

RAPHAEL FERNANDES SOARES ALVES

**ESTUDO DO CRESCIMENTO DE BOVINOS DA RAÇA GUZERÁ
UTILIZANDO MODELOS NÃO LINEARES MISTOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, para a obtenção do título de *Magister Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2016

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

A474e
2016
Alves, Raphael Fernandes Soares, 1989-
Estudo do crescimento de bovinos da raça Guzerá
utilizando modelos não lineares mistos / Raphael Fernandes
Soares Alves. – Viçosa, MG, 2016.
viii, 56f. : il. ; 29 cm.

Inclui anexos.

Orientador: Antônio Policarpo Souza Carneiro.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Inclui bibliografia.

1. Bovino - Crescimento - Modelos matemático. 2. Máxima
verossimilhança. I. Universidade Federal de Viçosa.

Departamento de Estatística. Programa de Pós-graduação em
Estatística Aplicada e Biometria. II. Título.

CDD 22. ed. 636.2

RAPHAEL FERNANDES SOARES ALVES

**ESTUDO DO CRESCIMENTO DE BOVINOS DA RAÇA GUZERÁ
UTILIZANDO MODELOS NÃO LINEARES MISTOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, para a obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 25 de fevereiro de 2016.

Leonardo Siqueira Glória

Paulo César Emiliano

Antonio Policarpo Souza Carneiro
(Orientador)

“A dúvida é o princípio da sabedoria”
(Aristóteles)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me guiado até aqui.

À minha família que sempre esteve presente em minha vida. Aos meus pais Antonia e Eder pela criação e por todo o esforço que tiveram para me dar o subsídio necessário para chegar até aqui. À minha avó Dorvalina por toda sua dedicação para cuidar de mim. À minha tia Edirlene por todo apoio que me deu durante todos esses anos.

Ao meu orientador professor Antonio Policarpo Souza Carneiro, por todo o auxílio que me deu durante este projeto e pela disponibilidade em me ajudar. Aos professores que dividiram seus conhecimentos comigo para colaborar com o meu crescimento intelectual e pela disposição em me ajudar e esclarecer minhas dúvidas.

Aos amigos que encontrei durante minha caminhada e que espero que continuem comigo. À Rachel e Natália, obrigado pelos momentos e conselhos que sempre me deram. Aos meus novos amigos Geraldo e Leonardo, agradeço por ajudar a tornar meus dois últimos anos inesquecíveis.

À UFV e ao departamento de Estatística, pelo acolhimento e pela oportunidade de cursar o mestrado.

À Associação Brasileira dos Criadores de Zebu (ABCZ) pela disponibilização dos dados.

À CAPES pelo apoio financeiro durante todo o curso.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	viii
1 INTRODUÇÃO	1
2 REFERENCIAL TEÓRICO	2
2.1 Região Nordeste do Brasil	2
2.2 Modelos não lineares	3
2.3 Curvas de crescimento	4
2.4 Modelos não lineares mistos	5
2.5 Métodos de estimação	6
2.6 Avaliadores de qualidade do ajuste	7
2.6.1 Critério de informação de Akaike	7
2.6.2 Critério de informação Bayesiano	7
2.6.3 Coeficiente de determinação	7
2.6.4 Desvio médio absoluto	8
2.6.5 Erro quadrático médio	8
3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	8
CAPITULO 1	13
Introdução	16
Materiais e métodos	17
Resultados e discussão	19
Conclusões	22
Agradecimentos	23
Referências	23
CAPITULO 2	29
Introdução	32
Materiais e métodos	33
Resultados e discussão	34
Conclusões	37
Agradecimentos	37
Referências	37
Apêndice A – Descrição dos dados	44

Apêndice B – Procedimentos para ajuste dos modelos do capítulo 1.....	45
Apêndice C – Procedimentos para ajuste dos modelos do capítulo 2.....	52

RESUMO

ALVES, Raphael Fernandes Soares, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, fevereiro de 2016. **Estudo do crescimento de bovinos da raça Guzerá utilizando modelos não lineares mistos**. Orientador: Antonio Policarpo Souza Carneiro. Coorientadores: José Ivo Ribeiro Júnior e Paulo Luiz Souza Carneiro.

Os modelos não lineares mistos são modelos que contêm efeitos fixos e aleatórios. Tais modelos são efetivos para dados longitudinais e podem ser aplicados a dados desbalanceados ou incompletos. Os dados utilizados foram provenientes da Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ), e contém observações de peso corporal e idade de bovinos da raça Guzerá. Os modelos ajustados foram Logístico, Gompertz, Brody e Von Bertalanffy. Os critérios de qualidade de ajuste utilizados para comparar os modelos foram AIC, BIC, R^2 , DMA e EQM. No capítulo 1, o objetivo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos não lineares mistos no estudo do crescimento de bovinos da raça Guzerá de diferentes regiões do nordeste brasileiro incorporando ao modelo efeitos aleatórios de animal. A inclusão de efeitos aleatórios de animal ao modelo diminui a variância residual e considera a variabilidade entre os animais. Os modelos com dois efeitos aleatórios incorporados aos parâmetros peso assintótico e taxa de maturidade, apresentaram melhores resultados em relação a qualidade do ajuste. Os modelos mais adequados são o Gompertz e o Von Bertalanffy, respectivamente, para machos e fêmeas da raça Guzerá. No capítulo 2, o objetivo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos Gompertz e Von Bertalanffy, respectivamente para bovinos machos e fêmeas da raça Guzerá, incorporando ao modelo o efeito fixo de cinco regiões de produção do nordeste brasileiro, e comparar as curvas de crescimento entre regiões de produção através dos intervalos de confiança. A interpretação dos intervalos de confiança gerados para cada parâmetro permite identificar que machos da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Serra Geral da Bahia possuem peso assintótico comum, enquanto a taxa de

maturidade é comum para animais das regiões Itapetinga-Valadares e Mata-Agreste. As fêmeas da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Sertão possuem peso assintótico comum, assim como das regiões Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia, enquanto a taxa de maturidade é comum nas regiões Mata-Agreste, Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia.

