO, J.E.A. **Comparação de procedimentos estatísticos de alguns softwares usando simulação de dados**. 2003. 64p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2003.

FREITAS, A.R. de; VENCOSKY, R. Comparação de métodos para estimação de componentes de variância e parâmetros afins de múltiplos caracteres em bovinos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.28, p.453-463, abr. 1993.

GOMES, F.P. **Componentes de variância**. Piracicaba: ESALQ, 1968. 30p.

KEELE, J.W.; LONG, T.E.; JOHNSON, R.K. Comparison of methods of estimating variance components in pigs. **Journal of Animal Science**, Albany, v.69, p.1428-1434. 1991.

LI, J.C.R. **Statistical inference I: a non – mathematical exposition of the theory of statistics.** Michigan: Edwards Brothers, 1969. 658p.

MORETTIN, P.A; BUSSAB, W.O. **Estatística básica.** 5.ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2004. 526p.

MARCELINO, S.D.R. **Métodos de estimação de componentes de variância em modelos mistos desbalanceados.** 2000. 83p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agrônômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2000.

MUNIZ, J.A. **Inferência sobre parâmetros relativos à estrutura genética de populações com dados de frequências gênicas.** 1994. 224p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agrônômica) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1994.

PERRI, S.H.V.; IEMMA, A.F. **Ajuste de modelos mistos através do sistema estatístico SAS.** Piracicaba: ESALQ, 1996. 75p.

RAO, C.R.; KLEFFE, J. **Estimation of variance components and applications.** Amsterdam: Elsevier Science, 1988. 370p.

RAO, P.S.R.S. **Variance components estimation: mixed model, methodologies and applications.** New York: Chapman & Hall, 1999. 204p.

RIDOUT, M.S.; DEMÉTRIO, C.G.B.; FIRTH, D. Estimating Intraclass correlation for binary data. **Biometrics**, Washington, v.55, p.137-148, Mar. 1999.

SERAPHIN, J.C.; BARBIN, D.; ZIMMERMANN, F.J.P. Comparação de estimadores de componentes de variância em dois modelos genético-estatísticos de cruzamentos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.25, p.57-65, jan. 1990.

SHIMIZU, T. **Simulação em computador digital: simulação de sistemas – modelo matemático – métodos de monte carlo – modelos de engenharia e economia – jogos de empresas.** São Paulo: Edgard Blücher, EDUSP, 1975. 109p.

SILVA, H.D. Análise de experimentos em látice quadrado (“square lattice”) com ênfase em componentes de variância e aplicações no melhoramento genético vegetal. 1996. 139p. Tese (Magister Scientiae) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1997.

ZACKS, S. The theory of statistical inference. New York: John Wiley, 1971. 609p.

ANEXOS

ANEXO A – Programa utilizado para fazer a simulação do primeiro caso para o delineamento inteiramente casualizado, considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 10$ e $\sigma_t^2 = 0,2564$, na simulação dos vetores de efeitos aleatórios utilizam-se as raízes quadradas desses valores. A média geral foi fixada em 300 para todos os casos.

```

erro<-matrix(rnorm(250000,0,3.1623),250,1000)
mediaerro<-apply(erro,2,mean)
varerro<-apply(erro,2,var)
mean(mediaerro)
mean(varerro)
trat<-matrix(rnorm(25000,0,0.5064),25,1000)
mediatrat<-apply(trat,2,mean)
vartrat<-apply(trat,2,var)
mean(mediatrat)
mean(vartrat)
mediageral<-matrix(300,250,1000)
x1<-rep(c(1,0),c(10,240))
x2<-rep(c(0,1,0),c(10,10,230))
x3<-rep(c(0,1,0),c(20,10,220))
x4<-rep(c(0,1,0),c(30,10,210))
x5<-rep(c(0,1,0),c(40,10,200))
x6<-rep(c(0,1,0),c(50,10,190))
x7<-rep(c(0,1,0),c(60,10,180))
x8<-rep(c(0,1,0),c(70,10,170))
x9<-rep(c(0,1,0),c(80,10,160))
x10<-rep(c(0,1,0),c(90,10,150))
x11<-rep(c(0,1,0),c(100,10,140))
x12<-rep(c(0,1,0),c(110,10,130))
x13<-rep(c(0,1,0),c(120,10,120))
x14<-rep(c(0,1,0),c(130,10,110))
x15<-rep(c(0,1,0),c(140,10,100))
x16<-rep(c(0,1,0),c(150,10,90))
x17<-rep(c(0,1,0),c(160,10,80))
x18<-rep(c(0,1,0),c(170,10,70))
x19<-rep(c(0,1,0),c(180,10,60))
x20<-rep(c(0,1,0),c(190,10,50))
x21<-rep(c(0,1,0),c(200,10,40))
x22<-rep(c(0,1,0),c(210,10,30))
x23<-rep(c(0,1,0),c(220,10,20))
x24<-rep(c(0,1,0),c(230,10,10))
x25<-rep(c(0,1),c(240,10))
x<-cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8,x9,x10,x11,x12,x13,x14,x15,x16,x17,x18,x19,x20,
x21,x22,x23,x24,x25)
y<-mediageral+x%*%trat+erro
mediay<-apply(y,2,mean)
vary<-apply(y,2,var)

