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

Análise de dados longitudinais: uma aplicação na avaliação do
conforto animal

Ricardo Klein Sercundes

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

Piracicaba
2014

Ricardo Klein Sercundes
Engenheiro Agrônomo

**Análise de dados longitudinais: uma aplicação na avaliação do
conforto animal**

versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientadora:

Prof^a Dr^a **SÔNIA MARIA DE STEFANO PIEDADE**

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

**Piracicaba
2014**

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

Sercundes, Ricardo Klein

Análise de dados longitudinais: uma aplicação na avaliação do conforto animal / Ricardo Klein Sercundes. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2014.
85 p. : il.

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

1. Modelos mistos 2. Conforto térmico 3. Frangos de corte 4. Ensaios fatoriais I. Título

CDD 519.5
S482a

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

DEDICATÓRIA

Aos meus pais,

Ricardo e Marie

*que por meio de seus conselhos, carinhos e
apoio me incentivaram a alcançar meus
sonhos.*

Com amor, DEDICO.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me proporcionar a vida, proteger e iluminar.

A minha família, pelo amor, carinho e compreensão.

A minha namorada por me apoiar em todos os momentos.

A todos os funcionários do LCE, em especial aos professores, por compartilharem seus conhecimentos, amizade e acima de tudo, pelo compromisso com a educação do país.

Aos meus anjos da guarda, minha orientadora Profa. Sônia Maria De Stefano Piedade e Profa. Renata Alcarde pela imensa paciência, carinho, amizade, confiança e dedicação para que esse trabalho frutificasse.

A pesquisadora Inês Fumiko Ubukata Yada por apostar em mim e me inserir na área da estatística.

Aos meus grandes amigos da ESALQ-USP, em especial à minha turma de mestrado de 2012, no qual compartilhei muitas experiências e conquistas, sempre embaçados de muita disposição.

A Ariane Cristina de Castro pela concessão dos dados.

A CAPES, pela oportunidade de desenvolvimento pessoal e profissional.

O meu muito obrigado!

"Demore o tempo que for para decidir o que você quer da vida,
e depois que decidir não recue ante nenhum pretexto,
porque o mundo tentará te dissuadir."
Assim falou Zaratustra — Nietzsche

"Ainda que eu ande pelo vale da sombra da morte,
não temerei mal nenhum, porque tu estás comigo."
(Salmo 23.4)

SUMÁRIO

RESUMO	11
ABSTRACT	13
LISTA DE FIGURAS	15
LISTA DE TABELAS	17
1 INTRODUÇÃO	19
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	21
2.1 Avicultura no Brasil	21
2.2 Conforto térmico em instalações avícolas	22
2.3 Medidas repetidas	24
2.4 Modelos lineares mistos	27
2.5 Métodos de estimação em modelos lineares mistos	33
2.5.1 Método dos momentos	33
2.5.2 Máxima verossimilhança (ML)	33
2.5.3 Máxima verossimilhança restrita (REML)	35
2.6 Estruturas de covariância	36
2.6.1 Componentes de variância	36
2.6.2 Componentes de variância com heterogeneidade	36
2.6.3 Simetria composta	37
2.6.4 Simetria composta com heterogeneidade	37
2.6.5 Autorregressiva de primeira ordem AR(1)	37
2.6.6 Não estruturada	38
2.7 Seleção de modelos	38
2.7.1 Estratégia step-up	38
2.7.2 Estratégia top-down	39
2.7.3 Estratégia subset	39
2.7.4 Teste da razão de verossimilhanças (TRV)	39
2.7.5 Critérios de informação	40
2.7.6 Teste de Wald	41
2.7.7 Teste Wald-F	42
2.7.8 Teste t	42
2.8 Diagnósticos	43

3 MATERIAL E MÉTODOS	45
3.1 Material	45
3.2 Métodos	46
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	51
4.0.1 Análise exploratória	51
4.1 Seleção dos efeitos aleatórios	55
4.2 Seleção da estrutura da matriz G	56
4.3 Seleção dos efeitos fixos	58
4.4 Diagnósticos	61
5 CONCLUSÃO	65
REFERÊNCIAS	67
ANEXO	73

RESUMO

Análise de dados longitudinais: uma aplicação na avaliação do conforto animal

Em regiões tropicais e subtropicais, a alta intensidade da radiação solar associada aos altos valores de temperatura e umidade proporcionam condições de desconforto dentro dos aviários comerciais, afetando a sanidade e produção dos lotes de frango. Nesse sentido, o presente trabalho propôs-se avaliar dados de conforto animal em aviários construídos em escala reduzida com diferentes tipos de telhas (cerâmica e fibrocimento) e forros (A e B). Modelos lineares mistos foram utilizados objetivando-se o estudo dos índices de conforto “entalpia específica” (h) e “temperatura de globo e umidade” (ITGU). A obtenção dos modelos envolveu a escolha de efeitos aleatórios, fixos e estruturas de covariância utilizando técnicas gráficas e analíticas. Para selecionar os modelos que melhor se ajustavam aos dados, foram utilizados testes de razão de verossimilhanças, teste Wald-F e os critérios de informação AIC e BIC, em um método de seleção *top-down*. Para a variável entalpia específica, não houve diferença entre os tratamentos avaliados, sendo todos representados por uma parábola que apresentou ponto máximo em 50,68 kJ.kg ar seco⁻¹ às 13h 51min. Para a variável ITGU, houve interação entre os fatores testados, sendo a combinação telha de cerâmica e forro B a de melhor desempenho, apresentando máximo em 74,08 às 14h 21min. As análises de diagnóstico confirmaram o bom ajuste dos modelos. Era esperado que os diferentes índices de conforto gerassem conclusões equivalentes, no entanto isso não foi observado.

Palavras-chave: Modelos mistos; Conforto térmico; Frangos de corte; Ensaios fatoriais

ABSTRACT

Longitudinal data analysis: an application in assessing animal comfort

In tropical and subtropical regions, the high intensity of solar radiation associated with high values of temperature and humidity provide discomfort inside the commercial poultry houses, which affects animal health and production batches. Therefore, this work's goal is to analyse data of performance of small-scale poultry houses built with different types of tiles (ceramic and cement) and liners (A and B) in animal comfort. Linear mixed models were used aiming to study two thermal comfort indexes: specific enthalpy (h) and black globe temperature and humidity (GTHI). Model building involved choosing fixed and random effects and covariance structures using graphical and analytical techniques. To select the best model fit, likelihood ratio tests were used, as well as Walf-F tests and the AIC and BIC criteria in a top-down selection method. For the specific enthalpy variable, there was no significant difference among the treatments and all were represented by a single curve which presented a peak at 50.68 kJ.kg of dry air⁻¹ at 13h 51min. For the variable GTHI, there was a significant interaction effect between the factors and the combination of ceramic tile and liner B provided the best performance, with a maximum of 74.08 at 14h 21min. The diagnostic tests confirmed that the models were well fitted. It was expected that the different comfort indexes would generate equivalent conclusions, however this was not observed.

Keywords: Mixed models; Thermal comfort; Broiler chickens; Factorial designs

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Gráfico de dispersão do comprimento do osso pela idade ajustada	30
Figura 2 - Ajustes individuais de modelos com: (a) intercepto aleatório, (b) mesmo intercepto e coeficiente angular aleatório, (c) intercepto e coeficiente angular aleatórios, (d) ajuste quadrático com intercepto aleatório, (e) ajuste quadrático com mesmo intercepto e coeficiente angular aleatório, (f) ajuste quadrático com intercepto e coeficiente angular aleatórios, (g) ajuste quadrático com mesmo intercepto, coeficiente angular e diferentes efeito aleatórios do termo quadrático	32
Figura 3 - Aviários construídos em escala reduzida com telhas de cerâmica e fibrocimento	45
Figura 4 - Forros A, B e vista interna do aviário com o forro instalado	46
Figura 5 - Gráficos de interação para as médias dos níveis dos fatores telhas e forros para: (a), Entalpia específica; (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	51
Figura 6 - Perfis médios dos tratamentos ao longo das horas de avaliação: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	52
Figura 7 - Perfil médio de tratamento por bloco: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	52
Figura 8 - Perfis de cada unidade experimental por bloco, tratamentos e horas: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	53
Figura 9 - Perfis de cada unidade experimental por bloco, tratamentos, horas e respectivos limites de conforto: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	54
Figura 10 - Gráficos de autocorrelação para as unidades experimentais 1, 2, 25, 26, 75 e 76: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)	58
Figura 11 - Curvas ajustadas para o modelo M1.i representando o comportamento do índice de temperatura de globo e umidade (ITGU) para: (a) todos os tratamentos avaliados; (b) tratamento CB e combinação de CA, FA e FB	60

- Figura 12 - Gráficos de diagnóstico para o modelo M1.h.T: (a) Resíduos condicionais em relação aos valores ajustados; (b) Resíduos condicionais em função das horas de avaliação; (c)Envelope simulado e gráfico de probabilidade normal; (d) Gráfico dos valores ajustados vs observados 62
- Figura 13 - Gráficos de diagnóstico o modelo M1.i.f: (a) Resíduos condicionais em relação aos valores ajustados; (b) Resíduos condicionais em função das horas de avaliação; (c)Envelope simulado e gráfico de probabilidade normal; (d) Gráfico dos valores ajustados vs observados 62
- Figura 14 - Gráficos de envelope simulado para os efeitos aleatórios do modelo M1.h.T: (a) EBLUP para blocos; (b) EBLUP para intercepto; (c) EBLUP para efeito angular de hora; (d) EBLUP para efeito quadrático de hora 63
- Figura 15 - Curvas ajustadas do modelo M1.h.T em que, curvas azuis representam a parte fixa e curvas vermelhas o ajuste do modelo com os efeitos aleatórios 63
- Figura 16 - Gráficos de envelope simulado para os efeitos aleatórios do modelo M1.i.f: (a) EBLUP para blocos; (b) EBLUP para intercepto; (c) EBLUP para efeito angular de hora; (d) EBLUP para efeito quadrático de hora . . . 64
- Figura 17 - Curvas ajustadas do modelo M1.i.f em que, curvas azuis representam a parte fixa e curvas vermelhas o ajuste do modelo com os efeitos aleatórios 64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Comprimento do osso (cm)	30
Tabela 2 - Tipos de resíduos e gráficos de diagnóstico	44
Tabela 3 - Fatores e níveis dos fatores do experimento	47
Tabela 4 - Parte do conjunto de dados avaliado	49
Tabela 5 - Variâncias e covariâncias (em negrito) e correlações amostrais da variável entalpia	55
Tabela 6 - Variâncias e covariâncias (em negrito) e correlações amostrais da variável ITGU	55
Tabela 7 - Estimativas das variâncias dos efeitos aleatórios de M1.h e M1.i	56
Tabela 8 - Estatísticas de ajuste dos modelos M1.h - M7.h (entalpia específica) e M1.i - M7.i (ITGU)	56
Tabela 9 - Estatística de ajuste dos modelos M1.h, M8.h e M9.h (entalpia especí- fica) e M1.i, M8.i e M9.i (ITGU) para a matriz $\mathbf{G}$	57
Tabela 10 -Teste Wald-F para os efeitos fixos do modelo M1.h	59
Tabela 11 -Teste Wald-F para os efeitos fixos do modelo M1.i	59
Tabela 12 -Estatísticas de ajuste para os modelos M1.i e M1.i.CB estimados pelo método da máxima verossimilhança	60

1 INTRODUÇÃO

O setor avícola é muito importante para a economia do país, movimentando anualmente 36 bilhões de reais e contribuindo para a geração de milhares de empregos diretos e indiretos. O Brasil tem se destacado no cenário mundial de produção de carne de frango, ocupando atualmente a posição de maior exportador e de terceiro maior produtor, atrás apenas de Estados Unidos e China (UNIÃO BRASILEIRA DE AVICULTURA - UBA, 2013).

Em países de clima tropical e subtropical, como o Brasil, as maiores limitações produtivas estão relacionadas à adequação climática das instalações zootécnicas, uma vez que essas devem alojar animais geneticamente adaptados a climas mais amenos e em regiões com temperatura e umidade elevada na maior parte do ano.

O maior ganho térmico em aviários ocorre principalmente pela cobertura, que é a superfície mais exposta à radiação solar. O fluxo de calor que chega ao ambiente interno depende das estruturas envolvidas e das características dos materiais utilizados para cobertura. Telhas de cerâmica e fibrocimento são os materiais mais comuns nas propriedades avícolas brasileiras, sendo essas, geralmente associadas a outros elementos atenuantes como os forros (ALBINO et al., 2009).

Os forros podem ser colocados acima ou abaixo da cobertura, sendo uma alternativa funcional de baixo custo. Segundo Abreu et al. (2007) em instalações onde não são utilizados forros, há um acréscimo da temperatura interna e conseqüentemente uma redução no nível do conforto térmico.

Em estudos de ambiência animal é comum a observação de índices de conforto em uma mesma instalação zootécnica ou o mesmo animal ao longo de um período de tempo. A característica desses ensaios confere aos dados uma estrutura denominada longitudinal, sendo essa, um caso específico dos ensaios com medidas repetidas.

O principal objetivo desses experimentos é verificar as mudanças da variável resposta ao longo do tempo por meio de um modelo médio parcimonioso que apresente uma estrutura de covariância capaz de captar as informações tomadas na mesma unidade experimental.

A análise desses experimentos sofreu diversas alterações ao longo dos anos, chegando a uma abordagem mais atual baseada em modelos mistos. Esse tipo de modelo tem como principais características a presença de efeitos fixos e aleatórios, permitindo

modelar a dependência das observações (PINHEIRO; BATES, 2000; WEST; WELCH; GALECKI, 2007).

Devido a grande variabilidade de materiais existentes destinados ao isolamento térmico de aviários, Castro (2011) realizou uma pesquisa no qual foram avaliados dois tipos de telhas (cerâmica e fibrocimento) associadas a dois tipos de forros (Forro A, Forro B), sendo as combinações (telha $\times$ forro) aleatorizadas em aviários construídos em escala reduzida. Para avaliar o desempenho térmico dos diferentes materiais para cobertura, foram registradas variáveis meteorológicas (temperatura do ar, umidade relativa, temperatura de globo negro entre outras) e, a partir dessas, calculados os índices ambientais de conforto térmico entalpia específica (h) e o índice de temperatura de globo e umidade (ITGU). As variáveis resposta foram analisadas em 19 dias não consecutivos às 8h, 11h, 14h e 17h. Como cada combinação (telha $\times$ forro) apresenta diversas mensurações ao longo do tempo, torna-se razoável a utilização de modelos mistos aplicados a dados longitudinais (VERBEKE; MOLEMBERGHS, 2000).

Este trabalho teve como objetivo o estudo dos índices de conforto animal entalpia específica e índice de temperatura de globo e umidade por meio de modelos lineares mistos, selecionando assim os melhores modelos a fim de identificar quais materiais para cobertura proporcionam melhor conforto térmico. Apesar dos índices utilizados serem calculados com variáveis meteorológicas diferentes, espera-se que ocorra uma convergência de resultados para a escolha da melhor combinação de materiais para cobertura.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Avicultura no Brasil

A avicultura tem se mostrado como um dos setores mais dinâmicos do agro-negócio brasileiro. Nos últimos anos, a expansão do consumo de proteína animal no Brasil e no mundo foi impulsionado principalmente pela carne de frango. Para Ferraz (2010) essa expansão apresenta diversas explicações, mas seguramente o fator preço é o mais importante. Além do baixo custo dessa proteína, o ciclo produtivo da carne de frango é curto, permitindo rápidos ajustes da oferta e impedindo explosões de preço.

Segundo dados da União Brasileira de Avicultura (UBA, 2013), o Brasil ocupa desde 2012 a posição de maior exportador mundial e de terceiro maior produtor de carne de frango do mundo, atrás apenas de Estados Unidos e China. A produção brasileira chegou a 12,645 milhões de toneladas, sendo 69% destinado ao consumo interno e 31% para exportações.