ABSTRACT

ALVES, Raphael Fernandes Soares, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February, 2016. **Study of Guzerá growth using non-linear models with fixed effects by region and random effects by animal.** Adviser: Antonio Policarpo Souza Carneiro. Co-advisers: José Ivo Ribeiro Júnior and Paulo Luiz Souza Carneiro.

Nonlinear mixed-effects models are models that contain fixed and random effects. Such models are effective for longitudinal data and can be applied to unbalanced or incomplete data. The data used were from the Brazilian Association of Zebu Breeders (ABCZ), and contains body weight observations and age of Guzerá breed. The fitted models were Logistic, Gompertz, Brody and Von Bertalanffy. The goodness of fit's measures used to evaluate and compare the models were AIC, BIC, R^2 , DMA and MSE. In the chapter 1, the objective was to evaluate the goodness of fit of nonlinear mixed-effects models in the fitting of Guzerá bovine growth curves from different regions of northeastern Brazil incorporating random effects by animal. The inclusion of random effects model decreases the residual variance and considers the variability between the animals. The models with two random effects incorporated into the asymptotic weight and maturing rate parameters have better results in relation to goodness of fit. The most suitable models are Gompertz and Von Bertalanffy, respectively, for males and females. In the chapter 2, the objective was to evaluate the goodness of fit of Gompertz and Von Bertalanffy models, respectively for male and female Guzerá breed, incorporating fixed effect of five production regions of northeastern Brazil into the model, and compare the growth curves among regions of production by confidence intervals. The interpretation of confidence intervals generated for each parameter identifies that Guzerá males of production regions Gado-Algodão and Serra Geral da Bahia have common asymptotic weight, while the maturing rate is common for animals of Itapetinga-Valadares and Mata-Agrete regions. Guzerá Females of production regions Gado-Algodão and Sertão have common asymptotic weight, as well as the regions of Itapetinga-Valadares and Serra Geral da Bahia, while the maturing rate is common in Mata-Agrete, Itapetinga-Valadares and Serra Geral da Bahia regions.

1 INTRODUÇÃO

A raça Guzerá é da espécie *Bos taurus indicus* e tem origem no norte da Índia, onde os animais são criados no seu *habitat* natural de baixa precipitação pluviométrica e alta amplitude térmica (MIRANDA et al., 2004). Devido às suas características de resistência e tolerância às condições adversas do meio (SOUZA et al., 2004), a raça Guzerá apresenta boa adaptabilidade e desempenho na produção de leite e carne no nordeste brasileiro (SANTOS et al., 2012).

O nordeste brasileiro é uma região pioneira na criação de bovinos no Brasil, sua pecuária é composta principalmente por animais zebuínos mestiços e puros, na qual prevalece a criação de pasto (CAIRES et al., 2009).

Com a preocupação em obter animais de crescimento mais rápido e que atinjam uma condição corporal para abate mais cedo, os criadores de bovinos de corte objetivam reduzir os custos de produção e aumentar a rentabilidade.

A quantidade e a qualidade da carne são fortemente relacionadas ao crescimento do animal, portanto as curvas de crescimento se tornam uma importante ferramenta para entender o processo de ganho corporal do indivíduo (SILVEIRA, 2010).

Em diferentes espécies, são indicados diferentes modelos para a descrição de sua curva de crescimento, pois cada espécie tem uma característica própria de crescimento (FERNANDES, 2012).

O crescimento corporal da maioria das espécies pode ser descrito por uma curva sigmoide e, portanto, ajustado por modelos não lineares. Esses modelos, quando ajustados aos dados de peso ao longo do tempo permitem sintetizar grande número de medidas e informações em apenas alguns parâmetros de interpretação biológica (SILVA et al., 2011). No entanto, existem características não controladas pelo modelo, as quais fazem parte da variabilidade dos dados, como as características individuais de cada animal.

No estudo de curvas de crescimento são coletadas observações do peso de cada indivíduo em períodos diferentes o que torna as observações de um indivíduo dependentes. O modelo não linear com efeito aleatório incorpora essa dependência ao modelo além de permitir que os parâmetros variem entre os indivíduos.

No capítulo 1, o objetivo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos não lineares mistos no estudo do crescimento de bovinos da raça Guzerá de diferentes regiões do nordeste brasileiro incorporando ao modelo efeitos aleatórios de animal.

A região nordeste também apresenta uma grande variedade de ambientes em relação ao clima e vegetação, além de possuir áreas de alta e baixa densidade de animais (Arruda e Sugai, 1994). Tal variedade pode fazer com que não seja ideal o ajuste de uma única curva para a região nordeste. Portanto, no capítulo 2, o objetivo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos Gompertz e Von Bertalanffy, respectivamente para bovinos machos e fêmeas da raça Guzará, incorporando ao modelo o efeito fixo de cinco regiões de produção do nordeste brasileiro, e comparar as curvas de crescimento entre regiões de produção através dos intervalos de confiança.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Região Nordeste do Brasil

Arruda e Sugai (1994) subdividiram o Brasil em regiões homogêneas baseado nas características da pecuária bovina. Para isso eles utilizaram informações de clima, solo, vegetação natural, relevo, posição geográfica, altitude, estrutura fundiária, densidade bovina, densidade principal do rebanho, padrão racial, fase de exploração predominante, fase de crescimento anual do rebanho e crescimento da área das pastagens.

A figura 1 apresenta o mapa do Brasil dividido em regiões de produção, os estados da região Nordeste têm representatividade em 11 delas:

10 – Araguaia: Parte dos estados do Maranhão, Pará e Tocantins;

21 – Oeste Baiano: Oeste do estado da Bahia limitando-se com o estado de Goiás;

22 – Maranhão: Leste do estado do Maranhão;

23 – Norte Piauiense: Norte do estado do Piauí;

24 – Norte Cearense: Norte do estado do Ceará;

25 – Gado-Algodão: Corresponde a partes dos estados Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco e Piauí;

26 – Mata-Agrete: Partes dos estados do Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia;