```



```

mean(mediay)
mean(vary)
um250<-rep(1,250)
somayi<-t(um250)% **% y
somayi_quad<-somayi*somayi
correcaoi<-somayi_quad/250
y2<-y*y
somayi2<-t(um250)% **% y2
sqtotali<-somayi2-correcaoi
T1<-t(x1)% **% y
T2<-t(x2)% **% y
T3<-t(x3)% **% y
T4<-t(x4)% **% y
T5<-t(x5)% **% y
T6<-t(x6)% **% y
T7<-t(x7)% **% y
T8<-t(x8)% **% y
T9<-t(x9)% **% y
T10<-t(x10)% **% y
T11<-t(x11)% **% y
T12<-t(x12)% **% y
T13<-t(x13)% **% y
T14<-t(x14)% **% y
T15<-t(x15)% **% y
T16<-t(x16)% **% y
T17<-t(x17)% **% y
T18<-t(x18)% **% y
T19<-t(x19)% **% y
T20<-t(x20)% **% y
T21<-t(x21)% **% y
T22<-t(x22)% **% y
T23<-t(x23)% **% y
T24<-t(x24)% **% y
T25<-t(x25)% **% y
totaltrati<-
rbind(T1,T2,T3,T4,T5,T6,T7,T8,T9,T10,T11,T12,T13,T14,T15,T16,T17,T18,T19,T20,T21,T22,
T23,T24,T25)
totaltrati2<-totaltrati*totaltrati
um25<-rep(1,25)
somatotaltrati2<-t(um25)% **% totaltrati2
sqtrati<-somatotaltrati2/10-correcaoi
sqresi<-sqtotali-sqtrati
qmtrati<-sqtrati/24
qmresi<-sqresi/225

```

ANEXO B – Programa utilizado para fazer a simulação do primeiro caso para o delineamento em blocos casualizados, considerando $h^2 = 0,1$, $\sigma^2 = 10$, $\sigma_b^2 = 20$ e $\sigma_t^2 = 0,7692$ na simulação dos vetores de efeitos aleatórios utilizam-se as raízes quadradas desses valores. A média geral foi fixada em 300 para todos os casos.

```

erro<-matrix(rnorm(250000,0,3.1623),250,1000)
mediaerro<-apply(erro,2,mean)
varerro<-apply(erro,2,var)
mean(mediaerro)
mean(varerro)
trat<-matrix(rnorm(25000,0,0.8771),25,1000)
mediatrat<-apply(trat,2,mean)
vartrat<-apply(trat,2,var)
mean(mediatrat)
mean(vartrat)
bloco<-matrix(rnorm(25000,0,4.4721),10,1000)
mediabloco<-apply(bloco,2,mean)
varbloco<-apply(bloco,2,var)
mean(mediabloco)
mean(varbloco)
mediageral<-matrix(300,250,1000)
betha<-rbind(trat,bloco)
x1<-rep(c(1,0),c(10,240))
x2<-rep(c(0,1,0),c(10,10,230))
x3<-rep(c(0,1,0),c(20,10,220))
x4<-rep(c(0,1,0),c(30,10,210))
x5<-rep(c(0,1,0),c(40,10,200))
x6<-rep(c(0,1,0),c(50,10,190))
x7<-rep(c(0,1,0),c(60,10,180))
x8<-rep(c(0,1,0),c(70,10,170))
x9<-rep(c(0,1,0),c(80,10,160))
x10<-rep(c(0,1,0),c(90,10,150))
x11<-rep(c(0,1,0),c(100,10,140))
x12<-rep(c(0,1,0),c(110,10,130))
x13<-rep(c(0,1,0),c(120,10,120))
x14<-rep(c(0,1,0),c(130,10,110))
x15<-rep(c(0,1,0),c(140,10,100))
x16<-rep(c(0,1,0),c(150,10,90))
x17<-rep(c(0,1,0),c(160,10,80))
x18<-rep(c(0,1,0),c(170,10,70))
x19<-rep(c(0,1,0),c(180,10,60))
x20<-rep(c(0,1,0),c(190,10,50))
x21<-rep(c(0,1,0),c(200,10,40))
x22<-rep(c(0,1,0),c(210,10,30))
x23<-rep(c(0,1,0),c(220,10,20))
x24<-rep(c(0,1,0),c(230,10,10))

