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

Um estudo sobre fatores que influenciam a determinação do
número de repetições em experimentos com frangos de corte

Reginaldo Francisco Hilário

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Es-
tatística e Experimentação Agronômica

Piracicaba
2013

Reginaldo Francisco Hilário
Licenciado em Matemática

**Um estudo sobre fatores que influenciam a determinação do
número de repetições em experimentos com frangos de corte**

Orientadora:

Prof^ª Dr^ª **CLARICE GARCIA BORGES DEMÉTRIO**

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

**Piracicaba
2013**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - ESALQ/USP**

Hilário, Reginaldo Francisco

Um estudo sobre fatores que influenciam a determinação do número de repetições em experimentos com frangos de corte / Reginaldo Francisco Hilário. - - Piracicaba, 2013.
120 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", 2013.
Bibliografia.

1. Frango de corte 2. Número de repetições 3. Componentes de variância 4. Poder de teste
I. Título

CDD 636.513
H641e

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

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho em memória de meus pais, Giselda e José, que me apoiaram com ensinamentos preciosos que jamais me esquecerei.

Aos meus filhos, Giselda e José, que são a razão de minha vida.

A minha querida esposa, Andréia, pelo amor e incentivo, por sua compreensão e companheirismo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida, por ser o meu refúgio e proteção, por sua maravilhosa graça sempre presente em minha existência.

Aos meus pais, Giselda (*in memorian*) e José (*in memorian*), que me deram toda a base para me tornar o Homem que sou.

A Profa. Dra. Clarice Garcia Borges Demétrio, pela confiança em mim depositada, pela orientação, pela amizade, por sua dedicação e sabedoria compartilhada.

Ao Prof. Dr. José Fernando Machado Menten, pelo tempo dedicado, pela atenção e esclarecimentos.

Aos professores do Departamento de Ciências Exatas, que estiveram presente neste tempo de curso, pela suas experiências compartilhadas que muito colaboraram para construção do meu conhecimento. Em especial ao Prof. Dr. Cristian Marcelo Villegas Lobos, ao Prof. Dr. Edwin Moises Marcos Ortega, ao Prof. Dr. Idemauro Antonio Rodrigues de Lara, a Profa. Dra. Renata Alcarde, a Profa. Dra. Sônia Maria de Stefano Piedade, a Profa. Dra. Roseli Aparecida Leandro, a Profa. Dra. Taciana Villela Savian, ao Prof. Dr. Décio Barbin e ao Prof. Dr. Carlos Tadeu dos Santos Dias.

A todos os professores que estiveram presente em minha vida, em particular ao Prof. Dr. Silvano Cesar da Costa e a Profa. Dra. Elizabeth Strapasson da Universidade Estadual de Londrina, que me incentivaram e inspiram a continuar os estudos.

A minha família, pela orientação, dedicação, incentivo, paciência nessa fase de minha vida, em especial a minha esposa e ao meu irmão.

Aos colegas do departamento, em especial aos amigos: Djair D. R. Frade, Elias S. de Medeiros, Gabriel T. Avancini, Marcello N. de Mello, Marcus V. S. G. do Amaral, Pedro Marinho Amoedo, Rafael de A. Moral, Ricardo K. Sercundes, Simone Grego e Thiago de P. Oliveira.

Aos demais alunos do programa, com os quais tive o prazer de conviver, em especial a Alessandra Santos, Altemir Braga, Anderson R. Silva, Jaqueline Raminelli, José Nilton Cruz e Maria Cristina Martins.

A CAPES pela concessão da bolsa de estudos.

E a todos que, de forma direta ou indireta, colaboraram para a realização deste trabalho.

*“A sabedoria educa os seus filhos e cuida daqueles que a procuram.
Quem tem amor a ela, ama a vida, e os que madrugam para procurá-la,
ficarão cheios de alegria.
Quem a possui, terá como herança a honra, e aonde quer que vá, o Senhor
o abençoará.
Aqueles que servem a ela prestam culto ao Santo, e o Senhor ama aqueles
que a amam.
Quem a escuta, julga com justiça, e quem lhe dá atenção viverá tranquilo.
Quem nela confia, a receberá como herança, e seus descendentes a
conservarão como propriedade.
Primeiro, ela o conduzirá por caminhos tortuosos, causando-lhe medo e
tremor, e o atormentará com sua disciplina,
até que o homem confie nela e até que ela o tenha provado com suas
exigências.
Depois, ela o reconduzirá pelo caminho reto, o alegrará e lhe manifestará
os seus segredos.
Se ele se desviar, ela o abandonará e o entregará ao sabor do próprio
destino.”*

SUMÁRIO

RESUMO	11
ABSTRACT	13
LISTA DE FIGURAS	15
LISTA DE TABELAS	17
1 INTRODUÇÃO	19
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
2.1 Teste de Hipóteses	23
2.1.1 Erros tipo I e tipo II	24
2.1.2 Poder de um teste de hipótese	25
2.2 Componentes de variância em modelos para experimentos com s amostras por parcela	29
2.2.1 Delineamento Inteiramente casualizado com s amostras por parcela	30
2.2.2 Delineamento Casualizado em Blocos com s amostras por parcela	32
2.2.3 Intervalos de Confiança para Componentes de Variância	34
2.3 Modelos Mistos	35
2.3.1 Estruturas da matriz de variâncias e covariâncias	36
2.3.2 Estimação dos componentes de variância	40
2.3.2.1 Método dos Momentos ou Método ANOVA	40
2.3.2.2 Método da Máxima Verossimilhança	40
2.3.2.3 Método da Máxima Verossimilhança Restrita	41
2.3.3 Testes para os efeitos fixos	41
2.3.3.1 Teste aproximado de Wald	42
2.3.3.2 Testes aproximados t e F	42
2.3.4 Cálculo do poder de teste no contexto de dados longitudinais	43
3 MATERIAL E MÉTODOS	45
3.1 Material	45
3.1.1 Experimento com frangos de corte	45
3.1.2 Experimento longitudinal com ratos	46
3.2 Métodos	48
3.2.1 Análise Exploratória para os dados de frango	48

3.2.2 Esperança dos quadrados médios para o delineamento inteiramente casualizado	
com s_{ij} amostras por parcela	48
3.2.3 Estimação dos componentes de variância pelo método dos momentos e teste	
para efeito de tratamentos	54
3.2.4 Estimação dos componentes de variância por Máxima Verossimilhança e	
Máxima Verossimilhança Restrita	57
3.2.5 Estudo do poder do teste e determinação do número de repetições	59
3.2.6 O efeito da perda de indivíduos na eficiência de testes estatísticos em experi-	
mentos longitudinais	60
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	65
4.1 Análise Exploratória para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de	
corte	65
4.2 Análise de variância para os dados de frango	66
4.3 Análise da eficiência do poder do teste estatístico em experimento longitudinal	
com ratos	71
5 CONCLUSÕES	77
REFERÊNCIAS	79
ANEXOS	83

RESUMO

Um estudo sobre fatores que influenciam a determinação do número de repetições em experimentos com frangos de corte

A justificativa para o número de animais em experimentos é uma preocupação inerente aos pesquisadores que buscam precisão nos resultados observando as recomendações dos guias de cuidados com animais em pesquisa e ensino. Embora seja do conhecimento de estudiosos a importância do número de repetições, uma vez que o seu aumento resulta em estimativas mais precisas do erro experimental, o seu cálculo no planejamento de experimentos ainda provoca incertezas entre pesquisadores. A determinação do tamanho da amostra também tem fundamental importância nesse contexto, pois a questão que surge é: Aumentar o tamanho da amostra em detrimento do número de repetições ou diminuir o tamanho da amostra favorecendo o aumento no número de repetições? A resposta dependerá da variabilidade dentro da parcela, da variação residual (variância entre parcelas) e dos recursos disponíveis. No presente trabalho, estudou-se a relação entre a variabilidade dentro da parcela e a variância do erro para dados de peso de frangos de corte em experimento completamente casualizado com número diferente de indivíduos por parcela. Tal relação foi confrontada com o número necessário de repetições para detecção de diferenças, entre as médias dos tratamentos, de 5 e 50 gramas, respectivamente, para os 7 e 42 dias. Verificou-se uma grande variabilidade entre os pesos individuais dentro da parcela, provavelmente, consequente da diferença entre as distribuições de pesos dos machos e das fêmeas que se encontravam dentro da mesma parcela no experimento descrito. Constatou-se o baixo poder de teste estatístico para detecção de 5 e 50 gramas, respectivamente, para os 7 e 42 dias e a necessidade de se aumentar o número necessário de repetições, para experimentos similares, no caso em que se queira detectar tais diferenças entre os pesos com poder de teste de, aproximadamente, 0,80 e nível de 5% de significância.

Palavras-chave: Frango de corte; Número de repetições; Componentes de variância; Poder de teste

ABSTRACT

A study on factors which influence the choice of the number of replicates in experiments with poultry

The justification for the number of animals in experiments is an inherent concern for researchers seeking accurate results noting the recommendations of care guides with animals in research and teaching . Although it is known to scholars the importance of the number of replicates, since its increase results in more accurate estimates of experimental error, the calculation in planning experiments still causes uncertainty among researchers. The determination of sample size also has fundamental importance in this context because the question arises: Increasing the sample size rather than the number of replicates or decrease the size of the sample favoring an increase in the number of replicates? The answer will depend on the variability within the plot, the residual variance (variance between plots) and available resources. In this work, we studied the relationship between the variability within the plot and the error variance for data on weight of broilers in a completely randomized experiment with different number of individuals per plot. This relationship was compared to the number of replicates needed to detect differences between the treatment means of 5 and 50 grams, respectively, for 7 and 42 days. There was a large variability between individual weights within the plot, probably resulting from the difference between the distributions of weights of males and females who were in the same plot in the experiment described. It was found low power statistical test for detecting 5 and 50 grams, respectively, for 7 and 42 days and the need to increase the number of replicates required for similar experiments in the case where one wants to detect such differences the weights with the power of approximately 0,80 and the level of significance 5%.

Keywords: Broilers; Number of replicates; Variance components; Power test

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Diagrama de Hasse: Números de graus de liberdade para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela	30
Figura 2 - Diagrama de Hasse: Componentes de variância para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela, supondo tratamento de efeito fixo	31
Figura 3 - Diagrama de Hasse: Números de graus de liberdade para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela	33
Figura 4 - Diagrama de Hasse: Componentes de variância para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela, supondo tratamento de efeito fixo e bloco de efeito aleatório	33
Figura 5 - Perfis individuais para cada grupo de tratamento, dose baixa, dose alta e controle, respectivamente	47
Figura 6 - Valores mínimos, máximos e médios por tratamento aos 7 e 42 dias, respectivamente	65
Figura 7 - Média <i>versus</i> variância aos 7 e 42 dias, respectivamente	65
Figura 8 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k \geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%) . .	72
Figura 9 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k \geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%) . .	73
Figura 10 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k \geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%) . .	74
Figura 11 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo satisfazendo $\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,06(\text{Idade} - 45)$. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)	76

Figura 12 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo satisfazendo $\text{logit}(p_{j,k|\geq k}) = -3 + 0,02(\text{Idade} - 45)$. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%) 76

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Possíveis situações no teste de hipótese	25
Tabela 2 - Tabela da análise de variância para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação	31
Tabela 3 - Tabela da análise de variância para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação . .	33
Tabela 4 - Número de indivíduos por parcela aos 7 dias e 42 dias	46
Tabela 5 - Resumo do número de observações em cada ocasião, para cada grupo separadamente e total	48
Tabela 6 - Taxa condicional de abandono de indivíduos $\hat{p}_{j,k \geq k}$ em cada ocasião, para todos os grupos de tratamentos simultaneamente	48
Tabela 7 - Tabela da análise de variância para o modelo inteiramente casualizado com s_{ij} amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação	54
Tabela 8 - Tabela da análise de variância para o modelo inteiramente casualizado com procedimento de análise utilizando a média harmônica	56
Tabela 9 - Probabilidades marginais $p_{j,k}$ para vários modelos de abandono condicionais	63
Tabela 10 -Resumo dos experimentos comparados em estudo de simulação sob a suposição de não abandono dos indivíduos	64
Tabela 11 -Estimativas dos parâmetros por MVR do modelo referente ao experimento com ratos, o valor associado entre parênteses é o erro padrão correspondente	64
Tabela 12 -Tabela da análise de variância para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de corte aos 7 dias com s_{ij} amostras por parcela	66
Tabela 13 -Estimativas dos componentes de variância e a razão entre $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ e $\hat{\sigma}_e^2$ para os dados de frango aos 7 dias	67

Tabela 14 -Número necessário de repetições e poder de teste estatístico para detecção de 5 gramas considerando m igual a 20, 40 ou 60 indivíduos dentro da parcela para diferentes valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , fixando-se $\alpha = 0,05$ e $1 - \beta = 0,80$	68
Tabela 15 -Tabela da análise de variância para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de corte aos 42 dias com s_{ij} amostras por parcela	69
Tabela 16 -Estimativas dos componentes de variância e a razão entre $\hat{\sigma}_e^2$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ para os dados de frango aos 42 dias	69
Tabela 17 -Número necessário de repetições e poder de teste estatístico para detecção de 50 gramas considerando m igual a 20, 40 ou 60 indivíduos dentro da parcela para diferentes valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , fixando-se $\alpha = 0,05$ e $1 - \beta = 0,80$	70
Tabela 18 -Valores mínimos, máximos, médios e variâncias de cada parcela aos 7 dias e 42 dias	85

1 INTRODUÇÃO

Em 2012, a produção mundial de carne de frango atingiu cerca de 82,317 milhões de toneladas. O Brasil ocupou o terceiro lugar no *ranking* mundial com 12,645 milhões de toneladas, cuja produção teve uma redução de 3,17% em relação a 2011. O Brasil manteve a posição de maior exportador mundial e terceiro maior produtor de carne de frango, atrás dos Estados Unidos e da China, exercendo um papel de destaque no cenário da avicultura mundial conforme projeções do *United States Department of Agriculture* - USDA - ABEF (Associação Brasileira dos Produtores e Exportadores de Frangos).

O melhoramento genético, as condições de manejo, o controle sanitário e a nutrição são alguns dos principais fatores responsáveis pelo crescente aumento na produção avícola mundial. Um enfoque especial deve ser dado à nutrição, pois a alimentação para frangos de corte é um fator importante e decisivo no custo total de produção, o que representa cerca de 65 a 70% (RACANICCI, 2000). É necessário buscar ingredientes que sejam boas alternativas para a redução desse custo e atuem de maneira eficiente e segura. Quando se estudam efeitos de nutrição em frangos de corte é importante considerar a possibilidade de incorporar na análise a informação obtida ao longo do processo de crescimento, pois a digestibilidade dos nutrientes varia com a idade das aves (FREITAS, 2003). Segundo Freitas et al. (2006), na formulação de rações para frangos de corte, com idade acima de 21 dias, é necessário considerar o aumento na digestibilidade dos nutrientes, pois a idade das aves além de interferir no valor de energia metabolizável, influencia também na digestibilidade aparente de muitos nutrientes da dieta, conforme estudos realizados por Batal e Parsons (2002). Em suas análises, Freeman (1984) observou que as aves jovens apresentam menor capacidade de produção de lipase pancreática e deficiência na produção de bile, causando uma diminuição na digestão e absorção das gorduras, e com o avançar da idade essa situação é revertida (NOY; SKLAN, 1995). Entretanto, em experimentos com frangos de corte, os efeitos dos tratamentos podem se alterar no decorrer do tempo, podendo haver, diferenças detectadas estatisticamente entre as médias dos valores da variável de interesse em uma determinada idade das aves e, diferenças não detectadas estatisticamente, para o mesmo experimento, em outra idade considerando a mesma variável de interesse. Diversos fatores influenciam os resultados desses experimentos, o número de repetições, não menos importante, é apenas um deles.

Os resultados dos experimentos são afetados, não só pela ação dos tratamentos, mas também por variações não controladas (erro experimental), que tendem a mascarar os efeitos dos tratamentos (COCHRAN; COX, 1957).

Para a realização de um experimento é necessário observar os princípios básicos da experimentação que correspondem a repetição, casualização e controle local. A casualização apropriada garante não haver tratamento mais favorecido do que outro em qualquer repetição, a repetição permite a estimação do erro e o controle é usado se a área experimental for heterogênea.

Para determinação de um protocolo experimental, o cálculo do número de repetições é uma etapa importante no processo de pesquisa. A determinação do tamanho da amostra equivale a obter o número necessário de repetições de um tratamento para detectar estatisticamente alguma diferença desejada entre os tratamentos. Em geral, o aumento do número de repetições resulta em estimativas mais precisas do erro experimental e efeitos dos tratamentos, de modo que os efeitos da variabilidade sejam reduzidos. Parece ser uma prática comum entre os pesquisadores escolherem o número de repetições arbitrariamente com base na disponibilidade de animais, conveniência, custo ou até mesmo por tradição (BERNDTSON, 1991; AARON; HAYS, 2004).

Uma análise da eficiência do teste estatístico na fase de planejamento pode fornecer uma estimativa do número de repetições necessárias para se ter precisão de resposta com economia de recursos. Essa análise feita de maneira apropriada, certifica de que o pesquisador não perde tempo e recursos na realização de um experimento em que há pouca chance de ter um efeito significativo, se houver. Com esse tipo de avaliação na fase de concepção do experimento, há certeza de que os recursos não sejam desperdiçados na inclusão de unidades experimentais desnecessárias, ou até insuficientes para se ter um experimento com resultados confiáveis. Esse é o tipo de análise mais importante da fase de elaboração de qualquer experimento. Embora a questão da eficiência do teste estatístico não surja até que o experimento tenha sido conduzido sem efeitos significativos detectados, uma análise da eficiência após a conclusão do experimento também pode ser útil, por exemplo, pode-se avaliar a eficiência observada do teste ou determinar o tamanho da diferença que poderia ter sido detectada usando o desvio padrão e o número de repetições do ensaio. No trabalho de Barreto (2007), em que se analisaram os efeitos de extratos vegetais no crescimento em frangos de corte, não foi observado efeito de tratamento; uma

possível causa pode ter sido o número insuficiente de repetições para se detectar alguma diferença existente entre os tratamentos. Nas análises de Silva (2009), em um de seus experimentos em que se buscava verificar o desempenho de frangos de corte alimentados com rações formuladas com milhos de diferentes densidades, não se observaram diferenças significativas para nenhuma das variáveis analisadas; pode ser, também, que o número de repetições não tenha sido suficiente para observar diferenças entre as médias dos tratamentos. Podem-se sugerir análises desses experimentos já concluídos, no entanto, muito pouco será alcançado nesse tipo de análise, mas com base nessas análises, pode-se recomendar devidas alterações em experimentos futuros similares com o intuito de melhorar a precisão do experimento.

O número de repetições por tratamento influencia diretamente o poder de um teste estatístico. O pesquisador deve se atentar para definir corretamente a unidade experimental, pois a variação entre as unidades experimentais tratadas da mesma forma fornece a estimativa imparcial de erro usada para pesquisar os efeitos dos tratamentos.

A unidade experimental em pesquisas envolvendo a nutrição de frangos pode ser um pequeno grupo ou um grande grupo de aves, por exemplo, em ensaios de metabolismo e morfometria que utilizam gaiolas, podem-se ter grupos de 3 a 10 aves dependendo da idade das mesmas; já em experimentos de crescimento e ou terminação que utilizam boxes é necessário um grande grupo de aves, contendo de 20 a 50 frangos ou mais, como unidade experimental. Ao planejar um experimento de poder e sensibilidade conhecidos, é importante decidir quantas gaiolas ou boxes são necessários, ou seja, quantas repetições por tratamento são utilizadas, assim também como quantas aves são distribuídas por gaiola ou boxe (DEMÉTRIO et al., 2013).

O número necessário de repetições, para um experimento em particular, depende da amplitude da diferença a ser detectada entre as médias dos valores dos tratamentos ao nível de significância especificado, do poder do teste e da variabilidade do material experimental. Uma questão relevante é o tamanho da diferença a ser detectada; quanto menor, mais repetições são necessárias. Tendo em vista esse processo, menor diferença a ser detectada, mais repetições, surge o problema de se detectarem diferenças com nenhuma importância prática. Por isso, há necessidade de limitar o número de repetições de acordo com o tamanho da menor diferença considerada como sendo importante. Por exemplo, em experimentos com animais agrícolas, um aumento ou diminuição de 1% ou

2% no peso corporal pode representar diferença relevante no rendimento econômico para um produtor.

Na elaboração de protocolos experimentais, em relação ao número de animais utilizados em experimentos, uma das recomendações do *Guide for Care and Use of Agricultural Animals in Research and Teaching* (FASS, 2010) é que essa quantidade seja justificada. Uma redução bem intencionada ou um grande aumento no número de animais pode comprometer a pesquisa e gerar um grande desperdício dos fatores envolvidos. A análise de poder do teste estatístico na fase de planejamento deve ser observada nessa justificativa, pois com esse tipo de análise é possível alcançar resultados satisfatórios sem detrimento dos recursos. Uma estimativa do número de repetições, da mesma maneira que o conhecimento do tamanho da parcela na fase de planejamento pode fornecer ao pesquisador mais segurança ao conduzir o experimento sem riscos de repetições inadequadas ou número insuficiente de indivíduos por parcela.

O presente trabalho teve como objetivo analisar os fatores que influenciam o número necessário de repetições para detecção de diferenças entre peso de 5 e 50 gramas, respectivamente, para os 7 e 42 dias em experimento completamente casualizado com frangos de corte com número diferente de indivíduos por parcela.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção, são apresentados aspectos teóricos que contribuíram para o desenvolvimento na análise de delineamentos experimentais, alguns conceitos e definições referentes aos componentes de variância em experimentos completamente casualizado e blocos casualizados com s amostras por parcela. É apresentada, também, uma introdução básica aos modelos lineares mistos, testes para os efeitos fixos e o cálculo de poder de teste para dados longitudinais.

2.1 Teste de Hipóteses

Segundo Aaron e Hays (2004), “o entendimento de alguns conceitos básicos de estatística e da essência de teste de hipótese clássica é um precursor necessário para a discussão de poder estatístico”. O teste de hipótese tem como objetivo decidir, levando em consideração uma amostra da população, qual de duas hipóteses complementares é verdadeira. As duas hipóteses complementares em um problema envolvendo teste de hipótese são denominadas hipótese nula e hipótese alternativa, denotadas, respectivamente, por H_0 e H_1 .

Casella e Berger (2002) especificam um procedimento para testar uma hipótese pela regra a seguir:

- i. Para quais valores amostrais a decisão H_0 é aceita como verdadeira.
- ii. Para quais valores amostrais H_0 é rejeitada e H_1 é aceita como verdadeira.

A região de rejeição ou região crítica é o subconjunto do espaço amostral em que H_0 será rejeitada. A região de aceitação é o complemento da região de rejeição.

Primeiramente, deve-se formular a hipótese científica em uma das duas hipóteses estatísticas, lembrando que a hipótese nula H_0 declara que um parâmetro é igual a zero. Ela é a hipótese a ser testada e é o oposto da hipótese alternativa, representa o que o pesquisador verdadeiramente quer investigar. Por exemplo, em um experimento qualquer, se θ denota a alteração média em alguma variável de interesse depois de receber um certo tratamento, um experimentador pode estar interessado em testar $H_0 : \theta = 0$ *versus* $H_1 : \theta \neq 0$. Como outro exemplo, na comparação entre k tratamentos com r repetições em um delineamento inteiramente casualizado ou casualizado em blocos, a

hipótese nula pode ser formulada como “não existe efeito de tratamento”, escrita como $H_0 : \mu_1 = \dots = \mu_k = \mu$ ou $H_0 : t_1 = \dots = t_k = 0$, em que μ_i representa a média real do tratamento i , $i = 1, 2, \dots, k$, $t_i = \mu_i - \mu$, representa o efeito do tratamento i . A hipótese alternativa pode ser formulada como H_a : pelo menos um contraste entre as médias difere de zero.

Após coletar e resumir os dados de determinado experimento, calcula-se a estatística de teste adequada, por exemplo, a estatística F para a decisão entre as duas hipóteses utilizando uma análise de variância (ANOVA).

Definidos o teste estatístico e uma regra de decisão, determina-se o valor crítico da estatística, a um nível de significância α , e identifica-se a região de rejeição. Se a hipótese nula for rejeitada, então, conclui-se que a evidência favorece a hipótese alternativa, caso contrário, conclui-se que não há provas suficientes para rejeitá-la.

Assim, por exemplo, ao se compararem k tratamentos, utilizando uma análise de variância (ANOVA), calcula-se a estatística

$$F_0 = \frac{QMT}{QMR} \quad (1)$$

em que QMT é o quadrado médio dos tratamentos e QMR é o quadrado médio do resíduo (s^2), uma estimativa da variância do erro experimental σ^2 . Sob a hipótese nula $H_0 : \mu_1 = \dots = \mu_k = \mu$, F_0 é um valor observado de uma variável aleatória com distribuição F de Snedecor com $(k - 1)$ e v graus de liberdade. O número de graus de liberdade do denominador equivale ao número de graus de liberdade do resíduo e depende do delineamento utilizado, sendo $k(r - 1)$ para um delineamento inteiramente casualizado e $(k - 1)(r - 1)$ para um delineamento casualizado em blocos. Para $k = 2$, tem-se $F = t^2$, isto é, o teste F para um delineamento inteiramente casualizado equivale ao teste t para duas amostras independentes, e para um delineamento casualizado em blocos, ao teste t para duas amostras pareadas.

Se $F_0 > F_{k-1,v;\alpha}$, ou se o valor de p , nível descritivo do teste, $P(F_{k-1,v} > F_0)$, é inferior à probabilidade α então, a hipótese nula será rejeitada ao nível de significância α .

2.1.1 Erros tipo I e tipo II

Ao se tomar uma decisão em um teste estatístico quatro situações podem ocorrer como mostradas na Tabela 1. Se a hipótese nula H_0 é aceita quando é verdadeira

ou, rejeitada quando ela é falsa, nenhum erro terá sido cometido. Entretanto, há duas possibilidades de erro, erro tipo I, que ocorre quando uma hipótese nula verdadeira é rejeitada e erro tipo II, quando uma hipótese nula falsa é aceita.

Tabela 1 - Possíveis situações no teste de hipótese

Decisão	H_0	
	Verdadeira	Falsa
Aceitar H_0	Decisão correta	Erro tipo II
Rejeitar H_0	Erro tipo I	Decisão correta

A probabilidade de aceitar H_0 dado que H_0 é verdadeira é $(1 - \alpha)$ e a probabilidade de erro tipo I é $P(\text{Rejeitar } H_0 | H_0 \text{ é verdadeira}) = \alpha$. A probabilidade de rejeitar H_0 dado que H_0 é falsa é $(1 - \beta)$ e a probabilidade de erro tipo II é $P(\text{Aceitar } H_0 | H_0 \text{ é falsa}) = \beta$.

O erro tipo I é comumente analisado em experimentos, enquanto que o erro tipo II é sempre ignorado, pois, em geral, não se conhece a distribuição sob a hipótese alternativa. É relevante salientar que os pesquisadores que observam em seus experimentos falta de efeito de tratamento devem incorporar em suas interpretações a possibilidade de erro tipo II (COUSENS; MARSHALL, 1987). Ao fixar o nível de significância α do teste, o pesquisador está controlando apenas a probabilidade do erro tipo I, não do erro tipo II.

2.1.2 Poder de um teste de hipótese

Poder de um teste é a probabilidade $(1 - \beta)$ de rejeitar a hipótese nula H_0 quando ela é falsa. Segundo Berndtson (1991), o poder de um teste estatístico é a probabilidade de que um efeito de tratamento não passe despercebido, caso exista tal efeito. Nesse contexto, o poder é a capacidade de se detectarem diferenças reais, caso elas existam, em um experimento ao nível de significância α estipulado pelo experimentador. Geralmente, o poder de um teste depende do tamanho da amostra. A consideração do poder de um teste em um experimento pode ajudar o pesquisador a determinar o tamanho da amostra adequado ao experimento. Quando o tamanho da amostra é fixo, é inviável tornar ambos os tipos de probabilidades de erro arbitrariamente pequenos. Comumente, restringe-se a consideração a testes que controlam a probabilidade de erro tipo I em um nível específico na procura de um bom teste. Dados dois experimentos, o teste que pode

detectar a menor diferença entre os tratamentos tem o maior poder. Por sua vez, o poder depende da magnitude da diferença a ser detectada, do nível de significância α e do tamanho do erro experimental. Quando o erro experimental é diminuído, a probabilidade de se detectarem diferenças menores aumenta e o poder do teste, também, é aumentado. Hoenig e Heisey (2001) demonstraram que o poder observado tem uma relação de 1:1 com o valor de p , em que p é uma variável aleatória, P , no intervalo $[0, 1]$, p é, habitualmente, denominado como nível descritivo do teste. Desse modo, quando o valor de p é alto, o poder observado será sempre baixo, quando o valor de p é baixo o poder observado será sempre alto. No contexto de número de animais utilizados na experimentação, Demétrio et al. (2013) analisaram a relação entre o número de repetições na experimentação com animais e o poder de teste estatístico. As considerações abordadas buscaram justificar o número de animais utilizados em experimentos diante dos guias de cuidados com animais em pesquisa e ensino. Além disso, os autores avaliaram os resultados de vários experimentos reais utilizando os conceitos por eles abordados, mostraram o que poderia ser feito em experimentos futuros e descreveram como os cálculos poderiam ser realizados no *software* R fazendo uso das funções `power.exp()` (Brien 2011) e `no.reps()` (Brien 2010) explicitadas adiante.