O Oriente Médio, mais especificamente os países de religião islâmica, se firmaram como os principais compradores do frango brasileiro correspondendo em média, a 45% do número total de vendas para o exterior. Além da sanidade e diversos atributos de qualidade da carne, o maior motivo da importação pelos países árabes é a certificação *Halal*, abate da ave segundo os preceitos da religião muçulmana, presente em grande parte das empresas produtoras do Brasil desde meados da década de 70 (UBA, 2013).

Assim como qualquer atividade agrícola de alto desempenho, a avicultura depende basicamente de genética e manejo. Apesar de todos os esforços, o desenvolvimento da área de genética avícola no país é inferior ao que se deveria esperar. Possivelmente, os avanços obtidos por outros países na obtenção de linhagens altamente produtivas tenham contribuído para que poucos programas de melhoramento fossem implantados com êxito (KEPLER, 1999). Segundo o mesmo autor, nos anos de 1990, com a abertura do mercado pela globalização, algumas multinacionais dominaram o mercado de matrizes, fazendo com que os esforços governamentais nesta área diminuíssem ainda mais.

O manejo é outro ponto fundamental para o desenvolvimento da atividade avícola. Desde a fase inicial até o abate, diversas técnicas são utilizadas para promover o máximo lucro à atividade. Segundo Tinôco (2001) nas últimas duas décadas, a indústria avícola brasileira, adicionalmente aos antigos investimentos já realizados em genética e

nutrição, passou também a buscar nas instalações e no ambiente as possibilidades de melhoria no desempenho das aves e redução de custos de produção, como forma de manter a competitividade.

Dentre os efeitos ambientais, os térmicos são os que afetam mais diretamente a ave, pois comprometem sua função vital mais significativa, que é a manutenção de sua homeotermia (TINÔCO, 2001). Pensando nesse aspecto, diversos estudos foram realizados de forma a entender as relações e os comportamentos térmicos em instalações avícolas.

2.2 Conforto térmico em instalações avícolas

O conforto térmico no interior das instalações avícolas afeta consideravelmente a produção das aves. O excesso de frio e principalmente o excesso de calor interferem na produção, revertendo em menores ganhos de peso, problemas sanitários e em casos extremos, no aumento da mortalidade dos lotes. A faixa de termoneutralidade é aquela na qual a ave utiliza o mínimo de energia para se termorregular, variando conforme o tamanho do animal, manejo, aspectos nutricionais e a estrutura física da instalação zootécnica (ESMAY et al., 1979; BROWN-BRANDL, JONES, WOLDT, 2005)

Quando submetidas a altas temperaturas, as aves apresentam dificuldades em manter sua temperatura corporal, uma vez que não apresentam glândulas sudoríparas e a camada isolante da cobertura de penas dificulta a troca de calor com o ambiente. O aumento da taxa respiratória é portanto, o mecanismo termorregulatório mais eficiente para dissipar o calor corporal em condições de estresse por altas temperaturas. Dessa maneira, o requerimento de energia das aves expostas a diferentes temperaturas pode ser alterado (OLIVEIRA NETO et al., 2000).

Para frangos de corte, a zona de termoneutralidade varia de acordo com a fase de desenvolvimento dos animais. Na fase inicial de criação (1 a 15 dias), as aves não possuem o sistema termorregulador desenvolvido, necessitando de aquecimento para manter a temperatura do ambiente em aproximadamente 35°C, evitando o estresse por frio, fator que é responsável pelo alto índice de mortalidade nessa fase. Após esse período inicial, com o desenvolvimento do sistema termorregulador e o aumento de sua reserva energética, a temperatura crítica superior é de aproximadamente 24°C até a quarta semana, diminuindo para 21°C na sexta semana de idade (MOURA, 2001).

Segundo Lana et al. (2000) as altas temperaturas são mais prejudiciais

quando a umidade relativa também é alta, uma vez que a perda de calor por evaporação é reduzida nesses ambientes. De acordo com Macari e Furlan (2001) a umidade relativa ideal para frangos na sexta semana é 60%, sendo a faixa crítica entre 40 e 80%.

Estudos conduzidos por Bonnet et al. (1997) mostraram que após duas semanas de exposição crônica a altas temperaturas (22 a 35°C), a ingestão de alimentos pelas aves diminuiu cerca de 3%, chegando a 50% no final do ciclo produtivo.

Como ação inicial de melhoria das condições térmicas dos aviários, deve-se considerar a redução dos efeitos climáticos, que podem ser alcançados com materiais para cobertura que minimizem o fluxo de calor para dentro das instalações (CASTRO, 2011).

Nas instalações zootécnicas, a maior porção exposta à radiação solar é o telhado, o qual absorve grande parte desta energia (75%) e a transfere para o interior das instalações, aumentando os ganhos térmicos e, conseqüentemente, elevando a temperatura interna (HERRERA, 2008). O uso de isolantes térmicos, como forros sob os telhados, proporciona melhor conforto às aves, reduzindo a amplitude e transmissão térmica (ABREU et al. 2007).

No Brasil, as telhas mais utilizadas nas instalações zootécnicas são as de fibrocimento e cerâmica. As telhas de fibrocimento geralmente apresentam menor custo em relação às telhas de cerâmica, porém possuem um desempenho térmico pior (CASTRO, 2011). Albino et al. (2009) constataram que instalações com telhas de fibrocimento apresentam um custo médio de R\$ 86/m², enquanto as telhas de cerâmica R\$ 91/m².

De acordo com Michels, Lamberts e Güths (2008) as telhas cerâmicas apresentam melhor desempenho térmico em relação às de fibrocimento devido a sua capacidade de absorção de água, uma vez que, durante a noite a temperatura superficial da telha é menor que a do ar e uma quantidade de água pode condensar e ser absorvida pela telha. Dessa maneira, parte da radiação incidente durante o dia é gasta no processo de evaporação da água absorvida.

O conforto térmico animal pode ser quantificado de diversas formas, sendo atualmente mais utilizados os índices entalpia específica (h) e o índice de temperatura de globo e umidade (ITGU).

A entalpia específica, pode ser expressa pela equação modificada por Rodrigues et al. (2011)

$$h = 1,006T_{bs} + \frac{UR}{p_B} 10^{\frac{7,5T_{bs}}{237,3+T_{bs}}} (71,28 + 0,052T_{bs}), \quad (1)$$

em que T_{bs} corresponde a temperatura de bulbo seco em $^{\circ}C$, UR é a umidade relativa em porcentagem e p_B é a pressão barométrica em mmHg. Barbosa Filho et. al (2006) constataram que este índice de conforto é o mais adequado para a avaliação do ambiente interno de aviários, pois corresponde a uma variável física que indica a quantidade de energia contida em uma mistura de vapor de água.

Segundo Macari e Furlan (2001), os limites ótimos de entalpia para o conforto animal estão entre 45,89 e 53,92 (h, $kJ.kg$ ar seco $^{-1}$), sendo a faixa crítica compreendida abaixo de 29,93 e acima de 115,93 (h, $kJ.kg$ ar seco $^{-1}$). O índice de temperatura de globo e umidade (ITGU) é um dos índices ambientais de conforto térmico mais utilizado em estudos de comparação de sistemas construtivos para animais (Castro, 2011). Sua equação foi desenvolvida por Buffington et al. (1981) e é dada por

$$ITGU = T_{gn} + 0,36T_{po} + 41,5, \quad (2)$$

em que T_{gn} corresponde a temperatura do termômetro de globo negro ($^{\circ}C$) e T_{po} é a temperatura do ponto de orvalho ($^{\circ}C$). Segundo Teixeira (1983) os limites de ITGU entre 65 e 77 não afetam o crescimento de frangos de corte da terceira a sexta semana de criação. Tinôco (1998), em uma pesquisa em condições de verão, verificou que valores de ITGU superiores a 75,0 causam desconforto para frangos de corte com idade acima de quinze dias, sendo essa situação agravada à medida que as aves se desenvolvem.

Nos ensaios de ambiência animal, é comum a observação dos índices de conforto em um mesmo animal ou instalação zootécnica em mais de uma condição. Esse tipo de ensaio é denominado medida repetida e será abordado a seguir.

2.3 Medidas repetidas

Experimentos com medidas repetidas são muito comuns em diversas áreas da pesquisa como medicina, agropecuária, ciências sociais entre outros. Esse termo medida repetida é usado para designar observações realizadas em um mesmo indivíduo ou unidade experimental em mais de uma ocasião (DIGLLE et al., 2002). Segundo Lima (1996) e West, Welch e Galecki (2007) esses ensaios podem apresentar as seguintes estruturas:

- a) Parcelas subdivididas: Surgiram na experimentação agrônômica em que um nível do fator (ou tratamento) é casualizado a uma parcela relativamente grande e todos os níveis de um segundo fator são casualizados às subparcelas dessa parcela maior;
- b) Dados agrupados ou hierárquicos: Os indivíduos apresentam uma estrutura de agrupamento dentro de outras unidades. Ex: A observação de alunos dentro de classes e escolas;
- c) *Cross-over*: Cada uma das unidades experimentais recebe uma sequência de tratamentos intercalados por um intervalo denominado *wash-out*. Estes planejamentos são comuns em estudos que envolvem tratamentos com grupos de medicamentos, apresentando como vantagens a necessidade de uma pequena quantidade de unidades experimentais e a avaliação da variação entre unidades quando submetidas a sequência de tratamentos;
- d) Planejamentos longitudinais: Envolvem a observação de uma ou mais variáveis resposta na mesma unidade experimental, sendo essas avaliadas em diversas ocasiões ou condições (diferentes distâncias de uma origem, tempo, etc). Como as medidas são repetidas de modo sistemático, espera-se que exista correlação não nula e heterocedasticidade nas diversas ocasiões.

Entre as principais razões para a realização de experimentos com medidas repetidas está a suspeita de que os efeitos dos tratamentos em uma sequência de ocasiões se alteram, incorporando informações sobre a variação individual da análise. Dessa forma, podem ser proporcionadas condições adequadas para o controle de fatores que influenciam a resposta do estudo (LIMA, 1996; ROSÁRIO, 2003).

As análises desses ensaios podem ser efetuadas por meio de modelos univariados, multivariados ou modelos mistos. Segundo Wang e Goonewardene (2004) o modelo univariado geralmente é apresentado como de um delineamento de tratamento no esquema de parcela subdividida, no qual os tratamentos, por exemplo, são colocados na parcela e a condição de repetição da variável resposta (tempo, horas, etc.) na subparcela. Essa abordagem tem sido pouco utilizada atualmente devido ao desenvolvimento de técnicas mais apropriadas, apresentando como principais restrições a não aleatorização da subparcela.

Ao ignorar a dependência das medidas tomadas no mesmo indivíduo, aumenta-se o risco de obtenção de desvios padrões incorretos e conseqüentemente, uma maior probabilidade de rejeitar a hipótese nula de não diferença entre tratamentos, quando esta é verdadeira (erro Tipo I). As matrizes de covariâncias na forma de simetria composta e erros independentes são casos especiais da condição de HUYNH-FELDT (H-F) (XAVIER, 2000). Para verificar essa condição, Mauchly (1940) propôs um teste chamado teste de esfericidade, que verifica se uma população multivariada apresenta variâncias iguais e correlações nulas. As hipóteses e estatística do teste são dadas por

$$H_0 : \mathbf{C}\mathbf{\Sigma}\mathbf{C}^T = \lambda\mathbf{I} \text{ vs } H_a : \mathbf{C}\mathbf{\Sigma}\mathbf{C}^T \neq \lambda\mathbf{I}$$

$$\mathbf{W} = \frac{(t-1)^{(t-1)}|\mathbf{C}\mathbf{S}\mathbf{C}^T|}{(tr(\mathbf{C}\mathbf{S}\mathbf{C}^T))^{(t-1)}},$$

em que t é o número de medidas repetidas, $\mathbf{\Sigma}$ a matriz de variâncias e covariâncias, $\mathbf{C}$ uma matriz $(t-1) \times t$ de contrastes ortogonais normalizados e $\mathbf{S}$ a matriz de covariância amostral $(t \times t)$.

Para melhorar a acurácia da estatística para uma distribuição conhecida, foi definido o fator

$$\gamma = v - \frac{2t^2 - 3t + 3}{6(t-1)},$$

no qual v representa os graus de liberdade do erro intra-indivíduos.

A hipótese é testada por uma distribuição qui-quadrado com nível de significância α e $f = \frac{1}{2}t(t-1)$ graus de liberdade. Se $-\gamma \ln(\mathbf{W}) > \chi_{\alpha, f}^2$, rejeita-se a hipótese de nulidade. Caso a condição de esfericidade não seja satisfeita, uma alternativa é a análise multivariada de perfis, que assume uma matriz de covariância não estruturada para os dados. Entretanto esta suposição desperdiça informações inerentes as medidas repetidas que podem ser utilizadas para a obtenção de modelos mais parcimoniosos, além de depender de dados completos e balanceados. Uma abordagem mais atual para análise de experimentos com medidas repetidas são os modelos mistos (VERBEKE; MOLEMBERGHS, 2000).

2.4 Modelos lineares mistos

Na estatística aplicada, uma quantidade substancial das análises desenvolvidas provém de modelos lineares relacionados a área de estatística experimental (HOCKING, 2005). Os fatores que formam esses modelos podem ser classificados como fixos ou aleatórios de acordo com algumas características.

Fatores de efeitos fixos são aqueles cujas considerações são limitadas, ou seja, são restritos aos elementos testados e seus níveis (MILLIKEN; JOHNSON, 2009; BARBIN, 1993). Por exemplo: em um experimento cujo interesse é verificar a eficiência de motores a diesel submetidos a dois diferentes aditivos, os fatores testados são considerados fixos pois não representam uma amostra aleatória, sendo todas as conclusões obtidas limitadas aos aditivos testados.

Fatores de efeito aleatório consistem em uma amostra aleatória da população, formando um conjunto de categorias que estão associadas a uma distribuição de probabilidade e seu comportamento pode ser utilizado para inferências populacionais (PINHEIRO; BATES, 2000; BARBIN, 1993). Se, por exemplo, for tomada uma amostra aleatória de animais de um rebanho, esses poderão entrar no ensaio representando todo o rebanho.

Em princípio, todo modelo linear que contenha uma constante inerente fixa, como a média, e um erro aleatório é considerado um modelo misto. No entanto, tal denominação é reservada a modelos que contenham efeitos fixos e aleatórios, além desses já citados.

Nos modelos lineares clássicos de análise de variância, o erro experimental segue uma distribuição normal multivariada com vetor de médias zero e matriz de variâncias e covariâncias $\mathbf{I}\sigma^2$. Tal estrutura restringe esses modelos, exigindo independência e homogeneidade de variâncias para os resíduos.

A característica chave dos modelos mistos em comparação aos fixos é a capacidade de modelar a dependência das observações por meio das estruturas de covariância dos dados (PINHEIRO; BATES, 2000; WEST; WELCH; GALECKI, 2006).

Segundo Fitzmaurice et al. (2009) as primeiras tentativas de formular um modelo com mais de um fator aleatório foram apresentadas pelo astrônomo George Biddell Airy, em 1861, no qual seu objetivo foi analisar a variância de medições telescópicas observadas entre diferentes noites. No entanto, o termo “modelo misto” foi introduzido

pela primeira vez por Eisenhart em 1947, no qual a terminologia entre modelos fixos e aleatórios foi discutida.