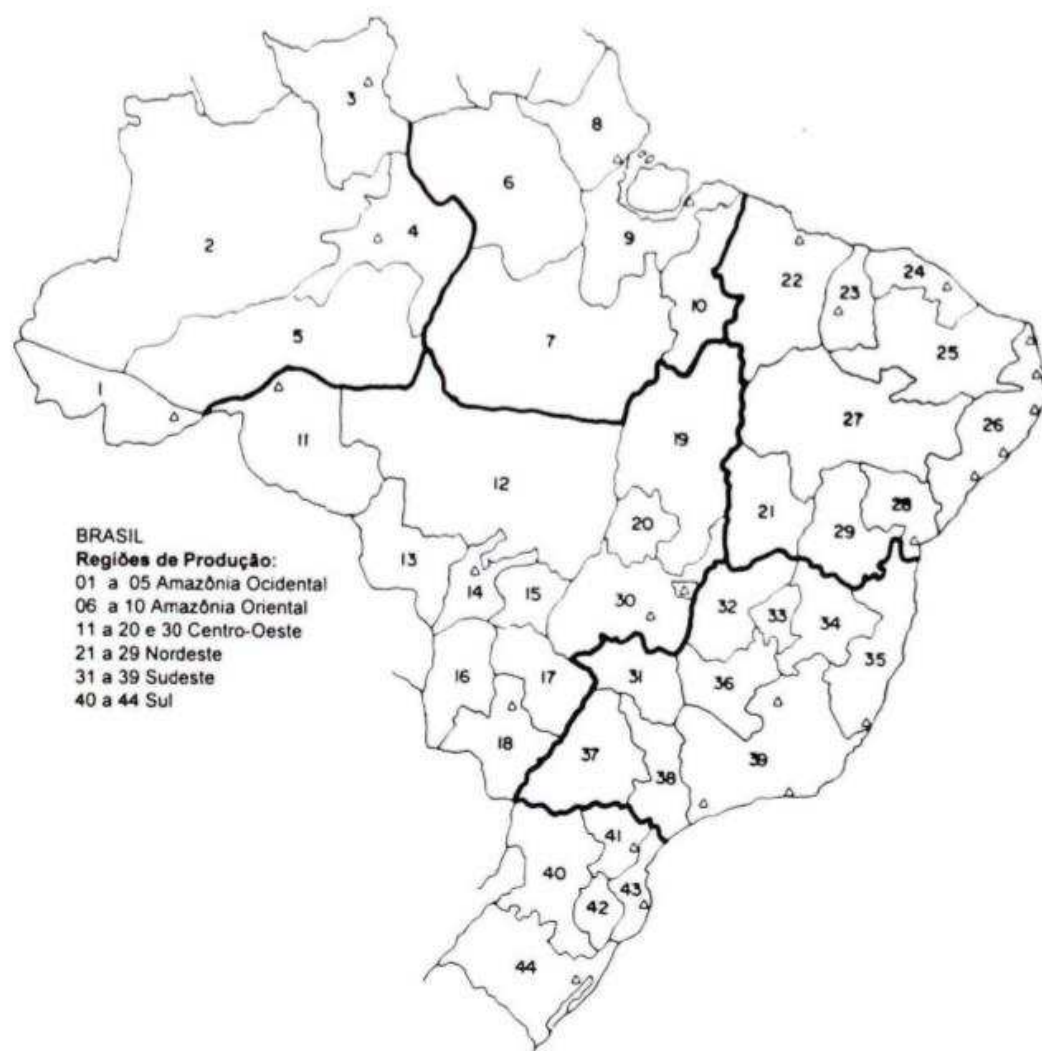
27 – Sertão: Abrange os estados do Piauí, Bahia, Pernambuco, Alagoas e Sergipe;

28 – Recôncavo Baiano: Parte do estado da Bahia;

29 – Serra geral da Bahia: Parte do estado da Bahia;

35 – Itapetinga-Valadares: Sudeste da Bahia e parte dos estados de Minas Gerais e Espírito Santo.

Figura 1 - Regiões de produção da pecuária bovina no Brasil.



Fonte: Arruda e Sugai (1994).

2.2 Modelos não lineares

Segundo Fernandes (2012), os modelos de regressão podem ser classificados em lineares, linearizáveis ou não lineares, em relação a seus parâmetros. Um modelo é dito linear quando suas derivadas parciais em relação aos parâmetros não dependem de nenhum parâmetro, enquanto que nos modelos não lineares pelo menos uma das derivadas parciais dependem de algum parâmetro e não existe nenhuma transformação capaz de linearizá-lo, nos casos em que existe uma transformação, ele é chamado de modelo linearizável.

Os seres vivos possuem uma taxa de ganho de peso diário curvilínea, ou seja, a taxa de crescimento cresce até chegar a um ponto máximo e depois começa a diminuir, o que faz com que os modelos não lineares expliquem melhor esse processo do que os lineares (OLIVEIRA, 2011).

Abaixo temos a forma geral de um modelo não linear

$$y_i = f(\mathbf{X}; \boldsymbol{\theta}) + e_i, \quad i = 1, \dots, n$$

em que y_i é a resposta do i -ésimo indivíduo, f é uma função não linear do vetor preditor \mathbf{X} e do vetor de parâmetros $\boldsymbol{\theta}$ e e_i são os erros associados ao modelo que geralmente são independentes e normalmente distribuídos com média 0 e variância σ^2 .

2.3 Curvas de crescimento

Curvas de crescimento são curvas que descrevem uma sequência de medidas de um determinado indivíduo em função do tempo (FERNANDES, 2012). A análise de dados de crescimento é importante em várias áreas do conhecimento como biologia, medicina, química, agricultura, entre outros, e é muito atraente para modelar a relação peso-idade de bovinos.

Os modelos não lineares são mais adequados quando se deseja descrever processos biológicos, eles se ajustam melhor a informações do peso em relação a idade do indivíduo, e seus parâmetros são biologicamente interpretáveis (GONÇALVES et al., 2011). Em muitos casos, a taxa de crescimento aumenta até chegar a um máximo, o qual é denominado ponto de inflexão, e depois vai decrescendo até chegar a zero, com isso tem-se uma curva em formato de “S” conhecida como curva sigmodal (SEBER; WILD, 1989).