O aumento do poder de um teste estatístico, como, por exemplo, o teste F , está fortemente relacionado ao parâmetro de não-centralidade dado por:

$$\lambda = \frac{r \sum_{i=1}^k (\mu_i - \bar{\mu})^2}{\sigma^2} \quad (2)$$

em que $\bar{\mu}$ é a média de μ_i , $i = 1, \dots, k$. Uma vez que (2) é obtido, a distribuição F não-central pode ser utilizada para o cálculo do poder do teste, porém, há necessidade dos valores de μ_i que são desconhecidos. Uma forma de reverter isso é estipular uma diferença Δ entre as médias dos tratamentos testados, assim o parâmetro de não-centralidade torna-se:

$$\lambda = \frac{rm}{2} \left(\frac{\Delta}{\sigma} \right)^2 \quad (3)$$

em que m é o multiplicador de r que dá o número de observações (rm) utilizado no cálculo das médias a serem comparadas. Para σ^2 , geralmente, utiliza-se a estimativa dada pelo quadrado médio do resíduo. Dessa forma, com os devidos números de graus de liberdade da distribuição F e o parâmetro de não-centralidade o poder do teste pode ser calculado.

Uma maneira prática de se calcular o poder do teste é fazendo uso da função `power.exp()` do *software* R, disponível na biblioteca `dae`. Os argumentos utilizados na função são:

```
>power.exp(rm,df.num, df.denom, delta, sigma, alpha, print)
```

em que,

`rm`: número de observações usada no cálculo de uma média;

`df.num`: número de graus de liberdade do numerador do teste F ;

`df.denom`: número de graus de liberdade do denominador do teste F ;

`delta`: diferença entre um par de médias dos tratamentos testados;

`sigma`: desvio padrão populacional;

`alpha`: nível de significância usado, o valor 0,05 é o padrão;

`print`: TRUE ou FALSE para ter ou não uma tabela com os detalhes do cálculo do poder.

Suponha, por exemplo, que se queira calcular o poder de teste para detecção de $\Delta = 50$ g entre o peso vivo médio das aves em um experimento inteiramente casualizado com 4 tratamentos, 5 repetições, nível de significância $\alpha = 0,05$ e $\sigma^2 = 3071$. A hipótese nula para esse exemplo pode ser escrita como $H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4$ em que μ_i representa a média real do tratamento i , $i = 1, 2, 3, 4$ e a hipótese alternativa H_a : pelo menos um contraste entre as médias difere de zero. Os argumentos e resultado para esse exemplo utilizando a função são os que se seguem.

```
>power.exp(rm=5,df.num=3, df.denom=16, delta=50, sigma=sqrt(3071),alpha=0.05)
[1] 0.1614898
```

O resultado do poder de teste é 0,1615, ou seja, a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula de que não existe efeito de tratamento dado que H_0 é falsa é 0,1615, valor baixo.

Para aumentar o poder do teste é necessário aumentar o parâmetro de não-centralidade λ . Seu aumento depende do aumento na magnitude da diferença entre as

médias de tratamentos a serem comparadas, da diminuição do erro experimental ou do aumento no tamanho da amostra. Pode-se, também, aumentar o poder com aumento do nível de significância α , mas isso ocasionaria um aumento na probabilidade de erro tipo I, a forma mais oportuna é aumentar o número de repetições. Podem ser utilizados procedimentos para estimar o número de repetições descritos por Cochran e Cox (1957), assim como por Cohen (1988), Berndtson (1991), dentre outros. Uma função conveniente do *software* R disponível também na biblioteca *dae* é `no.reps()`. Essa função calcula o número de repetições necessárias para se ter um poder de teste para detectar estatisticamente uma diferença estipulada pelo usuário entre um par de médias de tratamentos. Os seus argumentos são:

```
>no.reps(multiple,df.num, df.denom=expression(), delta, sigma, alpha,
power, tol, print)
```

em que,

multiple: o multiplicador m , que quando multiplicado pelo número puro de repetições de um tratamento, r , resulta no número de observações (rm) usado no cálculo de alguma média;

df.num: número de graus de liberdade do numerador do teste F ;

df.denom: uma expressão para o número de graus de liberdade do denominador do teste F , deve envolver o número puro de repetições, r , pode envolver outros argumentos como **multiple** e **df.num**;

delta: diferença entre um par de médias dos tratamentos testados;

sigma: desvio padrão populacional;

alpha: nível de significância usado, o valor 0,05 é o padrão;

power: poder mínimo a ser alcançado;

tol: máxima diferença tolerada entre o poder requerido e o poder calculado na determinação do número de repetições;

print: TRUE ou FALSE para ter ou não uma tabela com os detalhes do cálculo do poder.

Considerando o mesmo exemplo anterior, um experimento inteiramente casualizado com 4 tratamentos e $\sigma^2 = 3071$, suponha que se queira determinar o número puro de repetições necessárias para se obter um poder de teste de 0,8, valor mínimo de poder comumente almejado pelos pesquisadores, na detecção de, por exemplo, $\Delta = 50\text{g}$ com um nível de significância $\alpha = 0,05$. Os argumentos e resultado para esse caso são os que se seguem.

```
>no.reps(multiple=1, df.num=3, df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)),
delta=50, sigma=sqrt(3071), power=0.8)
$no.reps [1] 28
$power [1] 0.8035369
```

Como resultado obtêm-se 28 repetições requeridas para um poder de teste de 0,8035.

O motivo primordial que faz com que pesquisadores ignorem uma análise de poder estatístico, na busca por um número adequado de repetições, é que eles sabem que os cálculos de poder, provavelmente, produzirão um número de repetições muito maior do que o desejável, viável, ou mesmo possível, dados os recursos disponíveis (AARON; HAYS, 2004).

2.2 Componentes de variância em modelos para experimentos com s amostras por parcela

É comum, na pesquisa agropecuária, ensaios em que há mais de um indivíduo por parcela. Nesse caso, as análises, geralmente, são feitas considerando a média ou o total da parcela. Entretanto o pesquisador pode estar ignorando uma informação relevante que é a variância entre indivíduos dentro de uma mesma parcela. O conhecimento da variação dentro da parcela permite ao pesquisador saber se o número de indivíduos por parcela foi suficiente (BARBIN, 1993). A seguir, são considerados os casos de experimentos inteiramente casualizados e casualizados em blocos com s amostras por parcelas, comumente usados na experimentação com animais e plantas.

2.2.1 Delineamento Inteiramente casualizado com s amostras por parcela

Considere o seguinte modelo para um ensaio inteiramente casualizado com t tratamentos, r repetições e s amostras por parcela

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

em que, $i = 1, \dots, t$; $j = 1, \dots, r$; $k = 1, \dots, s$; μ é a média geral inerente a todas as observações; τ_i é o efeito de tratamento; e_{ij} é o erro experimental (erro entre) e ε_{ijk} é o erro amostral (erro dentro).

Suponha que o efeito de tratamento τ_i é fixo, isto é, $E(\tau_i) = \tau_i$, o erro experimental e_{ij} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_e^2 , independente e identicamente distribuído, e o erro amostral ε_{ijk} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_ε^2 , independente e identicamente distribuído.

Segundo Alcarde (2007), o diagrama de Hasse é um recurso gráfico que auxilia na compreensão da estrutura do delineamento experimental, facilita a obtenção dos números de graus de liberdade associados a cada fator e pode fornecer de maneira simplificada as esperanças dos quadrados médios das fontes de variação quando os delineamentos possuem o mesmo número de repetições. As Figuras 1 e 2 apresentam os números de graus de liberdade e os componentes para o cálculo das esperanças dos quadrados médios das fontes de variação para o modelo inteiramente casualizado com s amostras por parcela. A Tabela 2 apresenta o quadro da análise de variância resultante, com os números de graus de liberdade e esperanças dos quadrados médios.

Figura 1 - Diagrama de Hasse: Números de graus de liberdade para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela

As hipóteses e testes usados, nesse caso, podem ser as que se seguem.

- i) Teste para o estudo da contribuição da variação individual para a variância residual.

Figura 2 - Diagrama de Hasse: Componentes de variância para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela, supondo tratamento de efeito fixo

Tabela 2 - Tabela da análise de variância para o delineamento inteiramente casualizado com s amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação

Fontes de Variação	G.L.	QM	E(QM)
Parcela	$rt - 1$	—	—
Tratamento	$t - 1$	V_1	$\sigma_\varepsilon^2 + s\sigma_e^2 + q_t(\psi)$
Resíduo	$t(r - 1)$	V_2	$\sigma_\varepsilon^2 + s\sigma_e^2$
Amostra[Parcela]	$rt(s - 1)$	V_3	σ_ε^2

A estatística F usada para o teste de

$$H_0 : \sigma_e^2 = 0 \text{ versus } H_a : \sigma_e^2 > 0$$

é calculada por

$$F_1 = \frac{V_2}{V_3}.$$

Se $F_1 > F_{t(r-1);rt(s-1);1-\alpha}$, rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1 - \alpha)\%$ de significância. Em caso contrário, não se rejeita H_0 . No caso de rejeição de H_0 , é interessante calcular a razão $\hat{\sigma}_\varepsilon^2/\hat{\sigma}_e^2$, que poderá dar indicação sobre a necessidade de se melhorarem as condições experimentais.

ii) Teste para o efeito de tratamentos.

A estatística F usada para o teste de

$$H_0 : \tau_i = 0, \forall i = 1, 2, \dots, t$$

é calculada por

$$F_2 = \frac{V_1}{V_2}.$$

Se $F_2 > F_{t-1; t(r-1); 1-\alpha}$ rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1-\alpha)\%$ de significância.

Em caso contrário, não se rejeita H_0 .

As estimativas de σ_ε^2 e σ_e^2 podem ser obtidas, usando-se o método dos momentos, por

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = V_3 \quad \text{e} \quad \hat{\sigma}_e^2 = \frac{V_2 - V_3}{s}.$$

2.2.2 Delineamento Casualizado em Blocos com s amostras por parcela

Considere o seguinte modelo para um ensaio casualizado em blocos com t tratamentos, b blocos e s amostras por parcela

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

em que, $i = 1, \dots, t$; $j = 1, \dots, b$; $k = 1, \dots, s$; μ é a média geral inerente a todas observações; τ_i é o efeito de tratamento; β_j é o efeito de bloco; e_{ij} é o erro experimental (erro entre); ε_{ijk} é o erro amostral (erro dentro).

Suponha que o efeito de tratamento τ_i é fixo, isto é, $E(\tau_i) = \tau_i$, o efeito de bloco β_j é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_b^2 , independente e identicamente distribuído, o erro experimental e_{ij} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_e^2 , independente e identicamente distribuído, e o erro amostral ε_{ijk} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_ε^2 , independente e identicamente distribuído.

As Figuras 3 e 4 apresentam os números de graus de liberdade e os componentes de variância para o cálculo das esperanças dos quadrados médios para o modelo casualizado em blocos com s amostras por parcela. A Tabela 3 apresenta a análise de variância com os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios.

As hipóteses e testes usados, nesse caso, podem ser as que se seguem.

i) Teste para o estudo da contribuição da variação individual para a variância residual.

A estatística F usada para o teste de

$$H_0 : \sigma_e^2 = 0 \text{ versus } H_a : \sigma_e^2 > 0$$

é calculada por

$$F_1 = \frac{V_3}{V_4}.$$

Figura 3 - Diagrama de Hasse: Números de graus de liberdade para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela

Figura 4 - Diagrama de Hasse: Componentes de variância para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela, supondo tratamento de efeito fixo e bloco de efeito aleatório

Tabela 3 - Tabela da análise de variância para o delineamento casualizado em blocos com s amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação

Fontes de Variação	G.L.	QM	E(QM)
Bloco	$b - 1$	V_1	$\sigma_e^2 + s\sigma_e^2 + st\sigma_b^2$
Parcela[Bloco]	$b(t - 1)$	—	—
Tratamento	$t - 1$	V_2	$\sigma_e^2 + s\sigma_e^2 + q_t(\psi)$
Resíduo	$(t - 1)(b - 1)$	V_3	$\sigma_e^2 + s\sigma_e^2$
Amostra[Parcela∧Bloco]	$tb(s - 1)$	V_4	σ_e^2

Se $F_1 > F_{(t-1)(b-1);tb(s-1);1-\alpha}$, rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1 - \alpha)\%$ de significância. Em caso contrário, não se rejeita H_0 . No caso de rejeição de H_0 , é interessante calcular a razão $\hat{\sigma}_e^2/\hat{\sigma}_e^2$, que poderá dar indicação sobre a necessidade de se melhorarem

as condições experimentais.

ii) Teste para o efeito de tratamentos.

A estatística F usada para o teste de

$$H_0 : \tau_i = 0, \forall i = 1, 2, \dots, t$$

é calculada por

$$F_2 = \frac{V_2}{V_3}.$$

Se $F_2 > F_{(t-1);(t-1)(b-1);1-\alpha}$ rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1 - \alpha)\%$ de significância. Em caso contrário, não se rejeita H_0 .

As estimativas de σ_ε^2 e σ_e^2 podem ser obtidas, usando-se o método dos momentos, por

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = V_4 \quad \text{e} \quad \hat{\sigma}_e^2 = \frac{V_3 - V_4}{s}.$$

2.2.3 Intervalos de Confiança para Componentes de Variância

Dado que $\frac{f\hat{\sigma}^2}{E(\hat{\sigma}^2)} \sim \chi_f^2$, um intervalo de confiança exato pode ser obtido para σ^2 calculado por:

$$P \left[\frac{f\hat{\sigma}^2}{\chi_{(f;1-\frac{\alpha}{2})}^2} \leq \sigma^2 \leq \frac{f\hat{\sigma}^2}{\chi_{(f;\frac{\alpha}{2})}^2} \right] = 1 - \alpha$$

em que f é o número de graus de liberdade associado à estimativa de σ^2 .

Se o número de graus de liberdade associados à estimativa de componente de variância for maior do que 30, pode-se admitir a distribuição normal para esse componente e, por conseguinte, utilizar o teste t na obtenção de um intervalo de confiança aproximado (BARBIN, 1993).

O intervalo de confiança com um coeficiente $(1 - \alpha)$ de confiança é dado por:

$$\hat{\sigma}^2 \pm t_{\alpha/2} \cdot s(\hat{\sigma}^2),$$

em que t é o valor do quantil da distribuição t com nível $\alpha/2$ de significância e número de graus de liberdade associados à estimativa do componente de variância. O desvio padrão $s(\hat{\sigma}^2)$ é dado pela raiz quadrada da estimativa da variância do componente de variância, isto é,

$$s(\hat{\sigma}^2) = \sqrt{\hat{V}(\hat{\sigma}^2)} = \sqrt{\frac{2(\hat{\sigma}^2)^2}{f+2}},$$

em que f é o número de graus de liberdade associado à estimativa de σ^2 .

2.3 Modelos Mistos

Um modelo misto é aquele que apresenta fatores de efeitos fixos, além da constante μ , e fatores de efeitos aleatórios, além do erro experimental.

Descrito em Laird e Ware (1982) e Harville (1977) o modelo misto para cada vetor $\mathbf{y}_i$ de observações é denotado por:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{Z}_i \mathbf{b}_i + \boldsymbol{\epsilon}_i, \quad \text{com } i = 1, \dots, N \quad (4)$$

em que $\mathbf{y}_i$ é o vetor $(n_i \times 1)$ de respostas da i -ésima unidade experimental ou indivíduo, $\boldsymbol{\alpha}$ é um vetor $(p \times 1)$ de efeitos fixos desconhecidos, $\mathbf{X}_i$ é a matriz de incidência conhecida $(n_i \times p)$ dos efeitos fixos que vincula $\boldsymbol{\alpha}$ a $\mathbf{y}_i$; $\mathbf{b}_i$ é o vetor $(k \times 1)$ de efeitos aleatórios individuais desconhecidos, $\mathbf{Z}_i$ é a matriz de incidência conhecida $(n_i \times k)$ dos efeitos aleatórios que vincula $\mathbf{b}_i$ a $\mathbf{y}_i$; N é o número de observações, p é o número de parâmetros, k é o número de efeitos aleatórios.

Assume-se que $\boldsymbol{\epsilon}_i$ tem distribuição normal com média $\mathbf{0}$ e matriz de covariância $\mathbf{R}_i$. A matriz de covariância $\mathbf{R}_i$ tem dimensão $(n_i \times n_i)$ e por hipótese é positiva definida, sua dimensão depende de i , mas os parâmetros em $\mathbf{R}_i$ não. O vetor de efeitos aleatórios $\mathbf{b}_i$ tem distribuição normal com média $\mathbf{0}$ e matriz de variâncias e covariâncias $\mathbf{G}$, por hipótese positiva definida, de dimensão $(k \times k)$. Tem-se, então,

$$E(\mathbf{Y}_i) = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\alpha} \quad \text{e} \quad \text{Var}(\mathbf{Y}_i) = \mathbf{V}_i = \mathbf{R}_i + \mathbf{Z}_i \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T$$

Se todos os parâmetros de covariância são conhecidos, então,

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \right)^{-1} \sum_1^m \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{y}_i \quad (5)$$

e

$$\hat{\mathbf{b}}_i = \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T \mathbf{W}_i (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \hat{\boldsymbol{\alpha}}), \quad (6)$$

em que $\mathbf{W}_i = \mathbf{V}_i^{-1}$.

Se as matrizes de covariâncias são desconhecidas, mas estimativas de $\mathbf{R}_i$ e $\mathbf{G}$ estão disponíveis, define-se $\hat{\mathbf{V}}_i = \hat{\mathbf{R}}_i + \mathbf{Z}_i \hat{\mathbf{G}} \mathbf{Z}_i^T = \hat{\mathbf{W}}_i^{-1}$, estima-se $\boldsymbol{\alpha}$ e obtêm-se predições para $\mathbf{b}_i$ utilizando as equações (5) e (6) substituindo $\mathbf{W}_i$ por $\hat{\mathbf{W}}_i$.

As expressões para as variâncias de $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ e $\hat{\mathbf{b}}_i$ são dadas por:

$$\text{Var}(\hat{\boldsymbol{\alpha}}) = \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \right)^{-1} \quad (7)$$

e

$$\text{Var}(\hat{\mathbf{b}}_i) = \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T \left[\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \right] \mathbf{Z}_i \mathbf{G}. \quad (8)$$

Discutido por Laird e Ware (1982), se (8) for utilizada para avaliar o erro de estimativa, a variação em $\hat{\mathbf{b}}_i - \mathbf{b}_i$ será subestimada, pois essa expressão ignora a variação de $\mathbf{b}_i$. Para contornar esse problema, utiliza-se a seguinte expressão:

$$\text{Var}(\hat{\mathbf{b}}_i - \mathbf{b}_i) = \mathbf{G} - \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{Z}_i \mathbf{G} + \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{Z}_i \mathbf{G}.$$

2.3.1 Estruturas da matriz de variâncias e covariâncias

Algumas estruturas da matriz de variância e covariância são apresentadas a seguir:

1. Estrutura Componente de Variância (CV):

Essa estrutura de covariância assume que todas as observações são independentes entre si e não existe nenhuma correlação entre qualquer par de observações, mesmo entre as medidas repetidas na mesma unidade experimental. A estrutura CV têm variâncias iguais (σ^2) na diagonal principal e zeros (0's) em outras posições da matriz de covariância. Essa matriz é utilizada, geralmente, como estrutura para $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}_i$ nos modelos ANOVA (todos os fatores são tratados como qualitativos, modelo padrão fixo), contém apenas um parâmetro. Esse modelo supõe independência e homogeneidade de variâncias entre os componentes.

$$\begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & \cdots & 0 \\ & \sigma^2 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{Simétrica} & & & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

No entanto, essa estrutura é raramente verdadeira no caso de dados com medidas repetidas.

2. Estrutura de covariância Simetria Composta (SC):

A estrutura SC têm variâncias iguais ($\sigma_1^2 + \sigma^2$) na diagonal principal e covariâncias iguais (σ_1^2) fora da diagonal. Essa estrutura representa a estrutura mais simples de covariância correlacionada para dados de medidas repetidas, uma vez que pressupõe correlação constante entre as observações, independente do espaçamento entre os pontos de tempo. A estrutura SC requer dois parâmetros (σ_1^2 e σ^2).

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 + \sigma^2 & \sigma_1^2 & \cdots & \sigma_1^2 \\ & \sigma_1^2 + \sigma^2 & \cdots & \sigma_1^2 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_1^2 + \sigma^2 \end{bmatrix}$$

A estrutura SC admite homogeneidade de variâncias e covariâncias constantes, e é apropriada somente quando a condição Huynh-Feldt é cumprida, que é a igual correlação entre medidas no mesmo indivíduo (HUYNH; FELDT, 1970, 1976). Se essa condição não é satisfeita, então, outra estrutura de covariância deve ser utilizada.

3. Estrutura de covariância Simetria Composta Heterogênea (SC_H):

A estrutura SC_H têm variâncias diferentes para cada elemento da diagonal principal e covariâncias distintas. Requer $t + 1$ parâmetros estimados.

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho & \sigma_1\sigma_3\rho & \sigma_1\sigma_4\rho \\ & \sigma_2^2 & \sigma_2\sigma_3\rho & \sigma_2\sigma_4\rho \\ & & \sigma_3^2 & \sigma_3\sigma_4\rho \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

4. Estrutura de covariância Auto regressiva de 1ª ordem (AR(1)):

A estrutura de covariância Auto regressiva de 1ª ordem assume que as correlações entre medidas adjacentes é ρ , independentemente da ordem dos pares adjacentes. Essa estrutura também assume que a correlação para qualquer par de observações que são medidas n unidades separadamente tem uma correlação ρ^n . Na diagonal principal as variâncias são iguais (σ^2) e fora da diagonal variâncias multiplicadas pelas correlações.

$$\sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \rho^3 \\ & 1 & \rho & \rho^2 \\ & & 1 & \rho \\ \text{Simétrica} & & & 1 \end{bmatrix}$$

Essa estrutura admite homogeneidade de variâncias e covariâncias decrescentes em função do distanciamento entre as observações, isto é, a correlação decresce à medida que se aumenta a distância entre as observações. Requer espaçamentos iguais (no tempo ou no espaço), os tempos devem ser ordenados corretamente e a estrutura necessita apenas de dois parâmetros estimados. Se os tempos não forem igualmente espaçados há necessidade de outras estruturas de covariância, por exemplo, a estrutura espacial.

5. Estrutura de covariância Auto regressiva de 1ª ordem heterogênea ($AR_H(1)$):

A estrutura de covariância $AR_H(1)$ é uma generalização da $AR(1)$, requer $t + 1$ parâmetros estimados.

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho & \sigma_1\sigma_3\rho^2 & \sigma_1\sigma_4\rho^3 \\ & \sigma_2^2 & \sigma_2\sigma_3\rho & \sigma_2\sigma_4\rho^2 \\ & & \sigma_3^2 & \sigma_3\sigma_4\rho \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Essa estrutura admite heterogeneidade de variâncias e covariâncias distintas com correlações decrescentes em função do distanciamento entre as observações.

6. Estrutura de covariância Espacial (“Power”):

$$\sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho^{d_{12}} & \rho^{d_{13}} & \rho^{d_{14}} \\ & 1 & \rho^{d_{23}} & \rho^{d_{24}} \\ & & 1 & \rho^{d_{34}} \\ \text{Simétrica} & & & 1 \end{bmatrix}$$

Essa estrutura admite homogeneidade de variâncias e necessita apenas de dois parâmetros estimados. É apropriada quando os tempos não forem igualmente espaçados.

7. Estrutura de covariância Ante-Dependência de 1ª ordem (ANTE(1)):

A estrutura de covariância Ante-Dependência de 1ª ordem permite variâncias desiguais ao longo do tempo e as correlações desiguais e covariância entre os diferentes pares de medições. A magnitude da covariância depende dos valores de ambas as correlações e o desvio-padrão associado a eles.

$$\sigma^2 \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho_1 & \sigma_1\sigma_3\rho_1\rho_2 & \sigma_1\sigma_4\rho_1\rho_2\rho_3 \\ & \sigma_2^2 & \sigma_2\sigma_3\rho_2 & \sigma_2\sigma_4\rho_2\rho_3 \\ & & \sigma_3^2 & \sigma_3\sigma_4\rho_3 \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Essa estrutura requer $t + (t - 1)$ parâmetros a serem estimados, em que t é o número de tempos repetidos. Os períodos de tempos devem ser ordenados corretamente, mas o espaçamento igual entre eles não é necessário.

8. Estrutura de covariância Não Estruturada (“Unstructured”)

Essa estrutura permite variâncias desiguais ao longo do tempo e covariâncias desiguais para cada combinação de tempo. É a estrutura mais complexa e $t(t - 1)/2$ parâmetros precisam ser estimados, em que t é o número de tempos.

$$\sigma^2 \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \sigma_{14} \\ & \sigma_2^2 & \sigma_{23} & \sigma_{24} \\ & & \sigma_3^2 & \sigma_{34} \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Essa estrutura é modelada pela análise de medidas repetidas utilizando análise de variância multivariada. Por causa de sua complexidade é a mais difícil de modelar. Um pequeno conjunto de dados com muitas observações repetidas sobre a mesma unidade experimental pode não convergir. Uma vez que essa estrutura estima muitos parâmetros, pode-se perder uma quantidade de informação considerável nos dados e resultados nos testes menos potentes.

2.3.2 Estimação dos componentes de variância

Existem vários métodos para estimar os componentes de variância, o método dos momentos (ANOVA), os métodos de Henderson, *Minimum Norm Quadratic Unbiased Estimative* (MINQUE) e *Minimum variance Quadratic Unbiased Estimative* (MIVQUE), Máxima Verossimilhança (MV), Máxima Verossimilhança Restrita (MVR). Atualmente, os mais utilizados são os dois últimos. Dada a extensa literatura sobre a estimação dos componentes de variância, nesse trabalho é apresentado um breve levantamento de três métodos de estimação dentre os mencionados.

2.3.2.1 Método dos Momentos ou Método ANOVA

O método ANOVA é, geralmente, utilizado para modelos simples com dados balanceados. Este método consiste em igualar os quadrados médios da análise de variância às suas respectivas esperanças de cada fonte de variação. As soluções das equações obtidas correspondem às estimativas dos componentes de variância. Não há necessidade de nenhuma suposição além das necessárias para a análise da variância.

Esses estimadores são não viesados e são de variância mínima. O número de graus de liberdade associados às estimativas envolvendo dois ou mais quadrados médios podem ser obtidos por aproximações utilizando, por exemplo, o método de Satterthwaite (1946).

Há limitações no uso de tal método, não sendo indicado para modelos mais complexos como, por exemplo, os de estrutura longitudinal. Quando os dados não são balanceados não há uma única maneira de se construir a tabela de análise da variância, o que pode resultar em diferentes estimativas para um mesmo componente. O método, também, pode produzir estimativas negativas de componentes de variância o que contraria a própria definição de variância.

2.3.2.2 Método da Máxima Verossimilhança

As estimativas dos componentes de variância podem ser obtidas por meio da maximização do logaritmo da função de verossimilhança $L(\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{G}, \mathbf{R})$ em relação aos elementos de $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}$, após substituição de $\boldsymbol{\alpha}$ por $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ exigindo a suposição de normalidade dos dados. Pode-se, também, estimar simultaneamente $\mathbf{G}$, $\mathbf{R}$ e $\boldsymbol{\alpha}$ pela maximização do logaritmo da função de verossimilhança conjunta.

As estimativas são sempre não negativas, pois esse método restringe a estimação ao espaço paramétrico, sendo este estritamente positivo. Entretanto, são estimativas viesadas por não considerar a perda dos números de graus de liberdade como resultado da estimação dos efeitos fixos do modelo, e assim, tendem a subestimar os componentes de variância (SEARLE et al., 1992).

Esse método é numericamente intensivo, o processo iterativo pode não convergir ou ter máximos locais como resultado de sua convergência ao invés de máximos globais. As propriedades de distribuição são conhecidas apenas assintoticamente.

2.3.2.3 Método da Máxima Verossimilhança Restrita

O método MVR, desenvolvido por Patterson e Thompson (1971), consiste em dividir a função de verossimilhança L em duas partes independentes, uma referente aos efeitos fixos e a outra aos efeitos aleatórios. Obtêm-se as estimativas dos componentes de variância pela maximização da parte da função de verossimilhança que corresponde aos efeitos aleatórios.

Esse método corrige o viés associado à estimativa MV, pois leva em conta os números de graus de liberdade utilizados para estimar os efeitos fixos. Assim, como para o método MV, é necessária a suposição de normalidade dos dados, e para dados balanceados as estimativas MVR coincidem com as do método ANOVA (SEARLE et al., 1992).

O método MVR é numericamente menos intensivo e de estimativas menos tendenciosas do que o método MV, as estimativas dos componentes de variância são sempre não negativas. Da mesma forma que o MV, suas propriedades de distribuição são conhecidas apenas assintoticamente.

2.3.3 Testes para os efeitos fixos

O objetivo principal de uma análise estatística não é, simplesmente, o ajuste de um modelo; o interesse primário está em fazer inferências sobre os seus parâmetros com o objetivo de generalizar os resultados para a população a partir de uma amostra específica. O vetor de efeitos fixos é estimado por (5) e uma vez que os componentes de variância associados à matriz W_i são desconhecidos, há necessidade de substituí-los por suas estimativas de MV ou MVR. A matriz de variâncias e covariâncias dos efeitos

fixos dada por (7) é estimada, na prática, substituindo-se, também, seus componentes de variância por estimativas MV ou MVR.