Laird e Ware (1982) baseando-se em uma classe geral de modelos apresentado anteriormente por Harville (1977), propuseram uma classe flexível de modelos lineares mistos em dois estágios, no qual os efeitos fixos do primeiro estágio foram utilizados para a obtenção de uma curva polinomial média e no segundo estágio diferentes curvas para cada indivíduo. Essa estrutura permite uma menor restrição para as matrizes de covariância dos termos fixos e aleatórios e uma eficiente estimação dos parâmetros por meio do método de máxima verossimilhança. O modelo linear misto pode ser expresso por

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}_i\mathbf{b}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i, \quad i = 1, \dots, m, \quad (3)$$

em que $\mathbf{y}_i$ é um vetor de respostas ($n_i \times 1$); $\mathbf{X}_i$ é uma matriz ($n_i \times p$) de especificação (conhecida e de posto completo) dos efeitos fixos; $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor ($p \times 1$) de parâmetros (efeitos fixos); $\mathbf{Z}_i$ é uma matriz ($n_i \times q$) de especificação (conhecida e de posto completo) dos efeitos aleatórios; $\mathbf{b}_i$ é um vetor ($q \times 1$) de efeitos aleatórios e $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ é um vetor ($n_i \times 1$) de resíduos. Geralmente supõe-se que

$$\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_m \sim N_q(\mathbf{0}, \mathbf{G}) \text{ e } \boldsymbol{\varepsilon}_i \sim N_{n_i}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_i), \quad i=1, \dots, m,$$

com $\mathbf{b}_i$ e $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ independentes, $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}_i$ matrizes com dimensões ($q \times q$) e ($n_i \times n_i$) respectivamente. Seja $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_m^T)^T$, $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1^T, \dots, \mathbf{X}_m^T)^T$, $\mathbf{Z} = \oplus_{i=1}^m \mathbf{Z}_i$, em que $\oplus$ representa a soma direta (SEARLE, 1982), $\mathbf{b} = (\mathbf{b}_1^T, \dots, \mathbf{b}_m^T)^T$ e $\boldsymbol{\varepsilon} = (\boldsymbol{\varepsilon}_1^T, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_m^T)^T$, pode-se reescrever o modelo (3) de forma mais sucinta como

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon}. \quad (4)$$

isso implica em

$$\begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\varepsilon} \end{bmatrix} \sim N_{qm+n} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{0}_{qm} \\ \mathbf{0}_n \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{qm \times qm} & \mathbf{0}_{qm \times n} \\ \mathbf{0}_{n \times qm} & \boldsymbol{\Sigma}_{n \times n} \end{bmatrix} \right),$$

em que $n = \sum_{i=1}^m n_i$, $\mathbf{D} = \mathbf{I}_m \otimes \mathbf{G}$ e $\mathbf{\Sigma} = \oplus_{i=1}^m \mathbf{R}_i$, com $\otimes$ denotando o produto de Kronecker (SEARLE, 1982) e $\mathbf{I}_m$ uma matriz identidade de ordem m . Segundo Mood, Graybill e Boes (1974) quando mais de uma variável aleatória é de interesse, pode-se estender seu estudo por meio da distribuição conjunta das variáveis aleatórias. Assim, considerando a função de distribuição conjunta e as propriedades de probabilidade condicional, pode-se reescrever $f(\mathbf{y}, \mathbf{b})$ por

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}, \mathbf{b}) &= f(\mathbf{y}|\mathbf{b}) f(\mathbf{b}) \\ \mathbb{E}(\mathbf{y}|\mathbf{b}) &= \mathbb{E}(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b} \\ \mathbb{V}ar(\mathbf{y}|\mathbf{b}) &= \mathbb{V}ar(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{\Sigma} \\ \mathbb{E}(\mathbf{y}) &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(\mathbf{y}|\mathbf{b})) = \mathbb{E}(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ \mathbb{V}ar(\mathbf{y}) &= \mathbb{V}ar(\mathbb{E}(\mathbf{y}|\mathbf{b})) + \mathbb{E}(\mathbb{V}ar(\mathbf{y}|\mathbf{b})) = \mathbb{V}ar(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{b}) + \mathbb{E}(\mathbf{\Sigma}) \\ &= \mathbb{V}ar(\mathbf{y}) = \mathbf{Z}\mathbf{D}\mathbf{Z}^T + \mathbf{\Sigma} = \mathbf{V} \end{aligned}$$

$$\mathbf{y} \sim N(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}, \mathbf{V})$$

em que $\mathbf{D}$ e $\mathbf{\Sigma}$ são as matrizes de covariâncias associadas respectivamente aos efeitos aleatórios e resíduos.

Esse método de estruturar a matriz de covariâncias de $\mathbf{y}$ permite a utilização das abordagens uni e multivariada, lidar com dados perdidos devido à facilidade de construção da verossimilhança e utilizar estruturas de covariância mais complexas do que $\mathbf{I}\sigma^2$.

Considere um exemplo hipotético em que foi avaliado o comprimento de um determinado osso em cinco indivíduos, selecionados ao acaso em quatro períodos de tempo (Tabela 1).

Por meio da Figura (1), há evidências que o comportamento da variável resposta em função da idade pode ser explicada por um modelo de regressão linear

$$y_{ti} = \beta_{0i} + \beta_{1i}x_{ti} + \varepsilon_{ti} \quad (5)$$

$$t = 1, 2, 3, 4 \quad i = 1, 2, 3, 4, 5,$$

Tabela 1 – Comprimento do osso (cm)

Indivíduo	Idade transformada			
	-0,75	-0,25	0,25	0,75
M1	52,5	53,2	53,3	53,7
M2	51,2	53,0	54,3	54,5
M3	51,2	51,4	51,6	51,9
M4	52,1	52,8	53,7	55,0
M5	50,7	51,7	52,7	53,3

Figura 1 – Gráfico de dispersão do comprimento do osso pela idade ajustada

em que y_{ti} representa a resposta do i -ésimo indivíduo na t -ésima idade, β_{0i} é o intercepto por indivíduo i , β_{1i} é o coeficiente angular por indivíduo i , x_{ti} é a covariável idade transformada do i -ésimo indivíduo no t -ésimo tempo e ε_{ti} , o erro associado.

Visto que os indivíduos mensurados apresentam diferentes interceptos e coeficientes angulares, esses serão considerados como aleatórios, incorporando assim a variação individual ao modelo. Utilizando-se da formulação de modelos mistos em dois estágios descritos por Fitzmaurice (2009) e Verbeke e Molenberghs (2000) o modelo para esse exemplo pode ser obtido por

$$y_{ti} = \beta_0 + b_{0i} + (\beta_1 + b_{1i}) x_t + \varepsilon_{ti} \quad (6)$$

$$t = 1, 2, 3, 4 \quad i = 1, 2, 3, 4, 5,$$

em que y_{ti} é a variável resposta comprimento do osso avaliada no i -ésimo indivíduo e na t -ésima idade, β_0 é o efeito fixo de intercepto, b_{0i} é o efeito aleatório de intercepto do i -ésimo indivíduo, β_1 é o efeito fixo do coeficiente angular, b_{1i} é o efeito aleatório associado ao coeficiente angular do i -ésimo indivíduo, x_t é a covariável idade transformada e ε_{ti} o erro associado.

Dessa forma, os dados da Tabela 1 podem ser escritos em (4), no qual, $\mathbf{y}$ é um vetor (20×1) , $\mathbf{X}$ é uma matriz (20×2) , $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor (2×1) , $\mathbf{Z}$ é uma matriz (20×10) , $\mathbf{b}$ é um vetor (10×1) e $\boldsymbol{\varepsilon}$ é um vetor (20×1) .

A partir das matrizes obtidas, é possível observar que os efeitos fixos do primeiro estágio foram utilizados para a obtenção de uma reta média ($\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$) e as matrizes do segundo estágio ($\mathbf{Z}\mathbf{b}$), diferentes retas para cada indivíduo. Esta estruturação permite uma maior flexibilidade para as matrizes de covariância uma vez que o modelo será escrito por meio de um modelo condicional.

$$\begin{bmatrix} 52,5 \\ 53,2 \\ 53,3 \\ 53,7 \\ 51,2 \\ 53,0 \\ 54,3 \\ 54,5 \\ \vdots \\ 50,7 \\ 51,7 \\ 52,7 \\ 53,3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -0,75 \\ 1 & -0,25 \\ 1 & 0,25 \\ 1 & 0,75 \\ 1 & -0,75 \\ 1 & -0,25 \\ 1 & 0,25 \\ 1 & 0,75 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & -0,75 \\ 1 & -0,25 \\ 1 & 0,25 \\ 1 & 0,75 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -0,75 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & -0,25 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0,25 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0,75 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -0,75 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -0,25 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0,25 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0,75 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -0,75 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & -0,25 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0,25 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0,75 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{01} \\ b_{11} \\ b_{02} \\ b_{12} \\ b_{03} \\ b_{13} \\ b_{04} \\ b_{14} \\ b_{05} \\ b_{15} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{21} \\ \varepsilon_{31} \\ \varepsilon_{41} \\ \varepsilon_{12} \\ \varepsilon_{22} \\ \varepsilon_{32} \\ \varepsilon_{42} \\ \vdots \\ \varepsilon_{15} \\ \varepsilon_{25} \\ \varepsilon_{35} \\ \varepsilon_{45} \end{bmatrix}$$

A matriz $\mathbf{G}$ representa a variabilidade entre indivíduos e a matriz $\mathbf{R}_i$ a variabilidade entre as medidas repetidas, compondo a matriz de variâncias e covariâncias do modelo marginal. Uma das possíveis estruturas adotadas para $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}_i$ podem ser dadas por:

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_i &= \mathbf{Z}_i \mathbf{G} \mathbf{Z}_i^T + \mathbf{R}_i \\ &= \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ 1 & x_3 \\ 1 & x_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{b_0}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{b_1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$= \begin{bmatrix} \sigma^2 + \sigma_{b_0}^2 + x_1^2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_1 x_2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_1 x_3 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_1 x_4 \sigma_{b_1}^2 \\ \sigma_{b_0}^2 + x_2 x_1 \sigma_{b_1}^2 & \sigma^2 + \sigma_{b_0}^2 + x_2^2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_2 x_3 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_2 x_4 \sigma_{b_1}^2 \\ \sigma_{b_0}^2 + x_3 x_1 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_3 x_2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma^2 + \sigma_{b_0}^2 + x_3^2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_3 x_4 \sigma_{b_1}^2 \\ \sigma_{b_0}^2 + x_4 x_1 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_4 x_2 \sigma_{b_1}^2 & \sigma_{b_0}^2 + x_4 x_3 \sigma_{b_1}^2 & \sigma^2 + \sigma_{b_0}^2 + x_4^2 \sigma_{b_1}^2 \end{bmatrix}$$

A estrutura de variâncias e covariâncias apresentada, pode modelar a heterogeneidade de variâncias e a correlação positiva entre as medidas repetidas, pois a covariância entre os tempos é dada pela soma de duas variâncias.

Para Long (2011) os modelos de regressão tradicionais não se associam corretamente em casos de medidas repetidas. A variância das respostas não é devidamente particionada nas porções entre e intra-indivíduo. Assim, a introdução de efeitos aleatórios tem como principal função resumir a variação individual, alterando pouco as estimativas dos fatores fixos mas melhorando consideravelmente a qualidade da predição do modelo. Ao introduzir os efeitos aleatórios na equação (6) é permitido que cada indivíduo possua seu próprio intercepto e coeficiente angular, ou seja, os efeitos aleatórios representam os desvios individuais em relação à linha média estimada pelo modelo de regressão. Diferentes situações que sugerem a inclusão de efeitos aleatórios podem ser observadas na Figura 2.

Figura 2 – Ajustes individuais de modelos com: (a) intercepto aleatório, (b) mesmo intercepto e coeficiente angular aleatório, (c) intercepto e coeficiente angular aleatórios, (d) ajuste quadrático com intercepto aleatório, (e) ajuste quadrático com mesmo intercepto e coeficiente angular aleatório, (f) ajuste quadrático com intercepto e coeficiente angular aleatórios, (g) ajuste quadrático com mesmo intercepto, coeficiente angular e diferentes efeito aleatórios do termo quadrático

2.5 Métodos de estimação em modelos lineares mistos

Diferentes métodos para a estimação dos parâmetros em (4) foram propostos ao longo dos anos, no entanto, os mais comumente utilizados são os métodos dos momentos, o da máxima verossimilhança (ML) e máxima verossimilhança restrita (REML).

2.5.1 Método dos momentos

Segundo Wackerly, Mendenhall e Scheaffer (2008) o método dos momentos é um dos mais usados para a estimação pontual de parâmetros. Sua fundamentação baseia-se na idéia intuitiva de que os momentos amostrais proporcionam boas estimativas dos momentos populacionais correspondentes.

Assim, considerando que o k -ésimo momento de uma variável aleatória centrada na origem é $\mu'_k = \mathbb{E}(Y^k)$ e o correspondente k -ésimo momento amostral $m'_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i^k$, o estimador pelo método dos momentos é dado por $\hat{\mu}'_k = m'_k$.

Para o caso de experimentos que envolvam dados balanceados, este método é adequado para a estimação dos componentes de variância, uma vez que os estimadores são funções de estatísticas suficientes, são não viesados, apresentam variância mínima e uma aproximação dos números de graus de liberdade é possível por métodos como o de Satterthwaite (1946).

Entretanto, para modelos mais complexos, o método dos momentos não é indicado, uma vez que diferentes estimativas ou estimativas negativas podem ser geradas para um mesmo componente (BARBIN, 1993).

2.5.2 Máxima verossimilhança (ML)

O método de estimação por máxima verossimilhança (ML) consiste basicamente no processo de maximização conjunta da função dos parâmetros de uma distribuição conhecida, denominada função de verossimilhança. A função de verossimilhança associada a (3) é definida como

$$L_{ML}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}; \mathbf{y}) = \prod_{i=1}^m (2\pi)^{-n_i/2} |\mathbf{V}_i|^{-1/2} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}_i^{-1} (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}) \right],$$

em que $\boldsymbol{\theta}$ é o conjunto de parâmetros associados aos componentes da variância do modelo. Assim, o logaritmo de $L_{ML}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}; \mathbf{y})$ é dado por

$$l_{ML}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}; \mathbf{y}) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \ln(|\mathbf{V}_i|) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}_i^{-1} (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}). \quad (7)$$

Para maximizar (7) com relação ao vetor de parâmetros $\boldsymbol{\beta}$, basta maximizar a quantidade

$$Q(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}_i^{-1} (\mathbf{y}_i - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}),$$

o que é equivalente a utilizar o método de mínimos quadrados generalizados. Logo, considerando os parâmetros conhecidos que definem a matriz $\mathbf{V}$, o estimador de $\boldsymbol{\beta}$ é dado por

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{y}, \quad (8)$$

que é o estimador linear não viesado de $\boldsymbol{\beta}$ com menor variância, sendo chamado de BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*), em que a sua variância é dada por

$$\mathbb{V}ar(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1}.$$

Para os efeitos aleatórios, se os parâmetros de efeito fixo são conhecidos, o melhor preditor linear não viesado, chamado de BLUP (*Best Linear Unbiased Predictor*) é a esperança condicional $\mathbb{E}[\mathbf{b}|\mathbf{y}]$. Considerando a distribuição conjunta,

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{V} & \mathbf{ZD} \\ \mathbf{ZD}^T & \mathbf{D} \end{bmatrix} \right),$$

e a forma da distribuição condicional de partições da normal multivariada, obtém-se

$$\mathbb{E}[\mathbf{b}|\mathbf{y}] = \mathbf{DZ}^T \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}). \quad (9)$$

Henderson (1973) provou que, substituindo $\boldsymbol{\beta}$ em (9) pelo BLUE dado em (8), o preditor resultante é o melhor preditor linear não viesado para $\mathbf{b}$, dado por

$$\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{DZ}^T \mathbf{V}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}). \quad (10)$$

Quando não se conhecem os parâmetros de $\boldsymbol{\theta}$ que definem $\mathbf{V}$, pode-se substituí-los por suas estimativas, gerando os BLUE's e BLUP's empíricos (EBLUE e EBLUP).

Segundo Harville (1977) os estimadores de ML são funções de estatísticas suficientes, são consistentes, assintoticamente normais e eficientes. Por outro lado, podem ser viesados para pequenas amostras, pois não consideram a perda de graus de liberdade resultante da estimação dos efeitos fixos do modelo. Segundo o mesmo autor, esses estimadores são obtidos sob suposições de uma forma paramétrica particular, geralmente normal, para a distribuição do vetor de dados, porém podem ser “bons” mesmo quando a forma da distribuição dos dados não é especificada.

2.5.3 Máxima verossimilhança restrita (REML)

O processo de estimação de componentes de variância por máxima verossimilhança restrita foi introduzido por Patterson e Thompson (1974) no contexto de delineamentos desbalanceados e blocos incompletos.

As estimativas REML são baseadas na otimização da função

$$L_{REML}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}; \mathbf{y}) = \left| \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right|^{-\frac{1}{2}} L_{ML}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta}; \mathbf{y}). \quad (11)$$

Para Camarinha Filho (2003) nesse método, cada observação é dividida em duas partes independentes, uma referente aos efeitos fixos e outra aos efeitos aleatórios, de maneira que a função densidade de probabilidade das observações é dada pela soma das funções densidade de probabilidade de cada parte.