Abaixo são apresentados alguns modelos não lineares utilizados no ajuste de curvas de crescimento:

Tabela 1 – Modelos não lineares utilizados no ajuste de curvas de crescimento

Modelo	Equação	Referência
Gompertz	$y = \beta_1 e^{(-\beta_2 e^{-\beta_3 x})}$	Gompertz (1825)
Logístico	$y = \beta_1 (1 + \beta_2 e^{-\beta_3 x})^{-1}$	Ratkowski (1983)
Brody	$y = \beta_1 (1 - \beta_2 e^{-\beta_3 x})$	Brody (1945)
Von Bertalanffy	$y = \beta_1 (1 - \beta_2 e^{-\beta_3 x})^3$	Von Bertalanffy (1947)

β_1 é o peso assintótico do animal adulto, β_2 é uma constante de integração sem interpretação biológica, β_3 é a taxa de maturidade, $1/\beta_3$ está associado ao tempo para o animal atingir o peso adulto.

Oliveira et al. (2000) compararam estes quatro modelos e o modelo Richards (RICHARDS, 1959) pelo método tradicional aplicados aos dados de peso e idade de

fêmeas da raça Guzerá e concluíram que o modelo Von Bertalanffy é o mais indicado para descrever a curva média de animais desta raça. Já Tedeschi et al. (2000) compararam sete modelos diferentes e estabeleceram que o melhor modelo para os bovinos Guzerá fêmea é o Gompertz.

Outros autores utilizaram os modelos não lineares com efeitos fixos para ajustar curvas de crescimento para zebuínos, como Malhado et al. (2009) e Souza et al. (2010), os quais estudaram o crescimento do gado Nelore criado na Bahia e Indubrasil no Sergipe, respectivamente.

2.4 Modelos não lineares mistos

Os modelos não lineares mistos são modelos que contêm efeitos fixos, os quais são parâmetros associados à população ou a certos níveis controláveis de fatores experimentais, e aleatórios, associados às unidades experimentais selecionadas aleatoriamente de uma população (GLÓRIA, 2014). Tais modelos são efetivos para dados longitudinais e podem ser aplicados a dados desbalanceados ou incompletos (PEREIRA, 2014) e também são utilizados quando se tem o interesse em estimar o comportamento médio de um indivíduo em uma população e a variabilidade dentre e entre eles (PINHEIRO; BATES, 2000).

Ao incluir efeitos aleatórios no modelo estima-se uma variabilidade que não é levada em consideração pelos modelos com efeitos fixos, a variação entre indivíduos. Com o ajuste de modelos não lineares mistos haverá uma curva para cada indivíduo que poderão ser agrupadas conforme seu comportamento e também facilitará a identificação dos melhores indivíduos.

Definimos um modelo não linear geral para a j -ésima observação do i -ésimo indivíduo como:

$$y_{ij} = f(\boldsymbol{\theta}_i, \mathbf{x}_{ij}) + \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}, \quad i = 1, \dots, n \text{ e } j = 1, \dots, r$$

em que y_{ij} é a j -ésima resposta do i -ésimo indivíduo, \mathbf{x}_{ij} é o vetor preditor da j -ésima resposta, do i -ésimo indivíduo, f é a função não linear do vetor preditor e do vetor de parâmetros $\boldsymbol{\theta}_i$, e $\boldsymbol{\varepsilon}_{ij}$ são os erros, os quais são assumidos como independentes e normalmente distribuídos com média 0 e variância σ^2 . O vetor de parâmetros pode variar de indivíduo para indivíduo, isso é incorporado ao modelo escrevendo $\boldsymbol{\theta}_i$ como:

$$\boldsymbol{\theta}_i = \mathbf{A}_i \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B}_i \mathbf{b}_i, \quad \mathbf{b}_i \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{D}),$$

em que $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor de parâmetros populacionais fixos, \mathbf{b}_i é um vetor de efeitos aleatórios associado ao indivíduo i , \mathbf{A}_i e \mathbf{B}_i são as matrizes de incidência para efeitos fixos e aleatórios, respectivamente, e $\sigma^2\mathbf{D}$ é a matriz de covariâncias para os efeitos aleatórios.

Pereira (2014) analisou modelos não lineares mistos aplicados a curva de crescimento de bovinos Tabapuã, os quais foram eficientes ao estima-las, além de melhorar a qualidade do ajuste em relação aos modelos fixos.

Li e Jiang (2013) avaliaram os modelos mistos no crescimento de árvores localizadas no nordeste chinês e concluíram que os modelos com efeitos aleatórios são melhores que os modelos tradicionais, tanto em relação à qualidade de ajuste quanto em precisão das estimativas.

2.5 Métodos de estimação

Como os efeitos aleatórios são quantidades não observadas a estimativa da máxima verossimilhança dos modelos mistos é baseada na função marginal da variável resposta \mathbf{y} (PINHEIRO; BATES, 2000). Logo será utilizado o método de máxima verossimilhança marginal para estimar os parâmetros do modelo.

Sabe-se que:

$$p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2) = \int p(\mathbf{y}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2)p(\mathbf{b}) d\mathbf{b}$$

em que $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2)$ é a densidade marginal da variável resposta \mathbf{y} , $p(\mathbf{y}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2)$ é a densidade condicional de \mathbf{y} dado \mathbf{b} e $p(\mathbf{b})$ é a distribuição marginal dos efeitos aleatórios \mathbf{b} . Logo, a função de verossimilhança é dada por:

$$L(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2|\mathbf{y}) = \int p(\mathbf{y}|\mathbf{b}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2)p(\mathbf{b}) d\mathbf{b}$$

Em geral essa integral não possui uma forma fechada quando o modelo é não linear em \mathbf{b} , no entanto diferentes aproximações têm sido propostas para estima-la (PINHEIRO; BATES, 1995). A matriz \mathbf{D} pode ser escrita como $\sigma^{-2}\Delta^T\Delta$, em que Δ é o fator de precisão, o qual é expresso como uma função de um vetor de parâmetros irrestritos.

O algoritmo de estimação descrito por Lindstrom e Bates (1990) alterna entre dois passos, um utiliza os mínimos quadrados ponderados (PNLS) e o outro faz uma aproximação para o modelo linear (LME) até que atinja a convergência.

No passo do PNLS, a estimativa atual de Δ é mantida fixa e as modas condicionais dos efeitos aleatórios \mathbf{b}_i e as estimativas dos efeitos fixos $\boldsymbol{\beta}$ são obtidas pelo método de mínimos quadrados ponderados.