2.3.3.1 Teste aproximado de Wald

O teste aproximado de Wald, também denominado Z -teste, para cada parâmetro α_j em $\boldsymbol{\alpha}$, $j = 1, \dots, p$, bem como um intervalo de confiança associado, é obtido a partir de uma aproximação da distribuição de $(\hat{\alpha}_j - \alpha_j)/s.e(\hat{\alpha}_j)$ por uma distribuição normal padrão univariada, em que $s.e$ é o desvio padrão associado. Geralmente, para qualquer matriz $\mathbf{L}$ conhecida, um teste para a hipótese

$$H_0 : \mathbf{L}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0} \quad \text{versus} \quad H_A : \mathbf{L}\boldsymbol{\alpha} \neq \mathbf{0} \quad (9)$$

decorre do fato de que a distribuição de

$$(\hat{\boldsymbol{\alpha}} - \boldsymbol{\alpha})' \mathbf{L}' \left[\mathbf{L} \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i' \mathbf{V}_i^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{L}' \right]^{-1} \mathbf{L}(\hat{\boldsymbol{\alpha}} - \boldsymbol{\alpha}) \quad (10)$$

segue assintoticamente uma distribuição χ^2 com número de graus de liberdade dado por $\text{posto}(\mathbf{L})$, em que $\boldsymbol{\theta}$ é o vetor dos componentes de variância.

2.3.3.2 Testes aproximados t e F

As estatísticas do teste de Wald subestimam a verdadeira variabilidade de $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$, pois elas não levam em conta a variabilidade introduzida pela estimativa de $\boldsymbol{\theta}$ conforme discutido por Dempster, Rubin e Tsutakawa (1981). Devido a essa limitação do teste de Wald, para os testes referentes aos parâmetros fixos, Verbeke e Molenberghs (2000) aconselham o uso dos testes aproximados t e F .

Um teste t aproximado, bem como um intervalo de confiança para cada parâmetro α_j em $\boldsymbol{\alpha}$, $j = 1, \dots, p$, pode ser obtido aproximando a distribuição de $(\hat{\alpha}_j - \alpha_j)/s.e(\hat{\alpha}_j)$ por uma distribuição t apropriada. O teste aproximado F para testar hipóteses como apresentada em (9) está fundamentado na aproximação da distribuição F cuja estatística é a seguinte:

$$F = \frac{(\hat{\boldsymbol{\alpha}} - \boldsymbol{\alpha})' \mathbf{L}' \left[\mathbf{L} \left(\sum_1^m \mathbf{X}_i' \mathbf{V}_i^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{L}' \right]^{-1} \mathbf{L}(\hat{\boldsymbol{\alpha}} - \boldsymbol{\alpha})}{\text{posto}(\mathbf{L})} \quad (11)$$

em que o número de graus de liberdade do numerador é dado por $\text{posto}(\mathbf{L})$ e vários métodos, como, por exemplo, o proposto por Satterthwaite (1946) podem ser utilizados para o cálculo apropriado do número de graus de liberdade do denominador do teste F e do número de graus de liberdade associados ao teste t .

2.3.4 Cálculo do poder de teste no contexto de dados longitudinais

Em experimentos longitudinais a quantidade de informação esperada pode ser comprometida devido às perdas de parcelas que, naturalmente, ocorrem durante sua condução. Muitas vezes o poder de teste alcançado nesses experimentos é menor do que o previsto no momento de sua concepção. As eventuais perdas de parcelas podem ser levadas em conta nos cálculos de tamanho de amostra. Assim, o dimensionamento de amostra no planejamento de experimentos pode proporcionar risco mínimo da perda de eficiência dos testes devido às perdas de parcelas. Evidentemente que alguns dos testes, incluindo teste aproximado de Wald, teste aproximado t , F -testes aproximados, razão de verossimilhança baseados em MV ou MVR para efeitos fixos bem como para componentes de variância, podem ser utilizados para o cálculo de poder. No entanto, há uma limitação a ser enfrentada, a distribuição de muitos dos testes estatísticos correspondentes é conhecida somente sob a hipótese nula. Isso obriga o uso de extensivas simulações se tais testes são usados no cálculo de tamanho de amostra. Sendo assim, teríamos amostras de conjuntos de dados sob a hipótese alternativa, análise de cada um desses conjuntos utilizando o teste de interesse, e, por conseguinte, o cálculo da estimativa da probabilidade de rejeitar corretamente a hipótese nula. Finalmente, todo processo terá que ser repetido a cada novo projeto em consideração.

Quando o interesse está em testar a hipótese linear geral da forma

$$H_0 : \boldsymbol{\xi} \equiv \mathbf{L}\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\xi}_0 = \mathbf{0} \quad \text{versus} \quad H_A : \boldsymbol{\xi} \neq \mathbf{0} \quad (12)$$

para alguma matriz $\mathbf{L}$ conhecida e vetor $\boldsymbol{\xi}_0$ conhecido, um procedimento simplificado pode ser seguido. Pode ser testado baseado no fato de que, sob a hipótese nula, a estatística teste

$$F = \hat{\boldsymbol{\xi}}' \left[\mathbf{L} \left(\sum_i \mathbf{X}_i' \hat{\mathbf{V}}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{L}' \right]^{-1} \hat{\boldsymbol{\xi}} / \text{posto}(\mathbf{L}) \quad (13)$$

segue aproximadamente uma distribuição F . O número de graus de liberdade do numerador é igual ao posto de L , e vários métodos podem ser usados para estimar o número de graus de liberdade do denominador.

Helms (1992) relatou resultados de simulações que mostraram que, sob a hipótese alternativa H_A , a distribuição de F pode, também, ser aproximada por uma distribuição F , agora com $\text{posto}(L)$ e $\sum_i n_i - \text{posto}[X|Z]$ graus de liberdade, e parâmetro de não-centralidade

$$\delta = \boldsymbol{\xi}' \left[L \left(\sum_i X_i' V_i^{-1} X_i \right)^{-1} L' \right]^{-1} \boldsymbol{\xi}. \quad (14)$$

As matrizes X e Z são da forma $X = (X_1' | \dots | X_N')'$ e $Z = \text{Diag}(Z_1, \dots, Z_N)$, em que X_i é a matriz de especificação dos efeitos fixos e Z_i é a matriz de especificação dos efeitos aleatórios do i -ésimo indivíduo. Com isso, sob H_A , obtém-se a distribuição F não-central, a partir da qual os cálculos de poder seguem imediatamente.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

3.1.1 Experimento com frangos de corte

Tendo em vista avaliar o efeito da forma física da ração pré-inicial sobre o desempenho de frangos de corte nascidos de ovos postos por matrizes de idades diferentes, Traldi (2009) conduziu, no aviário experimental do Departamento de Zootecnia - Setor de Não Ruminantes, da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, um experimento completamente casualizado com seis tratamentos (fatorial 2×3) e cinco repetições.

Nesse experimento, foram utilizados 30 boxes com 46 aves (23 machos e 23 fêmeas provenientes de matrizes Ross) em cada um deles. Os tratamentos utilizados foram a combinação de três formas físicas de ração por duas idades das matrizes, conforme se segue:

- T1: 29 semanas - farelada: Pintos provenientes de matrizes com 29 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial farelada;
- T2: 29 semanas - triturada: Pintos provenientes de matrizes com 29 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial triturada;
- T3: 29 semanas - micro-peletizada: Pintos provenientes de matrizes com 29 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial micro-peletizada;
- T4: 55 semanas - farelada: Pintos provenientes de matrizes com 55 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial farelada;
- T5: 55 semanas - triturada: Pintos provenientes de matrizes com 55 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial triturada;
- T6: 55 semanas - micro-peletizada: Pintos provenientes de matrizes com 55 semanas de idade, alimentados com ração pré-inicial micro-peletizada.

Para a fase pré-inicial com rações de fórmula única e, também, para cada fase de criação (inicial, crescimento e final), foram observadas as recomendações nutricionais de Rostagno et al. (2005). As rações foram produzidas na fábrica de rações do Departamento de Zootecnia da ESALQ.

A variável resposta observada foi o peso individual das aves, em gramas, aos sete e 42 dias. A mortalidade e a refugagem foram verificadas durante todo o período experimental. A Tabela 4 mostra o desbalanceamento no número de indivíduos por parcela devido à refugagem e/ou mortalidade aos 7 e 42 dias respectivamente. Nota-se que, nesse caso, as medidas individuais foram obtidas em apenas duas ocasiões.

Tabela 4 - Número de indivíduos por parcela aos 7 dias e 42 dias												
Tratamento	Repetições						Repetições					
	1	2	3	4	5	Total	1	2	3	4	5	Total
1	46	46	46	46	46	230	45	46	46	45	45	227
2	46	46	46	46	46	230	45	44	45	46	46	226
3	45	46	46	46	46	229	45	43	44	45	43	220
4	46	46	45	46	46	229	45	45	45	46	46	227
5	46	46	45	46	46	229	44	46	45	45	45	225
6	46	46	46	46	45	229	45	43	45	43	42	218

3.1.2 Experimento longitudinal com ratos

Em função da não obtenção de conjuntos de observações individuais de pesos de frangos, será utilizado o conjunto de dados apresentados por Verbeke e Lesaffre (1999) para ilustração de como estudar o poder de teste no caso de dados longitudinais.

Com o objetivo de estudar o efeito da inibição de testosterona no crescimento craniofacial em ratos machos Wistar, pesquisadores da área médica conduziram, no Departamento de Ortodontia da Universidade Católica de Leuven na Bélgica, um experimento longitudinal com 50 ratos (VERDONCK et al., 1998).

O tratamento consistia de uma dose baixa ou elevada da droga *Decapeptyl*, que é um inibidor da produção de testosterona em ratos. Também, foi utilizado um grupo controle. O tratamento foi iniciado com a idade de 45 dias, e as medições foram feitas a cada 10 dias, com a primeira observação realizada aos 50 dias.

A variável resposta de interesse foi a distância em *pixels* entre pontos bem definidos em imagens de raio-x do crânio de cada rato, tomada após o rato ser anestesiado. O principal interesse foi avaliar se as mudanças ao longo do tempo eram dependentes dos tratamentos aplicados. A Figura 5 apresenta os perfis individuais para cada grupo de

tratamento.

Figura 5 - Perfis individuais para cada grupo de tratamento, dose baixa, dose alta e controle, respectivamente

Observando a Figura 5 nota-se que nem todos os ratos conseguiram chegar à idade de 110 dias. Essa característica é devido ao fato de que muitos ratos não sobrevivem à anestesia necessária para a coleta da variável de interesse. A Tabela 5 apresenta um resumo do número de observações em cada ocasião. Nota-se que apenas 22 dos 50 ratos chegaram à idade de 110 dias. As taxas de abandono de indivíduos $\hat{p}_{j,k \geq k}$ é apresentada na Tabela 6. Essa taxa foi calculada da seguinte forma, por exemplo, 4 ratos dos 50 tiveram apenas a primeira mensuração, assim, a taxa aos 50 dias é calculada por $\hat{p}_{j,1 \geq 1} = 4/50 = 0,08$. Uma hipótese levantada pelos pesquisadores é que os valores da Tabela 6 são valores observados de uma probabilidade comum de abandono de indivíduos. Um teste da razão de verossimilhança, ao nível de 5% de significância, verificou que a hipótese de probabilidade comum levantada pelos clínicos é razoável. Uma estimativa de máxima verossimilhança para a probabilidade comum é $\hat{p}_{j,k \geq k} = 0,122$, sugerindo que, em cada tempo que um rato é anestesiado, ele tem probabilidade de 0,122 de não sobreviver à anestesia, independente do tratamento.

Esse conjunto de observações será usado para ilustrar o cálculo de poder no caso de um modelo linear misto com perda de observações, visto que não foi possível ainda, obtenção de um conjunto de observações de frangos com pesos individuais em mais

de duas ocasiões.

Tabela 5 - Resumo do número de observações em cada ocasião, para cada grupo separadamente e total

Idade (dias)	Observações			
	Controle	Baixa	Alta	Total
50	15	18	17	50
60	13	17	16	46
70	13	15	15	43
80	10	15	13	38
90	7	12	10	29
100	4	10	10	24
110	4	8	10	22

Tabela 6 - Taxa condicional de abandono de indivíduos $\hat{p}_{j,k \geq k}$ em cada ocasião, para todos os grupos de tratamentos simultaneamente

Idade (dias)	50	60	70	80	90	100
Taxa observada	0.08	0.07	0.12	0.24	0.17	0.08

3.2 Métodos

3.2.1 Análise Exploratória para os dados de frango

Inicialmente, foi feita uma análise exploratória, obtendo-se mínimo, máximo, média e variância por boxe, que foram, graficamente, representados para um estudo da variabilidade das observações.

3.2.2 Esperança dos quadrados médios para o delineamento inteiramente casualizado com s_{ij} amostras por parcela

Considerando-se o conjunto de observações de pesos individuais de frangos aos 7 e 42 dias, o modelo a ser considerado é

$$y_{ijk} = m + t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk} \quad (15)$$

em que, $i = 1, \dots, I$; $j = 1, \dots, J$; $k = 1, \dots, s_{ij}$; m é a média geral inerente a todas observações; t_i é o efeito de tratamento; e_{ij} é o erro experimental (erro entre) e ε_{ijk} é o erro amostral (erro dentro).

O efeito de tratamento t_i é fixo, isto é, $E(t_i) = t_i$, o erro experimental e_{ij} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_e^2 , independente e identicamente distribuído, e o erro amostral ε_{ijk} é aleatório com distribuição normal com média zero e variância σ_ε^2 , independente e identicamente distribuído. Admite-se ainda que $\sum_i t_i = 0$ e $\sum_{ij} s_{ij} = N$.

As somas de quadrados para o modelo inteiramente casualizado com s_{ij} amostras por parcela são:

$$\text{SQTrat} = \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} \left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} y_{ijk} \right)^2 \right] - C, \quad C = \frac{1}{\sum_{ij} s_{ij}} \left(\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} y_{ijk} \right)^2,$$

$$\text{SQParcela} = \sum_{ij} \frac{\left(\sum_k^{s_{ij}} y_{ijk} \right)^2}{s_{ij}} - C,$$

$$\text{SQTotal} = \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} y_{ijk}^2 - C,$$

$$\text{SQRes} = \text{SQParcela} - \text{SQTrat} \text{ e}$$

$$\text{SQEntre ind.d.parcela} = \text{SQTotal} - \text{SQParcela}.$$

A partir das esperanças dos quadrados médios, obtêm-se as expressões adequadas para o teste F . Antes do cálculo para as expressões das esperanças dos quadrados médios calcularam-se determinadas esperanças com o intuito de facilitar as deduções subsequentes. Assim,

$$\begin{aligned}
E(C) &= E \left[\frac{1}{\sum_{ij} s_{ij}} \left(\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk} \right)^2 \right] = \frac{1}{N} E \left(\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk} \right)^2 \\
&= \frac{1}{N} E \left[\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} (m + t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}) \right]^2 \\
&= \frac{1}{N} E \left[\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} m + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} t_i + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} e_{ij} + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right]^2 \\
&= \frac{1}{N} E \left[Nm + \sum_{ij} s_{ij} t_i + \sum_{ij} s_{ij} e_{ij} + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right]^2 \\
&= \frac{1}{N} E \left[N^2 m^2 + \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i \right)^2 + \left(\sum_{ij} s_{ij} e_{ij} \right)^2 + \left(\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)^2 + (\text{d.p.}) \right]
\end{aligned}$$

em que

$$\begin{aligned}
\text{d.p.} &= 2(Nm) \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i + \sum_{ij} s_{ij} e_{ij} + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) \\
&\quad + 2 \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i \right) \left(\sum_{ij} s_{ij} e_{ij} + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) + \\
&\quad + 2 \left(\sum_{ij} s_{ij} e_{ij} \right) \left(\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right). \tag{16}
\end{aligned}$$

Uma vez que os erros são independentes e normalmente distribuídos com média zero, a esperança de (16) é dada por:

$$E(\text{d.p.}) = 2Nm \sum_{ij} s_{ij} t_i.$$

Logo,

$$E(C) = \frac{1}{N} \left[N^2 m^2 + \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i \right)^2 + \sum_{ij} s_{ij}^2 \sigma_e^2 + \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} \sigma_\varepsilon^2 + 2Nm \sum_{ij} s_{ij} t_i \right]. \tag{17}$$

$$\text{Seja } A = \sum_i \left(\frac{\left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk} \right)^2}{\sum_j s_{ij}} \right). \text{ Então,}$$

$$\begin{aligned}
E[A] &= \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} E \left(\left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk} \right)^2 \right) \right] = \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} E \left(\left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} (m + t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}) \right)^2 \right) \right] \\
&= \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} E \left[\left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} m + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} t_i + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} e_{ij} + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)^2 \right] \right] \\
&= \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} E \left[\left(\sum_j s_{ij} m + \sum_j s_{ij} t_i + \sum_j s_{ij} e_{ij} + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)^2 \right] \right] \\
&= \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} E \left[\left(\sum_j s_{ij} m \right)^2 + \left(\sum_j s_{ij} t_i \right)^2 + \left(\sum_j s_{ij} e_{ij} \right)^2 + \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + \left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)^2 + (\text{d.p.}) \right] \right]
\end{aligned}$$

em que

$$\begin{aligned}
\text{d.p.} &= 2 \left(\sum_j s_{ij} m \right) \left(\sum_j s_{ij} t_i + \sum_j s_{ij} e_{ij} + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) + \\
&\quad + 2 \left(\sum_j s_{ij} t_i \right) \left(\sum_j s_{ij} e_{ij} + \sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) + \\
&\quad + 2 \left(\sum_j s_{ij} e_{ij} \right) \left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)
\end{aligned}$$

e, portanto,

$$E(\text{d.p.}) = 2 \left(\sum_j s_{ij} m \right) \left(\sum_j s_{ij} t_i \right).$$

Logo,

$$\begin{aligned}
E[A] &= \sum_i \left[\frac{1}{\sum_j s_{ij}} \left(\left(\sum_j s_{ij} m \right)^2 + \left(\sum_j s_{ij} t_i \right)^2 + \sum_j s_{ij}^2 \sigma_e^2 + \sum_j s_{ij} \sigma_\varepsilon^2 + \right. \right. \\
&\quad \left. \left. + 2 \left(\sum_j s_{ij} m \right) \left(\sum_j s_{ij} t_i \right) \right) \right]. \tag{18}
\end{aligned}$$

A esperança da soma de quadrados de tratamento é obtida pela diferença

entre as expressões (18) e (17), isto é,

$$\begin{aligned} E(\text{SQTrat}) = & \sum_i \frac{\left(\sum_j s_{ij} t_i \right)^2}{\sum_j s_{ij}} - \frac{\left(\sum_{ij} s_{ij} t_i \right)^2}{N} + \left(\sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} - \frac{\sum_{ij} s_{ij}^2}{N} \right) \sigma_e^2 + \\ & + (I-1) \sigma_\varepsilon^2 \end{aligned}$$

e, então,

$$\begin{aligned} E(\text{QMTrat}) = E\left(\frac{\text{SQTrat}}{\text{g.l.}}\right) = & \frac{1}{(I-1)} \left(\sum_i \frac{\left(\sum_j s_{ij} t_i \right)^2}{\sum_j s_{ij}} - \frac{\left(\sum_{ij} s_{ij} t_i \right)^2}{N} \right) + \\ & + \frac{1}{(I-1)} \left(\sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} - \frac{\sum_{ij} s_{ij}^2}{N} \right) \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 = q_t(\psi) + s_2 \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2. \end{aligned}$$

Para o cálculo da esperança do quadrado médio do resíduo considere

$$B = \sum_{ij} \frac{\left(\sum_k^{s_{ij}} y_{ijk} \right)^2}{s_{ij}}.$$

Então,

$$\begin{aligned} E[B] &= \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} E \left(\sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk} \right)^2 = \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} E \left(\sum_k^{s_{ij}} (m + t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}) \right)^2 \\ &= \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} E \left[\sum_k^{s_{ij}} m + \sum_k^{s_{ij}} t_i + \sum_k^{s_{ij}} e_{ij} + \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right]^2 \\ &= \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} E \left[s_{ij} m + s_{ij} t_i + s_{ij} e_{ij} + \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right]^2 \\ &= \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} E \left[s_{ij}^2 m^2 + s_{ij}^2 t_i^2 + s_{ij}^2 e_{ij}^2 + \left(\sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right)^2 + (\text{d.p.}) \right] \end{aligned}$$

em que

$$\begin{aligned} \text{d.p.} = & 2(s_{ij} m) \left(s_{ij} t_i + s_{ij} e_{ij} + \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) + 2(s_{ij} t_i) \left(s_{ij} e_{ij} + \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right) + \\ & + 2(s_{ij} e_{ij}) \left(\sum_j \sum_k^{s_{ij}} \varepsilon_{ijk} \right), \end{aligned}$$

e, portanto, $E(d.p.) = 2(s_{ij}m)(s_{ij}t_i)$. Então,

$$\begin{aligned}
 E(B) &= \sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}} [s_{ij}^2 m^2 + s_{ij}^2 t_i^2 + s_{ij}^2 \sigma_e^2 + s_{ij} \sigma_\varepsilon^2 + 2(s_{ij}m)(s_{ij}t_i)] \\
 &= \sum_{ij} [s_{ij} m^2 + s_{ij} t_i^2 + s_{ij} \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 + 2m s_{ij} t_i] \\
 &= Nm^2 + \sum_{ij} s_{ij} t_i^2 + N\sigma_e^2 + IJ\sigma_\varepsilon^2 + 2m \sum_{ij} s_{ij} t_i.
 \end{aligned} \tag{19}$$

Fazendo a diferença entre (19) e (18), obtém-se a esperança da soma de quadrados do resíduo dada por:

$$E(\text{SQRes}) = \sum_{ij} s_{ij} t_i^2 - \sum_i \frac{\left(\sum_j s_{ij} t_i\right)^2}{\sum_j s_{ij}} + \left(N - \sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}}\right) \sigma_e^2 + (IJ - I) \sigma_\varepsilon^2$$

e, então,

$$\begin{aligned}
 E(\text{QMRes}) &= E\left(\frac{\text{SQRes}}{\text{g.l.}}\right) \\
 &= \frac{1}{I(J-1)} \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i^2 - \sum_i \frac{\left(\sum_j s_{ij} t_i\right)^2}{\sum_j s_{ij}} \right) + \frac{1}{I(J-1)} \left(N - \sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} \right) \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 \\
 &= \frac{1}{I(J-1)} \left(\sum_{ij} s_{ij} t_i^2 - \sum_{ij} s_{ij} t_i^2 \right) + \frac{1}{I(J-1)} \left(N - \sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} \right) \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 \\
 &= \frac{1}{I(J-1)} \left(N - \sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} \right) \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 = s_1 \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2.
 \end{aligned}$$

Para o cálculo da esperança do quadrado médio entre indivíduos dentro de parcela, inicialmente, calcula-se:

$$\begin{aligned}
 E\left[\sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} Y_{ijk}^2\right] &= \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} E[Y_{ijk}]^2 = \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} E[m + t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}]^2 \\
 &= \sum_{ij} \sum_k^{s_{ij}} E[m^2 + t_i^2 + e_{ij}^2 + \varepsilon_{ijk}^2 + 2m(t_i + e_{ij} + \varepsilon_{ijk}) + \\
 &\quad + 2t_i(e_{ij} + \varepsilon_{ijk}) + 2e_{ij}\varepsilon_{ijk}] \\
 &= Nm^2 + \sum_{ij} s_{ij} t_i^2 + N\sigma_e^2 + N\sigma_\varepsilon^2 + 2m \sum_{ij} s_{ij} t_i.
 \end{aligned} \tag{20}$$

Calculando a diferença entre (20) e (18), obtém-se a esperança da soma de quadrados entre indivíduos dentro de parcela:

$$E(\text{SQind.d.parcela}) = (N - IJ)\sigma_\varepsilon^2$$

e, então,

$$E(\text{QMind.d.parcela}) = E\left(\frac{\text{SQind.d.parcela}}{\text{g.l.}}\right) = \frac{(N - IJ)}{(N - IJ)}\sigma_\varepsilon^2 = \sigma_\varepsilon^2.$$

Os resultados obtidos para as $E(\text{QM})$ são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7 - Tabela da análise de variância para o modelo inteiramente casualizado com s_{ij} amostras por parcela, contendo os números de graus de liberdade e as esperanças dos quadrados médios de cada fonte de variação

Fontes de Variação	G.L.	QM	$E(\text{QM})$
Tratamento	$I - 1$	V_1	$\sigma_\varepsilon^2 + s_2\sigma_e^2 + q_t(\psi)$
Resíduo	$I(J - 1)$	V_2	$\sigma_\varepsilon^2 + s_1\sigma_e^2$
(Parcelas)	$IJ - 1$	—	—
Entre ind.d.parcela	$N - IJ$	V_3	σ_ε^2
Total	$N - 1$		

$$s_1 = \frac{1}{I(J - 1)} \left(N - \sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} \right), \quad s_2 = \frac{1}{(I - 1)} \left(\sum_i \frac{\sum_j s_{ij}^2}{\sum_j s_{ij}} - \frac{\sum_{ij} s_{ij}^2}{N} \right)$$

Note que se $s_{ij} = s \quad \forall i, \forall j$ $s_1 = s_2 = s$. A diferença entre s_1 e s_2 se dá pelo desbalanceamento de indivíduos dentro da parcela.

3.2.3 Estimação dos componentes de variância pelo método dos momentos e teste para efeito de tratamentos

As estimativas de σ_e^2 e σ_ε^2 podem ser obtidas, usando-se o método dos momentos, por

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = V_3 \quad \text{e} \quad \hat{\sigma}_e^2 = \frac{V_2 - V_3}{s_1},$$

com $(N - IJ)$ e f_1 graus de liberdade, respectivamente. Note que f_1 é calculado de forma aproximada por Satterthwaite (1946), isto é,

$$f_1 = \frac{(\text{QMRes} - \text{QMind.d.parcela})^2}{\frac{(\text{QMRes})^2}{I(J-1)} + \frac{(\text{QMind.d.parcela})^2}{N-IJ}}.$$

As hipóteses e testes usados, nesse caso, podem ser as que se seguem.

i) Teste para o estudo da contribuição da variação individual para a variância residual.

A estatística F usada para o teste de

$$H_0 : \sigma_e^2 = 0 \quad \text{versus} \quad H_a : \sigma_e^2 > 0$$

é calculada por

$$F_1 = \frac{V_2}{V_3}$$

que segue, aproximadamente, uma distribuição F com $I(J-1)$ e $N-IJ$ graus de liberdade.

Se $F_1 > F_{I(J-1); N-IJ; 1-\alpha}$ rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1-\alpha)\%$ de significância. Em caso contrário, não se rejeita H_0 . No caso de rejeição de H_0 , é interessante calcular a razão $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 / \hat{\sigma}_e^2$, que poderá dar indicação sobre a necessidade de se melhorarem as condições experimentais.

ii) Teste para o efeito de tratamentos.

Em função das expressões obtidas para as esperanças dos quadrados médios (Tabela 7), em que $s_1 \neq s_2$, tem-se apenas um teste F aproximado para a hipótese

$$H_0 : t_i = 0, \forall i = 1, 2, \dots, I$$

cuja estatística é dada por

$$F_2 = \frac{\text{QMTrat} - s_2 \hat{\sigma}_e^2}{\text{QMind.d.parcela}}$$

que segue, aproximadamente, uma distribuição F com f_2 e $(N - IJ)$ graus de liberdade, sendo que f_2 calculado por Satterthwaite (1946),

$$f_2 = \frac{(\text{QMTrat} - s_2 \hat{\sigma}_e^2)^2}{\frac{(\text{QMTrat})^2}{I-1} + \frac{(s_2 \hat{\sigma}_e^2)^2}{f_1}}.$$

Se $F_2 > F_{f_2; N-IJ; 1-\alpha}$, rejeita-se H_0 , ao nível de $100(1-\alpha)\%$ de significância.

Em caso contrário, não se rejeita H_0 .

Uma forma aproximada para as esperanças dos quadrados médios quando os s_{ij} não diferem muito é calcular, inicialmente, um valor aproximado $\bar{s}$, usando-se a

média harmônica, isto é,

$$\bar{s} = \frac{1}{\sum_{ij} \frac{1}{s_{ij}}},$$

em que s_{ij} é o número de indivíduos por parcela. As etapas na aplicação desse método, segundo Ramalho et al. (2005), são as que se seguem:

1. Proceder com uma análise de variância em relação às médias dos tratamentos;
2. Estimar a variação dentro de cada parcela;
3. Estimar a média harmônica.

A partir das variâncias dentro de cada parcela é possível estimar a variância média dentro por meio de

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{\sum_{ij} \sigma_{\varepsilon ij}^2}{p}$$

em que $p = IJ$ é o número de parcelas.

Uma vez que a variância dentro foi estimada em relação ao indivíduo e a análise de variância foi realizada em relação a média, multiplicam-se os quadrados médios pela média harmônica. A Tabela 8 apresenta a análise de variância para um ensaio inteiramente casualizado utilizando o procedimento da média harmônica, em que t é o número de tratamentos, r é o número de repetições e QMI é o quadrado médio com a informação de indivíduo dentro de parcela.

Tabela 8 - Tabela da análise de variância para o modelo inteiramente casualizado com procedimento de análise utilizando a média harmônica

Fontes de Variação	G.L.	QM	QMI	E(QM)
Parcela	$rt - 1$	—		—
Tratamento	$t - 1$	V_1	$V_1 \times \bar{s}$	$\sigma_\varepsilon^2 + \bar{s}\sigma_e^2 + q_t(\psi)$
Resíduo	$t(r - 1)$	V_2	$V_2 \times \bar{s}$	$\sigma_\varepsilon^2 + \bar{s}\sigma_e^2$
Amostra[Parcela]			$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$	σ_ε^2

$$\text{Então, } \hat{\sigma}_e^2 = \frac{V_2 \cdot \bar{s} - \hat{\sigma}_\varepsilon^2}{\bar{s}}.$$

3.2.4 Estimação dos componentes de variância por Máxima Verossimilhança e Máxima Verossimilhança Restrita

O modelo misto (15) pode ser expresso matricialmente por

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}_G \boldsymbol{\mu} + \mathbf{X}_T \boldsymbol{\tau} + \mathbf{Z}_e \boldsymbol{\epsilon} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

em que $\mathbf{Y}$ é o vetor ($N \times 1$) de observações, $\boldsymbol{\mu}$ é a constante inerente a todas observações, $\boldsymbol{\tau}$ é o vetor ($I \times 1$) de efeitos fixos correspondente ao efeito de tratamento, $\boldsymbol{\epsilon}$ é o vetor ($IJ \times 1$) de efeitos aleatórios correspondente ao erro experimental (erro entre) e $\boldsymbol{\varepsilon}$ é o vetor aleatório ($N \times 1$) correspondente ao erro amostral (erro dentro).