A maximização da função densidade de probabilidade da parte referente aos efeitos aleatórios, em relação aos componentes de variância, elimina o viés resultante da perda de graus de liberdade na estimação dos efeitos fixos do modelo. Dessa forma, a REML é muitas vezes preferida a estimativa ML, por produzir estimativas imparciais de covariâncias (HARVILLE, 1977).

Segundo Searle, Casella e Mcculloch (1992), para os casos balanceados, as estimativas por máxima verossimilhança restrita e pelo método dos momentos coincidem.

2.6 Estruturas de covariância

A metodologia de modelos lineares mistos permite considerar estruturas especiais para a matriz de covariância do modelo marginal, buscando assim, representar a variabilidade e ou correlação dos dados da forma mais real possível.

A seguir, serão apresentadas algumas estruturas para as matrizes $\mathbf{R}_i$ considerando $n_i = 4$, sendo obtida de forma análoga as estruturas para a matriz $\mathbf{G}$.

2.6.1 Componentes de variância

$$\begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} = \mathbf{I}\sigma^2$$

Esta matriz corresponde as matrizes $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}_i$ utilizadas nos modelos lineares clássicos de análise de variância, em que todos os fatores são tomados como qualitativos. Contém apenas um componente de variância associado, admitindo independência entre as observações repetidas (todas as correlações são nulas) e homogeneidade de variâncias.

2.6.2 Componentes de variância com heterogeneidade

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

Admite independência entre as observações repetidas e heterogeneidade de variâncias, possuindo $n_i = 4$ componentes de variância associados, que corresponde a ordem da matriz.

2.6.3 Simetria composta

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 + \sigma & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 \\ \sigma_1^2 & \sigma_1^2 + \sigma & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 \\ \sigma_1^2 & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 + \sigma & \sigma_1^2 \\ \sigma_1^2 & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 & \sigma_1^2 + \sigma \end{bmatrix}$$

Apresenta 2 parâmetros, admite homogeneidade de variâncias e covariâncias constantes entre as observações repetidas. Esse tipo de estrutura é muito comum em ensaios em blocos casualizados quando o bloco é de efeito aleatório.

2.6.4 Simetria composta com heterogeneidade

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

Apresenta $n_i + 1 = 5$ parâmetros, admite variâncias e covariâncias distintas entre as medidas repetidas e correlações iguais.

2.6.5 Autorregressiva de primeira ordem AR(1)

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

Essa estrutura contém 2 parâmetros, admite homogeneidade de variâncias e covariâncias decrescentes, ou seja, seu valor numérico decresce à medida que se aumenta a distância entre as observações repetidas. Essa estrutura deve ser utilizada quando as observações repetidas são igualmente espaçadas.

2.6.6 Não estruturada

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} & \sigma_{14} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \sigma_{23} & \sigma_{24} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_3^2 & \sigma_{34} \\ \sigma_{41} & \sigma_{42} & \sigma_{43} & \sigma_4^2 \end{bmatrix}$$

É a estrutura que apresenta o maior número de parâmetros $\left(\frac{n_i(n_i+1)}{2}\right) = 10$, podendo em alguns casos, causar dificuldades computacionais.

2.7 Seleção de modelos

O processo de construção de um modelo linear misto para um determinado conjunto de dados é uma tarefa intensa, que requer uma série de passos, ajustes de modelos e investigações. Não existe estratégia única, no entanto, busca-se sempre um modelo simples e que apresente o melhor ajuste possível aos dados observados.

Segundo Ryoo (2011) as estratégias de seleção mais utilizadas atualmente são *Step-up* (PINHEIRO; BATES, 2000; RAUDENBUSH, 2002); *Top-down* (VERBEKE; MOLEMBERGHS, 2000) e *Subset* (SHANG, CAVANAUGH, 2008; GURKA, 2006).

2.7.1 Estratégia step-up

A estratégia *step-up* consiste na construção do modelo estatístico a partir de modelos simples, que são modificados até a obtenção de um modelo parcimonioso. Geralmente se inicia o ajuste da parte fixa, contendo apenas o efeito da média geral, e em seguida, são incluídos os efeitos de covariáveis fixas e possivelmente efeitos aleatórios associados aos mesmos, sendo o último item analisado, a escolha da estrutura das matrizes de covariâncias.

A inclusão ou não dos termos no modelo é realizada pelo teste de razão de verossimilhanças ou por critérios de informação. Para Long (2011), esta estratégia se assemelha à estratégia de seleção *forward* dos modelos clássicos de regressão.

2.7.2 Estratégia top-down

Essa estratégia consiste na construção de um modelo maximal, no qual são incluídos todos os possíveis efeitos fixos e aleatórios, sendo posteriormente determinadas as melhores estruturas das matrizes $\mathbf{G}$ e $\mathbf{R}$. Segundo Ryoo (2011) essa abordagem depende de uma intensa análise exploratória para a determinação do modelo inicial. O processo de seleção se inicia pelos efeitos aleatórios, a estrutura de covariâncias para os resíduos e a inclusão ou não dos efeitos fixos por meio de modelos encaixados.

2.7.3 Estratégia subset

Outra abordagem que pode ser utilizada é a estratégia *subset* (SHANG, CAVANAUGH, 2008; GURKA, 2006). A principal diferença entre essa abordagem e as citadas anteriormente consiste no método de seleção dos modelos, que para esse caso, não são necessariamente encaixados, necessitando de procedimentos computacionais intensivos, uma vez que diversos modelos serão ajustados e comparados por critérios de informação e processos *bootstrap*.

2.7.4 Teste da razão de verossimilhanças (TRV)

O teste de razão de verossimilhança é baseado na comparação dos valores das funções de máxima verossimilhança para dois modelos (por exemplo, um modelo completo versus um modelo reduzido) que definem uma hipótese a ser testada (WEST; WELCH; GALECKI, 2007). A hipótese nula do teste é dada por H_0 : o modelo reduzido é mais apropriado. Assim, ao rejeitar a hipótese nula, conclui-se que o modelo completo (com mais parâmetros) é mais apropriado, caso contrário, as estimativas de L_1 e L_2 são próximas, indicando que o modelo com um menor número de parâmetros pode ser utilizado. A estatística do teste é dada por

$$2\log \left(\frac{L_1(\hat{\beta}_1, \hat{\theta}_1; \mathbf{y})}{L_2(\hat{\beta}_2, \hat{\theta}_2; \mathbf{y})} \right) = 2[\log(L_1(\hat{\beta}_1, \hat{\theta}_1; \mathbf{y})) - \log(L_2(\hat{\beta}_2, \hat{\theta}_2; \mathbf{y}))],$$

em que $L_1(\hat{\beta}_1, \hat{\theta}_1; \mathbf{y})$ representa a verossimilhança do modelo completo e $L_2(\hat{\beta}_2, \hat{\theta}_2; \mathbf{y})$ do modelo reduzido.

Wilks (1938) demonstrou que assintoticamente, o teste de razão de verossimilhanças segue uma distribuição χ^2 com graus de liberdade correspondentes à diferença entre os números de parâmetros dos modelos completo e reduzido.

Quando o componente de variância é testado, as hipóteses levantadas são $H_0 : \sigma^2 = 0$ vs $H_a : \sigma^2 > 0$, sugerindo que os parâmetros estão na borda do espaço paramétrico. Dessa forma, Self e Liang (1987) sugerem que a estatística do teste segue uma mistura de χ^2 , $0,5\chi_0^2 + \chi_k^2$, em que $k = 1$ corresponde ao número de parâmetros na fronteira do espaço paramétrico.

O TRV também pode ser utilizado para inferência dos efeitos fixos. Essa abordagem deverá ser utilizada quando os modelos forem estimados por ML. Modelos estimados por REML utiliza-se de uma correção para as variâncias que depende da estrutura dos efeitos fixos, não sendo apropriados para a comparação da parte fixa (PINHEIRO; BATES, 2000; VERBEKE; MOLEMBERGHS, 2000).

2.7.5 Critérios de informação

Se uma boa estimativa para o logaritmo da verossimilhança (ML ou REML) pode ser obtida por meio dos dados observados, essa pode ser utilizada como critério para comparação de modelos. No entanto, para a obtenção desse valor numérico, primeiramente estimam-se os parâmetros para cada modelo e a partir desses, são obtidos os valores de verossimilhanças. Isso introduz em $L(\hat{\beta}, \hat{\theta}; \mathbf{y})$ um viés que dependerá diretamente do tamanho dos vetores dos parâmetros. Com o intuito de reduzir o viés e obter um método eficiente para a comparação de modelos, alguns critérios foram elaborados, sendo os mais usuais o Critério de Informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC) (SCHWARZ, 1978).

O AIC permite utilizar o princípio da parcimônia na escolha do melhor modelo, ou seja, de acordo com esse critério nem sempre o modelo mais parametrizado é considerado melhor. O AIC pode ser calculado por:

$$AIC = -2 \log \left(L(\hat{\beta}, \hat{\theta}; \mathbf{y}) \right) + 2 p,$$

em que p representa o número de parâmetros do modelo.

O critério BIC, assim como o critério de Akaike, leva em conta o grau de parametrização do modelo e o tamanho da amostra. Sua fórmula é dada por

$$BIC = -2 \log \left(L(\hat{\beta}, \hat{\theta}; \mathbf{y}) \right) + p \log(n),$$

em que p corresponde ao número de parâmetros e $n = \sum_{i=1}^m n_i$ o número de observações utilizadas para a estimação do modelo.

É importante ressaltar que para modelos ajustados por REML, os valores de AIC, BIC e log-verossimilhança somente podem ser comparados entre modelos com a mesma estrutura de efeitos fixos. A comparação entre modelos com diferentes especificações de efeitos fixos e aleatórios pode ser realizado pelos critérios de informação desde que tenha sido utilizado o método de ML durante o processo de estimação dos modelos (PINHEIRO; BATES, 2000).

2.7.6 Teste de Wald

O teste de Wald é utilizado para inferências dos efeitos fixos, sendo suas hipóteses e estatística dadas por

$$H_0 : \mathbf{C}\beta = \phi \text{ vs } H_a : \mathbf{C}\beta \neq \phi$$

$$W = (\hat{\beta} - \beta)^T \mathbf{C}^T \left[\mathbf{C} \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{X}_i^T \mathbf{V}_i^{-1} (\hat{\theta}) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{C}^T \right]^{-1} \mathbf{C} (\hat{\beta} - \beta),$$

em que $\mathbf{C}$ corresponde a uma matriz $(r \times p)$ de constantes conhecidas e de posto completo. Sob H_0 , esta estatística segue uma distribuição χ^2 com r graus de liberdade ($r = \text{posto da matriz } \mathbf{C}$).

O teste de Wald apresenta como vantagens a necessidade de se estimar apenas um modelo, trabalhar com modelos em que os graus de liberdade apropriados não são facilmente determinados e testar conjuntamente a significância de todos os parâmetros

fixos.

No entanto, este teste apresenta o inconveniente de não considerar a variabilidade introduzida pela estimação dos componentes de variância ($\hat{\theta}$) e superestimar os efeitos testados, uma vez que sua estatística assume um número de graus de liberdade infinito para o denominador do correspondente teste F (GALWAY, 2006).

2.7.7 Teste Wald-F

O teste Wald-F, tem suas hipóteses e estatística dada por

$$H_0 : \mathbf{C}\beta = \phi \text{ vs } H_a : \mathbf{C}\beta \neq \phi$$

$$\mathbb{F} = \frac{(\hat{\beta} - \beta)^T \mathbf{C}^T \left[\mathbf{C} \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i^T \mathbf{V}_i^{-1} (\hat{\theta}) \mathbf{X}_i \right)^{-1} \mathbf{C}^T \right]^{-1} \mathbf{C} (\hat{\beta} - \beta)}{\text{posto}(\mathbf{C})},$$

em que $\mathbb{F}$ segue uma distribuição F aproximada, com graus de liberdade do numerador dado pelo posto de $\mathbf{C}$ e do denominador calculados utilizando métodos de aproximação como definido por Satterthwaite (1946). Segundo Pinheiro e Bates (2000) o teste Wald-F e o teste t são os mais aconselhados para inferências sobre os efeitos fixos.

2.7.8 Teste t

O teste t para o contexto dos modelos mistos, não apresenta distribuição t exata, sendo necessários métodos como o de Satterthwaite (1946) para a determinação dos seus respectivos graus de liberdade. Esse teste verifica a necessidade de manter o parâmetro avaliado dado que os demais estão no modelo, sendo suas hipóteses e estatística dadas por $H_0 : \beta_p = \beta_{p0}$ vs $H_a : \beta_p \neq \beta_{p0}$, em que β_p ($p=1,2,\dots,z$) é qualquer parâmetro do modelo em estudo. Sua estatística é dada por:

$$t = \frac{\hat{\beta}_p - \beta_p}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_p)}}.$$

que segue uma distribuição t de *Student* exata, com $n-p$ graus de liberdade.

2.8 Diagnósticos

Assim como os demais modelos estatísticos, os modelos lineares mistos são utilizados como aproximações para processos complexos e dessa forma, torna-se necessário verificar se tal aproximação é aceitável. Segundo West, Welch e Galecki (2007) técnicas informais são comumente utilizadas para diagnósticos de resíduos, como a construção de gráficos para verificar pressuposições do modelo e detectar pontos influentes.

Cox e Snell (1968) apresentaram uma definição geral de resíduos para os modelos com uma única fonte de variação. Autores como Hilden-Minton (1995) e Pinheiro e Bates (2000), por exemplo, estenderam essas idéias para definir três tipos de resíduos, que podem acomodar a fonte de variação extra apresentada em modelos lineares mistos, sendo esses:

- (i) Resíduo Marginal, $\hat{\xi} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}$, que prediz os erros marginais, $\xi = \mathbf{y} - \mathbb{E}[\mathbf{y}] = \mathbf{y} - \mathbf{X}\beta = \mathbf{Zb} + \epsilon$;
- (ii) Resíduo Condicional, $\hat{\epsilon} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta} - \mathbf{Z}\hat{\mathbf{b}}$, que estima os erros condicionais $\epsilon = \mathbf{y} - \mathbb{E}[\mathbf{y}|\mathbf{b}] = \mathbf{y} - \mathbf{X}\beta - \mathbf{Zb}$;
- (iii) O BLUP, $\mathbf{Z}\hat{\mathbf{b}}$, que estima os efeitos aleatórios, $\mathbf{Zb} = \mathbb{E}[\mathbf{y}|\mathbf{b}] - \mathbb{E}[\mathbf{y}]$.

De acordo com Hilden-Milton (1995), um resíduo deve depender apenas dos componentes de efeitos fixos do modelo e do respectivo erro do qual ele é preditor, sendo assim considerado um resíduo puro. Quando o resíduo depende de dois ou mais erros ele é chamado de resíduo confundido.

Nobre e Singer (2007) apresentaram em seu trabalho uma tabela no qual são sugeridos gráficos de diagnóstico indicando o tipo de resíduo que deve ser utilizado (Tabela 2).

West, Welch e Galecki (2007) sugerem também a utilização dos resíduos padronizados, obtidos por meio da divisão dos resíduos pelos seus respectivos desvios padrões. Segundo Nobre (2004) esses resíduos podem ser utilizados para verificação da normalidade e homocedasticidade dos dados, desde que não estejam confundidos.