No passo seguinte a estimativa de Δ é atualizada baseado na expansão de Taylor de primeira ordem da função $f(\theta_i, x_{ij})$ em torno das estimativas atuais dos efeitos fixos e das modas condicionais dos efeitos aleatórios.

2.6 Avaliadores de qualidade do ajuste

A escolha do modelo que melhor descreve a curva de crescimento usualmente é baseada na qualidade de seu ajustamento aos dados. Nesta seção serão apresentados alguns coeficientes de qualidade de ajuste usuais na literatura para a comparação dos modelos.

2.6.1 Critério de informação de Akaike

O critério de informação de Akaike proposto por Akaike (1974) é dado por:

$$AIC = -2\ln L(\hat{\theta}) + 2p$$

em que $L(\hat{\theta})$ é a função de verossimilhança do modelo e p é o número de parâmetros do modelo

Segundo Emiliano (2013) o AIC é uma ferramenta para seleção de modelos referentes a um mesmo conjunto de dados, portanto não possui hipóteses, significância ou p-valor. Ele é utilizado para verificar qual o melhor modelo dentre os modelos avaliados, sendo o com menor AIC o melhor.

2.6.2 Critério de informação Bayesiano

Em 1978, Schwarz propôs um critério de avaliação de modelos baseado no argumento do teorema de Bayes em termos da probabilidade a posteriori dado por:

$$BIC = -2\ln L(\hat{\theta}) + p \ln n$$

em que $L(\hat{\theta})$ é a função de verossimilhança do modelo, p é o número de parâmetros do modelo e n é o tamanho da amostra.

O critério de informação Bayesiano maximiza a probabilidade de se identificar o verdadeiro modelo dentre os avaliados (PUIATTI, 2014). Como no AIC, o melhor modelo será o que tiver o menor BIC.

2.6.3 Coeficiente de determinação

O coeficiente de determinação (R^2) é uma medida utilizada para verificar a qualidade do ajuste do modelo, ele avalia o quanto da variabilidade dos dados foi explicada pelo modelo, e é calculado da seguinte forma:

$$R^2 = \frac{\text{Var}(\hat{y})}{\text{Var}(y)} = \frac{\text{SQR}}{\text{SQT}}$$

em que SQR é a soma de quadrados de regressão, SQT é a soma de quadrados total, $\text{Var}(\hat{y})$ é a variância de y estimado pelo modelo e $\text{Var}(y)$ é a variância de y .

2.6.4 Desvio médio absoluto

O desvio médio absoluto (DMA) é a média do módulo da diferença entre os valores observados e estimados da variável resposta, sendo que os modelos que tiverem menor DMA, serão melhores. O DMA é calculado da seguinte forma:

$$\text{DMA} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

em que, n é o número de observações, y_i é a resposta do i -ésimo indivíduo e \hat{y}_i é a resposta estimada do i -ésimo indivíduo.

2.6.5 Erro quadrático médio

O erro quadrático médio (EQM) reflete a variação dos dados que não foi explicada pelo modelo, portanto quanto menor seu valor, melhor é o modelo. O EQM é dado por:

$$\text{EQM} = \frac{1}{n - p} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

onde, n é o número de observações, p é o número de parâmetros do modelo, y_i é a resposta observada do i -ésimo indivíduo e \hat{y}_i é a resposta estimada do indivíduo i .

3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AKAIKE, H. A. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.

ARRUDA, Z. J. de; SUGAI, Y. **Regionalização da pecuária bovina no Brasil**. Campo Grande: Embrapa-CNPGC; Brasília: Embrapa-SPI, 1994. 144p. (Embrapa-CNPGC. Documentos, 58).

BRODY, S. **Bioenergetics and Growth**. Rheinhold Publishing, New York. 1945.

CAIRES, D. N.; SOUZA, L. de A.; MALHADO, C. H. M.; CARNEIRO, P. L. S.; MARTINS FILHO, R. Tendência genética e fenotípica para características de crescimento em bovinos da raça Indubrasil no estado do Sergipe. **Revista Brasileira de Saúde e Produção Animal**, v. 10, n. 4, p. 813-820, 2009.

EMILIANO, P. C. **Critérios de informação: como eles se comportam em diferentes modelos**. 2013. 193 p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2013.

FERNANDES, T. J. **Curva de crescimento do fruto do cafeeiro em diferentes alinhamentos de plantio utilizando modelos não lineares**. 2012. 80 p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2012.

GLÓRIA, L. S. **Estimação de parâmetros não-lineares no R e no SAS: aplicações para cinética digestiva e crescimento em ruminantes**. 2014. 64 p. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal na Área de Concentração Nutrição e Produção Animal) – Universidade Estadual do Norte Fluminense, Campos dos Goytacazes, 2014.

GOMPERTZ, B. On the nature of the function expressive of the law of human mortality, and on a new method of determining the value of life contingencies. **Philos. Trans. R. Soc. London, London**, v. 115, n. 1825, p. 513-585, 1825.

GONÇALVES, T. M.; DIAS, M. A. D.; AZEVEDO JUNIOR, J.; RODRIGUEZ, M. A. P.; TIMPANI, V. D.; OLIVEIRA, A. I. G. Curva de crescimento de fêmeas da raça Nelore e seus cruzamentos. **Ciência e Agrotecnologia, Lavras**, v. 35, n. 3, p. 582-590, 2011.

LI, Y.; JIANG, L. Fitting Logistic Growth Curve with Nonlinear Mixed-effects Models. **Advance Journal of Food Science and Technology**, v. 5, n. 4, p. 392-397, 2013.

LINDSTROM, M. J.; BATES, D. M. Nonlinear mixed effects models for repeated measures data, **Biometrics**, v. 46, n. 3, p. 673–687. 1990.

MALHADO, C. H. M.; RAMOS, A. A.; CARNEIRO, P. L. S.; AZEVEDO, D. M. M. R.; MELLO, P. R. A. de; PEREIRA, D. G.; SOUZA, J. C. de; MARTINS FILHO, R. Modelos não lineares utilizados para descrever o crescimento de bovinos da raça Nelore no Estado da Bahia: 1. Efeito ambiental. **Revista Brasileira de Saúde e Produção Animal**, v. 10, n. 4, p. 821-829, 2009.