Assume-se que $\boldsymbol{\varepsilon}$ tem distribuição normal com média $\mathbf{0}$ e matriz de co-variância $\mathbf{R} = \sigma_\varepsilon^2 \mathbf{I}_N$. O vetor de efeitos aleatórios $\boldsymbol{\epsilon}$ tem distribuição normal com média $\mathbf{0}$ e matriz de variâncias e covariâncias $\mathbf{G} = \sigma_e^2 \mathbf{I}_{IJ}$. Além disso, assume-se que $\boldsymbol{\varepsilon}$ e $\boldsymbol{\epsilon}$ são independentes. As matrizes $\mathbf{X}_G$, $\mathbf{X}_T$ e $\mathbf{Z}_e$ são da forma

$$\mathbf{X}_G = \mathbf{1}_N, \quad \text{vetor de 1's de dimensões } N \times 1,$$

$$\mathbf{X}_T = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{s_{1.}} & \mathbf{0}_{s_{1.}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{1.}} \\ \mathbf{0}_{s_{2.}} & \mathbf{1}_{s_{2.}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{2.}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{s_{I.}} & \cdots & \cdots & \mathbf{1}_{s_{I.}} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{Z}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_{s_{11}} & \mathbf{0}_{s_{11}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{11}} \\ \mathbf{0}_{s_{12}} & \mathbf{1}_{s_{12}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{12}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{s_{IJ}} & \cdots & \cdots & \mathbf{1}_{s_{IJ}} \end{bmatrix}$$

em que $\mathbf{X}_T$ tem dimensões $N \times I$ e $\mathbf{Z}_e$ tem dimensões $N \times IJ$.

Tem-se, então,

$$E(\mathbf{Y}) = \mathbf{X}_G \boldsymbol{\mu} + \mathbf{X}_T \boldsymbol{\tau} \quad \text{e} \quad \text{Var}(\mathbf{Y}) = \mathbf{Z}_e \mathbf{G} \mathbf{Z}_e^T + \mathbf{R} = \sigma_e^2 \mathbf{Z}_e \mathbf{Z}_e^T + \sigma_\varepsilon^2 \mathbf{I}_N.$$

Desse modo,

$$\begin{aligned} \text{Var}(\mathbf{Y}) &= \sigma_e^2 \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{s_{11}} & \mathbf{0}_{s_{11} \times s_{12}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{11} \times s_{IJ}} \\ \mathbf{0}_{s_{12} \times s_{11}} & \mathbf{J}_{s_{12}} & \cdots & \mathbf{0}_{s_{12} \times s_{IJ}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{s_{IJ} \times s_{11}} & \mathbf{0}_{s_{IJ} \times s_{12}} & \cdots & \mathbf{J}_{s_{IJ}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_\varepsilon^2 & 0 & \cdots & 0 \\ & \sigma_\varepsilon^2 & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_\varepsilon^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ & \mathbf{V}_{12} & \cdots & 0 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{Simétrica} & & & \mathbf{V}_{IJ} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

em que

$$\mathbf{V}_{ij} = \begin{bmatrix} \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 & \sigma_e^2 & \cdots & \sigma_e^2 \\ & \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 & \cdots & \sigma_e^2 \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{Simétrica} & & & \sigma_e^2 + \sigma_\varepsilon^2 \end{bmatrix}.$$

O que mostra que a matriz $\mathbf{V}_{ij}$ possui estrutura de simetria composta com dimensões $(s_{ij} \times s_{ij})$.

O ajuste desse modelo misto pode ser realizado por meio da função `lme()` disponível no pacote `nlme` do *software* R. Os argumentos comumente utilizados são:

```
>lme(fixed, data, random, correlation, weights, method)
```

em que,

fixed: expressão linear que descreve parte do modelo relativa aos efeitos fixos, com a variável resposta à esquerda do operador “~” e os termos, separados pelo operador “+” no lado direito, devem ser declarados como objetos `groupedData` ou `lme.lmList` implementados separadamente;

data: especifica o nome do objeto com os dados das variáveis nomeadas como fixas, aleatórias, etc;

random: expressão que especifica a parte do modelo referente ao(s) efeito(s) aleatório(s);

correlation: argumento opcional utilizado para especificar a estrutura de correlação intra-indivíduo. Na classe `corStruct` está disponível uma lista de opções. A opção padrão admite correlações nulas intra-indivíduos;

weights: argumento opcional utilizado para descrever a estrutura heterocedástica intra-indivíduos. Por padrão, admite-se a estrutura homocedástica;

method: argumento utilizado para especificar o método de estimação do modelo linear misto. A opção `method=REML` estima os componentes de variância pelo método da máxima verossimilhança restrita, enquanto que a opção `method=ML` usa o método da máxima verossimilhança.

3.2.5 Estudo do poder do teste e determinação do número de repetições

Os cálculos para o poder do teste foram realizados utilizando a função `power.exp()` disponível na biblioteca `dae` do *software* R. Os argumentos utilizados foram:

```
>power.exp(rm,df.num, df.denom, delta, sigma, alpha)
```

No cálculo do poder de teste utilizando a informação dos pesos individuais das aves, algumas considerações específicas foram necessárias para o argumento `rm`. O multiplicador m considerado para o argumento `rm` foi a média harmônica do número de indivíduos por parcela.

O argumento `df.num`, correspondente ao número de graus de liberdade do numerador do teste F , foi o número de graus de liberdade de tratamentos.

Para o argumento `df.denom` o valor correspondente foi o número de graus de liberdade do denominador do teste F realizado na análise com os pesos individuais. Os valores para os argumentos `delta` e `alpha` foram fixados em $\Delta = 50$ e $\alpha = 0,05$ para pesos aos 42 dias e $\Delta = 5$ para pesos aos 7 dias. O valor para o argumento `sigma` foi a raiz quadrada do quadrado médio do resíduo da análise em questão.

Na determinação do número de repetições foi utilizada a função `no.reps()` disponível na biblioteca `dae` do *software* R. Os argumentos utilizados foram:

```
>no.reps(multiple,df.num, df.denom=expression(), delta, sigma, alpha)
```

Na análise com os pesos individuais, o valor utilizado para o argumento `multiple` foi a média harmônica do número de indivíduos por parcela. Para o argumento `df.num`, nessa mesma análise, foi utilizado o número de graus de liberdade de tratamentos. A expressão para o argumento `df.denom` foi formulada, na análise com os pesos individuais, com os valores estimados de `multiple` e `df.num`, também foi usado na expressão o número de repetições do ensaio. Os valores para os argumentos `delta` e `alpha` também foram fixados em $\Delta = 50$ e $\alpha = 0,05$ para pesos aos 42 dias e $\Delta = 5$ para pesos aos 7 dias.

Adicionalmente, foi feito um estudo para avaliar a influência da variação i) do número de indivíduos por parcela (m), ii) do erro experimental (σ_e^2) iii) do erro amostral (σ_ϵ^2) sobre a determinação do número de repetições, fixando o nível de significância em $\alpha = 0,05$, o poder do teste em $1 - \beta = 0,80$ e a diferença entre as médias em $\Delta = 5\text{g}$ para peso aos 7 dias e $\Delta = 50\text{g}$ para peso aos 42 dias.

3.2.6 O efeito da perda de indivíduos na eficiência de testes estatísticos em experimentos longitudinais

Um método computacional simples, proposto por Verbeke e Lesaffre (1999), permite explorar diferentes combinações de modelos com probabilidades de perdas de indivíduos associadas e compará-las com modelos de respostas reais. Esse método também pode ser utilizado para estudar os efeitos de eventuais perdas de indivíduos no poder de testes estatísticos. Verbeke e Lesaffre (1999) utilizaram os dados do experimento longitudinal com ratos, conduzido no Departamento de Ortodontia da Universidade Católica de Leuven na Bélgica, para aplicação do método.

O modelo ajustado aos dados foi

$$Y_{ij} = \begin{cases} \beta_0 + b_i + \beta_1 t_{ij} + \varepsilon_{ij}, & \text{se baixa dose} \\ \beta_0 + b_i + \beta_2 t_{ij} + \varepsilon_{ij}, & \text{se alta dose} \\ \beta_0 + b_i + \beta_3 t_{ij} + \varepsilon_{ij}, & \text{se dose controle,} \end{cases}$$

em que t_{ij} representa o logaritmo da idade transformada $t_{ij} = \ln(1 + (\text{Idade}_{ij} - 45)/10)$, essa transformação foi escolhida de tal forma que $t = 0$ corresponde ao início do tratamento.

A hipótese de interesse primário é $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3$, a qual foi testada resultando não significativa pela estatística aproximada de Wald ($p = 0.0987$). Um resultado similar ($p = 0.1010$) foi obtido usando o teste aproximado F com aproximação do número de graus de liberdade do denominador por Satterthwaite. O poder do experimento ao nível de 5% de significância foi menor do que 56%, se não houvesse perdas de indivíduos o poder seria 74%.

O poder do teste F não depende apenas dos verdadeiros valores dos parâmetros β , G e σ^2 , mas também das covariáveis X_i e Z_i .

Os 15 ratos do grupo controle possuem matrizes X_i e Z_i iguais a

$$X_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \ln[1 + (50 - 45)/10] \\ 1 & 0 & 0 & \ln[1 + (60 - 45)/10] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & \ln[1 + (110 - 45)/10] \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad Z_i = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Devido ao mecanismo de abandono dos indivíduos, somente 4 ratos do grupo

controle possuem as 7 mensurações com matrizes iguais a essas.

Para um rato que deixou o experimento mais cedo, na k -ésima ocasião, sua matriz é igual às primeiras linhas da matriz planejada, isto é,

$$X_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \ln[1 + (50 - 45)/10] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & \ln[1 + (40 + k \times 10 - 45)/10] \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad Z_i = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}.$$

O número de ratos que abandonam o experimento em cada ocasião é a realização de um processo estocástico, a partir do qual o poder do experimento realizado é, também, a realização de uma variável aleatória, a distribuição da qual depende do delineamento planejado e do processo de abandono de indivíduos. Denota-se, aqui, a função de poder aleatório por $\mathcal{P}$.

Em geral, um delineamento planejado é caracterizado por um pequeno número de trios $(\mathcal{X}_j, \mathcal{Z}_j, M_j)$, $j = 1, \dots, M$, em que é indicado que as matrizes $\mathcal{X}_j$, de dimensão $(n_j \times p)$ para os efeitos fixos e $\mathcal{Z}_j$ de dimensão $(n_j \times q)$ para os efeitos aleatórios sejam repetidas para M_j indivíduos, $\sum_j M_j = N$, o número total de indivíduos na amostra.

Devido ao processo de abandono de indivíduos, as matrizes de covariáveis realizadas são $(\mathcal{X}_j^{[k]}, \mathcal{Z}_j^{[k]})$ com multiplicidade $M_{j,k}$, $k = 1, \dots, n_j$, $\sum_k M_{j,k} = M_j$, $j = 1, \dots, M$, em que $\mathcal{X}_j^{[k]}$ e $\mathcal{Z}_j^{[k]}$ denotam as primeiras k linhas de $\mathcal{X}_j$ e $\mathcal{Z}_j$, respectivamente. Todos os valores de $M_{j,k}$ são conhecidos, e a correspondente realização do poder $\mathcal{P}$ pode ser calculada.

Uma vez que há presença de abandono, o poder $\mathcal{P}$ torna-se uma variável estocástica, e não é óbvio como dois experimentos com diferentes funções de poder $\mathcal{P}_1$ e $\mathcal{P}_2$ deverão ser comparados na prática.

Vários critérios podem ser usados, como o poder médio, $E(\mathcal{P})$, o poder mediano, o risco de ter ao final do experimento um poder menor que, por exemplo, 70%, $P(\mathcal{P} \leq 70\%)$, e assim por diante.

Todos os critérios apresentados são baseados em apenas um aspecto específico da distribuição de $\mathcal{P}$. Um critério que leva em consideração toda a distribuição, selecionando um segundo experimento ao invés de um primeiro, se $\mathcal{P}_1$ é estocasticamente

menor do que $\mathcal{P}_2$, $\mathcal{P}_1 \prec \mathcal{P}_2$, como definido em Lehmann e D'Abrera (1975). Tem-se então,

$$\mathcal{P}_1 \prec \mathcal{P}_2 \iff P(\mathcal{P}_1 \leq p) \geq P(\mathcal{P}_2 \leq p), \quad \forall p.$$

Isso significa que, para algum poder p , o risco de acabar com uma análise final com poder menor que p é menor para o segundo experimento do que para o primeiro.

Obviamente, se este critério é usado, é necessária a distribuição completa da função poder de todos os experimentos que serão comparados. A proposta é via métodos de amostragem, para cada experimento em consideração, um grande número de valores realizados p_s , $s = 1, \dots, S$, são amostrados a partir de $\mathcal{P}$ e usados para construir a função de distribuição empírica

$$\hat{P}(\mathcal{P} \leq p) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S I[p_s \leq p]$$

em que $I[A]$ é igual a 1 se A é verdadeiro e zero caso contrário.

Como indicado anteriormente, a amostragem de $\mathcal{P}$ na verdade se resume à amostragem de valores realizados para todos $M_{j,k}$, $k = 1, \dots, n_j$, $j = 1, \dots, M$, e constroem-se todas as matrizes realizadas necessárias $\mathcal{X}_j^{[k]}$ e $\mathcal{Z}_j^{[k]}$. Assim, calcula-se o parâmetro de não centralidade implícito

$$\delta = \boldsymbol{\xi}' \left\{ L \left[\sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{n_j} M_{j,k} \mathcal{X}_j^{[k]'} (\mathcal{Z}_j^{[k]} G \mathcal{Z}_j^{[k]'} + \sigma^2 I_k)^{-1} \mathcal{X}_j^{[k]} \right]^{-1} L' \right\}^{-1} \boldsymbol{\xi}$$

com o número apropriado de graus de liberdade para a estatística F , e o poder realizado é obtido.

O processo de abandono associado com cada trio $(\mathcal{X}_j, \mathcal{Z}_j, M_j)$ no experimento em consideração é incorporado na amostragem por meio de um vetor $\mathbf{p}_j = (p_{j,1}, \dots, p_{j,n_j})'$, em que $p_{j,k}$ é a probabilidade marginal de que exatamente k mensurações são tomadas de um indivíduo com matrizes $\mathcal{X}_j$ e $\mathcal{Z}_j$.

Uma vez que todos os vetores $\mathbf{p}_j$ foram especificados, tem-se que todos os conjuntos $(M_{j,1}, \dots, M_{j,n_j})$ seguem uma distribuição multinomial com ensaios M_j e probabilidades dadas pelos elementos dos vetores $\mathbf{p}_j$. Isso implica que o procedimento de amostragem se reduz basicamente a amostrar distribuições multinomiais.

A única informação adicional necessária, em comparação com a análise de poder clássica, são os vetores $\mathbf{p}_j$ de probabilidade marginal de abandono de indivíduos $p_{j,k}$. Primeiro compararam-se modelos sob a suposição de que a probabilidade condicional

de um rato abandonar o experimento é constante, $p_{j,k|\geq k} = 0,12$. Depois, os resultados obtidos foram comparados com dois modelos de abandono alternativos que assumem que a probabilidade $p_{j,k|\geq k}$ aumentou ao longo do tempo. As probabilidades marginais utilizadas nas simulações de vários modelos de abandono condicionais são apresentadas na Tabela 9, espaços vazios correspondem às ocasiões não observadas de acordo com a simulação do experimento em questão. Um resumo dos experimentos comparados no estudo de simulação sob a suposição de não abandono dos indivíduos é apresentado na Tabela 10. Todos os cálculos foram feitos com base no pressuposto de que os verdadeiros valores dos parâmetros são dados pelas estimativas por MVR apresentadas na Tabela 11 e as distribuições simuladas de poder foram construídas com base em 1000 amostras da distribuição correta. Em todos os experimentos considerados nas simulações, foram mantidas a primeira e última mensuração, 50 e 110 dias, respectivamente.

O código foi implementado utilizando o *software* R (TEAM, 2008).

Tabela 9 - Probabilidades marginais $p_{j,k}$ para vários modelos de abandono condicionais

Probabilidades condicionais	Ocasões						
	50	60	70	80	90	100	110
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12	0,11	0,09	0,08	0,07	0,06	0,46
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12		0,11		0,09		0,68
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12			0,11			0,77
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12						0,88
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12	0,11					0,77
$p_{j,k \geq k} = 0,12$	0,12					0,11	0,77
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,06(\text{Id} - 45)$	0,06	0,10					0,83
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,06(\text{Id} - 45)$	0,06			0,27			0,67
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,06(\text{Id} - 45)$	0,06					0,54	0,40
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,02(\text{Id} - 45)$	0,05	0,06					0,89
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,02(\text{Id} - 45)$	0,05			0,09			0,86
$\text{logit}(p_{j,k \geq k}) = -3 + 0,02(\text{Id} - 45)$	0,05					0,13	0,82

Tabela 10 - Resumo dos experimentos comparados em estudo de simulação sob a suposição de não abandono dos indivíduos

Experimentos	Ocasões	Número de indivíduos	Poder
	Idade (dias)	(M_1, M_2, M_3)	sem abandono
A	50-60-70-80-90-100-110	(15,18,17)	0,74
B	50-70-90-110	(15,18,17)	0,63
C	50-80-110	(15,18,17)	0,59
D	50-110	(15,18,17)	0,53
E	50-70-90-110	(22,22,22)	0,74
F	50-80-110	(24,24,24)	0,74
G	50-110	(27,27,27)	0,75
H	50-60-110	(26,26,26)	0,74
I	50-100-110	(20,20,20)	0,73

Tabela 11 - Estimativas dos parâmetros por MVR do modelo referente ao experimento com ratos, o valor associado entre parênteses é o erro padrão correspondente

Efeito	Parâmetro	Estimativa por MVR
Intercepto	β_0	68,607 (0,331)
Dose baixa	β_1	7,507 (0,225)
Dose alta	β_2	6,871 (0,228)
Dose controle	β_3	7,507 (0,225)
$\text{Var}(b_{1i})$	d_{11}	3,565 (0,808)
$\text{Var}(\varepsilon_{ij})$	σ^2	1,445 (0,145)

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise Exploratória para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de corte

Os valores para mínimos, máximos, médias e variâncias por parcela encontram-se na Tabela 18 do Anexo A, os gráficos aos 7 e 42 dias mostram como esperado uma variabilidade grande entre as observações, e maior aos 42 dias. Adicionalmente, os gráficos apresentados na Figura 7 mostram que à medida que aumenta a média aumenta a variância.

Figura 6 - Valores mínimos, máximos e médios por tratamento aos 7 e 42 dias, respectivamente

Figura 7 - Média *versus* variância aos 7 e 42 dias, respectivamente

4.2 Análise de variância para os dados de frango

Peso aos 7 dias

A Tabela 12 mostra os resultados da análise de variância para os pesos de frangos aos 7 dias. Tem-se então, que $s_1 = 45,8660$ e $s_2 = 45,8690$, enquanto que a média harmônica é $\bar{s} = 45,8641$, mostrando que são praticamente iguais. Portanto, nesse caso, a estatística F aproximada para tratamentos é

$$F = \frac{106648,198}{1018,663} = 104,94$$

mostrando efeito de tratamento ao nível de 5% de significância.

Tabela 12 - Tabela da análise de variância para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de corte aos 7 dias com s_{ij} amostras por parcela

Fontes de Variação	G.L.	SQ	QM
Tratamento	5	533240,99	106648,198
Resíduo	24	24447,92	1018,663
(Parcelas)	29	—	—
Entre ind.d.parcela	1346	371893,46	276,295
Total	1375		

O poder de teste para detecção de 5 gramas foi 0,1739 com nível de significância de 0,05, o que é extremamente baixo. Foram requeridas, para experimentos similares, 24 repetições para obter um poder de teste de 0,8053, um número 4,8 vezes maior do que o usado no experimento descrito. Entretanto, no experimento descrito, as diferenças entre médias variaram, aproximadamente, de 5,70 a 58,68.

As estimativas para os componentes de variância usando-se a) método dos momentos com as expressões exatas b) método dos momentos com a média harmônica c) método da máxima verossimilhança restrita d) método da máxima verossimilhança e a razão entre $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ e $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ encontram-se na Tabela 13. O três primeiros métodos dão resultados muito semelhantes, enquanto que o método de máxima verossimilhança difere dos demais, por não levar em conta a perda de graus de liberdade pela estimação dos efeitos fixos. A variação entre indivíduos dentro da parcela é, aproximadamente, 17 vezes a variância do erro. Além disso, $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ representa, aproximadamente, 27% da contribuição para o quadrado

médio do resíduo, o que é muito e ocorre, provavelmente, devido a diferenças entre machos e fêmeas, adicionalmente, à variabilidade natural. Estudos como os de Rondelli et al. (2003), Stringhini et al. (2003), Madeira et al. (2006) evidenciam o efeito significativo de sexo para essa linhagem quanto à variável estudada.

Tabela 13 - Estimativas dos componentes de variância e a razão entre $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ e $\hat{\sigma}_e^2$ para os dados de frango aos 7 dias

	MM	MMH	MVR	MV
$\hat{\sigma}_e^2$	16,185	16,2193	16,1995	11,75148
$\hat{\sigma}_\varepsilon^2$	276,295	276,134	276,2972	276,298
$\hat{\sigma}_\varepsilon^2/\hat{\sigma}_e^2$	17,07	17,02	17,05	—

O intervalo de confiança, usando a aproximação normal, com 95% de confiança para σ_ε^2 é dado por:

$$IC(\sigma_\varepsilon^2) : 255,42 < \sigma_\varepsilon^2 < 297,17,$$

enquanto que o intervalo de confiança, usando a distribuição χ^2 , para σ_ε^2 é

$$IC(\sigma_\varepsilon^2) : 256,55 < \sigma_\varepsilon^2 < 298,42,$$

mostrando que nesse caso eles são muito semelhantes.

O intervalo de confiança, usando a aproximação normal, com 95% de confiança, para σ_e^2 com, aproximadamente, 12 graus de liberdade, calculado pelo método de Satterthwaite, é dado por:

$$IC(\sigma_e^2) : 3,27 < \sigma_e^2 < 29,10,$$

enquanto que o intervalo de confiança, usando a distribuição χ^2 , para σ_e^2 é

$$IC(\sigma_e^2) : 8,46 < \sigma_e^2 < 42,54,$$

mostrando que, nesse caso, os dois métodos levam a resultados pouco semelhantes.

A Tabela 14 mostra informações sobre o número necessário de repetições e poder de teste estatístico considerando algumas situações em que, o número de indivíduos por parcela é igual a 20, 40 ou 60, para diferentes valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , com nível de

significância fixo $\alpha = 0,05$ e poder, $(1 - \beta) = 0,80$. Nota-se que o número necessário de repetições aumenta à medida que

- a relação entre $\sigma_\varepsilon^2/\sigma_e^2$ aumenta (a contribuição de σ_ε^2 para o quadrado médio do resíduo aumenta);
- a variância do erro experimental, σ_e^2 , aumenta.

Entretanto, à medida que se aumenta o número de indivíduos por parcela há uma redução no número necessário de repetições considerando-se σ_e^2 e σ_ε^2 fixos.

Tabela 14 - Número necessário de repetições e poder de teste estatístico para detecção de 5 gramas considerando m igual a 20, 40 ou 60 indivíduos dentro da parcela para diferentes valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , fixando-se $\alpha = 0,05$ e $1 - \beta = 0,80$

m	σ_ε^2	$\sigma_\varepsilon^2/\text{QMRes}$	$\sigma_e^2 = 10$		$\sigma_e^2 = 16$		$\sigma_e^2 = 32$	
			r	poder	r	poder	r	poder
20	σ_e^2	4,76%	12	0,8111	19	0,8208	36	0,8077
20	$4\sigma_e^2$	16,67%	14	0,8259	21	0,8081	41	0,8076
20	$16\sigma_e^2$	44,44%	20	0,8141	31	0,8078	61	0,8073
40	σ_e^2	2,44%	12	0,8219	18	0,8061	35	0,8055
40	$4\sigma_e^2$	9,09%	13	0,8289	20	0,8241	38	0,8117
40	$16\sigma_e^2$	28,57%	16	0,8209	24	0,8015	47	0,8009
60	σ_e^2	1,64%	12	0,8254	18	0,8098	35	0,8092
60	$4\sigma_e^2$	6,25%	12	0,8040	19	0,8138	36	0,8005
60	$16\sigma_e^2$	21,05%	14	0,8017	22	0,8057	43	0,8052

Peso aos 42 dias

A Tabela 15 mostra os resultados da análise de variância para os pesos de frangos aos 42 dias. Tem-se então, que $s_1 = 44,76321$ e $s_2 = 44,77831$, enquanto que a média harmônica é $\bar{s} = 44,74127$, mostrando que são praticamente iguais. Portanto, nesse caso, a estatística F aproximada para tratamentos é

$$F = \frac{661645,1}{138554,6} = 4,77$$

mostrando efeito de tratamento ao nível de 5% de significância.

Tabela 15 - Tabela da análise de variância para o conjunto de dados referente ao peso de frangos de corte aos 42 dias com s_{ij} amostras por parcela

Fontes de Variação	G.L.	SQ	QM
Tratamento	5	3308225	661645,1
Resíduo	24	3325311	138554,6
(Parcelas)	29	—	—
Entre ind.d.parcela	1313	148283198	112934,7
Total	1342		

O poder de teste para detecção de 50 gramas foi 0,1343 com nível de significância de 0,05, o que é extremamente baixo. Foram requeridas, para experimentos similares, 33 repetições para obter um poder de teste de 0,8041, um número 6,6 vezes maior do que o usado no experimento descrito. Entretanto, no experimento descrito, as diferenças entre médias variaram, aproximadamente, de 12,22 a 159,87.

As estimativas para os componentes de variância usando-se a) método dos momentos com as expressões exatas b) método dos momentos com a média harmônica c) método da máxima verossimilhança restrita d) método da máxima verossimilhança e a razão entre $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ e $\hat{\sigma}_e^2$ encontram-se na Tabela 16. Portanto, a variação entre indivíduos dentro da parcela é aproximadamente 200 vezes a variância do erro. Além disso, $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ representa, aproximadamente, 81% da contribuição para o quadrado médio do resíduo, o que é muito, provavelmente, devido a diferenças entre machos e fêmeas, adicionalmente, à variabilidade natural.

Tabela 16 - Estimativas dos componentes de variância e a razão entre $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ e $\hat{\sigma}_e^2$ para os dados de frango aos 42 dias

	MM	MMH	MVR	MV
$\hat{\sigma}_e^2$	572,34	543,96	588,58	0,01882
$\hat{\sigma}_\epsilon^2$	112934,7	113045,1	112920,88	112887,9
$\hat{\sigma}_\epsilon^2/\hat{\sigma}_e^2$	197,32	207,82	191,85	—

A Tabela 17 apresenta o número necessário de repetições e poder de teste para situações em que, o número de indivíduos por parcela é 20, 40 ou 60, para diferentes

valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , com nível de significância $\alpha = 0,05$ e poder $1 - \beta = 0,80$. Nota-se que o número necessário de repetições aumenta à medida que

- a relação entre $\sigma_\varepsilon^2/\sigma_e^2$ aumenta (a contribuição de σ_ε^2 para o quadrado médio do resíduo aumenta);
- a variância do erro experimental, σ_e^2 , aumenta.

Entretanto, à medida que se aumenta o número de indivíduos por parcela há uma redução expressiva no número necessário de repetições considerando-se σ_e^2 e σ_ε^2 fixos.

Tabela 17 - Número necessário de repetições e poder de teste estatístico para detecção de 50 gramas considerando m igual a 20, 40 ou 60 indivíduos dentro da parcela para diferentes valores de σ_e^2 e σ_ε^2 , fixando-se $\alpha = 0,05$ e $1 - \beta = 0,80$

m	σ_ε^2	$\sigma_\varepsilon^2/\text{QMRes}$	$\sigma_e^2 = 250$		$\sigma_e^2 = 500$		$\sigma_e^2 = 1000$	
			r	poder	r	poder	r	poder
20	$100\sigma_e^2$	83,33%	17	0,8189	32	0,8041	63	0,8037
20	$200\sigma_e^2$	90,91%	30	0,8133	58	0,8051	114	0,8008
20	$400\sigma_e^2$	95,24%	55	0,8016	109	0,8014	217	0,8012
40	$100\sigma_e^2$	71,43%	10	0,8029	19	0,8025	37	0,8019
40	$200\sigma_e^2$	83,33%	17	0,8189	32	0,8041	63	0,8037
40	$400\sigma_e^2$	90,91%	30	0,8133	58	0,8051	114	0,8008
60	$100\sigma_e^2$	62,50%	8	0,8120	15	0,8120	29	0,8114
60	$200\sigma_e^2$	76,92%	13	0,8355	24	0,8165	46	0,8061
60	$400\sigma_e^2$	86,96%	21	0,8089	41	0,8084	80	0,8023

O teste da hipótese para o componente σ_e^2 resultou na não rejeição da hipótese $H_0 : \sigma_e^2 = 0$, ao nível de significância de 5% (valor de $p = 0,2068$). Os resultados das estimativas para os componentes de variância mostram que $\sigma_\varepsilon^2 > \sigma_e^2$, nesse caso, segundo Barbin (2003), há recomendações de que deve-se aumentar o tamanho da parcela para experimentos similares.