Tabela 2 – Tipos de resíduos e gráficos de diagnóstico

Diagnóstico	Tipo de resíduo	Gráfico
Linearidade dos efeitos	Marginal	$\hat{\xi}$ versus variáveis explanatórias
Valores discrepantes	Condicional	$\hat{\varepsilon}$ versus índices
Homocedasticidade dos erros condicionais	Condicional	$\hat{\varepsilon}$ versus valores ajustados
Normalidade dos erros condicionais	Condicional	quantil-quantil dos resíduos condicionais com confundimento mínimo*
Presença de perfis individuais discrepantes	EBLUP	Distância de Mahalanobis para os efeitos aleatórios*
Normalidade dos efeitos aleatórios $\mathbf{b}$	EBLUP	quantil-quantil ponderado para $\hat{\mathbf{b}}$

* Para maiores detalhes consultar Nobre e Singer (2007).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

Com o intuito de avaliar o conforto animal em instalações avícolas, Castro (2011) realizou um experimento no qual foram avaliados dois tipos de telhas (cerâmica e fibrocimento) associadas a dois tipos de forros (Forro A, Forro B), sendo que as combinações (telha $\times$ forro) foram casualizadas em quatro aviários construídos em escala reduzida. Cada aviário reproduz uma instalação zootécnica padrão nas escalas de 1:10 nas dimensões horizontais e 1:2 nas dimensões verticais, com medidas de 4,02 m de comprimento por 1,2 m de largura e 1,5 m de altura (Figura 3).

A estrutura dos aviários é formada por alvenaria de tijolos, sem paredes laterais e piso de concreto. Os telhados foram construídos em duas águas, com beirais variando entre 0,35 m e 0,40 m. Todas as instalações foram construídas no sentido leste-oeste, sendo toda área ao redor coberta com grama batatais (*Paspalum notatum*).

As telhas de cerâmica utilizadas são do tipo “francesa” com as seguintes especificações: massa de $2,6 \text{ kg.m}^{-2}$ por peça, 16 peças. m^{-2} de telhado, com inclinação mínima de 30%, inclinação máxima de 45% (sem furação para fixação) e cor natural.

As telhas de fibrocimento são constituídas por materiais cimentícios reforçados com fibras sintéticas agregadas à celulose e ao cimento. Apresentam forma ondulada com 6 mm de espessura e tiveram suas superfícies externas pintadas de branco.

Fonte: (Castro, 2011)

Figura 3 – Aviários construídos em escala reduzida com telhas de cerâmica e fibrocimento

Os forros utilizados (Figura 4) consistem de um material comercial, na cor azul, sendo que o Forro A contém 99% de polipropileno e 1% de pigmentos e anti ultravioleta (UV) e o Forro B, 92,1% de polipropileno e 3% de pigmentos e anti ultravioleta.

Fonte: (Castro, 2011)

Figura 4 – Forros A, B e vista interna do aviário com o forro instalado

Segundo Hellickson e Walker (1983) uma ave de 2,1 kg emite aproximadamente 20 W de calor. Assim, considerando uma taxa de lotação comercial de 12 animais.m⁻², o calor emitido pelas aves dentro de cada aviário foi simulado por 10 lâmpadas de 100 W.

Para avaliar o desempenho térmico dos diferentes materiais para cobertura, foram registradas diversas variáveis meteorológicas, sendo calculados os índices de conforto entalpia específica (h), proposto por Rodrigues (2011), e o índice de temperatura de globo e umidade (ITGU) proposto por Buffington (1981). As variáveis meteorológicas foram coletadas por 19 dias, não consecutivos, às 8, 11, 14 e 17h durante o mês de maio.

3.2 Métodos

Devido ao elevado custo para obtenção das unidades experimentais, os quatro aviários construídos em escala reduzida foram observados por 19 dias não consecutivos. Dessa forma, considerou-se os dias como blocos, gerando ao experimento repetições suficientes para condições de análise. Argumentos semelhantes de utilização do dia como um fator de controle local são encontrados em Kirk (1995), Quinn e Keough (2002) e Bailey (2008). O fator longitudinal em estudo foram as horas de avaliação (8, 11, 14 e 17h) dentro de cada dia.

Cada unidade experimental consiste na combinação (telha × forro) dentro de cada dia, totalizando 76 unidades. Tem-se, então, um delineamento casualizado em blocos no esquema fatorial 2², sendo os fatores e seus níveis representados na Tabela 3.

Primeiramente, foi realizada uma análise exploratória a fim de identificar possíveis padrões ou características atípicas dos dados. As informações necessárias para a definição de um modelo maximal inicial para os efeitos fixos foram obtidas, basicamente,

Tabela 3 – Fatores e níveis dos fatores do experimento

Fator	Níveis
Telhas	Cerâmica (C)
	Fibrocimento (F)
Forros	99% de polipropileno e 1% de pigmentos e anti UV (A)
	92,1% de polipropileno e 3% de pigmentos e anti UV (B)
Longitudinal	horas dentro de cada dia (8,11,14 e 17h)
Blocos	Dias de avaliação (19 dias não consecutivos)

por meio da análise dos perfis médios associados à variável resposta.

O modelo maximal (M1) utilizado é dado por:

$$\begin{aligned}
 y_{ijkl} = & \overbrace{\mu + T_i + F_j + TF_{ij} + HL_k + HQ_k + (T_i + F_j + TF_{ij})HL_k}^{\text{efeitos fixos}} \\
 & + (T_i + F_j + TF_{ij})HQ_k + \underbrace{b_l + bI_k + bL_k + bQ_k + \varepsilon_{ijkl}}_{\text{efeitos aleatórios}}, \quad (12)
 \end{aligned}$$

$$i = 1, 2, \quad j = 1, 2, \quad k = 1, 2, 3, 4, \quad l = 1, 2, \dots, 19,$$

em que y_{ijkl} é a variável resposta conforto térmico (entalpia ou ITGU) avaliada na i -ésima telha, no j -ésimo forro, na k -ésima hora e no l -ésimo bloco; T_i é o efeito de telha; F_j é o efeito do forro, TF_{ij} é o efeito da interação entre telha e forro, HL_k é o efeito angular de hora; HQ_k é o efeito quadrático de hora; b_l é o efeito aleatório de bloco; bI_k é o efeito aleatório de intercepto da hora; bL_k é o efeito aleatório angular da hora; bQ_k é o efeito aleatório quadrático da hora e ε_{ijkl} o erro associado.

A partir de (12) é possível observar a composição do delineamento experimental, da estrutura de tratamento e do fator longitudinal de forma a obter um modelo quadrático ($y_{skl} = \beta_{0s} + \beta_{1s}HL_k + \beta_{2s}HQ_k + \varepsilon_{sk} + b_l$) que represente as possíveis variações da s -ésima unidade experimental no k -ésimo tempo de observação. Os efeitos que compõem cada termo da função polinomial são dados por

$$\beta_{0s} = \mu + T_i + F_j + (TF)_{ij} + bI_k, \quad \beta_{1s} = (T_i + F_j + (TF)_{ij})HL_k + HL_k + bL_k,$$

$$\beta_{2s} = (T_i + F_j + (TF)_{ij})HQ_k + HQ_k + bQ_k,$$

em que b_l corresponde ao efeito aleatório de bloco inerente a cada unidade experimental.

Assume-se que $\mathbf{b} = (b_l \ bI_k \ bL_k \ bQ_k)^T \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{G})$, no qual

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \sigma_{(b_l)}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{(bI)}^2 & \sigma_{(bI \times bL)} & \sigma_{(bI \times bQ)} \\ 0 & \sigma_{(bI \times bL)} & \sigma_{(bL)}^2 & \sigma_{(bL \times bQ)} \\ 0 & \sigma_{(bI \times bQ)} & \sigma_{(bL \times bQ)} & \sigma_{(bQ)}^2 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Portanto, a cada indivíduo esta associado uma matriz $\mathbf{G}$, com sete parâmetros que modela diretamente as estruturas de covariância entre os efeitos de blocos, intercepto, coeficiente angular e quadrático. Essa estrutura difere das estruturas padrões encontradas nos *softwares* e influencia diretamente a matriz de composição marginal $\mathbf{V}$.

A partir da análise dos gráficos de perfis individuais, da estimativa da matriz de covariâncias dos dados originais e do teste de esfericidade de Mauchly (1940), será possível escolher outras estruturas de covariâncias a serem utilizadas.

A estratégia para a seleção de modelos adotada foi a *top-down* (VERBEKE; MOLEMBERGHS, 2000), sendo todas as inferências sobre os parâmetros de efeitos aleatórios e fixos baseadas nos resultados do teste da razão de verossimilhanças e nos critérios de informação de Akaike e Bayesiano.

Foram selecionados primeiramente os efeitos aleatórios em relação as suas estimativas, levando em consideração o conceito de marginalidade de Nelder (1994). Seis submodelos foram obtidos para cada variável resposta ($M2.h, \dots, M7.h$ e $M2.i, \dots, M7.i$), no qual o índice h representa os modelos ajustados com a resposta entalpia específica e i os modelos ajustado com a resposta índice de temperatura de globo e umidade.

A seleção da estrutura da matriz $\mathbf{G}$ foi realizada para cada resposta com dois submodelos (M8.h, M9.h e M8.i, M9.i) e foi avaliada a modificação da estrutura de $\mathbf{R}_i$.

Os efeitos fixos dos modelos foram testados por meio do teste Wald-F, sendo realizados gráficos de diagnósticos dos resíduos condicionais e dos EBLUP's.

Todos os gráficos e modelos foram obtidos utilizando os pacotes **nlme** versão 3.1-110 (PINHEIRO et al., 2012), **ggplot2** versão 0.9.3.1 (WICKHAM, 2008) e a função **hnp** (MORAL, 2013), para o *software* **R** (R CORE TEAM, 2012).

Os códigos desenvolvidos em **R** utilizados para a análise dos dados estão

disponíveis no anexo da página 75.

Parte do conjunto de dados avaliado é apresentada na Tabela 4.

Tabela 4 – Parte do conjunto de dados avaliado

bloco	horas	trat	telha	forro	h	ITGU	subj
7	8	CA	C	A	42,42	67,35	1
7	11	CA	C	A	44,61	72,66	1
7	14	CA	C	A	41,63	73,72	1
7	17	CA	C	A	37,87	70,02	1
7	8	FA	F	A	42,41	67,27	2
7	11	FA	F	A	45,92	74,38	2
7	14	FA	F	A	42,09	73,88	2
7	17	FA	F	A	37,96	73,81	2
7	8	CB	C	B	40,83	70,39	3
7	11	CB	C	B	44,36	71,41	3
7	14	CB	C	B	41,51	72,07	3
7	17	CB	C	B	37,37	64,25	3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30	8	FA	F	A	38,49	63,63	74
30	11	FA	F	A	52,81	75,62	74
30	14	FA	F	A	56,73	77,21	74
30	17	FA	F	A	57,76	NA	74
30	8	CB	C	B	36,42	60,47	75
30	11	CB	C	B	52,15	74,70	75
30	14	CB	C	B	55,04	76,14	75
30	17	CB	C	B	57,30	74,44	75
30	8	FB	F	B	38,26	62,14	76
30	11	FB	F	B	51,67	75,95	76
30	14	FB	F	B	55,48	78,26	76
30	17	FB	F	B	NA	NA	76

NA - Perda da variável resposta

subj - Unidade experimental

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.0.1 Análise exploratória

Em ensaios fatoriais, o principal objetivo é verificar a existência de interação entre os fatores. Essa interação está geralmente associada à mudança de comportamento dos níveis testados em relação à característica de interesse (QUINN; KEOUGH, 2002).

Figura 5 – Gráficos de interação para as médias dos níveis dos fatores telhas e forros para: (a), Entalpia específica; (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

Na Figura 5 há evidências de um possível interação para as duas respostas, uma vez que as linhas médias não são paralelas entre si. Na Figura 5(a) é observado que independente dos forros utilizados, as telhas de cerâmica apresentaram maiores médias de entalpia. Para a Figura 5(b) há uma mudança de comportamento dos valores de ITGU sendo para os forros A e B os maiores índices observados em telhas de fibrocimento e cerâmica, respectivamente.

Na Figura 6 são apresentados os perfis médios por tratamento, no qual os comportamentos dos dois índices de conforto ao longo das horas do dia podem ser explicados por polinômios de segundo grau. Uma menor variação entre os perfis médios dos tratamentos é observada na Figura 6(a) em relação a Figura 6(b), sendo o período das 11 às 14h o de maior média para todos os tratamentos.

A partir dessas informações é possível estruturar um modelo fixo, no qual a estrutura fatorial e as medidas tomadas ao longo das horas são incluídas, caracterizando um efeito polinomial de segunda ordem em que $\beta_0 = \mu + T_i + F_j + (TF)_{ij}$, $\beta_1 = (T_i + F_j + (TF)_{ij})HL_k + HL_k$ e $\beta_2 = (T_i + F_j + (TF)_{ij})HQ_k + HQ_k$.

Na Figura 7 é apresentado o comportamento médio dos tratamentos dentro de cada bloco, evidenciando um possível efeito de bloco. Utilizando-se dos argumentos

Figura 6 – Perfis médios dos tratamentos ao longo das horas de avaliação: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

propostos por Kirk (1995) e Quinn e Keough (2002), utilizou-se os dias de avaliação como um fator de controle local de efeito aleatório.

Esta suposição é razoável, uma vez que os 19 dias de avaliação podem ser considerados como uma amostra aleatória dos dias do mês, podendo suas conclusões serem utilizadas para inferência em todo o mês de maio.

Figura 7 – Perfil médio de tratamento por bloco: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

Os perfis individuais de entalpia (h) e ITGU para cada tratamento dentro dos blocos (Figura 8) evidenciam um comportamento polinomial de segunda ordem para a maioria das unidades experimentais avaliadas.

Segundo Castro (2011) devido a problemas nos aparelhos que registram as variáveis meteorológicas, algumas observações não foram determinadas como pode ser

(a)

(b)

Figura 8 – Perfis de cada unidade experimental por bloco, tratamentos e horas: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

verificado na Figura 8. Cada unidade experimental apresentou um comportamento específico da variável resposta em relação ao intercepto, crescimento e concavidade, sendo possível sugerir a inclusão de efeitos aleatórios a esses parâmetros. Alcarde (2012) trabalhando com dados de temperatura em aviários e Barbosa (2009), com o peso de frangos de corte utilizaram-se da mesma abordagem gráfica para a obtenção dos candidatos a efeitos aleatórios para o modelo maximal.

Na Figura (9) verifica-se um comportamento similar dos tratamentos dentro de cada bloco, no entanto, existe uma grande variabilidade entre blocos. Esse comportamento é esperado, uma vez que a função do bloco é uniformizar as condições em que os tratamentos foram alocados (BARBIN, 2003).

(a)

(b)

Figura 9 – Perfis de cada unidade experimental por bloco, tratamentos, horas e respectivos limites de conforto: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

Dentro de cada bloco, a maior variabilidade das respostas foi observada às 11 e 14h. Esse fato está relacionado principalmente ao decréscimo da umidade e ao aumento da temperatura dentro dos aviários (TINÔCO, 1998). Nota-se também, um acúmulo crescente dos índices de conforto para os primeiros dias até o bloco 12, no qual são registrados os valores máximos de todos os tratamentos.

A combinação telha de cerâmica e forro B (CB) apresentou o maior valor do índice de entalpia (67,59) para todo o experimento, sendo para o índice ITGU a combinação (CA) (86,17).

Segundo os limites de conforto propostos por Macari e Furlan (2001) e Teixeira (1983) é possível verificar que para os dois índices, nenhum tratamento se manteve dentro dos limites aceitáveis de conforto durante todo o experimento. Machado et al. (2012) e Damasceno et al. (2010) avaliando galpões avícolas com diferentes sistemas

de resfriamento encontraram comportamentos semelhantes para os índices de conforto. Segundo esses autores, esse comportamento está relacionado principalmente as altas radiações entre 11 e 15h.

Uma análise preliminar da matriz de covariâncias dos dados foi realizada (Tabela 5 e 6) e observa-se que medidas mais próximas uma das outras ao longo das horas são mais correlacionadas, sendo os maiores valores obtidos nos períodos das 11 e 14h. As variâncias de entalpia (Tabela 5) aumentaram com o passar das horas, atingindo um ponto máximo ao fim do dia. Para ITGU (Tabela 6) há uma maior homogeneidade de variâncias entre as 11 e 14 horas.

O teste de esfericidade de Mauchly (1940) resultou significativo para ambas as respostas ($W_h = 0,2513$; $W_{ITGU} = 0,2265$; $p_{valor} < 0,01$), indicando que as matrizes de covariâncias das duas variáveis devem apresentar variâncias diferentes nos diferentes horários ou covariâncias não nulas.