MIRANDA, E. Q. de; LOBO, R. N. B.; MARTINS FILHO, R.; AZEVEDO, D. M. M. R.; OLIVEIRA, S. M. P. de Parâmetros genéticos para características de crescimento em bovinos da raça Guzerá nos estados do Ceará, Piauí e Rio Grande do Norte. **Revista Científica de Produção Animal**, v. 6, n. 2, p. 59-71, 2004.

OLIVEIRA, H. N. de; LOBO, R. B.; PEREIRA, C. S. Comparação de modelos não-lineares para descrever o crescimento de fêmeas da raça Guzerá. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 35, n. 9, p. 1843-1851, 2000.

OLIVEIRA, D. C. **Funções splines para estudo de curvas de crescimento em ovinos cruzados**. 2011. 57 p. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2011.

PEREIRA, N. N. **Modelos não lineares mistos na análise de curvas de crescimento de bovinos da raça Tabapuã**. 2014. 39 p. Dissertação (Mestrado em Estatística aplicada e Biometria) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2014.

PINHEIRO, J. C.; BATES, D. M. Approximations to the Log-likelihood function in Nonlinear Mixed-Effects Models, **Journal of Computational and Graphical Statistics**, 4:1, pp. 12-35, 1995.

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

PUIATTI, G. A. **Análise de agrupamento em seleção de modelos de regressão não lineares para descrever o acúmulo de matéria seca em plantas de alho**. 2014. 61 p. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2014.

RATKOWSKI, D. A. **Nonlinear regression modeling: a unified practical approach**. Marcel Dekker, New York. 1983.

RICHARDS, F. J. A flexible growth function for empirical use. **Journal of Experimental Botany**, Oxford, v. 10, p. 290-300, 1959.

SANTOS, L. H.; OLIVEIRA, S. M. P. de; MALHADO, C. H. M.; CARNEIRO, P. L. de S.; MARTINS FILHO, R.; LOBO, R. N. B.; RODRIGUES, D. da S. Estrutura populacional e tendências genéticas e fenotípicas da raça Guzerá no Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Saúde e Produção Animal**, Salvador, v. 13, n. 4, p. 1032-1043, 2012.

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

SEBER, G. A. F.; WILD, C. J. **Nonlinear regression**. New York; Chichester: John Wiley & Sons, c1989. xx, 768p.

SILVA, F. de L.; ALENCAR, M. M. de; FREITAS, A. R. de; PACKER, I. U.; MOURÃO, G. B. Curvas de crescimento em vacas de corte de diferentes tipos biológicos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 46, n. 3, p. 262-271, 2011.

SILVEIRA, F. G. **Classificação multivariada de modelos de crescimento para grupos genéticos de ovinos de corte**. 2010. 61 p. Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2010.

SOUZA, J. C. de; MALHADO, C. H. M.; SILVA, L. O. C. de; LEAL, T. L.; GOMES, C. M.; JACINTO, E. J.; FERRAZ FILHO, P. B. Parâmetros e tendência genética em bovinos da raça Guzerá na microrregião Mata-Agrete no nordeste do Brasil. **Revista Acadêmica: ciências agrárias e ambientais**, Curitiba, v. 2, n. 2, p. 47-52, 2004.

SOUZA, L. de A.; CAIRES, D. N.; CARNEIRO, P. L. S.; MALHADO, C. H. M.; MARTINS FILHO, R. Curvas de crescimento em bovinos da raça Indubrasil criados no Estado de Sergipe. **Revista Ciência Agronômica**, v. 41, p. 671-676, 2010.

TEDESCHI, L. O.; BOIN, C.; NARDON, R. F.; LEME, P. R. Estudo da Curva de Crescimento de Animais da Raça Guzerá e seus Cruzamentos Alimentados a Pasto, com e sem Suplementação. 1. Análise e Seleção das Funções Não-Lineares. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v. 29, n. 2, 2000.

VON BERTALANFFY, L. Quantitative laws for metabolism and growth. **Q. Rev. Biol.**, v. 32, p. 217–231, 1957.

CAPITULO 1

O capítulo a seguir corresponde a um manuscrito integrante desta dissertação, o qual será submetido a periódico com Qualis/CAPES em ciências agrárias I, portanto sua redação e edição seguiram as normas da revista Pesquisa Agropecuária Brasileira (PAB), tais normas podem ser acessadas na rede mundial de computadores conforme o endereço a seguir:

<http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/about/submissions#authorGuidelines>

Estudo do crescimento de bovinos da raça guzerá utilizando modelos não lineares com efeito aleatório de animal

Resumo - O objetivo deste trabalho foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos não lineares mistos no estudo do crescimento de bovinos da raça Guzerá de diferentes regiões do nordeste brasileiro incorporando ao modelo efeitos aleatórios de animal. Os dados utilizados foram provenientes da Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ), e continham observações de peso corporal e idade de 4.684 fêmeas e 3.585 machos da raça Guzerá. Cada modelo foi ajustado com apenas efeitos fixos e com efeitos aleatórios de animal nos parâmetros peso assintótico e taxa de maturidade. Os modelos utilizados foram Logístico, Gompertz, Brody e Von Bertalanffy. Para comparar os modelos ajustados foram calculados os avaliadores de qualidade de ajuste: critério de informação de Akaike (AIC), critério de informação Bayesiano (BIC), desvio médio absoluto (DMA), erro quadrático médio (EQM) e o coeficiente de determinação. A inclusão de efeitos aleatórios de animal ao modelo diminuiu a variância residual e considera a variabilidade entre os animais. Os modelos com dois efeitos aleatórios incorporados nos parâmetros peso assintótico e taxa de maturidade, apresentaram melhores resultados em relação a qualidade do ajuste. Os modelos mais adequados são o Gompertz e o Von Bertalanffy, respectivamente, para machos e fêmeas da raça Guzerá.

Termos para indexação: nordeste brasileiro, curvas de crescimento, qualidade de ajuste, máxima verossimilhança.