O intervalo de confiança, usando a aproximação normal, com 95% de confiança para σ_e^2 é dado por:

$$IC(\sigma_e^2) : 104294,4 < \sigma_e^2 < 121574,9,$$

enquanto que o intervalo de confiança, usando a distribuição χ^2 , para σ_ε^2 é

$$IC(\sigma_\varepsilon^2) : 104770,2 < \sigma_\varepsilon^2 < 122097,$$

mostrando que, nesse caso, eles são muito semelhantes.

O intervalo de confiança, usando a aproximação normal, com 95% de confiança para σ_e^2 com, aproximadamente, 0,81 grau de liberdade, calculado pelo método de Satterthwaite é dado por:

$$IC(\sigma_e^2) : -10235,84 < \sigma_e^2 < 11380,53,$$

enquanto que o intervalo de confiança, usando a distribuição χ^2 , para σ_e^2 é

$$IC(\sigma_e^2) : 103,53 < \sigma_e^2 < 2792822,$$

mostrando que, nesse caso, eles são extremamente discrepantes com uma imprecisão muito grande.

4.3 Análise da eficiência do poder do teste estatístico em experimento longitudinal com ratos

Uma vez que, em cada ocasião, os ratos podem morrer, parece razoável reduzir o número de ocasiões em que as medidas são tomadas. Portanto, foram simuladas as distribuições de quatro modelos em que o número de ratos atribuídos a cada grupo de tratamento é o mesmo que no experimento original, mas o número previsto de medições por indivíduo é de sete, quatro, três e dois, respectivamente. Nessa primeira simulação, os experimentos comparados foram: A, B, C e D da Tabela 10 com a suposição da probabilidade constante igual a 0,12 do rato não sobreviver. Nota-se que o experimento A corresponde ao utilizado no experimento inicial. As distribuições de poder simuladas estão representadas graficamente na Figura 8. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado que foi, aproximadamente, 56%. A curva sólida representada nesse gráfico corresponde à distribuição para o experimento originalmente concebido e observa-se, aproximadamente, 80% de probabilidade de obtenção de poder inferior a 56%, o que foi observado no experimento real.

Comparando-se os quatro experimentos em análise, observa-se que o risco da perda de poder de teste ao final do experimento aumenta à medida que o número

Figura 8 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k|\geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)

previsto de medições por indivíduo diminui. Por outro lado, deve-se salientar que os quatro modelos são não comparáveis, no sentido de que, na ausência de perda de indivíduo, eles possuem poderes muito diferentes entre si que variam de 74% para a configuração A a apenas 53% para a configuração D. A fim de fazer comparações justas, foram considerados experimentos com poderes comparáveis se não houvesse abandono de indivíduo. Como mostrado na Tabela 10, isso pode ser conseguido por considerar experimentos com diferentes tamanhos de amostra.

Os experimentos E, F e G são semelhantes aos B, C e D, respectivamente, mas com tamanhos de amostras de tal forma que o seu poder é, aproximadamente, o mesmo que o poder do experimento A, na ausência de abandono de indivíduos. As distribuições de poder simuladas estão representadas na Figura 9. A figura sugere que $\mathcal{P}_A \prec \mathcal{P}_E \prec \mathcal{P}_F \prec \mathcal{P}_G$, a partir da qual conclui-se que, na prática, a concepção na qual os indivíduos são medidos apenas no início e no final do estudo é a preferida, no âmbito do processo de abandono assumido. Isso pode ser explicado pelo fato de que a probabilidade de sobrevivência até à idade de 110 dias é quase duas vezes mais elevada para o experimento G (88%) do que para o experimento original (46%) (Tabela 9). Note também que, os parâmetros de interesse β_1 , β_2 e β_3 do modelo ajustado são indícios

de um modelo linear de tal forma que duas medidas são suficientes para os parâmetros serem estimados. Por outro lado, o experimento G não permite possíveis testes de não linearidade nas evoluções médias. Decorre também que, de acordo com a Figura 9, se os experimentos E, F ou G tivessem sido conduzidos na prática, provavelmente não se teria uma análise final com pequeno poder de teste como observado na experiência original.

Figura 9 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k|\geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)

Os resultados a partir das Figuras 8 e 9 sugerem que os futuros experimentos similares devem ser planejados com menos medições para cada rato. Em vista desses resultados, portanto, consideraram-se somente configurações com apenas três medições por rato. Tal como anteriormente, a primeira e última medição foram previstas para serem tomadas no início e no fim do estudo, respectivamente (com a idade de 50 e 110 dias). Por isso, somente a segunda observação foi especificada. Os experimentos H, F e I possuem sua segunda mensuração com as idades de 60, 80 e 100 dias, respectivamente. Note-se que o experimento H precisou de mais 18 indivíduos do que o experimento I, a fim de obter o poder comparável, na ausência de abandono (Tabela 10). Isso é devido ao fato de que o modelo linear misto é linear como uma função de $t = \ln(1 + (\text{Idade} - 45)/10)$ em vez da escala original da Idade e porque a propagação máxima nos valores de t_{ij} é obtido pela segunda medição no final, em vez de no início da experiência.

A Figura 10 mostra a distribuição de poder simulado para os experimentos F, H e I. Tal como anteriormente, essas distribuições são obtidas sob a suposição da probabilidade constante igual a 0,12 do rato não sobreviver. Isso implica que, em cada um desses experimentos, há cerca de 12% de probabilidade de um indivíduo a ter apenas uma mensuração, 11% de probabilidade de duas mensurações, e 77% de probabilidade de que três (mensurações) estarão disponíveis no momento da análise (Tabela 9).

Figura 10 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo constante $p_{j,k|\geq k}$ igual a 12%. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)

Primeiramente, em todos os três experimentos, é pouco provável que se tenha uma análise final com pequeno poder de teste, como observado no experimento original. Além disso, do ponto de vista da eficiência, não no sentido estatístico, os experimentos F e I são quase idênticos, mas claramente superior ao H, ou seja, tem-se que $\mathcal{P}_H < \mathcal{P}_F \approx \mathcal{P}_I$. O comportamento relativamente pobre do experimento H pode ser explicado da seguinte maneira. Para indivíduos que abandonam o experimento na primeira mensuração e, portanto, apenas uma observação disponível, não existe qualquer diferença entre os três experimentos. Isso está em contraste com os indivíduos que abandonam na segunda ocasião, como os do experimento H, que por sua vez, contêm menos informações sobre os parâmetros de interesse do que os indivíduos do experimento I. Note-se que, embora os experimentos F e I sejam equivalentes no que diz respeito à eficiência do teste

na análise final, o I é preferível, uma vez que requer a randomização de menos indivíduos.

A fim de pesquisar o efeito do modelo de evasão assumido nas distribuições de poder simuladas, foram avaliados novamente os experimentos F, H e I, no entanto, agora com a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo $p_{j,k|\geq k}$ crescente como uma função do tempo (dias) decorrido desde o início do tratamento. Mais especificamente, foram assumidas que as probabilidades condicionais de abandono de indivíduos satisfazem o modelo de regressão logística

$$p_{j,k|\geq k} = \frac{e^{(\psi_0 + \psi_1(\text{Idade}-45))}}{1 + e^{(\psi_0 + \psi_1(\text{Idade}-45))}} \quad (21)$$

com $\psi_0 = -3$ e $\psi_1 = 0,06$.

As distribuições simuladas de poder estão representadas, graficamente, na Figura 11. Agora obteve-se, claramente, $\mathcal{P}_I \prec \mathcal{P}_F \prec \mathcal{P}_H$, resultado contraposto ao resultado anterior sob a suposição de $p_{j,k|\geq k}$ constante. O experimento mais eficiente é aquele em que agora a segunda ocasião de mensuração está prevista imediatamente após a primeira medição. Isso pode ser explicado pela observação de que há 83% de probabilidade de um indivíduo ter todas as medições disponíveis, no experimento H, conforme o planejado na fase de concepção. Para o experimento I, essa probabilidade cai para apenas 40%. Desse modo, o ganho na eficiência do teste pela maior disseminação dos valores de t_{ij} nesse modelo linear é perdida pelo risco de perda de indivíduo muito aumentado.

O fato de que essa conclusão é, praticamente, oposta à da situação anterior, isso sugere que exista um modelo com probabilidade de abandono de indivíduo em que os experimentos F, H e I sejam equivalentes no que diz respeito à eficiência do teste no final da análise. Esse tal modelo foi obtido por meio de $\psi_0 = -3$ e $\psi_1 = 0,02$ no modelo (21). As distribuições simuladas de poder correspondentes são apresentadas, graficamente, na Figura 12. Assim, o ganho na eficiência do teste, em relação ao poder, é devido ao fato de que, a maior disseminação dos valores de t_{ij} está em equilíbrio com a baixa eficiência devido ao aumento do risco de perda de indivíduos. Nesse caso, a preferência é pelo experimento I, uma vez que requer menos indivíduos para conduzir o estudo.

Os resultados apresentados estão fundamentados plenamente no modelo linear misto assumido. Assim, como para qualquer cálculo de tamanho de amostra, é recomendável realizar uma análise de sensibilidade informal para pesquisar o impacto dos pressupostos do modelo e valores de parâmetros sobre os resultados finais.

Figura 11 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo satisfazendo $\text{logit}(p_{j,k|\geq k}) = -3 + 0,06(\text{Idade} - 45)$. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)

Figura 12 - Comparação de distribuições simuladas sob a suposição de probabilidade de abandono de indivíduo satisfazendo $\text{logit}(p_{j,k|\geq k}) = -3 + 0,02(\text{Idade} - 45)$. A linha vertical corresponde ao poder obtido do experimento original realizado (56%)

5 CONCLUSÕES

Em vista dos resultados obtidos para o conjunto de dados de frango, verificou-se uma grande variabilidade entre os pesos individuais dentro da parcela, isso decorrente, provavelmente, da distinção entre as distribuições de pesos de machos e fêmeas para a linhagem estudada. O baixo poder de teste observado em ambas as idades, indicou a necessidade de se aumentar o número de repetições para estudos similares no caso em que se deseja detectar diferenças de 5 e 50 gramas, respectivamente, para 7 e 42 dias. Ficou evidente que a contribuição principal para esse baixo poder foi a grande variabilidade entre as observações individuais. O número necessário de repetições para proceder com testes estatísticos confiáveis é consideravelmente influenciado pela variabilidade dos indivíduos dentro da parcela, podendo ser reduzido pelo aumento do número de indivíduos dentro das mesmas. Análises complementares necessárias para esse conjunto de dados exigem mistura de distribuições, incorporação da heterogeneidade de variâncias ao longo do tempo com o uso de modelos mistos mais complexos e, adicionalmente, incorporação de informações sobre mortalidade no modelo.

REFERÊNCIAS

- AARON, D.K.; HAYS, V.W. How many pigs? Statistical power considerations in swine nutrition experiments. **Journal of Animal Science**, Champaign, v. 82, p. E245–E254, 2004.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS PRODUTORES E EXPORTADORES DE FRANGOS - ABEF. Disponível em: <<http://www.abef.com.br>>. Acesso em: 18 ago. 2013.
- ALCARDE, R. **Fundamentos do diagrama de Hasse e aplicações à experimentação**. 2007. 99p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2007.
- BARBIN, D. **Componentes de variância: teoria e aplicações**. Piracicaba: FEALQ, 1993. 120 p.
- BARBIN, D. **Planejamentos e Análise Estatística de Experimentos Agronômicos**. Arapongas: Midas, 2003. 208 p.
- BARRETO, M.S.R. **Uso de extratos vegetais como promotores do crescimento em frangos de corte**. 2007. 51p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2007.
- BATAL, A.B.; PARSONS, C.M. Effects of age on nutrient digestibility in chicks fed different diets. **Poultry Science**, Savoy, v. 81, p. 400-407, 2002.
- BERNDTSON, W.E. A simple, rapid and reliable method for selecting or assessing the number of replicates for animal experiments. **Journal of animal science**, Champaign, v. 69, p. 67-76, 1991.
- BRIEN, C.J. Design and randomization-based analysis of experiments in R. 2010. Disponível em: <<http://chris.brien.name/ee2>>. Acesso em: 14 out. 2013.
- BRIEN, C.J. Functions useful in the design and ANOVA of experiments. Version 2.1-7. 2011. Disponível em: <<http://cran.stat.auckland.ac.nz/web/packages/dae/index.html>>. Acesso em: 14 out. 2013.
- CASELLA, G.; BERGER, R.L. **Statistical Inference**. Pacific Grove: Thomson Learning, 2002. 686 p.
- COCHRAN, W.G.; COX, G.M. **Experimental designs**. New York: John Wiley & Sons, 1957. 640 p.
- COHEN, J. **Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences**. New Jersey: Hillsdale, 1988. 567 p.
- COUSENS, R.; MARSHALL, C. Dangers in testing statistical hypotheses. **Annals of Applied Biology**, Hoboken, v. 111, p. 469-476, 1987.

DEMÉTRIO, C.G.B.; MENTEN, J.F.M.; LEANDRO, R.A.; BRIEN, C. Experimental power considerations - justifying replication for animal care and use committees. **Poultry Science**, Savoy, v. 92, p. 2490-2497, 2013.

DEMPSTER, A.P.; RUBIN, D.B.; TSUTAKAWA, R.K. Estimation in Covariance Components Models. **Journal of the American Statistical Association**, Alexandria, v. 76, p. 341-353, 1981.

FEDERATION OF ANIMAL SCIENCE SOCIETIES - FASS. Disponível em:
< <http://www.fass.org> >. Acesso em: 18 ago. 2013.

FREEMAN, C.P. The digestion, absorption and transport of fats in non-ruminants. **Fats in animal nutrition**, London, p. 105-122, 1984.

FREITAS, E.R. **Avaliação nutricional de alguns alimentos processados para aves por diferentes metodologias e suas aplicações na formulação de rações para frango de corte**. 2003. 129p. Tese (Doutorado) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Jaboticabal, 2003.

FREITAS, E.R.; SAKOMURA, N.; EZEQUIEL, J.M.B.; NEME, R.; MENDONÇA, M.O. Energia metabolizável de alimentos na formulação de ração para frangos de corte. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 41, p. 107-115, 2006.

HARVILLE, D.A. Maximum likelihood approaches to variance component estimation and to related problems. **Journal of the American Statistical Association**, Alexandria, v. 72, p. 320-340, 1977.

HELMS, R.W. Intentionally incomplete longitudinal designs: Methodology and comparison of some full span designs. **Statistics in Medicine**, Chichester, v. 11, p. 1889-1913, 1992.

HOENIG, J.M.; HEISEY, D.M. The Abuse of Power: The Pervasive Fallacy of Power Calculations for Data Analysis. **The American Statistician**, New York, v. 55, n. 1, p. 19-24, 2001.

HUYNH, H.; FELDT, L. S. Conditions under which mean square ratios in repeated measurements designs have exact F-distributions. **Journal of the American Statistical Association**, Alexandria, v. 65, n. 332, p. 1582-1589, 1970.

HUYNH, H.; FELDT, L. S. Estimation of the Box Correction for Degrees of Freedom from Sample Data in Randomized Block and Split-Plot Designs. **Journal of Educational Statistics**, New York, v. 1, n. 1, p. 69-82, 1976.

LAIRD, N.M.; WARE, J.H. Random-effects models for longitudinal data. **Biometrics**, Hoboken, v. 38, p. 963-974, 1982.

LEHMANN, E.L.; D'ABRERA, H.J.M. **Nonparametrics. Statistical Methods Based on Ranks**. San Francisco: Holden-Day, 1975. 464 p.

MADEIRA, L.A.; SARTORI, J.R.; SALDANHA, E.S.P.B.; PIZZOLANTE, C.C.; SILVA, M.D.P., MENDES, A.A.; TAKAHASHI, S.E.; SOLARTE, W.V.N. Morfologia das fibras musculares esqueléticas de frangos de corte de diferentes linhagens criados em sistemas de confinamento e semiconfinamento. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 35, n.6, p. 2322-2332, 2006.

NOY, Y.; SKLAN, D. Digestion and absorption in the young chick. **Poultry Science**, Savoy, v. 32, p. 515-523, 1995.

OMETTO, J.C. **Registros e estimativas de parâmetros meteorológicos da região de Piracicaba, SP**. Piracicaba: FEALQ, 1989. 76 p.

PATTERSON, H.D.; THOMPSON, R. Recovery of inter-block information when blocks sizes are unequal. **Biometrika**, Oxford, v. 58, n. 3, p. 545-554, 1971.

R: A Language and Environmental for Statistical Computing, R Development Core Team, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2008. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 01 jan. 2012.

RACANICCI, A.M.C. **Efeito da adição do antioxidante BHT e do armazenamento sobre a qualidade da farinha de carne e ossos para frangos de corte**. 2000. 69p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2000.

RAMALHO, M.A.; FERREIRA, D.F.; OLIVEIRA, A.C. **Experimentação em Genética e Melhoramento de Plantas**. Lavras: UFLA, 2005. 300 p.

RONDELLI, S.; MARTINEZ, O.; GARCÍA, P.T. Sex Effect on Productive Parameters, Carcass and Body Fat Composition of Two Commercial Broilers Lines. **Brazilian Journal of Poultry Science**, Campinas, v. 5, p. 169-173, 2003.

ROSTAGNO, H.S. **Tabelas Brasileiras para aves e suínos: composição de Alimentos e exigências nutricionais**. Viçosa: UFV, Departamento de Zootecnia, 2005. 186 p.

SATTERTHWAITE, F.E. An Approximate Distribution of Estimates of Variance Components. **Biometrics Bulletin**, Washington, v. 2, n. 6, p. 110-114, 1946.

SEARLE, S.R.; CASELLA, G.; MCCULLOCH, C.E. **Variance components**. New York: John Wiley & Sons, 1992. 536 p.

SILVA, C.S. **Composição química e energia metabolizável de milho segregado pela mesa gravimétrica e sua utilização na formulação de ração para frangos de corte**. 2009. 102p. Tese (Doutorado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

STRINGHINI, J.H.; LABOISSIÉRE, M.; MURAMATSU, K.; LEANDRO, N.S.M.; CAFÉ, M.B. Avaliação do Desempenho e Rendimento de Carcaça de Quatro Linhagens de Frangos de Corte Criadas em Goiás. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 32, n. 1, p. 183-190, 2003.

TRALDI, A.B. **Influência da idade da matriz e do peso do ovo incubado nas respostas de pintos de corte alimentados com rações pré-iniciais farelada, triturada ou micro-peletizada**. 2009. 205p. Tese (Doutorado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

VERBEKE, G.; LESAFFRE, E. The Effect of Drop-Out on the Efficiency of Longitudinal Experiments. **Journal of the Royal Statistical Society**, Hoboken, v. 48, n. 3 , p. 363-375, 1999.

VERBEKE, G.; MOLENBERGHS, G. **Linear Mixed Models for Longitudinal Data**. New York: Springer-Verlag, 2000. 568 p.

VERDONCK, A.; DE RIDDER, L.; VERBEKE, G.; BOURGUIGNON, J.P.; CARELS, C.; KUHN, E. R.; DARRAS, V.; ZEGHER, F. Comparative effects of neonatal and prepubertal castration on craniofacial growth in rats. **Archives of Oral Biology**, Oxford, v. 43, p. 861-871, 1998.

ANEXOS

ANEXO A - Tabela da Análise Exploratória para os dados de frango

Tabela 18 - Valores mínimos, máximos, médios e variâncias de cada parcela aos 7 dias e 42 dias

Tratamento	Boxe	7 dias				42 dias			
		Mínimo	Máximo	Média	Variância	Mínimo	Máximo	Média	Variância
1	6	99	154	131,6	163,93	2027	3240	2631,5	98929,25
1	7	102	142	122,7	86,85	2104	3218	2565,1	110190,30
1	15	106	153	131,9	115,38	2177	3610	2700,4	125833,70
1	24	50	158	128,5	239,63	1755	3349	2676,6	115774,90
1	25	69	150	128,1	214,34	2217	3271	2714,0	88841,27
2	1	110	176	148,7	265,34	2156	3163	2641,8	85766,75
2	12	58	176	142,3	445,09	2133	3348	2685,3	125923,80
2	14	122	175	149,7	196,67	1900	3446	2757,4	151817,00
2	19	127	180	155,6	150,07	2031	3166	2609,1	108774,50
2	30	121	171	149,4	142,42	2240	3435	2733,6	95142,72
3	4	119	189	158,9	219,44	2100	3150	2666,9	73487,38
3	11	64	209	157,6	386,25	2210	3497	2763,3	137934,30
3	17	136	187	165,6	139,66	2133	3387	2772,6	128312,20
3	22	81	186	161,2	278,10	2151	3246	2716,0	92827,20
3	28	98	185	154,2	307,26	1671	3298	2713,3	147514,80
4	3	106	154	135,2	132,07	2114	3272	2640,4	104951,70
4	10	54	181	137,8	380,12	2146	3521	2753,3	112497,50
4	20	124	178	153,4	131,52	2201	3351	2733,4	95860,42
4	21	95	175	144,0	267,84	2107	3395	2675,0	128577,80
4	27	72	172	147,2	260,45	2141	3439	2765,1	104461,10
5	2	143	211	177,0	362,18	2180	3253	2680,5	97547,74
5	5	141	210	172,0	229,60	1827	3397	2694,7	163349,80
5	13	135	212	174,5	223,75	2227	3720	2840,8	126294,20
5	16	102	205	173,6	446,99	2079	3318	2742,6	109548,10
5	26	119	212	176,8	349,60	2246	3304	2732,2	91611,94
6	8	143	232	188,5	398,39	1868	3282	2736,1	97818,63
6	9	54	221	179,9	728,59	2006	3459	2838,1	115323,20
6	18	152	222	189,2	243,77	2265	3592	2818,2	110500,90
6	23	129	235	191,1	466,53	2271	3630	2838,7	118538,30
6	29	126	230	190,4	312,20	2337	3577	2859,5	127400,10

ANEXO B - Programação (R)

```
## Experimento 1 - Pesos individuais -
#####
rm(list=ls())
Dados.total <- read.csv2('Dados1.csv',head=T)
Dados <- na.omit(Dados.total)
#####
# Análises com peso médio - aos 42 dias
DadosPM <- read.csv2('dadosPM.csv',head=T)
DadosPM$Tratamento <- factor(DadosPM$Tratamento,
levels=c("T1","T2","T3","T4","T5","T6"),
ordered=is.ordered(DadosPM$Tratamento))
head(DadosPM)
str(DadosPM)
PM <- DadosPM$PM42
## Análise de variância
PM.aov <- aov(PM~Tratamento, data=DadosPM)
summary(PM.aov) # Houve diferença sig. entre tratamentos.
anova(PM.aov)
##### Verificando as pressuposições do modelo
## Obtenção dos resíduos #####
res_ord=residuals(PM.aov) # resíduos ordinários
res_pad=res_ord/sqrt(anova(PM.aov)$"Mean Sq"[2]) # resíduos padronizados
round(data.frame(res_ord,res_pad),3)
## Análise exploratória dos resíduos
X11()
boxplot(res_pad)
## Verificando as pressuposições do modelo #####
#####
## Homogeneidade de variâncias #####
# (a) Método Gráfico
X11()
plot(res_pad~predict(PM.aov),ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Valor predito")
abline(h=0,col='red')
library(lattice)
X11()
dotplot(res_pad~Tratamento,ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Variedade",data=DadosPM)
X11()
boxplot(res_pad~Tratamento,ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Variedade",data=DadosPM)
# (b) Teste de Brown-Forsythe
# (teste de Levene modificado)
library(car)
leveneTest(PM.aov)
## Normalidade dos resíduos #####
# (a) Método gráfico
X11()
qqnorm(res_pad,col="blue",cex=0.7,xlab="Quantis da distribuição normal",
```

```

ylab="Resíduos padronizados")
qqline(res_pad,col="red")
# Nota qqPlot é uma função da biblioteca 'car'
X11()
qqPlot(res_pad,col="blue", distribution ="norm",
xlab = "Quantis da distribuição normal", ylab = "Resíduos padronizados")
X11()
hist(res_pad,main="Resíduos padronizados", freq= F, col="grey",
ylim=c(0,0.5))
curve(dnorm(x),col="red",lwd=3,add=TRUE)
# (b) Teste de Shapiro-Wilk
shapiro.test(res_pad)
# Verificando a necessidade de se transformar os
# dados (y=y^lambda )- transformação de Box-Cox
#####
library(MASS)
X11()
boxcox(PM.aov,ylab="logaritmo da verossimilhança",
lambda = seq(-20, 20, length = 10))
##### Pressuposições verificadas!!!
#####
library(dae)
(n.rep.media.parcela <- no.reps(multiple=1, df.num=5,
df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)), delta=50, sigma=sqrt(3071),
power=0.8))
## 33 repetições necessárias para detectar 50g
# com um poder de teste de 0.80
(poder.media.parcela <- power.exp(rm=5, df.num=5, df.denom=24,
delta=50, sigma=sqrt(3071), alpha=0.05))
# Poder do experimento original: aproximad. 13%
##### Exemplo
power.exp(rm=5,df.num=3, df.denom=16, delta=50, sigma=sqrt(3071),alpha=0.05)
no.reps(multiple=1, df.num=3, df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)),
delta=50, sigma=sqrt(3071), power=0.8)
#####
#####
#Organização dos dados
require(nlme)
require(reshape)
#####
#Dados
Dados$Boxe <- factor(Dados$Boxe) # Boxe deve ser fator
#para funcionar a organização dos dados com a função melt()
T1 <- subset(Dados, Tratamento=='T1')
T2 <- subset(Dados, Tratamento=='T2')
T3 <- subset(Dados, Tratamento=='T3')
T4 <- subset(Dados, Tratamento=='T4')
T5 <- subset(Dados, Tratamento=='T5')
T6 <- subset(Dados, Tratamento=='T6')
X11()
par(mfrow=c(2,3))

```



```
#####
#Pesos individuais
#Tratamento 1
Trat1 <- melt(T1)
names(Trat1) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat1$tempo) <- c(7,42)
Trat1$tempo <- as.numeric(as.character(Trat1$tempo))
plot(Trat1$peso~Trat1$tempo)
#Tratamento 2
Trat2 <- melt(T2)
names(Trat2) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat2$tempo) <- c(7,42)
Trat2$tempo <- as.numeric(as.character(Trat2$tempo))
plot(Trat2$peso~Trat2$tempo)
#Tratamento 3
Trat3 <- melt(T3)
names(Trat3) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat3$tempo) <- c(7,42)
Trat3$tempo <- as.numeric(as.character(Trat3$tempo))
plot(Trat3$peso~Trat3$tempo)
#Tratamento 4
Trat4 <- melt(T4)
names(Trat4) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat4$tempo) <- c(7,42)
Trat4$tempo <- as.numeric(as.character(Trat4$tempo))
plot(Trat4$peso~Trat4$tempo)
#Tratamento 5
Trat5 <- melt(T5)
names(Trat5) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat5$tempo) <- c(7,42)
Trat5$tempo <- as.numeric(as.character(Trat5$tempo))
plot(Trat5$peso~Trat5$tempo)
#Tratamento 6
Trat6 <- melt(T6)
names(Trat6) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(Trat6$tempo) <- c(7,42)
Trat6$tempo <- as.numeric(as.character(Trat6$tempo))
plot(Trat6$peso~Trat6$tempo)
#####
X11()
par(mfrow=c(1,1))
peso <- melt(Dados)
names(peso) <- c('trat','boxe','tempo','peso')
levels(peso$tempo) <- c(7,42)
peso$tempo <- as.numeric(as.character(peso$tempo))
peso$ind <- factor(1:1343)
# Perfis individuais por tratamento
Peso.ind <- groupedData(peso ~ tempo | ind, data=peso)
plot(Peso.ind,outer= ~ trat,key=F )
#Perfil médio
X11()
```

```

Peso.trat <- groupedData(peso ~ tempo | trat, outer = ~ trat, data=peso)
plot(Peso.trat)
## Perfil médio por tratamento
X11()
interaction.plot(peso$tempo, peso$trat, peso$peso, col=c(1,2,3,4,5),
type='l', lty=1)
#####
#####
## Análise Exploratória - aos 42 dias
media.T1 <- mean(T1$Peso42)
media.T2 <- mean(T2$Peso42)
media.T3 <- mean(T3$Peso42)
media.T4 <- mean(T4$Peso42)
media.T5 <- mean(T5$Peso42)
media.T6 <- mean(T6$Peso42)
## Análise com nij indivíduos por parcela -
# Delineamento Inteiramente Casualizado - Peso aos 42 dias
I <- 6 # 6 tratamentos
J <- 5 # 5 repetições
## organizar dados para esse tipo de análise
#Dados.total
y.total <- Dados.total$Peso42
y <- na.omit(y.total)
N <- length(y)
y... <- sum(y)
#####
## Correção
C <- (1/N)*(y...)^2
## SQ Tratamento
Dados ## omitido os dados NA's
n1. <- length(T1$Tratamento)
n2. <- length(T2$Tratamento)
n3. <- length(T3$Tratamento)
n4. <- length(T4$Tratamento)
n5. <- length(T5$Tratamento)
n6. <- length(T6$Tratamento)
y1.. <- sum(T1$Peso42)
y2.. <- sum(T2$Peso42)
y3.. <- sum(T3$Peso42)
y4.. <- sum(T4$Peso42)
y5.. <- sum(T5$Peso42)
y6.. <- sum(T6$Peso42)
## SQ de Tratamento e G.L. associado
SQTratamento <- (y1..^2)/n1.+(y2..^2)/n2.+(y3..^2)/n3.+
(y4..^2)/n4.+(y5..^2)/n5.+(y6..^2)/n6.-C
gl.trat <- I-1
## SQ de Parcela
## organizar dados em parcelas (yij)
# Parcelas do T1
y11 <- subset(T1, Boxe==6)$Peso42
y12 <- subset(T1, Boxe==7)$Peso42