Segundo Barbosa (2009) esses argumentos são suficientes para não se utilizar um modelo de regressão polinomial usual, que admite uma matriz de covariâncias $I\sigma^2$.

Tabela 5 – Variâncias e covariâncias (em negrito) e correlações amostrais da variável entalpia

	8h	11h	14h	17h
8h	30,28	28,01	27,24	25,06
11h	0,76	45,26	47,71	44,10
14h	0,65	0,94	57,26	53,09
17h	0,60	0,86	0,92	57,75

Tabela 6 – Variâncias e covariâncias (em negrito) e correlações amostrais da variável ITGU

	8h	11h	14h	17h
8h	31,63	12,85	12,65	17,11
11h	0,49	22,07	22,98	26,11
14h	0,43	0,93	27,38	29,58
17h	0,46	0,84	0,85	43,98

4.1 Seleção dos efeitos aleatórios

A partir das análises preliminares, foram ajustado os modelos M1.h e M1.i pelo método de máxima verossimilhança restrita. Foram necessários métodos iterativos baseados na otimização de Nelder-Mead, quasi-Newton e algoritmos de gradiente - conjugado, sendo necessárias 600 iterações para o processo de obtenção dos efeitos aleatórios e convergência dos modelos. As estimativas dos componentes de variância são apresentados nas Tabelas 7.

A estratégia para seleção desses efeitos consistiu na obtenção de modelos encaixados aos modelos M1, sendo retirados de forma sucessiva os efeitos aleatórios de menores estimativas dos componentes de variância.

Tabela 7 – Estimativas das variâncias dos efeitos aleatórios de M1.h e M1.i

Ef. aleatório	M1.h	M1.i
σ_{bI}^2	433,090	766,457
σ_{bL}^2	8,715	17,65
σ_{bQ}^2	0,009	0,024
σ_{bI}^2	37,396	20,379

Tabela 8 – Estatísticas de ajuste dos modelos M1.h - M7.h (entalpia específica) e M1.i - M7.i (ITGU)

Modelo	Ef. aleatório [†]	GL	AIC	BIC	logLik	Comparação	TRV
M1.h		20	1537,99	1611,19	-748,99		
M2.h	σ_{bQ}^2	17	1562,05	1624,26	-764,02	M1.h vs M2.h	30,05*
M3.h	σ_{bL}^2	17	1576,51	1638,72	-771,25	M1.h vs M3.h	44,51*
M4.h	σ_{bI}^2	17	1591,55	1653,77	-778,78	M1.h vs M4.h	59,55*
M5.h	σ_{bI}^2	19	1715,09	1784,62	-838,54	M1.h vs M5.h	179,09*
M6.h	$(\sigma_{bI}^2, \sigma_{bL}^2, \sigma_{bQ}^2)$	14	1623,06	1674,29	-797,53	M1.h vs M6.h	97,06*
M7.h	S.E.A.	13	2024,67	2072,25	-999,34	M1.h vs M7.h	500,67*
M1.i		20	1452,50	1525,34	-706,25		
M2.i	σ_{bQ}^2	17	1526,36	1588,27	-46,18	M1.i vs M2.i	79,85*
M3.i	σ_{bL}^2	17	1539,70	1601,61	-752,85	M1.i vs M3.i	93,19*
M4.i	σ_{bI}^2	17	1552,47	1614,38	-759,23	M1.i vs M4.i	105,97*
M5.i	σ_{bI}^2	19	1631,84	1701,03	-796,92	M1.i vs M5.i	181,33*
M6.i	$(\sigma_{bI}^2, \sigma_{bL}^2, \sigma_{bQ}^2)$	14	1581,59	1632,57	-776,79	M1.i vs M6.i	141,08*
M7.i	S.E.A.	13	1863,66	1911,00	-918,83	M1.i vs M7.i	425,16*

[†] Efeito aleatório que não está presente no modelo ajustado; S.E.A. modelo sem efeitos aleatórios

* Significativo ao nível $\alpha = 0,05$

Utilizando-se dos critérios de informação e do teste de razão de verossimilhanças, conclui-se que o modelo M1.i e M1.h são os mais recomendados (Tabela 8), apresentando menores valores de AIC e BIC, além de estatísticas significativas para TRV. Portanto, os efeitos aleatórios referentes a bloco, intercepto, coeficiente linear e quadrático de horas são importantes para as duas respostas avaliadas.

4.2 Seleção da estrutura da matriz $\mathbf{G}$

Uma vez definidos os efeitos aleatórios de relevância para o modelo, foram analisadas as melhores estruturas para a matriz $\mathbf{G}$. Devido às características do experimento, as possíveis alterações para a estrutura de $\mathbf{G}$ podem ocorrer apenas nos elementos referentes ao intercepto, efeito angular e quadrático, uma vez que o efeito de bloco refere-se apenas a unidades experimentais locadas em um mesmo dia (Bloco).

Foram ajustados para cada índice os modelo M8 e M9 pelo método de REML, considerando estruturas de componentes de variância e componentes de variância

heterogêneos respectivamente para os efeitos de intercepto, angular e quadrático (Tabela 9).

Tabela 9 – Estatística de ajuste dos modelos M1.h, M8.h e M9.h (entalpia específica) e M1.i, M8.i e M9.i (ITGU) para a matriz $\mathbf{G}$

Modelo	Matriz $\mathbf{G}$	GL	AIC	BIC	logLik	Comparação	TRV
M1.h	NE	20	1537,99	1611,19	-748,99		
M8.h	CV	15	1627,86	1682,75	-798,93	M1 vs M8	99,86*
M9.h	CVH	17	1631,67	1693,89	-798,84	M1 vs M9	99,68*
M1.i	NE	20	1452,50	1525,34	-706,25		
M8.i	CV	15	1583,61	1638,24	-76,80	M1 vs M8	141,11*
M9.i	CVH	17	1587,59	1649,502	-776,79	M1 vs M9	141,08*

NE - matriz não estruturada

CV - matriz de componentes de variância

CVH - matriz de componentes de variância heterogêneos

* Significativo ao nível $\alpha = 0,05$

A matriz não estruturada apresentou menores valores de AIC e BIC, além de estatísticas significativas para o teste de razão de verossimilhanças. Portanto, a estrutura NE é a melhor para representar as informações referentes aos efeitos aleatórios do modelo maximal.

Como as variáveis respostas foram tomadas dentro dos aviários caracterizando medidas repetidas, espera-se que uma estrutura autoregressiva para $\mathbf{R}_i$ seja importante para a modelagem dos índices de conforto, no entanto, ao introduzir essa estrutura no modelo, a estimativa do efeito autoregressivo foi próxima a zero.

Para verificar a necessidade da inclusão do parâmetro autorregressivo no modelo, foram determinadas as funções de autocorrelação (ACF) e a partir delas, obtidos os gráficos para cada unidade experimental, sendo apresentado parte desses gráficos na Figura 10.

Não foi necessária a inclusão de um parâmetro autorregressivo no modelo pois todas as 76 unidades experimentais apresentaram suas funções de autocorrelação dentro dos intervalos de confiança de 95%. Isso pode ser explicado devido ao tamanho da série utilizada, uma vez que a mesma apresenta apenas quatro medidas longitudinais e um padrão de entalpia e ITGU regulares para a maioria das unidades observadas.

De forma a não superparametrizar o modelo, optou-se por utilizar a estrutura $\mathbf{I}\sigma^2$ para a matriz $\mathbf{R}_i$.

Figura 10 – Gráficos de autocorrelação para as unidades experimentais 1, 2, 25, 26, 75 e 76: (a) Entalpia específica (h); (b) Índice de temperatura de globo e umidade (ITGU)

4.3 Seleção dos efeitos fixos

Os modelos M1.h e M1.i foram avaliados com relação aos parâmetros fixos de interesse por meio do teste Wald-F.

Segundo o princípio da marginalidade proposto por Nelder (1994), pode-se observar na Tabela 10 que nenhuma das interações e efeitos principais de tratamentos foram significativos para a variável entalpia específica. Esse resultado sugere que o comportamento dos diferentes tratamentos pode ser explicados por meio de um modelo polinomial de segunda ordem, que leva em consideração os efeitos fixos referentes ao intercepto, coeficiente angular e quadrático de horas (modelo M1.h.T).

$$M1.h.T = \mu + HL_k + HQ_k + b_l + bI_k + bL_k + bQ_k + \varepsilon.$$

Dessa forma, o comportamento da variável resposta entalpia específica (h) em função das horas do dia é representada, para todos os tratamentos avaliados, pela parábola (14) em que $H = HL_k$ e $H^2 = HQ_k$. A fim de encontrar os pontos críticos, foi realizada a derivada da função em relação a H , sendo obtido o ponto (13,71; 50,19). Por

Tabela 10 – Teste Wald-F para os efeitos fixos do modelo M1.h

FV	GL	GL den	Wald-F
μ	1	215	1108,94*
T	1	54	2,95
F	1	54	0,06
HL	1	215	0,11
HQ	1	215	219,58*
TF	1	54	0,14
THL	1	215	0,08
FHL	1	215	0,06
THQ	1	215	0,08
FHQ	1	215	0,25
$TFHL$	1	215	0,31
$TFHQ$	1	215	0,19

* Significativo ao nível $\alpha = 0,05$

meio da derivada segunda, comprovou-se que tal valor maximiza a função. Assim, para todos os tratamentos avaliados, o máximo de entalpia estimada foi 50,68 $kJ.kg$ ar seco⁻¹ e ocorreu aproximadamente às 13h 51min.

$$\text{Entalpia} = 2,66 + (6,93)H + (-0,25)H^2, \quad (14)$$

Para a variável ITGU, o efeito de interação entre telhas, forros e o efeito quadrático de horas foi significativo (Tabela 11), sendo incluídos no modelo todos os efeitos marginais a esse (NELDER, 1994).

Tabela 11 – Teste Wald-F para os efeitos fixos do modelo M1.i

FV	GL	GL den	Wald-F
μ	1	211	4999.50*
T	1	53	1.61
F	1	53	11.94*
HL	1	211	8.28*
HQ	1	211	171.41*
TF	1	53	2.42
THL	1	211	0.28
FHL	1	211	1.29
THQ	1	211	4.25*
FHQ	1	211	0.79
$TFHL$	1	211	0.04
$TFHQ$	1	211	13.13*

* Significativo ao nível $\alpha = 0,05$

Por meio da Figura 11(a), há evidências de que o tratamento com telhas de cerâmica e forro B difere dos demais. Essa hipótese foi testada por meio da modificação do modelo M1.i, no qual variáveis indicadoras foram utilizadas para separar o contraste de interesse, gerando o modelo M1.i.f.

Realizando o teste de razão de verossimilhanças entre os modelos M1.i e M1.i.f estimados pelo método de máxima verossimilhança (Tabela 12), observa-se que não houve diferença entre os modelos, indicando que o tratamento CB difere dos demais. Assim, os tratamentos CA, FA e FB podem ser representados por uma equação única e o tratamento CB por outra (Figura 11(b)).

Tabela 12 – Estatísticas de ajuste para os modelos M1.i e M1.i.CB estimados pelo método da máxima verossimilhança

Modelo	GL	AIC	BIC	logLik	Comparação	TRV
M1.i	20	1423,93	1497,61	-691,97		
M1.i.f	14	1418,73	1470,30	-695,37	M1.i vs M1.i.f	6.80 ^{ns}

^{ns} Não significativo ao nível $\alpha = 0,05$

Figura 11 – Curvas ajustadas para o modelo M1.i representando o comportamento do índice de temperatura de globo e umidade (ITGU) para: (a) todos os tratamentos avaliados; (b) tratamento CB e combinação de CA, FA e FB

Para os tratamentos CA, FA e FB foi obtida a equação

$$ITGU = 20,26 + (8,26)H + (-0,30)H^2 \quad (15)$$

e para o tratamento CB a equação

$$ITGU = 47,33 + (3,73)H + (-0,13)H^2 \quad (16)$$

Foram realizadas as derivadas de primeira e segunda ordem para as equações (15) e (16) em relação a H , comprovando que os pontos críticos que maximizam as funções são, respectivamente (13,76;77,12) e (14,35;74,08). Assim, os tratamentos FA, CA e FB apresentaram um ITGU máximo estimado em 77,12 às 13h 45min e o tratamento CB em 74,08 às 14h 21min.

Era esperado que os diferentes índices de conforto gerassem conclusões equivalentes, no entanto, isso não foi verificado.

4.4 Diagnósticos

Para verificar a qualidade de ajuste dos modelos selecionados, gráficos de diagnósticos foram obtidos para os modelos $M1.h.T$ e $M1.i.f$. Os resíduos condicionais em relação aos valores ajustados e os resíduos ao longo do fator longitudinal para os dois modelos apresentam um comportamento aleatório em torno de zero (Figuras 12.a, 12.b, 13.a e 13.b), possuindo poucas observações atípicas. Essas observações pertencem a tratamentos e blocos distintos, não caracterizando problemas de ajuste.

Os gráficos quantil-quantil com envelope de simulação da distribuição normal (Figura 12.c e 13.c) para os modelos $M1.h.T$ e $M1.i.f$ apresentaram no máximo dois valores de resíduos fora dos envelopes simulados, indicando que os mesmos têm distribuição normal. Para as Figuras 12(d) e 13(d), é possível concluir que os modelos apresentaram bons ajustes, uma vez que os valores estimados e observados se encontram próximos à reta de referência.

Os gráficos quantil-quantil com envelope de simulação da distribuição normal para os efeitos aleatórios (Figura 14 e 16) apresentaram tendências, no entanto, poucos resíduos ficaram fora dos envelopes, atendendo à pressuposição de normalidade.

Os ajustes obtidos para cada modelo são apresentados nas Figuras 15 e 17. É verificada a importância dos efeitos aleatórios, sendo esses responsáveis pela captação de grande parte da variação experimental.

Portanto, pode-se concluir que os modelos $M1.h.T$ e $M1.i.f$ apresentaram bons ajustes para os índices de conforto animal.

Figura 12 – Gráficos de diagnóstico para o modelo M1.h.T: (a) Resíduos condicionais em relação aos valores ajustados; (b) Resíduos condicionais em função das horas de avaliação; (c) Envelope simulado e gráfico de probabilidade normal; (d) Gráfico dos valores ajustados vs observados

Figura 13 – Gráficos de diagnóstico o modelo M1.i.f: (a) Resíduos condicionais em relação aos valores ajustados; (b) Resíduos condicionais em função das horas de avaliação; (c) Envelope simulado e gráfico de probabilidade normal; (d) Gráfico dos valores ajustados vs observados

Figura 14 – Gráficos de envelope simulado para os efeitos aleatórios do modelo M1.h.T: (a) EBLUP para blocos; (b) EBLUP para intercepto; (c) EBLUP para efeito angular de hora; (d) EBLUP para efeito quadrático de hora

Figura 15 – Curvas ajustadas do modelo M1.h.T em que, curvas azuis representam a parte fixa e curvas vermelhas o ajuste do modelo com os efeitos aleatórios

Figura 16 – Gráficos de envelope simulado para os efeitos aleatórios do modelo M1.i.f: (a) EBLUP para blocos; (b) EBLUP para intercepto; (c) EBLUP para efeito angular de hora; (d) EBLUP para efeito quadrático de hora

Figura 17 – Curvas ajustadas do modelo M1.i.f em que, curvas azuis representam a parte fixa e curvas vermelhas o ajuste do modelo com os efeitos aleatórios

5 CONCLUSÃO

Por meio desse trabalho foi possível verificar que a utilização de modelos lineares mistos é uma alternativa interessante para a análise de dados longitudinais provenientes de estudos de ambiência animal. A inclusão dos efeitos aleatórios de bloco, intercepto, coeficiente angular e quadrático foram importantes para a modelagem do comportamento de cada unidade experimental.

Para o índice entalpia específica, não houve diferença entre os tratamentos avaliados, sendo todos representados por uma equação única que apresenta maior índice em $50,68 \text{ kJ.kg ar seco}^{-1}$ às 13h 51min. A variável ITGU apresentou efeito significativo de interação entre os fatores. A combinação telha de cerâmica e forro B diferiu estatisticamente dos demais tratamentos, apresentando maior ITGU em 74,08 às 14h 21min.