Study of Guzerá bovine growth using nonlinear models with random effect by animal

Abstract - The objective of this study was to evaluate the goodness of fit of nonlinear mixed-effects models in the fitting of Guzerá bovine growth curves from different regions of northeastern Brazil incorporating random effects by animal. The data used were from the Brazilian Association of Zebu Breeders (ABCZ), and contained body weight observations and age of 4,684 females and 3,585 males Guzerá. Each model was fitted with only fixed effects and with random effects in the parameter asymptotic weight and maturing rate by animal. The models used were Logistic, Gompertz, Brody and von Bertalanffy. To compare the fitted models were calculated the following goodness of fit's measures: Akaike information criterion (AIC), Bayesian information criterion (BIC), mean absolute deviation (DMA), mean squared error (MSE) and the coefficient of determination. The inclusion of random effects model decreases the residual variance and considers the variability between the animals. The models with two random effects incorporated into the asymptotic weight and maturing rate parameters have better results in relation to goodness of fit. The most suitable models are Gompertz and Von Bertalanffy, respectively, for males and females.

Index terms: northeastern Brazil, growth curve, goodness of fit, maximum likelihood

Introdução

A raça Guzerá foi introduzida no Brasil no final do século 19 e provou ser bem adaptada às várias condições tropicais do país. Essa raça se destaca entre os zebuínos pela sua alta rusticidade e potencial para a produção de carne e leite, o que a torna um importante recurso para os criadores de gado em áreas tropicais (Peixoto et al., 2014).

Com a preocupação em obter animais de crescimento mais rápido e que atinjam uma condição corporal para abate mais cedo, os criadores de bovinos de corte objetivam reduzir os custos de produção e aumentar a rentabilidade.

A necessidade de se prever informações acerca de um rebanho combinado com o desenvolvimento das técnicas computacionais, as quais permitem mais rapidez e precisão das análises, vem aumentando o interesse em aplicar funções trajetória que relacionam o peso do animal com sua idade (Silva et al., 2001). Essas funções são geralmente ajustadas utilizando modelos não lineares e se ajustam melhor às diferentes informações de peso-idade durante o crescimento, além de estimar parâmetros com interpretação biológica que facilitam o entendimento do fenômeno (Gonçalves et al., 2011).

Os modelos não lineares de efeitos mistos são modelos que contêm fatores de efeitos fixos, os quais são parâmetros associados à população ou a certos níveis controláveis de fatores experimentais, e aleatórios, associados às unidades experimentais selecionadas aleatoriamente de uma população (Glória, 2014). Tais modelos são efetivos para dados longitudinais e podem ser aplicados a dados desbalanceados ou incompletos (Pereira, 2014) e também são utilizados quando se tem o interesse em estimar o comportamento médio de um indivíduo em uma população e a variabilidade dentro e entre eles (Pinheiro & Bates, 2000).

Ao incluir efeitos aleatórios no modelo estima-se uma variabilidade que não é levada em consideração pelas técnicas tradicionais, a variação entre indivíduos. Com o

ajuste de modelos não lineares mistos haverá uma curva para cada indivíduo que poderão ser agrupadas conforme seu comportamento e também facilitará a identificação dos melhores indivíduos.

O objetivo deste trabalho foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos não lineares com efeitos mistos no ajuste de curvas de crescimento de bovinos da raça Guzerá de diferentes regiões do nordeste brasileiro incorporando efeitos aleatórios de animal.

Materiais e métodos

Os dados utilizados neste trabalho foram provenientes da Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ), e contém observações de peso corporal e idade de 4.684 fêmeas e 3.585 machos da raça Guzerá. Cada animal possui de 6 a 9 pesagens ao longo do tempo totalizando 53.549 observações. Tais animais foram criados nas regiões de produção do nordeste brasileiro: Oeste Baiano, Maranhão, Norte Piauiense, Norte Cearense, Gado-Algodão, Mata-Agrete, Sertão, Recôncavo Baiano, Serra Geral da Bahia e Itapetinga-Valadares (Arruda & Sugai, 1994).

Para ajustar as curvas de crescimento foram estimados os parâmetros dos modelos não lineares Logístico: $\beta_1 \left(1 + \beta_2 \exp(-\beta_3 x)\right)^{-1}$, Gompertz: $\beta_1 \exp\left(-\beta_2 \exp(-\beta_3 x)\right)$, Brody: $\beta_1 \left(1 - \beta_2 \exp(-\beta_3 x)\right)$ e Von Bertalanffy: $\beta_1 \left(1 - \beta_2 \exp(-\beta_3 x)\right)^3$, nos quais β_1 é o peso assintótico do animal adulto, β_2 é uma constante de integração sem interpretação biológica e β_3 é a taxa de maturidade. Nos modelos de efeitos mistos, os efeitos aleatórios são somados aos parâmetros como, por exemplo, no modelo logístico: $(\beta_1 + b_1) \left(1 + (\beta_2 + b_2) \exp(-(\beta_3 + b_3)x)\right)^{-1}$, em que b_j é o efeito aleatório em β_j . Estes modelos foram ajustados pelo procedimento tradicional, pelo método de mínimos quadrados e o método de integração numérica de Gauss-Newton.

Segundo Pinheiro e Bates (2000), o modelo não linear pode ser apresentado como:

$$y_{ij} = f(\boldsymbol{\theta}_i, \mathbf{x}_{ij}) + \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}, \quad i = 1, \dots, n \text{ e } j = 1, \dots, r$$

em que y_{ij} é a j -ésima resposta do i -ésimo indivíduo, \mathbf{x}_{ij} é o vetor preditor da j -ésima resposta, do i -ésimo indivíduo, f é a função não linear do vetor preditor e do vetor de parâmetros $\boldsymbol{\theta}_i$, e $\boldsymbol{\varepsilon}_{ij}$ são os erros, os quais são assumidos como independentes e normalmente distribuídos com média 0 e variância σ^2 . O vetor de parâmetros pode variar de indivíduo para indivíduo, isso é incorporado ao modelo escrevendo $\boldsymbol{\theta}_i$ como:

$$\boldsymbol{\theta}_i = \mathbf{A}_i \boldsymbol{\beta} + \mathbf{B}_i \mathbf{b}_i, \quad \mathbf{b}_i \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{D}),$$

em que $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor de parâmetros populacionais fixos, \mathbf{b}_i é um vetor de efeitos aleatórios associado ao indivíduo i , \mathbf{A}_i e \mathbf{B}_i são as matrizes de incidência para efeitos fixos e aleatórios, respectivamente, e $\sigma^2 \mathbf{D}$ é a matriz de covariâncias para os efeitos aleatórios.