```

```

y13 <- subset(T1,Boxe==15)$Peso42
y14 <- subset(T1,Boxe==24)$Peso42
y15 <- subset(T1,Boxe==25)$Peso42
y11. <- sum(y11)
y12. <- sum(y12)
y13. <- sum(y13)
y14. <- sum(y14)
y15. <- sum(y15)
n11 <- length(y11)
n12 <- length(y12)
n13 <- length(y13)
n14 <- length(y14)
n15 <- length(y15)
# Parcelas do T2
y21 <- subset(T2,Boxe==1)$Peso42
y22 <- subset(T2,Boxe==12)$Peso42
y23 <- subset(T2,Boxe==14)$Peso42
y24 <- subset(T2,Boxe==19)$Peso42
y25 <- subset(T2,Boxe==30)$Peso42
y21. <- sum(y21)
y22. <- sum(y22)
y23. <- sum(y23)
y24. <- sum(y24)
y25. <- sum(y25)
n21 <- length(y21)
n22 <- length(y22)
n23 <- length(y23)
n24 <- length(y24)
n25 <- length(y25)
# Parcelas do T3
y31 <- subset(T3,Boxe==4)$Peso42
y32 <- subset(T3,Boxe==11)$Peso42
y33 <- subset(T3,Boxe==17)$Peso42
y34 <- subset(T3,Boxe==22)$Peso42
y35 <- subset(T3,Boxe==28)$Peso42
y31. <- sum(y31)
y32. <- sum(y32)
y33. <- sum(y33)
y34. <- sum(y34)
y35. <- sum(y35)
n31 <- length(y31)
n32 <- length(y32)
n33 <- length(y33)
n34 <- length(y34)
n35 <- length(y35)
# Parcelas do T4
y41 <- subset(T4,Boxe==3)$Peso42
y42 <- subset(T4,Boxe==10)$Peso42
y43 <- subset(T4,Boxe==20)$Peso42
y44 <- subset(T4,Boxe==21)$Peso42
y45 <- subset(T4,Boxe==27)$Peso42

```

```

y41. <- sum(y41)
y42. <- sum(y42)
y43. <- sum(y43)
y44. <- sum(y44)
y45. <- sum(y45)
n41 <- length(y41)
n42 <- length(y42)
n43 <- length(y43)
n44 <- length(y44)
n45 <- length(y45)
# Parcelas do T5
y51 <- subset(T5,Boxe==2)$Peso42
y52 <- subset(T5,Boxe==5)$Peso42
y53 <- subset(T5,Boxe==13)$Peso42
y54 <- subset(T5,Boxe==16)$Peso42
y55 <- subset(T5,Boxe==26)$Peso42
y51. <- sum(y51)
y52. <- sum(y52)
y53. <- sum(y53)
y54. <- sum(y54)
y55. <- sum(y55)
n51 <- length(y51)
n52 <- length(y52)
n53 <- length(y53)
n54 <- length(y54)
n55 <- length(y55)
# Parcelas do T6
y61 <- subset(T6,Boxe==8)$Peso42
y62 <- subset(T6,Boxe==9)$Peso42
y63 <- subset(T6,Boxe==18)$Peso42
y64 <- subset(T6,Boxe==23)$Peso42
y65 <- subset(T6,Boxe==29)$Peso42
y61. <- sum(y61)
y62. <- sum(y62)
y63. <- sum(y63)
y64. <- sum(y64)
y65. <- sum(y65)
n61 <- length(y61)
n62 <- length(y62)
n63 <- length(y63)
n64 <- length(y64)
n65 <- length(y65)
# SQ de Parcela e G.L. associado
SQParcela <- sum((y11.^2/n11),(y12.^2/n12),(y13.^2/n13),
  (y14.^2/n14),(y15.^2/n15),(y21.^2/n21),(y22.^2/n22),(y23.^2/n23),
  (y24.^2/n24),(y25.^2/n25),(y31.^2/n31),(y32.^2/n32),(y33.^2/n33),
  (y34.^2/n34),(y35.^2/n35),(y41.^2/n41),(y42.^2/n42),(y43.^2/n43),
  (y44.^2/n44),(y45.^2/n45),(y51.^2/n51),(y52.^2/n52),(y53.^2/n53),
  (y54.^2/n54),(y55.^2/n55),(y61.^2/n61),(y62.^2/n62),(y63.^2/n63),
  (y64.^2/n64),(y65.^2/n65))-C
gl.par <- I*J-1

```

```

## SQ de Resíduo e G.L. associado
SQResiduo <- SQParcela - SQTratamento
gl.res <- I*(J-1)
## SQ Total e G.L. associado
y_ijk2 <- (y^2)
SQTotal <- sum(y_ijk2)-C
gl.total <- length(y)-1
## SQ entre indivíduos dentro de parcela e G.L. associado
SQEntre.ind.d.parcela <- SQTotal-SQParcela
gl.entre.ind.d.parcela <- length(y)-I*J
### Quadrado Médio
QMTratamento <- SQTratamento/gl.trat      #V1
QMResiduo <- SQResiduo/gl.res                #V2
QMParcelsa <- SQParcela/gl.par
QMEntre.ind.d.parcela <- SQEntre.ind.d.parcela/gl.entre.ind.d.parcela #V3
# Cálculo de K1 e K2:
K1 <- (
  N-( (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2)/n1.
      +(n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2)/n2.
      +(n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2)/n3.
      +(n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2)/n4.
      +(n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2)/n5.
      +(n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/n6. )
)/(I*J-I)
K2 <- ( ( (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2)/n1.
          +(n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2)/n2.
          +(n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2)/n3.
          +(n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2)/n4.
          +(n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2)/n5.
          +(n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/n6. )
        -
        (
          (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2
          +n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2
          +n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2
          +n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2
          +n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2
          +n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/N )
        )/(I-1)
## Estimativas de sigma2_{e} e sigma2_{epsilon}- Método dos Momentos (exato)
est.sigma2_e <- (QMResiduo - QMEntre.ind.d.parcela)/K1
est.sigma2_epsilon <- QMEntre.ind.d.parcela
#####
## Teste da hipótese (1) H0: q_T(psi)=0 . Seja F1 a estatística
# para testar essa hipótese.
F1 <- (QMTratamento - K2*est.sigma2_e)/QMEntre.ind.d.parcela
## Graus de liberdade associados:
## gl.num.F1=f2
## gl.den.F1=(N-IJ)
# Cálculo do número de graus de liberdade do numerador por Satterthwaite:f2
# Primeiramente calculamos por Satterthwaite o número de graus de liberdade

```

```

# (f1) associado a est.sigma2_e:
f1 <- (QMResiduo - QMEntre.ind.d.parcela)^2 / (QMResiduo^2/(I*J-I) +
      (QMEntre.ind.d.parcela^2)/(N-I*J))
# Cálculo de f2:
f2 <- (QMTratamento - K2*est.sigma2_e)^2 / (QMTratamento^2/(I-1) +
      (K2*est.sigma2_e)^2/f1)
# Graus de liberdade
gl.num.F1 <- f2
gl.den.F1 <- (N-I*J)
# Quantil da distrib. F com f2 e (N-IJ) graus de liberdade com nível de
# significância de 0,05 (sob H0):
alpha=0.05 # nível de significância
Ftab.F1 <- qf(1-alpha,f2,(N-I*J))
## Nível descritivo do teste (valor de p) - H0: q_T(psi)=0
(p.valor.F1 <- 1-pf(F1,f2,(N-I*J)))
#####
## Teste da hipótese (2) H0: sigma2_e=0 . Seja F2 a estatística
# para testar essa hipótese.
F2 <- QMResiduo/QMEntre.ind.d.parcela
# Quantil da distrib. F com (gl.res) e (gl.entre.ind.d.parcela) graus de
# liberdade com nível de significância de 0,05 (sob H0):
Ftab.F2 <- qf(1-alpha,gl.res,gl.entre.ind.d.parcela)
## Nível descritivo do teste (valor de p) - H0: sigma2_e=0
(p.valor.F2 <- 1-pf(F2,gl.res,gl.entre.ind.d.parcela))
#####
#####
#### Tabela da ANOVA - Aos 42 dias
#####
#ANOVA
ANOVA <- data.frame("Graus.de.liberdade"=c( gl.trat, gl.res, gl.par,
      gl.entre.ind.d.parcela, gl.total),
      "Somas.de.quadrados"=c(SQTratamento, SQResiduo,
      SQParcela, SQEntre.ind.d.parcela, SQTotal),
      "Quadrado.médio"=c(QMTratamento, QMResiduo, QMParcels,
      QMEntre.ind.d.parcela, NA),
      "F.Tabelado"=c(Ftab.F1,Ftab.F2,NA,NA,NA),
      "F.calculado"=c(F1,F2,NA, NA, NA),
      "p-valor"=c(p.valor.F1,p.valor.F2,NA,NA,NA),
      row.names=c("Tratamento", "Resíduo", "(Parcela)",
      "Entre ind. d. parcela", "Total"));round(ANOVA,3)

## Conclusões da ANOVA:
# Para o teste da hipótese (1) H0:H0: q_T(psi)=0, rejeita-se H0 ao nível
# de significância de 0,05, ou seja, há evidências de que exista efeito
# de tratamento.
# Para o teste da hipótese (2) H0: sigma2_e=0, não rejeita-se H0.
data.frame(est.sigma2_e,est.sigma2_epsilon)
# Aos 42 dias
## Intervalo de Confiança aproximado com o teste t ao nível de 0,05 de
# probabilidade com 1313 g.l. para sigma2_epsilon.
# graus de liberdade associado a est.sigma2_epsilon: 1313
f <- gl.entre.ind.d.parcela

```

```

est <- est.sigma2_epsilon
est.var.est.sigma2_epsilon <- (2*est^2)/(f+2)
e.p.sigma2_epsilon <- sqrt(est.var.est.sigma2_epsilon)
lim.inf.t <- est-qt(0.975,1313)*e.p.sigma2_epsilon
lim.sup.t <- est+qt(0.975,1313)*e.p.sigma2_epsilon
data.frame(lim.inf.t,lim.sup.t)
## Intervalo de Confiança exato com o teste de Chisq para sigma2_epsilon.
# graus de liberdade associado a est.sigma2_epsilon: 1313
lim.inf.chisq <- (f*est)/qchisq(0.975,f)
lim.sup.chisq <- (f*est)/qchisq(0.025,f)
data.frame(lim.inf.chisq,lim.sup.chisq)

#####
##### Aos 42 dias #####
## Intervalo de Confiança usando a aproximação normal para sigma2_e ao nível
# de 95% de confiança:

data.frame(est.sigma2_e,est.sigma2_epsilon)
f1 # g.l. associado ao sigma2_e
est <- est.sigma2_e
est.var.est.sigma2_e <- (2*(est^2))/(f1+2)
e.p.sigma2_e <- sqrt(est.var.est.sigma2_e)
lim.inf.t.sigma2_e <- est-qt(0.975,f1)*e.p.sigma2_e
lim.sup.t.sigma2_e <- est+qt(0.975,f1)*e.p.sigma2_e
data.frame(lim.inf.t.sigma2_e,lim.sup.t.sigma2_e)
## Intervalo de Confiança com a distrb. de Chisq para sigma2_e
lim.inf.chisq <- (f1*est)/qchisq(0.975,f1)
lim.sup.chisq <- (f1*est)/qchisq(0.025,f1)
data.frame(lim.inf.chisq,lim.sup.chisq)
#####

#####
## Poder de teste - Análise aos 42 dias
# Cálculo do valor de m (número de indivíduos por parcela):
# Média harmônica do número de indivíduos por parcela:
num.par <- I*J
#soma dos inversos dentro dos tratamentos:
soma.inv.T1 <- sum(1/n11,1/n12,1/n13,1/n14,1/n15)
soma.inv.T2 <- sum(1/n21,1/n22,1/n23,1/n24,1/n25)
soma.inv.T3 <- sum(1/n31,1/n32,1/n33,1/n34,1/n35)
soma.inv.T4 <- sum(1/n41,1/n42,1/n43,1/n44,1/n45)
soma.inv.T5 <- sum(1/n51,1/n52,1/n53,1/n54,1/n55)
soma.inv.T6 <- sum(1/n61,1/n62,1/n63,1/n64,1/n65)
mh <- num.par/sum(soma.inv.T1,soma.inv.T2,soma.inv.T3,soma.inv.T4,
  soma.inv.T5,soma.inv.T6)
rm <- J*mh
power.exp(rm=rm, df.num=5, df.denom=24,
  delta=50,sigma=sqrt(QMResiduo), print=F) # 0.1342879
no.reps(multiple=mh, df.num=5,
  df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)), delta=50,
  sigma=sqrt(QMResiduo), power=0.8, print=F) # 33 repetições

```

```

## Coeficiente de variação - análise aos 42 dias
y.media.geral <- y.../N
coef.variacao <- (100*sqrt(QMEntre.ind.d.parcela))/ y.media.geral
coef.variacao # 12,34473 %
#####
##### Análises - Modelo Misto - aos 42 dias
## Modelo com nij amostras por parcela utilizando pacote:
Dados$ind <- c(1:length(Dados$Peso42))
Boxe.f <- as.factor(c(rep(1,45),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,45),rep(5,45),
                      rep(1,45),rep(2,44),rep(3,45),rep(4,46),rep(5,46),
                      rep(1,45),rep(2,43),rep(3,44),rep(4,45),rep(5,43),
                      rep(1,45),rep(2,45),rep(3,45),rep(4,46),rep(5,46),
                      rep(1,44),rep(2,46),rep(3,45),rep(4,45),rep(5,45),
                      rep(1,45),rep(2,43),rep(3,45),rep(4,43),rep(5,42)))
Frango <- as.factor(c(1:45,1:46,1:46,1:45,1:45,
                     1:45,1:44,1:45,1:46,1:46,
                     1:45,1:43,1:44,1:45,1:43,
                     1:45,1:45,1:45,1:46,1:46,
                     1:44,1:46,1:45,1:45,1:45,
                     1:45,1:43,1:45,1:43,1:42))
Plots <-as.factor(c(rep(1,45),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,45),rep(5,45),
                   rep(6,45),rep(7,44),rep(8,45),rep(9,46),rep(10,46),
                   rep(11,45),rep(12,43),rep(13,44),rep(14,45),rep(15,43),
                   rep(16,45),rep(17,45),rep(18,45),rep(19,46),rep(20,46),
                   rep(21,44),rep(22,46),rep(23,45),rep(24,45),rep(25,45),
                   rep(26,45),rep(27,43),rep(28,45),rep(29,43),rep(30,42)))

head(Dados)
modelo.aov <- aov(Peso42 ~ Tratamento + Error(Plots/Frango),data=Dados)
summary(modelo.aov)
modelo.lm <- lm(Peso42 ~ Tratamento + Plots/Frango,data=Dados)
anova(modelo.lm)
MSq_Res <-anova(modelo.lm)$"Mean Sq"[2]
MSq_Within <- anova(modelo.lm)$"Mean Sq"[3]
## Componentes de variância - ANOVA method
(sigma2_PS <- MSq_Within)
(sigma2_Res <- (MSq_Res-MSq_Within)/K1)
# REML
require(nlme)
modelo.lme.REML <- lme(Peso42 ~ Tratamento, random = ~1|Plots,
data=Dados,method="REML")
modelo.lme.REML
VarCorr(modelo.lme.REML)
summary(modelo.lme.REML)
#ML
(modelo.lme.ML <- summary(lme(Peso42 ~ Tratamento, random = ~1|Plots, data=Dados,method="ML")
0.1371682^2
335.988^2
VarCorr(modelo.lme.ML)
#summary(update(modelo.lme.REML,. ~ ., data=Dados,method="ML"))
#####
#### Medidas descritivas de cada parcela aos 42 dias

```



```

### valores mínimos, máximos, médios e variâncias
##### T1:
summary(y11)[1]; summary(y11)[6];mean(y11);var(y11) # Boxe 6
summary(y12)[1]; summary(y12)[6];mean(y12);var(y12) # Boxe 7
summary(y13)[1]; summary(y13)[6];mean(y13);var(y13) # Boxe 15
summary(y14)[1]; summary(y14)[6];mean(y14);var(y14) # Boxe 24
summary(y15)[1]; summary(y15)[6];mean(y15);var(y15) # Boxe 25
##### T2:
summary(y21)[1]; summary(y21)[6];mean(y21);var(y21) # Boxe 1
summary(y22)[1]; summary(y22)[6];mean(y22);var(y22) # Boxe 12
summary(y23)[1]; summary(y23)[6];mean(y23);var(y23) # Boxe 14
summary(y24)[1]; summary(y24)[6];mean(y24);var(y24) # Boxe 19
summary(y25)[1]; summary(y25)[6];mean(y25);var(y25) # Boxe 30
##### T3:
summary(y31)[1]; summary(y31)[6];mean(y31);var(y31) # Boxe 4
summary(y32)[1]; summary(y32)[6];mean(y32);var(y32) # Boxe 11
summary(y33)[1]; summary(y33)[6];mean(y33);var(y33) # Boxe 17
summary(y34)[1]; summary(y34)[6];mean(y34);var(y34) # Boxe 22
summary(y35)[1]; summary(y35)[6];mean(y35);var(y35) # Boxe 28
##### T4:
summary(y41)[1]; summary(y41)[6];mean(y41);var(y41) # Boxe 3
summary(y42)[1]; summary(y42)[6];mean(y42);var(y42) # Boxe 10
summary(y43)[1]; summary(y43)[6];mean(y43);var(y43) # Boxe 20
summary(y44)[1]; summary(y44)[6];mean(y44);var(y44) # Boxe 21
summary(y45)[1]; summary(y45)[6];mean(y45);var(y45) # Boxe 27
##### T5:
summary(y51)[1]; summary(y51)[6];mean(y51);var(y51) # Boxe 2
summary(y52)[1]; summary(y52)[6];mean(y52);var(y52) # Boxe 5
summary(y53)[1]; summary(y53)[6];mean(y53);var(y53) # Boxe 13
summary(y54)[1]; summary(y54)[6];mean(y54);var(y54) # Boxe 16
summary(y55)[1]; summary(y55)[6];mean(y55);var(y55) # Boxe 26
##### T6:
summary(y61)[1]; summary(y61)[6];mean(y61);var(y61) # Boxe 8
summary(y62)[1]; summary(y62)[6];mean(y62);var(y62) # Boxe 9
summary(y63)[1]; summary(y63)[6];mean(y63);var(y63) # Boxe 18
summary(y64)[1]; summary(y64)[6];mean(y64);var(y64) # Boxe 23
summary(y65)[1]; summary(y65)[6];mean(y65);var(y65) # Boxe 29
#####
### Gráficos - aos 42 dias
# Tratamentos ordenados vs peso
media.T1.42 <- mean(T1$Peso42)
media.T2.42 <- mean(T2$Peso42)
media.T3.42 <- mean(T3$Peso42)
media.T4.42 <- mean(T4$Peso42)
media.T5.42 <- mean(T5$Peso42)
media.T6.42 <- mean(T6$Peso42)
trat.ord.42 <- sort(c(media.T1.42,media.T2.42,media.T3.42,media.T4.42,
media.T5.42,media.T6.42)) # seq.ordenada: T1,T2,T4,T3,T5,T6
medias.tratamentos.42 <- trat.ord.42
X11()
plot(trat.ord.42,medias.tratamentos.42,xlab='Tratamentos ordenados',

```

```

ylab='Peso em gramas',
col=c('blue','black','red','brown','purple','green'),type='p',lwd=4,
pch=20,ylim=c(1600,3800),bty='l',xaxt='n')
axis(1,trat.ord.42,c('T1','T2','T4','T3','T5','T6'))
minimos.trat <- c(1755,1900,2107,1671,1827,1868)
points(trat.ord.42,minimos.trat,pch=4,col=c('blue','black',
'red','brown','purple','green'),lwd=2)
maximos.trat <- c(3610,3446,3521,3497,3720,3630)
points(trat.ord.42,maximos.trat,pch=3,col=c('blue','black',
'red','brown','purple','green'),lwd=2)
trat1.min.max <- c(2027,2104,2177,2217,3240,3218,3349,3271)
points(c(rep(media.T1.42,8)),trat1.min.max,pch='.',col='blue',cex=3)
trat2.min.max <- c(2156,2133,2031,2240,3163,3348,3166,3435)
points(c(rep(media.T2.42,8)),trat2.min.max,pch='.',col='black',cex=3)
trat4.min.max <- c(2114,2146,2201,2141,3272,3351,3395,3439)
points(c(rep(media.T4.42,8)),trat4.min.max,pch='.',col='red',cex=3)
trat3.min.max <- c(2100,2210,2133,2151,3150,3387,3246,3298)
points(c(rep(media.T3.42,8)),trat3.min.max,pch='.',col='brown',cex=3)
trat5.min.max <- c(2180,2227,2079,2246,3253,3397,3318,3304)
points(c(rep(media.T5.42,8)),trat5.min.max,pch='.',col='purple',cex=3)
trat6.min.max <- c(2006,2265,2271,2337,3282,3459,3592,3577)
points(c(rep(media.T6.42,8)),trat6.min.max,pch='.',col='green',cex=3)
# Média vs Variância - aos 42 dias
medias.bboxes.42 <- c(2631.533,2565.087,2700.37,2676.644,2713.956,2641.8,
2685.273,2757.422,2609.065,2733.652,2666.933,2763.349,2772.636,2715.978,
2713.279,2640.356,2753.267,2733.356,2675.043,2765.065,2680.545,2694.696,
2840.8,2742.6,2732.2,2736.089,2838.116,2818.178,2838.721,2859.476)
var.bboxes.42 <- c(98929.25,110190.3,125833.7,115774.9,88841.27,
85766.75,125923.8,151817,108774.5,95142.72,73487.38,137934.3,128312.2,
92827.2,147514.8,104951.7,112497.5,95860.42,128577.8,104461.1,
97547.74,163349.8,126294.2,109548.1,91611.94,97818.63,115323.2,
110500.9,118538.3,127400.1)
mean(var.bboxes.42) #\bar{\sigma}^2_{\epsilon} usado no mét.da média harmônica
X11()
plot(medias.bboxes.42,var.bboxes.42,xlab='Média',
ylab='Variância',type='p',lwd=4, pch=20,bty='l',col=c(rep('blue',5),
rep('black',5),rep('brown',5),rep('red',5),rep('purple',5),
rep('green',5)))
# Estimação dos comp. de var. pela média harmônica (aos 42 dias):
# sigma2epsilon=113045,1
# V2 = 3070,6
# s_barra=44,74127
# sigma2e=543,9596
#####
### Gráfico - aos 7 dias
media.T1.7 <- mean(T1$Peso7)
media.T2.7 <- mean(T2$Peso7)
media.T3.7 <- mean(T3$Peso7)
media.T4.7 <- mean(T4$Peso7)
media.T5.7 <- mean(T5$Peso7)
media.T6.7 <- mean(T6$Peso7)

```

```

trat.ord.7 <- sort(c(media.T1.7,media.T2.7,media.T3.7,media.T4.7,
media.T5.7,media.T6.7)) # seq.ordenada: T1,T4,T2,T3,T5,T6
medias.tratamentos.7 <- trat.ord.7
X11()
plot(trat.ord.7,medias.tratamentos.7,xlab='Tratamentos ordenados',
ylab='Peso em gramas',
col=c('blue','red','black','brown','purple','green'),type='p',lwd=4,
pch=20,ylim=c(40,250),bty='l',xaxt='n')
axis(1,trat.ord.7,c('T1','T4','T2','T3','T5','T6'))
minimos.trat <- c(50,54,58,64,102,54)
points(trat.ord.7,minimos.trat,pch=4,col=c('blue',
'red','black','brown','purple','green'),lwd=2)
maximos.trat <- c(158,181,180,209,212,235)
points(trat.ord.7,maximos.trat,pch=3,col=c('blue',
'red','black','brown','purple','green'),lwd=2)
trat1.min.max <- c(99,102,106,69,154,142,153,150)
points(c(rep(media.T1.7,8)),trat1.min.max,pch='.',col='blue',cex=3)
trat4.min.max <- c(106,124,95,72,154,178,175,172)
points(c(rep(media.T4.7,8)),trat4.min.max,pch='.',col='red',cex=3)
trat2.min.max <- c(110,122,127,121,176,176,175,171)
points(c(rep(media.T2.7,8)),trat2.min.max,pch='.',col='black',cex=3)
trat3.min.max <- c(119,136,81,98,189,187,186,185)
points(c(rep(media.T3.7,8)),trat3.min.max,pch='.',col='brown',cex=3)
trat5.min.max <- c(143,141,135,119,211,210,205,212)
points(c(rep(media.T5.7,8)),trat5.min.max,pch='.',col='purple',cex=3)
trat6.min.max <- c(143,152,129,126,232,221,222,230)
points(c(rep(media.T6.7,8)),trat6.min.max,pch='.',col='green',cex=3)
# Média vs Variância - aos 7 dias
medias.bboxes.7 <- c(131.6304,122.6739,131.9565,128.4783,128.1304,
148.6739,142.2609,149.6739,155.6087,149.3696,158.8667,157.5652,165.6304,
161.2391,154.1739,135.1957,137.8043,153.4222,143.9783,147.2391,177,172,
174.4667,173.6304,176.8478,188.5,179.8913,189.2174,191.087,190.4222)
var.bboxes.7 <- c(163.9271,86.84686,115.3758,239.6329,214.3382,265.3357,
445.086,196.6691,150.0657,142.4159,219.4364,386.2512,139.6604,278.0971,
307.258,132.072,380.1164,131.5222,267.844,260.4527,362.1778,229.6,
223.7545,446.9937,349.5986,398.3889,728.5879,243.7739,466.5256,312.204)
mean(var.bboxes.7)#\bar{\sigma}^2_{\epsilon} usado no mét.da média harmônica
X11()
plot(medias.bboxes.7,var.bboxes.7,xlab='Média',
ylab='Variância',type='p',lwd=4, pch=20,bty='l',col=c(rep('blue',5),
rep('black',5),rep('brown',5),rep('red',5),rep('purple',5),
rep('green',5)))
# Estimação dos comp. de var. pela média harmônica (aos 7 dias):
# sigma2epsilon=276,1336
# V2 = 22,24
# s_barra=45,86411
# sigma2e=16,21931
#####
## Aos 7 dias
#####
## Análise Exploratória - aos 7 dias

```

```

media.T1.7 <- mean(T1$Peso7)
media.T2.7 <- mean(T2$Peso7)
media.T3.7 <- mean(T3$Peso7)
media.T4.7 <- mean(T4$Peso7)
media.T5.7 <- mean(T5$Peso7)
media.T6.7 <- mean(T6$Peso7)
#####
# Análises com peso médio - aos 7 dias
DadosPM$Tratamento <- factor(DadosPM$Tratamento,
levels=c("T1","T2","T3","T4","T5","T6"),
ordered=is.ordered(DadosPM$Tratamento))
head(DadosPM)
str(DadosPM)
PM.7 <- DadosPM$PM7
## Análise de variância
PM.aov <- aov(PM.7~Tratamento, data=DadosPM)
summary(PM.aov) # Houve diferença entre tratamentos.
anova(PM.aov)
##### Verificando as pressuposições do modelo
## Obtenção dos resíduos #####
res_ord=residuals(PM.aov) # resíduos ordinários
res_pad=res_ord/sqrt(anova(PM.aov)$"Mean Sq"[2]) # resíduos padronizados
round(data.frame(res_ord,res_pad),3)
## Análise exploratória dos resíduos
X11()
boxplot(res_pad)
## Verificando as pressuposições do modelo #####
#####
## Homogeneidade de variâncias #####
# (a) Método Gráfico
X11()
plot(res_pad~predict(PM.aov),ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Valor predito")
abline(h=0,col='red')
library(lattice)
X11()
dotplot(res_pad~Tratamento,ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Variedade",data=DadosPM)
X11()
boxplot(res_pad~Tratamento,ylab="Resíduo padronizado",
xlab="Variedade",data=DadosPM)
# (b) Teste de Brown-Forsythe
# (teste de Levene modificado)
library(car)
leveneTest(PM.aov)
## Normalidade dos resíduos #####
# (a) Método gráfico
X11()
qqnorm(res_pad,col="blue",cex=0.7,xlab="Quantis da distribuição normal",
ylab="Resíduos padronizados")
qqline(res_pad,col="red")

```

```

# Nota qqPlot é uma função da biblioteca 'car'
X11()
qqPlot(res_pad,col="blue", distribution ="norm",
xlab = "Quantis da distribuição normal", ylab = "Resíduos padronizados")
X11()
hist(res_pad,main="Resíduos padronizados", freq= F, col="grey",
ylim=c(0,0.5))
curve(dnorm(x),col="red",lwd=3,add=TRUE)
# (b) Teste de Shapiro-Wilk
shapiro.test(res_pad)
# Verificando a necessidade de se transformar os
# dados (y*=y^lambda )- transformação de Box-Cox
#####
library(MASS)
X11()
boxcox(PM.aov,ylab="logaritmo da verossimilhança",
lambda = seq(-2, 2, length = 5))
##### Pressuposições verificadas!!!
#####
## Poder de teste
library(dae)
no.reps(multiple=1, df.num=5,
  df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)), delta=5, sigma=sqrt(22.24),
  power=0.8))
## 24 repetições necessárias para detectar 5g - aos 7 dias
# com um poder de teste de 0,8047373
power.exp(rm=5, df.num=5, df.denom=24,
delta=5, sigma=sqrt(22.24), alpha=0.05)
# Poder do teste: aproximad. 0,1737196 - aos 7 dias

## Análise com nij indivíduos por parcela - Delineamento Inteiramente
# Casualizado - Peso aos 7 dias
I <- 6 # 6 tratamentos
J <- 5 # 5 repetições
## organizar dados para esse tipo de análise
Dados.total
y.total <- Dados.total$Peso7
y <- na.omit(y.total)
N <- length(y)
y... <- sum(y)
#####
## Correção
C <- (1/N)*(y...)^2
## SQ Tratamento
D7 <- Dados.total
Dados.7d <- data.frame(D7$Tratamento,D7$Boxe, D7$Peso7)
names(Dados.7d) <- c('Tratamento','Boxe','Peso7')
Dados.7d <- na.omit(Dados.7d)
length(Dados.7d$Tratamento)
T1 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T1')
T2 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T2')