```

```

x25<-rep(c(0,1),c(240,10))
x26<-rep(rep(c(1,0),c(1,9)),25)
x27<-rep(rep(c(0,1,0),c(1,1,8)),25)
x28<-rep(rep(c(0,1,0),c(2,1,7)),25)
x29<-rep(rep(c(0,1,0),c(3,1,6)),25)
x30<-rep(rep(c(0,1,0),c(4,1,5)),25)
x31<-rep(rep(c(0,1,0),c(5,1,4)),25)
x32<-rep(rep(c(0,1,0),c(6,1,3)),25)
x33<-rep(rep(c(0,1,0),c(7,1,2)),25)
x34<-rep(rep(c(0,1,0),c(8,1,1)),25)
x35<-rep(rep(c(0,1),c(9,1)),25)
x<-
cbind(x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8,x9,x10,x11,x12,x13,x14,x15,x16,x17,x18,x19,x20,x21,x22,x23,x
24,x25,x26,x27,x28,x29,x30,x31,x32,x33,x34,x35)
y<-mediageral+x%*%betha+erro
mediay<-apply(y,2,mean)
vary<-apply(y,2,var)
mean(mediay)
mean(vary)
um250<-rep(1,250)
somayi<-t(um250)%*%y
somayi_quad<-somayi*somayi
correcaoi<-somayi_quad/250
y2<-y*y
somayi2<-t(um250)%*%y2
sqtotali<-somayi2-correcaoi
T1<-t(x1)%*%y
T2<-t(x2)%*%y
T3<-t(x3)%*%y
T4<-t(x4)%*%y
T5<-t(x5)%*%y
T6<-t(x6)%*%y
T7<-t(x7)%*%y
T8<-t(x8)%*%y
T9<-t(x9)%*%y
T10<-t(x10)%*%y
T11<-t(x11)%*%y
T12<-t(x12)%*%y
T13<-t(x13)%*%y
T14<-t(x14)%*%y
T15<-t(x15)%*%y
T16<-t(x16)%*%y
T17<-t(x17)%*%y
T18<-t(x18)%*%y
T19<-t(x19)%*%y
T20<-t(x20)%*%y
T21<-t(x21)%*%y

```

```

T22<-t(x22)% **% y
T23<-t(x23)% **% y
T24<-t(x24)% **% y
T25<-t(x25)% **% y
totaltrati<-
rbind(T1,T2,T3,T4,T5,T6,T7,T8,T9,T10,T11,T12,T13,T14,T15,T16,T17,T18,T19,T20,T21,T22,
T23,T24,T25)
totaltrati2<-totaltrati*totaltrati
um25<-rep(1,25)
somatotaltrati2<-t(um25)% **% totaltrati2
sqtrati<-somatotaltrati2/10-correcai
B1<-t(x26)% **% y
B2<-t(x27)% **% y
B3<-t(x28)% **% y
B4<-t(x29)% **% y
B5<-t(x30)% **% y
B6<-t(x31)% **% y
B7<-t(x32)% **% y
B8<-t(x33)% **% y
B9<-t(x34)% **% y
B10<-t(x35)% **% y
totalblocoi<-rbind(B1,B2,B3,B4,B5,B6,B7,B8,B9,B10)
totalblocoi2<-totalblocoi*totalblocoi
um10<-rep(1,10)
somatotalblocoi2<-t(um10)% **% totalblocoi2
sqblocoi<-somatotalblocoi2/25-correcai
sqresi<-sqtotali-sqtrati-sqblocoi
qmtrati<-sqtrati/24
qmblocoi<-sqblocoi/9
qmresi<-sqresi/216

```