Era esperado que os diferentes índices de conforto gerassem conclusões equivalentes.

Para trabalhos futuros, podem ser incluídas também mais variáveis ambientais de conforto, como a carga térmica radiante, para a avaliação da concordância entre os índices na escolha da melhor combinação de tratamentos e a análise de modelos mistos multivariados, levando em consideração os diferentes índices de conforto.

REFERÊNCIAS

- ABREU, P.G.; ABREU, V.M.N.; COLDEBELLA, A.; JAENISCH, F.R.F.; PAIVA, D.P. Condições térmicas ambientais e desempenho de aves criadas em aviários com e sem o uso de forro. **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, Belo Horizonte, v. 59, p. 1014-1020, 2007.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **Automatic Control**, London, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
- ALBINO, J.; BASSI, L.J.; SATKAMP, M.G.; LORENZET, A.L. **Construção de aviários para a produção de frangos de corte em sistemas alternativos em pequena escala**. Concórdia: Embrapa Suínos e Aves, 2009. 22 p.
- ALCARDE, R. **Modelos lineares mistos em dados longitudinais com o uso do pacote ASReml-R**. 2012. 158p. Tese (Doutorado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012.
- BAILEY, R. A. **Design of comparative experiments**. New York: Cambridge University Press, 2008. 346 p.
- BARBIN, D. **Componentes de variância: teoria e aplicações**. Piracicaba: FEALQ, 1993, 108p.
- BARBIN, D. **Planejamento e análise estatística de experimentos agropecuários**. Arapongas: Midas, 2003. 208p.
- BARBOSA, M. **Uma abordagem para análise de dados com medidas repetidas utilizando modelos lineares mistos**. 2009. 119p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.
- BARBOSA FILHO, J.A.D.; SILVA, M.A.N.; VIEIRA, F.M.C.; SILVA, I.J.O. Avaliação Direta e Prática - Caracterização do Ambiente Interno de Galpões de Criação de Frangos de Corte Utilizando Tabelas Práticas de Entalpia. **Avicultura Industrial**, Itu, v. 1144, p. 54-57, 04 jul. 2006.
- BONNET, S.; GERAERT, P.A.; LESSIRE, M.; CARRE, B.; GUILLAUMIN, S. Effect of high ambient temperature on feed digestibility in broilers. **Poultry Science**, Savoy, v. 76, n. 6, p. 857-863, 1997.
- BROWN-BRANDL, T.M.; JONES, D.D.; WOLDT, W.E. Evaluating modeling techniques for cattle heat stress prediction. **Biosystems Engineering**, Silsoe, v. 91, n. 4, p. 513-524, 2005.
- BUFFINGTON, D.E.; COLLAZO-AROCHO, A.; CANTON, G.H.; PITT, D.; THATCHER, W.W.; COLLIER, R.J. Black globe-humidity index (BGHI) as comfort equation for dairy cows. **Transaction of the ASAE**, St. Joseph, v. 24, n. 3, p. 711-714, 1981.
- CAMARINHA FILHO, J.A. **Nota metodológica sobre modelos lineares mistos**, Curitiba, Universidade Federal do Paraná. 2003, 38 p.

CASTRO, A.C. **Avaliação da eficiência térmica de materiais utilizados como sistemas de cobertura em instalações avícolas.** 2011. 100p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2011.

COX, D. R.; SNELL, E. J. A General Definition of Residuals. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 20, n. 2, p. 248-275, 1968.

DAMASCENO, F.A.; YANAGI JUNIOR, T.; LIMA, R.R.; GOMES, R.C.C.; MORAES, S.R.P. Avaliação do bem-estar de frangos de corte em dois galpões comerciais climatizados. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 34, n. 4, p. 1031-1038, 2010.

DIGGLE, P.; HEAGERTY, P.; LIANG, K.Y; ZEGER, S. **Analysis of longitudinal data.** Oxford: Oxford University Press, 2002. 379 p.

ESMAY, M.L. **Principles of animal environment.** West Port: AVI Publishing, 1979. 325 p.

FERRAZ, J.V. Consumo de carne de frango no país sobe 300% em 26 anos. **Folha de S. Paulo**, São Paulo, 17 de jun. de 2010. Folha Mercado, p. 10.

FITZMAURICE, G.; DAVIDIAN, M.; VERBEKE, G.; MOLENBERGHS, G. **Longitudinal Data Analysis.** New York: Chapman & Hall, 2009. 618 p.

GALWAY, N.W. **Introduction to mixed modelling: Beyond regression and analysis of variance.** Chichester: Wiley, 2006. 377 p.

GURKA, M.J. Selecting the best linear mixed model under reml. **The American Statistician.** New Jersey, v. 60, n. 1, p. 19-26, 2008.

HARVILLE, D.A. Maximum likelihood approaches to variance component estimation and to related problems. **Journal of the American Statistical Association.** New York, v. 72, n. 358, p. 320-338, 1977.

HELLICKSON, M.A.; WALKER, J.N. **Ventilation of Agricultural Structures**, St. Joseph: ASABE, 1983. 23 p.

HENDERSON, C.R. Selection index and expected genetic advance. In: HANSON, W.D.; ROBINSON, H.F. (Ed.). **Statistical genetics and plant breeding.** Washington DC: National Academy of Genetic Advance - National Research Council, 1963. p. 141-163.

HERRERA, Q.J.A. **Aplicação da climatologia dinâmica ao estudo do comportamento térmico das edificações, caso específico: telhas produzidas a partir da reciclagem de caixas acartonadas.** 2008, p. 140. Dissertação (Mestrado em Ciências da Engenharia Ambiental, Centro de Recursos Hídricos e Ecologia Aplicada) - Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

HILDEN-MILTON, J.A. **Multilevel diagnostics for mixed and hierarchical linear models.** 1995. 160 p. Tese (Doutorado) - University of California, Los Angeles, 1995.

HOCKING, R.R. **Methods and applications of linear models: regression and the analysis of variance**. New York: Wiley, 2005. 430 p.

KEPLER, E.F. **Melhoramento genético animal no Brasil: fundamentos, história e importância**. Campo Grande: Embrapa Gado de Corte, 1999. 63p.

KIRK, R.E. **Experimental Designs: Procedures for the Behavioral Sciences**. Pacific Grove: Brooks/Cole, 1995. 1072 p.

LAIRD, N.M.; WARE, J.H. Random-Effects Models for longitudinal Data. **Biometrics**, Arlington, v. 38, n. 4, p. 963-974, 1982.

LANA, G.R.Q.; ROSTAGNO, H.S.; ALBINO, L.F.T. Efeito da temperatura ambiente e restrição alimentar sobre o desempenho e composição de carcaça de frangos de corte. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 4, p. 1117-1123, 2000.

LIMA, C.G. **Análise de dados longitudinais provenientes de experimentos em blocos casualizados**. 1996. 119 p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agronômica) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1996.

LIMA, K.R.; ALVES, J.A.K. ARAÚJO, C.V.; MANNO, M.C.; JESUS, M.L.C.; FERNANDES, D.L.; TAVARES, F. Avaliação do ambiente térmico interno de galpões de frango de corte com diferentes materiais de cobertura na mesorregião metropolitana de Belém. **Revista de Ciências Agrárias/Amazonian Journal of Agricultural and Environmental Sciences**, Belém, v. 51, n. 1, p. 37-50, 2011.

LONG, J.D. **Longitudinal data analysis for the behavioral sciences using R**. London: Sage, 2011. 568 p.

MACARI, M.; FURLAN, R.L. **Ambiência na produção de aves em clima tropical**. In: SILVA, I.J.O. **Ambiência na produção de aves em clima tropical**. Jaboticabal: SBEA, 2001. p.31-87.

MACHADO, N.S.; TINÔCO, I.F.F.; ZOLNIER, S.; MOGAMI, C.A.; DAMASCENO, F.A.; ZEVIANI, W.M. Resfriamento da cobertura de aviários e seus efeitos na mortalidade e nos índices de conforto térmico. **Nucleus**, Ituverava, v. 9, n. 2, p. 59-74, 2012.

MAUCHLY, J.W. Significance test for sphericity of normal n-variate distribution. **The Annals of Mathematical Statistics**, New York, v. 11, n. 2, p. 204-209, 1940.

MICHELS, C.; LAMBERTS, R.; GÜTHS, S. Evaluation of heat flux reproduction provided by the use of radiant barriers in clay tile roofs. **Energy and Buildings**, New York, v. 40, n. 4, p. 455-451, 2008.

MILLIKEN, G.A.; JOHNSON, D.E. **Analysis of messy data volume 1: designed experiments**. New York: CRC Press, 2009. 690p.

MOOD, A.; GRAYBILL, F.A.; BOES, D.C. **Introduction to the Theory of Statistics**. New York: McGraw-Hill, 1974. 480 p.

MORAL, R.A. **Modelagem estatística e ecológica de relações tróficas em pragas e inimigos naturais**. 2013. 173p. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2013.

MOURA, D.J. Ambiência na avicultura de corte. **Ambiência na produção de aves em clima tropical**. Jaboticabal: SBEA, 2001. p. 75-149.

NELDER, J.A. The statistics of linear models: Back to basics. **Statistics and Computing**, London, v. 4, p. 221-234, 1994.

NOBRE, J.S.N. **Métodos de diagnóstico para modelos lineares mistos**. 2004. 85 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

NOBRE, J.; SINGER, J. Residual analysis for linear mixed models. **Biometrical Journal**, Hoboken, v. 49, p. 863-875.

OLIVEIRA NETO, A.R.; OLIVEIRA, R.F.M.; DONZELE, J.L.; ROSTAGNO, H.S.; FERREIRA, R.A.; MAXIMIANO, H.C.; GASPARINO, E. Efeito da temperatura ambiente sobre o desempenho e características de carcaça de frangos de corte alimentados com dieta controlada e dois níveis de energia metabolizável. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 29, n. 1, p. 183-190, 2000.

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.

PINHEIRO, J.C.; BATES, D.M. **Mixed-effects models in S and S-PLUS**. New York: Springer-Verlag, 2000. 528p.

PINHEIRO, J.; BATES, D.; DEBROY, S.; SARKAR, D. R Development Core Team. nlme: Linear and Nonlinear Mixed Effects Models, 2012. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=nlme>>. R package version, p. 31-103. Acesso em: 15 set. 2013.

QUINN, G.G.P.; KEOUGH, M.J. **Experimental design and data analysis for biologists**. Cambridge: Cambridge University Press, 2002. 537 p.

R: A Language and Environment for Statistical Computing, R Development Core Team, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2006. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 01 jan. 2012.

RAUDENBUSH, S.W. **Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods**. London: Sage, 2002. 512 p.

RODRIGUES, V.C.; SILVA, I.J.O.; VIEIRA, F.M.C.; NASCIMENTO, S.T. A correct enthalpy relationship as thermal comfort index for livestock. **International Journal of Biometeorology**, Lisse, v. 55, n. 3, p. 455-459, 2011.

ROSÁRIO, M.F. **Emprego do conceito de medidas repetidas na avaliação do desempenho de genótipos de frangos de corte**. 2003. 119 p. Dissertação (Mestrado em Genética e Melhoramento de Plantas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2003.

RYOO, J.H. Model selection with the linear mixed model for longitudinal data. **Multivariate Behavioral Research**, East Sussex, v. 46, n. 6, p. 598-624, 2011.

SATTERTHWAITE, F.E. An approximate distribution of estimates of variance components. **Biometrics Bulletin**, Washington, v. 2, n. 6, p. 110-114, 1946.

SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. **The Annals of Statistics**, London, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SEARLE, S.R. **Matrix Algebra Useful for Statistics**. New York: Wiley & Sons, 1982. 438 p.

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

SELF, S.G.; LIANG, K.Y. Asymptotic properties of maximum likelihood estimators and likelihood ratio tests under nonstandard conditions. **Journal of the American Statistical Association**, New York, v. 82, n. 398, p. 605-610, 1987.

SHANG, J.; CAVANAUGH, J.E. Bootstrap variants of akaike information criterion for mixed model selection. **Computational Statistics & Data Analysis**, Amsterdam, v. 52, p. 2004-2021, 2008.

TEIXEIRA, V. H. **Estudo dos índices de conforto em duas instalações de frango de corte para as regiões de Viçosa e Visconde do Rio Branco**, MG. 1983. 59p. Dissertação (Mestrado em Construções Rurais e Ambientação) Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1983.

TINÔCO, I.F.F. **Resfriamento adiabático (evaporativo) na produção de frangos de corte**. 1988. 92p. Dissertação (Mestrado em Construções Rurais e Ambientação) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1998.

TINÔCO, I.F.F. Avicultura Industrial: Novos Conceitos de Materiais, Concepções e Técnicas Construtivas Disponíveis para Galpões Avícolas Brasileiros. **Revista Brasileira de Ciência Avícola**, Campinas, v. 3, n. 1, p.1-26, 2001.

União Brasileira de Avicultura - UBA. Relatório anual 20013. Disponível em <<http://www.uba.org.br>>. Acesso em: 29 set. 2013.

VERBEKE, G.; MOLEMBERGHS, G. **Linear mixed models for longitudinal data**. New York: Springer-Verlag, 2000. 568 p.

WACKERLY, D.D.; MENDENHALL, W.; SCHEAFFER, R.L. **Mathematical Statistics with Applications**. Boston: CengageBrain, 2008. 896 p.

WANG, L.A.; GOONEWARDENE, Z. The use of MIXED models in the analysis of animal experiments with repeated measures data. **Canadian Journal of Animal Science**, Ottawa, v. 84, n. 1, p. 1-11, 2004.

WEST, B.; WELCH, K.B.; GALECKI, A.T. **Linear mixed models: a practical guide using statistical software**. New York: Chapman & Hall, 2007. 376 p.

WICKHAM, H. **ggplot2**: An implementation of the grammar of graphics. R package version 0.7. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=ggplot2>>. Acesso em: 30 set. 2013.

WILKS, S.S. The large-sample distribution of the likelihood ratio for testing composite hypothesis. **The Annals of Mathematical Statistics**, New York, v. 9, n. 1, p. 60-62, 1938.

XAVIER, L. H. **Modelos univariado e multivariado para análise de medidas repetidas e verificação da acurácia do modelo univariado por meio de simulação**. 2000. p. 91. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agronômica) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2000.