```

```

T3 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T3')
T4 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T4')
T5 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T5')
T6 <- subset(Dados.7d,Tratamento=='T6')
n1. <- length(T1$Tratamento)
n2. <- length(T2$Tratamento)
n3. <- length(T3$Tratamento)
n4. <- length(T4$Tratamento)
n5. <- length(T5$Tratamento)
n6. <- length(T6$Tratamento)
y1.. <- sum(T1$Peso7)
y2.. <- sum(T2$Peso7)
y3.. <- sum(T3$Peso7)
y4.. <- sum(T4$Peso7)
y5.. <- sum(T5$Peso7)
y6.. <- sum(T6$Peso7)
## SQ de Tratamento e G.L. associado
SQTratamento <- (y1..^2)/n1.+(y2..^2)/n2.+(y3..^2)/n3.+(y4..^2)/n4.+
                 (y5..^2)/n5.+(y6..^2)/n6.-C
gl.trat <- I-1
## SQ de Parcela
## organizar dados em parcelas (yij)
# Parcelas do T1
y11 <- subset(T1,Boxe==6)$Peso7
y12 <- subset(T1,Boxe==7)$Peso7
y13 <- subset(T1,Boxe==15)$Peso7
y14 <- subset(T1,Boxe==24)$Peso7
y15 <- subset(T1,Boxe==25)$Peso7
y11. <- sum(y11)
y12. <- sum(y12)
y13. <- sum(y13)
y14. <- sum(y14)
y15. <- sum(y15)
n11 <- length(y11)
n12 <- length(y12)
n13 <- length(y13)
n14 <- length(y14)
n15 <- length(y15)
# Parcelas do T2
y21 <- subset(T2,Boxe==1)$Peso7
y22 <- subset(T2,Boxe==12)$Peso7
y23 <- subset(T2,Boxe==14)$Peso7
y24 <- subset(T2,Boxe==19)$Peso7
y25 <- subset(T2,Boxe==30)$Peso7
y21. <- sum(y21)
y22. <- sum(y22)
y23. <- sum(y23)
y24. <- sum(y24)
y25. <- sum(y25)
n21 <- length(y21)
n22 <- length(y22)

```

```

n23 <- length(y23)
n24 <- length(y24)
n25 <- length(y25)
# Parcelas do T3
y31 <- subset(T3,Boxe==4)$Peso7
y32 <- subset(T3,Boxe==11)$Peso7
y33 <- subset(T3,Boxe==17)$Peso7
y34 <- subset(T3,Boxe==22)$Peso7
y35 <- subset(T3,Boxe==28)$Peso7
y31. <- sum(y31)
y32. <- sum(y32)
y33. <- sum(y33)
y34. <- sum(y34)
y35. <- sum(y35)
n31 <- length(y31)
n32 <- length(y32)
n33 <- length(y33)
n34 <- length(y34)
n35 <- length(y35)
# Parcelas do T4
y41 <- subset(T4,Boxe==3)$Peso7
y42 <- subset(T4,Boxe==10)$Peso7
y43 <- subset(T4,Boxe==20)$Peso7
y44 <- subset(T4,Boxe==21)$Peso7
y45 <- subset(T4,Boxe==27)$Peso7
y41. <- sum(y41)
y42. <- sum(y42)
y43. <- sum(y43)
y44. <- sum(y44)
y45. <- sum(y45)
n41 <- length(y41)
n42 <- length(y42)
n43 <- length(y43)
n44 <- length(y44)
n45 <- length(y45)
# Parcelas do T5
y51 <- subset(T5,Boxe==2)$Peso7
y52 <- subset(T5,Boxe==5)$Peso7
y53 <- subset(T5,Boxe==13)$Peso7
y54 <- subset(T5,Boxe==16)$Peso7
y55 <- subset(T5,Boxe==26)$Peso7
y51. <- sum(y51)
y52. <- sum(y52)
y53. <- sum(y53)
y54. <- sum(y54)
y55. <- sum(y55)
n51 <- length(y51)
n52 <- length(y52)
n53 <- length(y53)
n54 <- length(y54)
n55 <- length(y55)

```

```

# Parcelas do T6
y61 <- subset(T6,Boxe==8)$Peso7
y62 <- subset(T6,Boxe==9)$Peso7
y63 <- subset(T6,Boxe==18)$Peso7
y64 <- subset(T6,Boxe==23)$Peso7
y65 <- subset(T6,Boxe==29)$Peso7
y61. <- sum(y61)
y62. <- sum(y62)
y63. <- sum(y63)
y64. <- sum(y64)
y65. <- sum(y65)
n61 <- length(y61)
n62 <- length(y62)
n63 <- length(y63)
n64 <- length(y64)
n65 <- length(y65)
# SQ de Parcela e G.L. associado
SQParcela <- sum((y11.^2/n11),(y12.^2/n12),(y13.^2/n13),(y14.^2/n14),
                (y15.^2/n15),(y21.^2/n21),(y22.^2/n22),(y23.^2/n23),
                (y24.^2/n24),(y25.^2/n25),(y31.^2/n31),(y32.^2/n32),
                (y33.^2/n33),(y34.^2/n34),(y35.^2/n35),(y41.^2/n41),
                (y42.^2/n42),(y43.^2/n43),(y44.^2/n44),(y45.^2/n45),
                (y51.^2/n51),(y52.^2/n52),(y53.^2/n53),(y54.^2/n54),
                (y55.^2/n55),(y61.^2/n61),(y62.^2/n62),(y63.^2/n63),
                (y64.^2/n64),(y65.^2/n65))-C
gl.par <- I*J-1
## SQ de Resíduo e G.L. associado
SQResiduo <- SQParcela - SQTratamento
gl.res <- I*(J-1)
## SQ Total e G.L. associado
y_ijk2 <- (y^2)
SQTotal <- sum(y_ijk2)-C
gl.total <- length(y)-1
## SQ entre indivíduos dentro de parcela e G.L. associado
SQEntre.ind.d.parcela <- SQTotal-SQParcela
gl.entre.ind.d.parcela <- length(y)-I*J
### Quadrado Médio
QMTratamento <- SQTratamento/gl.trat      #V1
QMResiduo <- SQResiduo/gl.res                #V2
QMParcels <- SQParcela/gl.par
QMEntre.ind.d.parcela <- SQEntre.ind.d.parcela/gl.entre.ind.d.parcela #V3
#####
# Cálculo de K1 e K2:  (aos 7 dias)
K1 <- (
  N-( (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2)/n1.
      +(n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2)/n2.
      +(n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2)/n3.
      +(n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2)/n4.
      +(n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2)/n5.
      +(n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/n6. )
)/(I*J-I)

```



```

K2 <- ( ( (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2)/n1.
          +(n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2)/n2.
          +(n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2)/n3.
          +(n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2)/n4.
          +(n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2)/n5.
          +(n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/n6. )
      -
      (
        (n11^2+n12^2+n13^2+n14^2+n15^2
        +n21^2+n22^2+n23^2+n24^2+n25^2
        +n31^2+n32^2+n33^2+n34^2+n35^2
        +n41^2+n42^2+n43^2+n44^2+n45^2
        +n51^2+n52^2+n53^2+n54^2+n55^2
        +n61^2+n62^2+n63^2+n64^2+n65^2)/N )
      )/(I-1)
## Estimativas de sigma2_{e} e sigma2_{epsilon}      (aos 7 dias)
est.sigma2_e <- (QMResiduo - QMEntre.ind.d.parcela)/K1
est.sigma2_epsilon <- QMEntre.ind.d.parcela
#####
## Teste da hipótese (1) H0: q_T(psi)=0 .
F1 <- (QMTratamento - K2*est.sigma2_e)/QMEntre.ind.d.parcela
## Graus de liberdade associados:
## gl.num.F1=f2
## gl.den.F1=(N-IJ)
# Cálculo do número de graus de liberdade do numerador por Satterthwaite:f2
# Primeiramente calculamos por Satterthwaite o número de graus de liberdade
#(f1) associado a est.sigma2_e:
f1 <- (QMResiduo - QMEntre.ind.d.parcela)^2 / (QMResiduo^2/(I*J-I) +
      ( QMEntre.ind.d.parcela^2)/(N-I*J))
# Cálculo de f2:
f2 <- (QMTratamento - K2*est.sigma2_e)^2 / (QMTratamento^2/(I-1) +
      (K2*est.sigma2_e)^2/f1)
# Graus de liberdade
gl.num.F1 <- f2
gl.den.F1 <- (N-I*J)
# Quantil da distrib. F com f2 e (N-IJ) graus de liberdade com nível de
# significância de 0,05 (sob H0):
alpha=0.05 # nível de significância
Ftab.F1 <- qf(1-alpha,f2,(N-I*J))
## Nível descritivo do teste (valor de p) - H0: q_T(psi)=0
(p.valor.F1 <- 1-pf(F1,f2,(N-I*J)))
#####
## Teste da hipótese (2) H0: sigma2_e=0 . Seja F2 a estatística para testar
# essa hipótese.

F2 <- QMResiduo/QMEntre.ind.d.parcela
# Quantil da distrib. F com (gl.res) e (gl.entre.ind.d.parcela) graus de
# liberdade com nível de significância de 0,05 (sob H0):
Ftab.F2 <- qf(1-alpha,gl.res,gl.entre.ind.d.parcela)
## Nível de descritivo do teste (valor de p) - H0: sigma2_e=0
(p.valor.F2 <- 1-pf(F2,gl.res,gl.entre.ind.d.parcela))

```

```
#####
####   Tabela da ANOVA   - aos 7 dias
#####
#ANOVA
ANOVA <- data.frame("Graus.de.liberdade"=c( gl.trat, gl.res, gl.par,
gl.entre.ind.d.parcela, gl.total),
                    "Somas.de.quadrados"=c(SQTratamento, SQResiduo,
                    SQParcela, SQEntre.ind.d.parcela, SQTotal),
                    "Quadrado.médio"=c(QMTratamento, QMResiduo, QMParcela,
                    QMEntre.ind.d.parcela, NA),
                    "F.Tabelado"=c(Ftab.F1,Ftab.F2,NA,NA,NA),
                    "F.calculado"=c(F1,F2,NA, NA, NA),
                    "p-valor"=c(p.valor.F1,p.valor.F2,NA,NA,NA),
                    row.names=c("Tratamento", "Resíduo", "(Parcela)",
                    "Entre ind. d. parcela", "Total"));round(ANOVA,3)
## Conclusões da ANOVA:  (aos 7 dias)
# Para o teste da hipótese (1)  $H_0: H_0: q_T(\psi)=0$ , rejeita-se  $H_0$  ao nível de
# significância de 0,05, ou seja, há evidências de que exista efeito de
# tratamento.
# Para o teste da hipótese (2)  $H_0: \sigma^2_e=0$ , rejeita-se  $H_0$  ao nível de
# significância de 0,05, ou seja, há evidências de que  $\sigma^2_e$  seja
# diferente de zero.
data.frame(est.sigma2_e,est.sigma2_epsilon)
## Intervalo de Confiança aproximado com o teste t ao nível de 0,05 de
#probabilidade com 1346 g.l. para sigma2_epsilon.
# graus de liberdade associado a est.sigma2_epsilon: 1346  (aos 7 dias)
f <- gl.entre.ind.d.parcela
est <- est.sigma2_epsilon
est.var.est.sigma2_epsilon <- (2*est^2)/(f+2)
e.p.sigma2_epsilon <- sqrt(est.var.est.sigma2_epsilon)
lim.inf.t <- est-qt(0.975,1346)*e.p.sigma2_epsilon
lim.sup.t <- est+qt(0.975,1346)*e.p.sigma2_epsilon
data.frame(lim.inf.t,lim.sup.t)
## Intervalo de Confiança exato com o teste de Chisq para sigma2_epsilon.
# graus de liberdade associado a est.sigma2_epsilon: 1346  (aos 7 dias)
lim.inf.chisq <- (f*est)/qchisq(0.975,f)
lim.sup.chisq <- (f*est)/qchisq(0.025,f)
data.frame(lim.inf.chisq,lim.sup.chisq)

#####
##  (Aos 7 dias)
## Intervalo de Confiança com aproximação normal para sigma2_e com 95% de
# confiança

f1
est <- est.sigma2_e
est.var.est.sigma2_e <- (2*(est^2))/(f1+2)
e.p.sigma2_e <- sqrt(est.var.est.sigma2_e)
lim.inf.t <- est-qt(0.975,f1)*e.p.sigma2_e
lim.sup.t <- est+qt(0.975,f1)*e.p.sigma2_e
data.frame(lim.inf.t.,lim.sup.t)
```

```

## Intervalo de Confiança exato com o teste de Chisq para sigma2_epsilon.
# (aos 7 dias)
lim.inf.chisq <- (f1*est)/qchisq(0.975,f1)
lim.sup.chisq <- (f1*est)/qchisq(0.025,f1)
data.frame(lim.inf.chisq,lim.sup.chisq)
#####
### Aos 7 dias *****
#### Medidas descritivas de cada parcela aos 7 dias
### valores mínimos, máximos, médios e variâncias
##### T1:
summary(y11)[1]; summary(y11)[6];mean(y11);var(y11) # Boxe 6
summary(y12)[1]; summary(y12)[6];mean(y12);var(y12) # Boxe 7
summary(y13)[1]; summary(y13)[6];mean(y13);var(y13) # Boxe 15
summary(y14)[1]; summary(y14)[6];mean(y14);var(y14) # Boxe 24
summary(y15)[1]; summary(y15)[6];mean(y15);var(y15) # Boxe 25
##### T2:
summary(y21)[1]; summary(y21)[6];mean(y21);var(y21) # Boxe 1
summary(y22)[1]; summary(y22)[6];mean(y22);var(y22) # Boxe 12
summary(y23)[1]; summary(y23)[6];mean(y23);var(y23) # Boxe 14
summary(y24)[1]; summary(y24)[6];mean(y24);var(y24) # Boxe 19
summary(y25)[1]; summary(y25)[6];mean(y25);var(y25) # Boxe 30
##### T3:
summary(y31)[1]; summary(y31)[6];mean(y31);var(y31) # Boxe 4
summary(y32)[1]; summary(y32)[6];mean(y32);var(y32) # Boxe 11
summary(y33)[1]; summary(y33)[6];mean(y33);var(y33) # Boxe 17
summary(y34)[1]; summary(y34)[6];mean(y34);var(y34) # Boxe 22
summary(y35)[1]; summary(y35)[6];mean(y35);var(y35) # Boxe 28
##### T4:
summary(y41)[1]; summary(y41)[6];mean(y41);var(y41) # Boxe 3
summary(y42)[1]; summary(y42)[6];mean(y42);var(y42) # Boxe 10
summary(y43)[1]; summary(y43)[6];mean(y43);var(y43) # Boxe 20
summary(y44)[1]; summary(y44)[6];mean(y44);var(y44) # Boxe 21
summary(y45)[1]; summary(y45)[6];mean(y45);var(y45) # Boxe 27
##### T5:
summary(y51)[1]; summary(y51)[6];mean(y51);var(y51) # Boxe 2
summary(y52)[1]; summary(y52)[6];mean(y52);var(y52) # Boxe 5
summary(y53)[1]; summary(y53)[6];mean(y53);var(y53) # Boxe 13
summary(y54)[1]; summary(y54)[6];mean(y54);var(y54) # Boxe 16
summary(y55)[1]; summary(y55)[6];mean(y55);var(y55) # Boxe 26
##### T6:
summary(y61)[1]; summary(y61)[6];mean(y61);var(y61) # Boxe 8
summary(y62)[1]; summary(y62)[6];mean(y62);var(y62) # Boxe 9
summary(y63)[1]; summary(y63)[6];mean(y63);var(y63) # Boxe 18
summary(y64)[1]; summary(y64)[6];mean(y64);var(y64) # Boxe 23
summary(y65)[1]; summary(y65)[6];mean(y65);var(y65) # Boxe 29
#####
## Poder de teste - Análise aos 7 dias
# Cálculo do valor de m (número de indivíduos por parcela):
# Média harmônica do número de indivíduos por parcela:
num.par <- I*J
#soma dos inversos dentro dos tratamentos:

```

```

soma.inv.T1 <- sum(1/n11,1/n12,1/n13,1/n14,1/n15)
soma.inv.T2 <- sum(1/n21,1/n22,1/n23,1/n24,1/n25)
soma.inv.T3 <- sum(1/n31,1/n32,1/n33,1/n34,1/n35)
soma.inv.T4 <- sum(1/n41,1/n42,1/n43,1/n44,1/n45)
soma.inv.T5 <- sum(1/n51,1/n52,1/n53,1/n54,1/n55)
soma.inv.T6 <- sum(1/n61,1/n62,1/n63,1/n64,1/n65)
mh <- num.par/sum(soma.inv.T1,soma.inv.T2,soma.inv.T3,soma.inv.T4,
  soma.inv.T5,soma.inv.T6)
rm <- J*mh
power.exp(rm=rm, df.num=5, df.denom=24,
  delta=5,sigma=sqrt(QMResiduo), print=F) # poder = 0,173912
no.reps(multiple=mh, df.num=5,
  df.denom=expression((df.num+1)*(r-1)), delta=5,
  sigma=sqrt(QMResiduo), power=0.8, print=F)
# 24 repetições requeridas para um poder de teste de 0,8053418 na detecção
# de 5 gramas aos 7 dias
## Coeficiente de variação - análise aos 7 dias
y.media.geral <- y.../N
coef.variacao <- (100*sqrt(QMEntre.ind.d.parcela))/ y.media.geral
coef.variacao # 10,57481 %
#####
##### Análises - Modelo Misto - aos 7 dias
## Modelo com nij amostras por parcela utilizando pacote:
head(Dados.total)
Dados.total$ind <- c(1:length(Dados.total$Peso7))
Dados.certo <- cbind(Dados.total$Tratamento,Dados.total$Peso7)
Dados <- na.omit(Dados.certo)
Tratamento <- as.factor(Dados[,1])
Peso7 <- Dados[,2]
Dados <- data.frame(Tratamento,Peso7)
Boxe.f <- as.factor(c(rep(1,46),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(1,46),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(1,45),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(1,46),rep(2,46),rep(3,45),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(1,46),rep(2,46),rep(3,45),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(1,46),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,46),rep(5,45)))
Frango <- as.factor(c(1:46,1:46,1:46,1:46,1:46,
  1:46,1:46,1:46,1:46,1:46,
  1:45,1:46,1:46,1:46,1:46,
  1:46,1:46,1:45,1:46,1:46,
  1:46,1:46,1:45,1:46,1:46,
  1:46,1:46,1:46,1:46,1:45))
Plots <-as.factor(c(rep(1,46),rep(2,46),rep(3,46),rep(4,46),rep(5,46),
  rep(6,46),rep(7,46),rep(8,46),rep(9,46),rep(10,46),
  rep(11,45),rep(12,46),rep(13,46),rep(14,46),rep(15,46),
  rep(16,46),rep(17,46),rep(18,45),rep(19,46),rep(20,46),
  rep(21,46),rep(22,46),rep(23,45),rep(24,46),rep(25,46),
  rep(26,46),rep(27,46),rep(28,46),rep(29,46),rep(30,45)))
head(Dados)
modelo.aov <- aov(Peso7 ~ Tratamento + Error(Plots/Frango),data=Dados)
summary(modelo.aov)

```

```

modelo.lm <- lm(Peso7 ~ Tratamento + Plots/Frango,data=Dados)
anova(modelo.lm)
MSq_Res <- anova(modelo.lm)$"Mean Sq"[2]
MSq_Within <- anova(modelo.lm)$"Mean Sq"[3]
## Componentes de variância - ANOVA method
(sigma2_PS <- MSq_Within)
(sigma2_Res <- (MSq_Res-MSq_Within)/K1)
# REML
require(nlme)
modelo.lme.REML <- lme(Peso7 ~ Tratamento, random = ~1|Plots,
data=Dados,method="REML")
modelo.lme.REML
VarCorr(modelo.lme.REML)
summary(modelo.lme.REML)
#ML
(modelo.lme.ML <- summary(lme(Peso7 ~ Tratamento, random = ~1|Plots,
data=Dados,method="ML")) )
3.428029^2
16.62222^2

#####
## Cálculos para o quadro de poder e repetições :
### Aos 7 dias #####
rm(list=ls())
require(dae)
#fixos
gl.num=5
gl.denom=24
delta=5
poder=0.8
#####
m=NULL
Quadro.completo <- matrix(0,nrow=9,ncol=6)

for (h in 1:3) {
if(h==1) {m=20}
if(h==2) {m=40}
if(h==3) {m=60}
s2_e <- NULL # s2_e = 10; s_e = 16; s_e = 32
Quadro <- matrix(0,nrow=9,ncol=2)

for (i in 1:3) {
if(i==1) {s2_e=10}
if(i==2) {s2_e=16}
if(i==3) {s2_e=32}
r.poder <- NULL
Resultado <- matrix(0,nrow=3,ncol=2)

for (j in 1:3) {
k=4^(j-1) # k=1; k=4; k=16
QMRes=(m+k)*s2_e

```

```

r.poder <- no.reps(multiple=m, df.num=gl.num,
df.denom=expression((gl.num+1)*(r-1)), delta=delta,
sigma=sqrt(QMRes), power=poder, print=F)
Resultado[j,] <- cbind(r.poder$nreps,r.poder$power)
    }
if(i==1){Quadro[1:3,] <- Resultado}
if(i==2){Quadro[4:6,] <- Resultado}
if(i==3){Quadro[7:9,] <- Resultado}

    }

if(h==1){Quadro.completo[1:9,1:2] <- Quadro}
if(h==2){Quadro.completo[1:9,3:4] <- Quadro}
if(h==3){Quadro.completo[1:9,5:6] <- Quadro}

    }

Quadro.completo # aos 7 dias - delta=5g

# Resultado (aos 7 dias):
# As duas primeiras colunas de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente, para m=20, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente (10,16,32).
# As colunas três e quatro de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente para m=40, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente.
# As colunas cinco e seis de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente para m=60, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente.

### Aos 42 dias #####
rm(list=ls())
require(dae)
#fixos
gl.num=5
gl.denom=24
delta=50
poder=0.8
#####

m=NULL
Quadro.completo <- matrix(0,nrow=9,ncol=6)

for (h in 1:3) {
  if(h==1) {m=20}
  if(h==2) {m=40}
  if(h==3) {m=60}
  s2_e <- NULL # s2_e = 250; s_e = 500; s_e = 1000
  Quadro <- matrix(0,nrow=9,ncol=2)

  for (i in 1:3) {

```

```

if(i==1) {s2_e=250}
if(i==2) {s2_e=500}
if(i==3) {s2_e=1000}
r.poder <- NULL
Resultado <- matrix(0,nrow=3,ncol=2)

for (j in 1:3) {
# k=100; k=200; k=400
if(j==1){k <- 100}
if(j==2){k <- 200}
if(j==3){k <- 400}
QMRes=(m+k)*s2_e
r.poder <- no.reps(multiple=m, df.num=gl.num,
df.denom=expression((gl.num+1)*(r-1)), delta=delta,
sigma=sqrt(QMRes), power=poder, print=F)
Resultado[j,] <- cbind(r.poder$nreps,r.poder$power)
}
if(i==1){Quadro[1:3,] <- Resultado}
if(i==2){Quadro[4:6,] <- Resultado}
if(i==3){Quadro[7:9,] <- Resultado}

}

if(h==1){Quadro.completo[1:9,1:2] <- Quadro}
if(h==2){Quadro.completo[1:9,3:4] <- Quadro}
if(h==3){Quadro.completo[1:9,5:6] <- Quadro}

}

Quadro.completo # aos 42 dias - delta=50g

# Resultado (aos 42 dias):
# As duas primeiras colunas de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente, para m=20, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente (250,500,1000).
# As colunas três e quatro de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente para m=40, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente.
# As colunas cinco e seis de Quadro.completo correspondem ao número de
# repetições e poder, respectivamente para m=60, em que a cada três linhas
# correspondem ao um valor de s2_e diferente.
#####

```

ANEXO C - Programação (SAS)

```

data frango;
input Tratamento$ Boxe Peso7 Peso42@@;
cards;
T1 6 132 2528 T3 4 157 2441 T5 2 187 2943
T1 6 114 2408 T3 4 142 2493 T5 2 143 2244
T1 6 138 2391 T3 4 181 2435 T5 2 169 2912
T1 6 114 2623 T3 4 167 3137 T5 2 202 2988
T1 6 141 3085 T3 4 162 2910 T5 2 169 2953
T1 6 133 2950 T3 4 164 2863 T5 2 152 2428
T1 6 142 2288 T3 4 159 2495 T5 2 188 2447
T1 6 138 2359 T3 4 154 2638 T5 2 162 3039
T1 6 129 2199 T3 4 160 3030 T5 2 184 2431
T1 6 120 2921 T3 4 167 2856 T5 2 202 3089
T1 6 151 2312 T3 4 178 2469 T5 2 202 2831
T1 6 146 2444 T3 4 151 2356 T5 2 189 2944
T1 6 131 2440 T3 4 162 2488 T5 2 201 3253
T1 6 137 2729 T3 4 173 2430 T5 2 172 3043
T1 6 121 2799 T3 4 169 2476 T5 2 145 2988
T1 6 135 2774 T3 4 189 2350 T5 2 193 2609
T1 6 132 2895 T3 4 173 3063 T5 2 154 2180
T1 6 132 2939 T3 4 142 2860 T5 2 189 2281
T1 6 113 2300 T3 4 172 2558 T5 2 180 2882
T1 6 133 2905 T3 4 162 2387 T5 2 144 3033
T1 6 128 2918 T3 4 148 2509 T5 2 199 3153
T1 6 131 3230 T3 4 157 2663 T5 2 158 2373
T1 6 154 2537 T3 4 141 2875 T5 2 164 2366
T1 6 135 2959 T3 4 119 2895 T5 2 158 2457
T1 6 138 2160 T3 4 183 2255 T5 2 178 2788
T1 6 140 2530 T3 4 137 2746 T5 2 198 2875
T1 6 140 2793 T3 4 149 2644 T5 2 158 2489
T1 6 151 2845 T3 4 174 3000 T5 2 206 2930
T1 6 154 2754 T3 4 169 2532 T5 2 198 3129
T1 6 130 2537 T3 4 182 3110 T5 2 156 2407
T1 6 139 2565 T3 4 172 2295 T5 2 159 2630
T1 6 143 3134 T3 4 152 2904 T5 2 197 2330
T1 6 114 2730 T3 4 145 2100 T5 2 202 2338
T1 6 116 2720 T3 4 153 2568 T5 2 197 2384
T1 6 118 3240 T3 4 169 2486 T5 2 152 2230
T1 6 115 2336 T3 4 150 2595 T5 2 158 2418
T1 6 128 2434 T3 4 127 3090 T5 2 177 2830
T1 6 147 2632 T3 4 156 2423 T5 2 173 2440
T1 6 122 2078 T3 4 168 3075 T5 2 177 2480
T1 6 135 2457 T3 4 140 3150 T5 2 169 2615
T1 6 103 2698 T3 4 147 2868 T5 2 168 2571
T1 6 129 2413 T3 4 157 2816 T5 2 211 2943
T1 6 146 2220 T3 4 163 2592 T5 2 171 2234
T1 6 99 3183 T3 4 155 2461 T5 2 168 3016
T1 6 135 2027 T3 4 152 2625 T5 2 189 .
T1 6 133 . T3 4 . . T5 2 174 .
T1 7 121 2258 T3 11 64 2300 T5 5 158 2922