ANEXO

ANEXO A - Programação no *software* R

```
rm(list=ls(all=T))

## Pacotes
require(nlme)
require(ggplot2)

# Dados
dados<-read.table('data.txt',h=T,dec='.')
dados<-dados[,c(1,2,3,4,5,9,10)]
str(dados)
head(dados)
dad<-dados[order(dados$bloco),]
dad$subj<-factor(rep(1:76, each=4))
dad$subj.n<-(rep(1:76, each=4))
dad$bloco.f<-factor(dad$bloco)
dad$horas.f<-factor(dad$horas)
str(dad)
head(dad)
dad2<-na.omit(dad)

# Interaction plot para H
myX<-scale_x_discrete(name='Forros')
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
p1<-ggplot(data=dad2, aes(x=forro,y=h,group=telha,colour=telha))+
coord_cartesian(xlim=c(1,2))+myY+myX
p2<-p1+stat_summary(fun.y=mean, geom='line',lwd=2)
p2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Telhas")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

# Interaction plot para ITGU
myX<-scale_x_discrete(name='Forros')
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
p1<-ggplot(data=dad2, aes(x=forro,y=ITGU,group=telha,colour=telha))+
coord_cartesian(xlim=c(1,2))+myY+myX
p2<-p1+stat_summary(fun.y=mean, geom='line',lwd=2)
p2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Telhas")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#Gráficos individuais por bloco e trat
#H
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
q1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas, y=h, group=subj))+geom_line()+
geom_point()
q2<-q1+facet_grid(trat ~ bloco.f)+myX+myY
q2+theme_bw()
```

```

#ITGU
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
q1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas, y=ITGU, group=subj))+geom_line()+
geom_point()
q2<-q1+facet_grid(trat ~ bloco.f)+myX+myY
q2+theme_bw()

# Gráfico do perfil médio por bloco
#H
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
e1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas, y=h, group=subj,colour=trat))+
geom_line()+geom_point()+geom_abline(intercept =45.89,slope=0)+
geom_abline(intercept =53.92,slope=0)
e2<-e1+facet_grid(.~bloco.f)+myX+myY
e2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#ITGU
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
e1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas, y=ITGU, group=subj,colour=trat))+geom_line()+
geom_point()+geom_abline(intercept =65,slope=0)+geom_abline(intercept =77,slope=0)
e2<-e1+facet_grid(.~bloco.f)+myX+myY
e2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#Perfil medio
#H
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,11,14,17))
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
p1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas,y=h,group=trat,colour=trat))+myX+myY
p2<-p1+stat_summary(fun.y=mean, geom='line',lwd=2)
p2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#ITGU
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,11,14,17))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
p1<-ggplot(data=dad, aes(x=horas,y=ITGU,group=trat,colour=trat))+myX+myY
p2<-p1+stat_summary(fun.y=mean, geom='line',lwd=2)
p2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#Matiz de covariância de H
z<-dad[,c(2,6)]
horas1.h<-z[z$horas=='8',2]
horas2.h<-z[z$horas=='11',2]

```

```

horas3.h<-z[z$horas=='14',2]
horas4.h<-z[z$horas=='17',2]
wh<-cbind(horas1.h, horas2.h, horas3.h, horas4.h)
round(cov(wh, use='na.or.complete'),2)
round(cor(wh, use='na.or.complete'),2)

#Matiz de covariância de ITGU
z<-dad[,c(2,7)]
horas1.h<-z[z$horas=='8',2]
horas2.h<-z[z$horas=='11',2]
horas3.h<-z[z$horas=='14',2]
horas4.h<-z[z$horas=='17',2]
wh<-cbind(horas1.h, horas2.h, horas3.h, horas4.h)
round(cov(wh, use='na.or.complete'),2)
round(cor(wh, use='na.or.complete'),2)

#teste de esfericidade (Mauchly)
#Para H
tab.h<-matrix(dad[,6], ncol=4, nrow=76,byrow=T)
subj<-seq(1:76)
lmfit.h <- lm(tab.h ~ subj)
mauchly.test(lmfit.h, X=~1)

#Para ITGU
tab.i<-matrix(dad[,7], ncol=4, nrow=76,byrow=T)
subj<-seq(1:76)
lmfit.i <- lm(tab.i ~ subj)
mauchly.test(lmfit.i, X=~1)

# interaction plot de bloco
#H
myX<-scale_x_discrete(name='Blocos')
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
v1<-ggplot(data=dad, aes(x=bloco.f,y=h,group=trat,colour=trat))+myX+myY
v2<-v1+stat_summary(fun.y=var, geom='line',lwd=2)
v2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

#ITGU
myX<-scale_x_discrete(name='Blocos')
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
v1<-ggplot(data=dad, aes(x=bloco.f,y=ITGU,group=trat,colour=trat))+myX+myY
v2<-v1+stat_summary(fun.y=var, geom='line',lwd=2)
v2+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())

# ACF por unidade experimental (h)
#pdf("pacf.pdf", onefile = TRUE, width = 20, height = 20, paper = "special")
#par(mfrow=c(2,2))
#with(subset(dad2, subj.n %in% 1:16), tapply(h, subj,

```

```

#function(x) acf(x, main = "")))
#dev.off()
acf1<-dad2[dad2$subj=='1',6]
acf2<-dad2[dad2$subj=='2',6]
acf25<-dad2[dad2$subj=='25',6]
acf26<-dad2[dad2$subj=='26',6]
acf75<-dad2[dad2$subj=='75',6]
acf76<-dad2[dad2$subj=='76',6]

par(mfrow=c(3,2))
#H
acf(acf1,main='(1)')
acf(acf2,main='(2)')
acf(acf25, main='(25)')
acf(acf26, main='(26)')
acf(acf75, main='(75)')
acf(acf76, main='(76)')

#ITGU
acf1<-dad2[dad2$subj=='1',7]
acf2<-dad2[dad2$subj=='2',7]
acf25<-dad2[dad2$subj=='25',7]
acf26<-dad2[dad2$subj=='26',7]
acf75<-dad2[dad2$subj=='75',7]
acf76<-dad2[dad2$subj=='76',7]

par(mfrow=c(3,2))
acf(acf1,main='(1)')
acf(acf2,main='(2)')
acf(acf25, main='(25)')
acf(acf26, main='(26)')
acf(acf75, main='(75)')
acf(acf76, main='(76)')

##### Modelos
# Maximal (nlme) (h)
M1.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+
forro:horas+telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+
telha:forro:I(horas^2), data=dad,random=list(bloco.f=~1,
subj=~horas+I(horas^2)),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))

# Maximal (nlme) (ITGU)
M1.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+
forro:horas+telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+
telha:forro:I(horas^2), data=dad,random=list(bloco.f=~1,
subj=~horas+I(horas^2)),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))

# M2 sem efeito de hora^2
M2.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas

```

```
+telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1, subj=~horas), na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M2.h)
```

```
M2.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1, subj=~horas), na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M2.i)
```

```
# M3 - sem efeito de horas
```

```
M3.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,random=list(bloco.f=~1, subj=~I(horas^2)),
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M3.h)
```

```
M3.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1, subj=~I(horas^2)),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M3.i)
```

```
# M4 sem efeito de intercepto
```

```
M4.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1, subj=~horas+I(horas^2)-1),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M4.h)
```

```
M4.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1, subj=~horas+I(horas^2)-1),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M4.i)
```

```
# M5 - sem efeito de bloco
```

```
M5.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(subj=~horas+I(horas^2)),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M5.h)
```

```
M5.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(subj=~horas+I(horas^2)),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M5.i)
```



```

# M6 - sem efeitos aleatórios de subj
M6.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M6.h)

M6.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,random=list(bloco.f=~1),na.action=na.omit,
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M6.i)

# M7 - sem efeito aleatório
M7.h<-glsl(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M7.h)

M7.i<-glsl(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M7.i)

# Estruturas para G
#CV
M8.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,random=list(bloco.f=~1,
subj=pdIdent(~horas+I(horas^2))),
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M8.h)

M8.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,random=list(bloco.f=~1,
subj=pdIdent(~horas+I(horas^2))),
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M8.i)

#CVH
M9.h<-lme(h~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,random=list(bloco.f=~1,
subj=pdDiag(~horas+I(horas^2))),
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.h,M9.h)

M9.i<-lme(ITGU~telha+forro+telha:forro+horas+I(horas^2)+telha:horas+forro:horas+
telha:forro:horas+telha:I(horas^2)+forro:I(horas^2)+telha:forro:I(horas^2),
data=dad,na.action=na.omit,random=list(bloco.f=~1,

```

```

subj=pdDiag(~horas+I(horas^2))),
control=lmeControl(opt="optim",maxIter=600,niterEM=600))
anova(M1.i,M9.i)

##### Seleção dos ef. fixos
#H
anova(M1.h)
summary(M1.h)

#ITGU
anova(M1.i)
summary(M1.i)
M1.i.ML<-update(M1.i, method='ML')

#### Modelos finais
#H
M1.h.T<-update(M1.h, method='REML', fixed=h~horas+I(horas^2),data=dad2)
summary(M1.h.T)

# ITGU
M1.i.ML<-update(M1.i,method='ML')

# CA vs resto
CA<-rep(c(rep(1,4),rep(0,12)),19)
dad1<-data.frame(dad,CA)
CAA<-update(M1.i,method='ML', fixed=ITGU~CA+horas+I(horas^2)+CA:horas+
CA:I(horas^2),data=dad1)
anova(M1.i.ML,CAA) # não tem diferença

#CB vs resto
CB<-rep(c(rep(0,8),rep(1,4),rep(0,4)),19)
dad2<-data.frame(dad,CB)
CBB<-update(M1.i,method='ML', fixed=ITGU~CB+horas+I(horas^2)+CB:horas+
CB:I(horas^2),data=dad2)
anova(M1.i.ML,CBB) # TEM DIFERENÇA!! CB VS RESTO

#FA vs resto
FA<-rep(c(rep(0,4),rep(1,4),rep(0,8)),19)
dad3<-data.frame(dad,FA)
FAA<-update(M1.i,method='ML', fixed=ITGU~FA+horas+I(horas^2)+FA:horas+
FA:I(horas^2),data=dad3)
anova(M1.i.ML,FAA)

#FB vs resto
FB<-rep(c(rep(0,12),rep(1,4)),19)
dad4<-data.frame(dad,FB)
FBB<-update(M1.i,method='ML', fixed=ITGU~FB+horas+I(horas^2)+FB:horas+
FB:I(horas^2),data=dad4)
anova(M1.i.ML,FBB)

```

```
M1.i.f<-update(CBB, method='REML')
summary(M1.i.f)
```

```
##### Gráficos dos ajustes
```

```
# H
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,11,14,17))
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
a<-ggplot(data.frame(x=c(8, 17)), aes(x)) +
stat_function(fun=function(x) 2.658101+(6.932020)*x+(-0.252725 )*x^2)+
myX+myY+theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())
print(a)
```

```
#ITGU
```

```
#Todos
```

```
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,11,14,17))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU', breaks=c(65,66,67,68,69,70,71,72,
73,74,75,76,77))
ggplot(data.frame(x=c(8,17)), aes(x)) +
stat_function(fun=function(x)19.89888+(8.35402)*x+(-0.30841)*x^2,
geom="line",lwd=2, aes(colour="CA")) +
stat_function(fun=function(x)19.89888+10.61373+(8.35402-1.63548)*x+
(-0.30841+0.05972)*x^2,lwd=2, geom="line", aes(colour="FA"))+
stat_function(fun=function(x) 19.89888+27.42915+(8.35402-4.62439)*x+
(-0.30841+0.18073)*x^2,lwd=2, geom='line', aes(colour='CB'))+
stat_function(fun=function(x) 19.89888+10.61373+27.42915-47.50189+
(8.35402-1.63548-4.62439+7.61769 )*x+(-0.30841+0.05972+0.18073-0.28856)*x^2,
geom='line',lwd=2, aes(colour='FB'))+myX+myY+
theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())
```

```
#CB vs outros
```

```
myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,11,14,17))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU', breaks=c(65,66,67,68,69,70,71,72,73,
74,75,76,77))
ggplot(data.frame(x=c(8,17)), aes(x)) +
stat_function(fun=function(x) 20.265882+(8.263781)*x+(-0.304606)*x^2,
geom="line",lwd=2 ,aes(colour="CA, FA e FB"))+
stat_function(fun=function(x) 47.33424+(3.728544)*x+(-0.127637)*x^2,
lwd=2 ,geom="line", aes(colour="CB"))+myX+myY+
theme_bw()+scale_colour_discrete(name="Tratamentos")+
theme(legend.position="bottom",legend.key=element_blank())
```

```
#### Resíduos e ajustes individuais
```

```
dad8<-na.omit(dad)
dad22<-na.omit(dad2)
#Diagnósticos H
require(hnp)
plot(fitted(M1.h.T),residuals(M1.h.T, type='p'), xlab='Valores ajustados',
```

```

ylab='Resíduos condicionais',ylim=c(-2.5,2.5))
abline(a=-2, b=0,lty=2)
abline(a=2, b=0,lty=2)
identify(fitted(M1.h.T),residuals(M1.h.T, type='p'))
hnp(residuals(M1.h.T),xlab='Quantis teóricos',ylab='Resíduos condicionais',
scale=T, half=F, print=T)
plot(residuals(M1.h.T,type='p')~dad8$horas,ylab='Resíduos condicionais',
xlab='horas', main='',ylim=c(-2.7,2.7),xlim=c(8,17.5))
abline(a=-2, b=0,lty=2)
abline(a=2, b=0,lty=2)
identify(residuals(M1.h.T,type='p')~dad8$horas)
plot(fitted(M1.h.T)~dad22$h,ylab='Valores ajustados', xlab='Valores observados',
xlim=c(30,70), ylim=c(30,70))
abline(0,1)

#EBLUP
#Bloco
eblupBloco.i<-as.data.frame(ranef(M1.h.T)$bloco.f)
hnp(eblupBloco.i[,1],ylab='EBLUP para blocos' , xlab='Quantis teóricos',
main='',scale=T, half=F, print=T)

#Int
eblupInt.i<-as.data.frame(ranef(M1.h.T)$subj[1])
hnp(eblupInt.i[,1],ylab='EBLUP para intercepto' , xlab='Quantis teóricos',
main='',scale=T, half=F, print=T)

#hora
eblupHora.i<-as.data.frame(ranef(M1.h.T)$subj[2])
hnp(eblupHora.i[,1],ylab='EBLUP para efeito angular de hora' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T, half=F, print=T)

#hora2
eblupHora2.i<-as.data.frame(ranef(M1.h.T)$subj[3])
hnp(eblupHora2.i[,1],ylab='EBLUP para efeito quadrático de hora' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T, half=F, print=T)

# ITGU
plot(fitted(M1.i.f),residuals(M1.i.f, type='p'), ylab='Resíduos condicionais',
xlab='Valores ajustados', ylim=c(-3,3))
abline(a=-2, b=0,lty=2)
abline(a=2, b=0,lty=2)
identify(fitted(M1.i.f),residuals(M1.i.f, type='p'))
hnp(residuals(M1.i.f),ylab='Resíduos condicionais' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T, half=F, print=T)
plot(residuals(M1.i.f,type='p')~dad8$horas,
ylab='Resíduos condicionais', xlab='horas', main='', ylim=c(-3,3), xlim=c(8,17))
abline(a=-2, b=0,lty=2)
abline(a=2, b=0,lty=2)
identify(residuals(M1.i.f,type='p')~dad8$horas)
plot(fitted(M1.i.f)~dad22$ITGU,ylab='Valores ajustados',

```

```

xlab='Valores observados', main='')
abline(0,1)

#EBLUP
#Bloco
eblupBloco.i<-as.data.frame(ranef(M1.i.f)$bloco.f)
hnp(eblupBloco.i[,1],ylab='EBLUP para blocos' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T,half=F, print=T)

#Int
eblupInt.i<-as.data.frame(ranef(M1.i.f)$subj[1])
hnp(eblupInt.i[,1],ylab='EBLUP para intercepto' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T,half=F, print=T)

#hora
eblupHora.i<-as.data.frame(ranef(M1.i.f)$subj[2])
hnp(eblupHora.i[,1],ylab='EBLUP para efeito angular de hora' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T,half=F, print=T)

#hora2
eblupHora2.i<-as.data.frame(ranef(M1.i.f)$subj[3])
hnp(eblupHora2.i[,1],ylab='EBLUP para efeito quadrático de hora' ,
xlab='Quantis teóricos', main='',scale=T,half=F, print=T)

##### Curvas ajustadas
# H
dad2<-na.omit(dad)
fith<-fitted(M1.h.T)
dadh<-data.frame(fith,dad2)

myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name=expression('Entalpia Específica
(h) kJ.kg de ar seco'^-1))
q1<-ggplot(data=dadh, aes(x=horas ,y=h, z=fith,group=subj))+geom_point()
q2<-q1+facet_grid(trat ~ bloco.f)
q3<-q2+stat_function(fun=function(x) 2.658101+(6.932020)*x+
(-0.252725 )*x^2, col='blue')
q4<-q3+stat_smooth(method = "lm", formula = z ~ x + I(x^2), col = 'red')
q4+theme_bw()+myX+myY

# ITGU
fiti<-fitted(M1.i.f)
dadi<-data.frame(fiti,dad22)

myX<-scale_x_continuous(name='horas',breaks=c(8,14))
myY<-scale_y_continuous(name='ITGU')
q1<-ggplot(data=dadi, aes(x=horas ,y=ITGU, z=fiti,w=CB ,group=subj))+
geom_point()
q2<-q1+facet_grid(trat ~ bloco.f)
q3<-q2+stat_function(fun=function(x) 20.265882+( 8.263781)*x+
(-0.304606)*x^2, geom="line" , col='blue')

```

```
#q4<-q2+stat_function(fun=function(x) 20.265882+27.068361+(8.263781-4.535237)*x+  
(-0.304606+ 0.176969)*x^2,geom="line",col='blue')  
q5<-q3+stat_smooth(method = "lm", formula = z ~ x + I(x^2), col = 'red')  
q5+theme_bw()+myX+myY
```