```


T1 7 110 2522 T3 11 163 2460 T5 5 156 2514
 T1 7 123 2357 T3 11 159 2650 T5 5 161 3139
 T1 7 133 2621 T3 11 172 2714 T5 5 178 3365
 T1 7 122 2221 T3 11 173 2273 T5 5 155 3336
 T1 7 126 2330 T3 11 170 2443 T5 5 176 2883
 T1 7 128 2462 T3 11 155 2379 T5 5 205 2659
 T1 7 115 2294 T3 11 170 2527 T5 5 173 3361
 T1 7 117 2218 T3 11 165 2578 T5 5 162 3018
 T1 7 140 2104 T3 11 148 2440 T5 5 172 3191
 T1 7 133 2139 T3 11 161 2679 T5 5 151 3191
 T1 7 114 2260 T3 11 173 2301 T5 5 166 3057
 T1 7 132 2270 T3 11 177 2566 T5 5 181 3065
 T1 7 117 2271 T3 11 151 2380 T5 5 170 2964
 T1 7 130 2475 T3 11 154 2255 T5 5 165 3030
 T1 7 108 2362 T3 11 155 2532 T5 5 188 2930
 T1 7 120 2177 T3 11 134 2505 T5 5 159 3138
 T1 7 117 2639 T3 11 164 2564 T5 5 176 3105
 T1 7 135 2336 T3 11 146 2623 T5 5 189 3397
 T1 7 142 2134 T3 11 163 2210 T5 5 162 2933
 T1 7 116 2152 T3 11 170 2332 T5 5 164 2870
 T1 7 122 2217 T3 11 168 2559 T5 5 189 2978
 T1 7 128 2202 T3 11 169 3056 T5 5 174 2398
 T1 7 102 2904 T3 11 165 3306 T5 5 153 2375
 T1 7 118 2790 T3 11 152 3254 T5 5 180 2492
 T1 7 140 2848 T3 11 159 2664 T5 5 169 2690
 T1 7 123 3060 T3 11 154 3497 T5 5 165 2725
 T1 7 118 2789 T3 11 151 2727 T5 5 174 1982
 T1 7 123 3033 T3 11 168 3230 T5 5 188 2414
 T1 7 126 3218 T3 11 155 3135 T5 5 189 2321
 T1 7 128 2634 T3 11 172 2601 T5 5 183 2089
 T1 7 116 2328 T3 11 169 2616 T5 5 185 2569
 T1 7 124 3061 T3 11 139 3004 T5 5 178 2517
 T1 7 124 2972 T3 11 169 2860 T5 5 168 2269
 T1 7 126 2317 T3 11 152 3033 T5 5 166 2379
 T1 7 130 2843 T3 11 143 3023 T5 5 210 2393
 T1 7 113 2830 T3 11 154 3438 T5 5 161 2214
 T1 7 126 3061 T3 11 154 3059 T5 5 160 2205
 T1 7 131 2885 T3 11 154 3455 T5 5 152 2513
 T1 7 114 2822 T3 11 157 3199 T5 5 141 2249
 T1 7 131 2718 T3 11 131 3188 T5 5 172 2400
 T1 7 126 2987 T3 11 175 3079 T5 5 174 2391
 T1 7 105 3110 T3 11 154 3130 T5 5 208 2287
 T1 7 125 2880 T3 11 209 . T5 5 152 2474
 T1 7 123 2442 T3 11 159 . T5 5 187 2737
 T1 7 102 2441 T3 11 129 . T5 5 167 1827
 T1 15 122 2471 T3 17 165 2458 T5 13 190 2377
 T1 15 141 2206 T3 17 179 2493 T5 13 175 2525
 T1 15 130 2177 T3 17 158 2610 T5 13 175 2496
 T1 15 115 2425 T3 17 173 2356 T5 13 181 2414
 T1 15 126 2260 T3 17 155 2353 T5 13 191 2359
 T1 15 148 2530 T3 17 160 2617 T5 13 178 2227

T1 15 141 2379 T3 17 172 2621 T5 13 175 2681
 T1 15 135 2273 T3 17 158 2706 T5 13 181 2757
 T1 15 140 2305 T3 17 179 2483 T5 13 179 2662
 T1 15 129 2531 T3 17 158 2713 T5 13 182 2580
 T1 15 106 2349 T3 17 158 2637 T5 13 179 2786
 T1 15 139 2715 T3 17 184 2162 T5 13 164 2537
 T1 15 136 2591 T3 17 136 2133 T5 13 184 2514
 T1 15 140 2707 T3 17 155 2398 T5 13 167 2578
 T1 15 129 2750 T3 17 169 2356 T5 13 189 2636
 T1 15 133 2229 T3 17 163 2461 T5 13 184 2254
 T1 15 139 2402 T3 17 172 2487 T5 13 149 2739
 T1 15 143 2209 T3 17 176 2810 T5 13 169 2418
 T1 15 140 2475 T3 17 163 2349 T5 13 158 2332
 T1 15 132 2433 T3 17 163 2585 T5 13 182 2356
 T1 15 133 2433 T3 17 157 2336 T5 13 159 2855
 T1 15 141 2844 T3 17 164 2462 T5 13 165 3040
 T1 15 122 2948 T3 17 187 2346 T5 13 177 2964
 T1 15 129 2927 T3 17 166 3140 T5 13 191 3720
 T1 15 129 2689 T3 17 155 2883 T5 13 159 3084
 T1 15 141 2269 T3 17 169 3206 T5 13 158 2940
 T1 15 115 2407 T3 17 165 2811 T5 13 202 3354
 T1 15 129 2712 T3 17 168 3387 T5 13 179 3301
 T1 15 125 3018 T3 17 169 3243 T5 13 186 3267
 T1 15 126 3046 T3 17 174 3004 T5 13 159 2997
 T1 15 146 3063 T3 17 176 2973 T5 13 135 2969
 T1 15 137 3481 T3 17 174 3208 T5 13 212 3108
 T1 15 125 2969 T3 17 172 3229 T5 13 148 2794
 T1 15 153 3101 T3 17 174 2893 T5 13 169 3406
 T1 15 140 2678 T3 17 177 3199 T5 13 166 3131
 T1 15 122 2955 T3 17 183 2808 T5 13 160 3106
 T1 15 114 2749 T3 17 185 3149 T5 13 167 3289
 T1 15 130 2687 T3 17 140 2941 T5 13 187 3032
 T1 15 141 3180 T3 17 140 3117 T5 13 190 3232
 T1 15 150 3250 T3 17 145 3239 T5 13 154 3149
 T1 15 119 2932 T3 17 165 2862 T5 13 195 3122
 T1 15 138 3610 T3 17 167 3275 T5 13 176 3114
 T1 15 145 3087 T3 17 175 3289 T5 13 173 2780
 T1 15 122 3053 T3 17 154 3208 T5 13 179 2755
 T1 15 114 2987 T3 17 154 . T5 13 173 3099
 T1 15 120 2725 T3 17 168 . T5 13 . .
 T1 24 114 2847 T3 22 160 2190 T5 16 176 2490
 T1 24 139 2621 T3 22 176 3246 T5 16 184 2848
 T1 24 132 2788 T3 22 151 2665 T5 16 172 2551
 T1 24 137 2585 T3 22 140 3128 T5 16 170 3290
 T1 24 141 2829 T3 22 169 2460 T5 16 189 2535
 T1 24 124 2988 T3 22 172 2788 T5 16 189 2560
 T1 24 129 2524 T3 22 165 2950 T5 16 139 2622
 T1 24 140 2299 T3 22 181 2625 T5 16 192 2668
 T1 24 135 2750 T3 22 160 3012 T5 16 196 3138
 T1 24 122 2148 T3 22 185 2810 T5 16 180 2278
 T1 24 141 2202 T3 22 141 2633 T5 16 158 3317

T1 24 135 3349 T3 22 172 3195 T5 16 176 2905
 T1 24 135 1755 T3 22 180 2270 T5 16 191 3218
 T1 24 140 2369 T3 22 162 3148 T5 16 136 2740
 T1 24 123 3102 T3 22 175 2679 T5 16 146 2635
 T1 24 125 2875 T3 22 171 2925 T5 16 181 2407
 T1 24 134 2631 T3 22 148 2833 T5 16 174 2548
 T1 24 137 3002 T3 22 161 2151 T5 16 204 2779
 T1 24 141 3229 T3 22 186 2782 T5 16 194 2730
 T1 24 130 3101 T3 22 143 2388 T5 16 189 2196
 T1 24 120 2326 T3 22 150 2380 T5 16 140 3169
 T1 24 118 3028 T3 22 172 2535 T5 16 175 2519
 T1 24 128 2666 T3 22 163 2543 T5 16 197 2470
 T1 24 116 3096 T3 22 164 2611 T5 16 181 2763
 T1 24 114 2335 T3 22 141 3092 T5 16 166 3046
 T1 24 110 2888 T3 22 156 3096 T5 16 199 2628
 T1 24 120 2226 T3 22 163 2391 T5 16 165 2680
 T1 24 140 3074 T3 22 175 2606 T5 16 140 2463
 T1 24 133 2446 T3 22 180 3238 T5 16 180 3032
 T1 24 135 2640 T3 22 153 2380 T5 16 189 3248
 T1 24 125 2419 T3 22 171 3071 T5 16 174 2353
 T1 24 118 2954 T3 22 169 2468 T5 16 192 2343
 T1 24 136 2751 T3 22 155 2496 T5 16 191 3222
 T1 24 125 2216 T3 22 146 3001 T5 16 171 2079
 T1 24 138 2704 T3 22 157 2837 T5 16 168 3318
 T1 24 124 3020 T3 22 162 2770 T5 16 205 3208
 T1 24 118 2575 T3 22 164 2385 T5 16 179 2933
 T1 24 136 2755 T3 22 155 2505 T5 16 137 2950
 T1 24 158 2885 T3 22 161 3039 T5 16 178 2834
 T1 24 130 2385 T3 22 164 2797 T5 16 151 2676
 T1 24 144 2497 T3 22 167 2828 T5 16 177 2134
 T1 24 133 3052 T3 22 159 2240 T5 16 156 2738
 T1 24 138 2780 T3 22 166 3015 T5 16 181 2644
 T1 24 113 2231 T3 22 161 2615 T5 16 183 2930
 T1 24 136 2506 T3 22 164 2402 T5 16 174 2582
 T1 24 50 . T3 22 81 . T5 16 102 .
 T1 25 139 2329 T3 28 160 2867 T5 26 212 3203
 T1 25 119 2340 T3 28 153 2595 T5 26 146 3154
 T1 25 118 2470 T3 28 161 2792 T5 26 162 2862
 T1 25 125 2515 T3 28 98 3129 T5 26 179 3289
 T1 25 124 2217 T3 28 147 2968 T5 26 162 3025
 T1 25 142 2338 T3 28 150 2293 T5 26 198 2477
 T1 25 117 2415 T3 28 157 2706 T5 26 183 2684
 T1 25 132 2541 T3 28 162 2959 T5 26 160 3136
 T1 25 133 2526 T3 28 177 2550 T5 26 189 2909
 T1 25 124 2621 T3 28 176 2344 T5 26 119 2389
 T1 25 128 2395 T3 28 150 2672 T5 26 155 2597
 T1 25 107 2281 T3 28 168 3115 T5 26 174 2625
 T1 25 145 2395 T3 28 150 2402 T5 26 197 2422
 T1 25 125 2555 T3 28 171 3143 T5 26 185 2399
 T1 25 128 2524 T3 28 135 2108 T5 26 167 2850
 T1 25 142 2415 T3 28 159 2206 T5 26 167 2895

T1 25 133 2721 T3 28 145 3284 T5 26 153 2496
 T1 25 132 2575 T3 28 145 3092 T5 26 163 2769
 T1 25 129 2777 T3 28 162 2289 T5 26 180 2705
 T1 25 133 2501 T3 28 153 2493 T5 26 156 3025
 T1 25 133 2271 T3 28 150 2604 T5 26 160 2879
 T1 25 124 2576 T3 28 155 2428 T5 26 183 2246
 T1 25 69 3205 T3 28 140 2530 T5 26 188 3304
 T1 25 123 2699 T3 28 146 3228 T5 26 189 2417
 T1 25 137 2703 T3 28 164 2513 T5 26 167 3036
 T1 25 148 2666 T3 28 185 2371 T5 26 196 3025
 T1 25 118 2875 T3 28 163 3085 T5 26 131 2559
 T1 25 132 2756 T3 28 166 2523 T5 26 193 3180
 T1 25 137 3136 T3 28 155 2629 T5 26 206 3033
 T1 25 124 3032 T3 28 166 2013 T5 26 174 3185
 T1 25 150 2791 T3 28 134 2798 T5 26 195 2553
 T1 25 84 2867 T3 28 176 2702 T5 26 201 2682
 T1 25 143 3262 T3 28 165 2344 T5 26 181 2563
 T1 25 137 3134 T3 28 149 3211 T5 26 176 2298
 T1 25 127 2954 T3 28 148 1671 T5 26 170 2460
 T1 25 134 3093 T3 28 162 3190 T5 26 192 2706
 T1 25 135 3271 T3 28 157 3298 T5 26 195 2851
 T1 25 116 2827 T3 28 172 2961 T5 26 185 2488
 T1 25 130 2799 T3 28 154 2899 T5 26 183 2478
 T1 25 136 2984 T3 28 167 3141 T5 26 185 2438
 T1 25 129 3139 T3 28 159 2564 T5 26 177 2276
 T1 25 129 2787 T3 28 173 2846 T5 26 196 2278
 T1 25 123 3184 T3 28 156 3115 T5 26 178 2901
 T1 25 139 2988 T3 28 109 . T5 26 178 2624
 T1 25 147 2678 T3 28 135 . T5 26 167 2578
 T1 25 115 . T3 28 107 . T5 26 182 .
 T2 1 155 2680 T4 3 151 3005 T6 8 143 2195
 T2 1 110 2551 T4 3 151 2854 T6 8 217 2282
 T2 1 152 2756 T4 3 134 2830 T6 8 207 2924
 T2 1 176 2999 T4 3 133 3034 T6 8 184 3175
 T2 1 155 2340 T4 3 146 2348 T6 8 207 3128
 T2 1 148 2367 T4 3 144 3125 T6 8 232 2305
 T2 1 141 3055 T4 3 124 2859 T6 8 177 2938
 T2 1 150 2775 T4 3 154 2827 T6 8 187 2925
 T2 1 170 3011 T4 3 140 2961 T6 8 170 2358
 T2 1 137 2641 T4 3 131 3037 T6 8 169 2370
 T2 1 169 2798 T4 3 139 2519 T6 8 194 2666
 T2 1 163 2731 T4 3 143 2785 T6 8 193 2977
 T2 1 145 2794 T4 3 123 3272 T6 8 198 2580
 T2 1 164 2377 T4 3 139 3100 T6 8 205 2815
 T2 1 124 2871 T4 3 116 2779 T6 8 201 3075
 T2 1 164 2547 T4 3 129 2829 T6 8 179 2961
 T2 1 158 2176 T4 3 134 2966 T6 8 179 2557
 T2 1 126 3135 T4 3 114 3131 T6 8 213 2507
 T2 1 149 3103 T4 3 141 2754 T6 8 193 3199
 T2 1 160 2323 T4 3 151 2697 T6 8 188 2908
 T2 1 142 2898 T4 3 128 2906 T6 8 184 2476

T2 1 155 2474 T4 3 140 2245 T6 8 202 2764
 T2 1 113 2257 T4 3 127 2487 T6 8 152 2764
 T2 1 160 2189 T4 3 128 2150 T6 8 202 1868
 T2 1 149 2345 T4 3 136 2152 T6 8 196 3090
 T2 1 147 3038 T4 3 141 2571 T6 8 182 2946
 T2 1 138 2699 T4 3 133 2230 T6 8 204 3231
 T2 1 120 2415 T4 3 121 2616 T6 8 185 2760
 T2 1 145 2700 T4 3 146 2219 T6 8 208 2552
 T2 1 144 2456 T4 3 151 2379 T6 8 214 2731
 T2 1 156 2311 T4 3 143 3202 T6 8 198 2404
 T2 1 124 3163 T4 3 144 2461 T6 8 194 2797
 T2 1 145 2870 T4 3 142 2629 T6 8 207 2666
 T2 1 131 2564 T4 3 118 2225 T6 8 160 2371
 T2 1 123 2890 T4 3 137 2489 T6 8 171 3282
 T2 1 151 2156 T4 3 116 2554 T6 8 175 2638
 T2 1 151 2163 T4 3 152 2540 T6 8 177 2883
 T2 1 153 2527 T4 3 141 2172 T6 8 178 2755
 T2 1 134 2648 T4 3 124 2114 T6 8 205 2696
 T2 1 163 2662 T4 3 106 2585 T6 8 144 2531
 T2 1 171 2758 T4 3 132 2408 T6 8 187 3044
 T2 1 165 2568 T4 3 141 2171 T6 8 161 2980
 T2 1 169 3140 T4 3 138 2558 T6 8 159 2596
 T2 1 176 2688 T4 3 142 2484 T6 8 222 3063
 T2 1 145 2272 T4 3 118 2557 T6 8 178 2391
 T2 1 153 . T4 3 137 . T6 8 190 .
 T2 12 162 2417 T4 10 166 3140 T6 9 54 2562
 T2 12 136 2945 T4 10 123 2655 T6 9 211 2450
 T2 12 126 2282 T4 10 128 2644 T6 9 188 2491
 T2 12 122 3044 T4 10 149 2431 T6 9 194 2730
 T2 12 149 2133 T4 10 151 2754 T6 9 221 2527
 T2 12 111 3094 T4 10 149 3157 T6 9 206 2483
 T2 12 165 3218 T4 10 130 2714 T6 9 188 2840
 T2 12 164 2280 T4 10 137 2469 T6 9 161 2879
 T2 12 146 2807 T4 10 167 2622 T6 9 133 2006
 T2 12 147 2890 T4 10 128 3155 T6 9 193 2498
 T2 12 121 2271 T4 10 142 2447 T6 9 187 2470
 T2 12 143 2438 T4 10 181 3087 T6 9 173 2382
 T2 12 148 2808 T4 10 99 2479 T6 9 180 2655
 T2 12 107 3348 T4 10 145 2962 T6 9 202 3001
 T2 12 155 3083 T4 10 122 2480 T6 9 211 2740
 T2 12 147 3165 T4 10 124 2146 T6 9 185 2683
 T2 12 169 2273 T4 10 159 2945 T6 9 176 3079
 T2 12 134 2640 T4 10 135 2922 T6 9 179 2659
 T2 12 152 2839 T4 10 148 3521 T6 9 191 2317
 T2 12 123 2240 T4 10 140 3016 T6 9 136 2596
 T2 12 148 2332 T4 10 148 3357 T6 9 180 2462
 T2 12 144 2370 T4 10 137 2913 T6 9 161 2609
 T2 12 146 2302 T4 10 131 2536 T6 9 190 2604
 T2 12 170 3280 T4 10 131 2921 T6 9 176 3115
 T2 12 136 2911 T4 10 148 2442 T6 9 192 3285
 T2 12 139 2270 T4 10 151 2215 T6 9 194 3270

T2 12 125 2160 T4 10 146 3080 T6 9 168 3250
 T2 12 125 3039 T4 10 128 2456 T6 9 176 3354
 T2 12 156 2940 T4 10 144 3120 T6 9 213 3279
 T2 12 119 3085 T4 10 122 2410 T6 9 148 2819
 T2 12 133 2425 T4 10 139 3099 T6 9 166 2910
 T2 12 155 3023 T4 10 105 2576 T6 9 173 2783
 T2 12 176 2628 T4 10 128 2724 T6 9 178 2908
 T2 12 144 3124 T4 10 147 2807 T6 9 170 3015
 T2 12 125 2680 T4 10 153 2410 T6 9 156 3166
 T2 12 142 2630 T4 10 143 3227 T6 9 196 3334
 T2 12 153 2405 T4 10 140 2741 T6 9 174 3292
 T2 12 171 2634 T4 10 131 2338 T6 9 196 2789
 T2 12 156 3061 T4 10 129 2208 T6 9 189 3003
 T2 12 167 2450 T4 10 139 2450 T6 9 185 3197
 T2 12 170 2509 T4 10 155 3079 T6 9 186 3143
 T2 12 149 2553 T4 10 147 2872 T6 9 163 3459
 T2 12 144 2900 T4 10 136 3152 T6 9 207 2945
 T2 12 133 2226 T4 10 149 2548 T6 9 168 .
 T2 12 133 . T4 10 135 2470 T6 9 191 .
 T2 12 58 . T4 10 54 . T6 9 210 .
 T2 14 129 2830 T4 20 161 2613 T6 18 172 2775
 T2 14 146 2797 T4 20 165 2492 T6 18 197 3352
 T2 14 159 3205 T4 20 151 3164 T6 18 179 3592
 T2 14 175 2621 T4 20 177 3012 T6 18 217 2759
 T2 14 152 3050 T4 20 148 3048 T6 18 172 2510
 T2 14 173 2944 T4 20 161 2612 T6 18 181 2928
 T2 14 150 2591 T4 20 139 3252 T6 18 206 2716
 T2 14 172 2204 T4 20 168 3273 T6 18 184 2614
 T2 14 157 2769 T4 20 178 2525 T6 18 169 3456
 T2 14 138 3360 T4 20 150 2736 T6 18 162 2786
 T2 14 173 2925 T4 20 150 3007 T6 18 222 2605
 T2 14 151 3446 T4 20 124 3081 T6 18 177 2938
 T2 14 148 1900 T4 20 161 3322 T6 18 211 2676
 T2 14 136 3007 T4 20 157 2736 T6 18 196 3280
 T2 14 151 2417 T4 20 160 2654 T6 18 189 2345
 T2 14 122 2647 T4 20 159 2465 T6 18 175 3346
 T2 14 138 2334 T4 20 151 2430 T6 18 194 2359
 T2 14 143 2520 T4 20 138 3015 T6 18 199 2680
 T2 14 143 3090 T4 20 166 2894 T6 18 189 3120
 T2 14 152 2707 T4 20 155 2419 T6 18 178 3108
 T2 14 147 2537 T4 20 152 2396 T6 18 181 3240
 T2 14 170 2743 T4 20 144 2500 T6 18 152 2951
 T2 14 150 2121 T4 20 150 2401 T6 18 200 3107
 T2 14 169 2624 T4 20 130 2456 T6 18 180 2760
 T2 14 125 2369 T4 20 160 2404 T6 18 189 2595
 T2 14 123 2107 T4 20 164 3351 T6 18 180 2551
 T2 14 130 2735 T4 20 138 2320 T6 18 187 2793
 T2 14 166 2615 T4 20 148 2914 T6 18 171 2456
 T2 14 155 2709 T4 20 143 2201 T6 18 206 2481
 T2 14 140 3259 T4 20 166 2610 T6 18 204 2466
 T2 14 139 2285 T4 20 162 2850 T6 18 177 2552

T2 14 140 2460 T4 20 150 2742 T6 18 205 3054
 T2 14 140 2190 T4 20 149 2568 T6 18 180 3236
 T2 14 145 3232 T4 20 166 2531 T6 18 221 2636
 T2 14 146 2698 T4 20 154 3250 T6 18 193 2672
 T2 14 170 3145 T4 20 159 2442 T6 18 189 2265
 T2 14 164 3219 T4 20 155 2992 T6 18 167 3277
 T2 14 156 2928 T4 20 161 2903 T6 18 196 2693
 T2 14 156 3096 T4 20 147 2708 T6 18 199 3240
 T2 14 163 2516 T4 20 146 2807 T6 18 181 2375
 T2 14 149 3271 T4 20 148 2429 T6 18 206 2956
 T2 14 135 3158 T4 20 160 2590 T6 18 206 2635
 T2 14 152 3220 T4 20 142 2992 T6 18 177 2557
 T2 14 141 3228 T4 20 132 2549 T6 18 197 2645
 T2 14 165 2255 T4 20 159 2345 T6 18 202 2680
 T2 14 141 . T4 20 . . T6 18 189 .
 T2 19 142 2602 T4 21 155 2182 T6 23 210 2438
 T2 19 153 2261 T4 21 150 2332 T6 23 170 2568
 T2 19 157 2348 T4 21 168 2375 T6 23 188 2515
 T2 19 165 2078 T4 21 146 2570 T6 23 200 2541
 T2 19 176 2409 T4 21 130 2401 T6 23 195 2447
 T2 19 162 2246 T4 21 150 2660 T6 23 186 2871
 T2 19 157 2356 T4 21 159 2385 T6 23 195 2670
 T2 19 137 2179 T4 21 136 2107 T6 23 206 2382
 T2 19 148 2371 T4 21 157 2389 T6 23 194 2483
 T2 19 139 2562 T4 21 170 2670 T6 23 192 2736
 T2 19 164 2496 T4 21 175 2405 T6 23 164 2538
 T2 19 150 2294 T4 21 143 2726 T6 23 198 2406
 T2 19 144 2291 T4 21 135 2524 T6 23 188 2448
 T2 19 146 2031 T4 21 143 2323 T6 23 194 2487
 T2 19 159 2304 T4 21 145 2210 T6 23 205 2655
 T2 19 165 2455 T4 21 150 2405 T6 23 210 2347
 T2 19 180 2420 T4 21 136 2157 T6 23 197 2766
 T2 19 158 2380 T4 21 140 2602 T6 23 209 2642
 T2 19 144 2285 T4 21 166 2255 T6 23 211 2446
 T2 19 146 2276 T4 21 101 2337 T6 23 203 2752
 T2 19 129 2443 T4 21 148 2420 T6 23 192 3157
 T2 19 149 2233 T4 21 147 2460 T6 23 187 2694
 T2 19 164 2262 T4 21 133 2815 T6 23 207 3348
 T2 19 161 2858 T4 21 148 2892 T6 23 164 2997
 T2 19 158 2945 T4 21 158 3167 T6 23 200 2694
 T2 19 157 3166 T4 21 135 3395 T6 23 187 3147
 T2 19 179 2933 T4 21 129 3304 T6 23 178 3217
 T2 19 167 2995 T4 21 130 2933 T6 23 172 3059
 T2 19 150 3022 T4 21 151 2925 T6 23 188 2983
 T2 19 153 3149 T4 21 151 3216 T6 23 183 3157
 T2 19 169 3138 T4 21 119 2518 T6 23 198 2271
 T2 19 162 3135 T4 21 131 2895 T6 23 221 3049
 T2 19 165 2817 T4 21 163 3171 T6 23 176 3254
 T2 19 153 2788 T4 21 127 2730 T6 23 137 3199
 T2 19 160 2863 T4 21 140 2749 T6 23 173 3630
 T2 19 166 2935 T4 21 127 2952 T6 23 209 2910

T2 19 127 2913 T4 21 164 2607 T6 23 143 3052
 T2 19 145 3027 T4 21 160 3207 T6 23 211 3338
 T2 19 163 2887 T4 21 125 3016 T6 23 184 3350
 T2 19 144 2926 T4 21 157 2620 T6 23 216 3095
 T2 19 145 2671 T4 21 95 3124 T6 23 212 3025
 T2 19 171 2809 T4 21 145 3349 T6 23 235 3148
 T2 19 154 2918 T4 21 150 3140 T6 23 129 3153
 T2 19 140 2556 T4 21 141 2433 T6 23 190 .
 T2 19 173 2677 T4 21 140 2750 T6 23 164 .
 T2 19 162 2307 T4 21 154 2249 T6 23 219 .
 T2 30 165 3021 T4 27 152 2640 T6 29 182 2489
 T2 30 158 2635 T4 27 145 2533 T6 29 205 2337
 T2 30 153 2261 T4 27 157 2416 T6 29 195 2685
 T2 30 157 3007 T4 27 137 2692 T6 29 188 2356
 T2 30 149 2315 T4 27 163 2255 T6 29 194 2719
 T2 30 149 2786 T4 27 155 2727 T6 29 179 2868
 T2 30 155 2981 T4 27 158 2696 T6 29 166 2634
 T2 30 135 2240 T4 27 160 2667 T6 29 187 2522
 T2 30 147 3295 T4 27 139 2141 T6 29 186 2695
 T2 30 171 3231 T4 27 145 2590 T6 29 187 2477
 T2 30 165 2604 T4 27 133 2538 T6 29 177 2690
 T2 30 166 3001 T4 27 143 2477 T6 29 214 2371
 T2 30 130 2459 T4 27 162 2555 T6 29 202 2671
 T2 30 144 2334 T4 27 169 2266 T6 29 198 2821
 T2 30 159 2867 T4 27 143 2426 T6 29 186 2359
 T2 30 155 2412 T4 27 129 2849 T6 29 176 2851
 T2 30 161 2728 T4 27 172 2324 T6 29 195 2616
 T2 30 158 2563 T4 27 147 2547 T6 29 196 2568
 T2 30 146 2855 T4 27 150 2596 T6 29 191 2515
 T2 30 139 2968 T4 27 144 2479 T6 29 183 2732
 T2 30 130 2488 T4 27 168 2532 T6 29 199 2453
 T2 30 126 2749 T4 27 142 2512 T6 29 230 2603
 T2 30 156 2995 T4 27 139 2384 T6 29 182 2623
 T2 30 150 2996 T4 27 166 2626 T6 29 177 3309
 T2 30 169 2324 T4 27 139 3217 T6 29 197 3346
 T2 30 143 2888 T4 27 144 3137 T6 29 192 3186
 T2 30 163 3435 T4 27 132 3439 T6 29 223 3173
 T2 30 140 2630 T4 27 150 2735 T6 29 178 2500
 T2 30 154 3190 T4 27 134 2673 T6 29 219 3428
 T2 30 143 2651 T4 27 145 2957 T6 29 184 3358
 T2 30 121 3096 T4 27 143 3033 T6 29 206 3450
 T2 30 154 2477 T4 27 126 3002 T6 29 176 3076
 T2 30 153 3021 T4 27 162 2918 T6 29 217 3408
 T2 30 139 2585 T4 27 158 3143 T6 29 190 2898
 T2 30 169 2976 T4 27 158 2783 T6 29 175 3577
 T2 30 150 2781 T4 27 72 3079 T6 29 192 2968
 T2 30 140 2450 T4 27 136 3128 T6 29 182 3123
 T2 30 140 2443 T4 27 147 3254 T6 29 191 3120
 T2 30 158 2993 T4 27 148 2552 T6 29 212 3290
 T2 30 144 2503 T4 27 152 3081 T6 29 126 3165
 T2 30 155 2411 T4 27 144 3131 T6 29 159 2988


```
T2 30 146 2609 T4 27 163 3053 T6 29 193 3080
T2 30 128 2322 T4 27 148 2942 T6 29 207 .
T2 30 150 2473 T4 27 142 2854 T6 29 188 .
T2 30 140 2564 T4 27 142 3190 T6 29 187 .
T2 30 148 3135 T4 27 170 3424 T6 29 . .
```

```
;
```

```
*Análises com o proc glm;
* Moment Method;
```

```
*Análise aos 7 dias;
proc glm data=frango;
class Tratamento Boxe;
model Peso7 = Tratamento Tratamento*Boxe/e1;
random Tratamento*Boxe;
run;
```

```
*Análise aos 42 dias;
proc glm data=frango;
class Tratamento Boxe;
model Peso42 = Tratamento Tratamento*Boxe/e1;
random Tratamento*Boxe;
run;
```