O modelo logístico em termos de efeitos fixos e aleatórios é exibido como $(\beta_1 + b_1)(1 + (\beta_2 + b_2)\exp(-(\beta_3 + b_3)x))^{-1}$. Os outros modelos são apresentados seguindo a mesma lógica: Gompertz: $(\beta_1 + b_1)\exp(-(\beta_2 + b_2)\exp(-(\beta_3 + b_3)x))$, Brody: $(\beta_1 + b_1)(1 - (\beta_2 + b_2)\exp(-(\beta_3 + b_3)x))$ e Von Bertalanffy: $(\beta_1 + b_1)(1 - (\beta_2 + b_2)\exp(-(\beta_3 + b_3)x))^3$.

Como os efeitos aleatórios são quantidades não observadas a estimativa da máxima verossimilhança dos modelos mistos é baseada na função marginal da variável resposta y :

$$L(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2 | \mathbf{y}) = \int p(\mathbf{y} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2) p(\mathbf{b}) d\mathbf{b}$$

em que, $p(\mathbf{y} | \mathbf{b}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{D}, \sigma^2)$ é a densidade condicional de \mathbf{y} dado \mathbf{b} e $p(\mathbf{b})$ é a distribuição marginal dos efeitos aleatórios \mathbf{b} . Em geral essa integral não possui uma forma fechada quando o modelo é não linear em \mathbf{b} , com isso é necessário uma aproximação para estimá-la.

Os modelos não lineares mistos foram ajustados com efeitos aleatórios de animal nos parâmetros β_1 ou β_3 ou em ambos, pelo método de máxima verossimilhança utilizando a aproximação alternativa de Lindstrom & Bates (1990) para a aproximação da integral. O programa utilizado para o ajuste dos modelos não lineares foi o software R por meio do pacote nlme.

Para avaliar e comparar os modelos ajustados foram utilizados os seguintes avaliadores de qualidade de ajuste: coeficiente de determinação $(R^2) = \frac{\text{Var}(\hat{y})}{\text{Var}(y)}$, desvio médio absoluto (DMA) = $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$, erro quadrático médio (EQM) = $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$, critério de informação de Akaike (AIC) = $-2\ln L(\hat{\theta}) + 2p$, critério de informação Bayesiano (BIC) = $-2\ln L(\hat{\theta}) + p \ln n$, em que $L(\hat{\theta})$ é o valor resultante da função de verossimilhança do modelo, p é o número de parâmetros do modelo, n é o tamanho da amostra, y_i é a resposta do i -ésimo indivíduo, \hat{y}_i é a resposta estimada do i -ésimo indivíduo, $\text{Var}(\hat{y})$ é a variância de \hat{y} e $\text{Var}(y)$ é a variância de y .

Resultados e discussão

Entre os modelos tradicionais ajustados para bovinos machos, o modelo Brody obteve o melhor ajuste com valores de AIC, BIC, DMA e EQM menores e o maior valor de coeficiente de determinação (Tabela 1).

Santoro et al. (2005) aplicaram os modelos Logístico, Gompertz e Von Bertalanffy tradicionais à curva de crescimento de bovinos da raça Guzerá e apresentaram estimativas semelhantes às mostradas na tabela 1 quanto a taxa de maturidade nos três modelos, quanto ao peso assintótico os modelos Gompertz e Von Bertalanffy apresentaram estimativas semelhantes e o modelo Logístico apresentou uma estimativa um pouco maior.

Quando os modelos foram ajustados com efeito aleatório em β_1 ou β_3 , o modelo Brody também obteve os melhores critérios de qualidade de ajuste. Já entre os modelos ajustados com efeito aleatório em β_1 e β_3 , o modelo Gompertz obteve os menores valores de DMA e EQM e o maior valor de R^2 e o modelo Von Bertalanffy obteve os maiores valores de AIC e BIC.

Ao comparar o ajuste dos modelos tradicionais e os modelos com efeito aleatório em β_1 nota-se uma redução do AIC e BIC em torno de 8%, do DMA entre 50% e 53% e do EQM entre 76% e 79%, ao mesmo tempo que o R^2 aumentou cerca de 22%. Os modelos com efeito aleatório em β_3 obtiveram resultados muito próximos aos modelos tradicionais, exceto o modelo Logístico, o qual obteve coeficientes de qualidade de ajuste piores do que o Logístico com efeito aleatório em β_1 . Entretanto, os modelos com os dois efeitos aleatórios obtiveram melhores resultados: o AIC e o BIC reduziram 8% em relação aos modelos tradicionais, o DMA reduziu entre 52% e 61%, e o EQM entre 78% e 86%, enquanto o R^2 aumentou entre 22% e 26%.

Assim como nos modelos ajustados para machos, o melhor modelo ajustado para fêmeas, entre os modelos tradicionais, foi o Brody, o qual obteve o menor AIC, BIC, DMA e EQM e um maior R^2 (Tabela 2).

Para fêmeas, o modelo Von Bertalanffy apresentou os melhores resultados de AIC, BIC, R^2 , DMA e EQM entre os modelos ajustados com efeito aleatório em β_1 e β_3 . O DMA e EQM reduziram aproximadamente 63% e 87%, respectivamente, em relação aos modelos tradicionais e o AIC e BIC em torno de 10% , enquanto o R^2 aumentou cerca de 35%. O modelo Brody foi o melhor entre os modelos com um efeito aleatório em β_1 ou β_3 .

Pereira (2014) ajustou modelos tradicionais e com efeitos aleatórios em β_1 e em β_3 aos dados de bovinos Tabapuã fêmeas e machos e também observou a melhora dos

modelos em relação à qualidade de ajuste quando adicionado efeitos aleatórios em β_1 ou em β_3 . Diferente do resultado encontrado nos modelos aplicados aos dados de bovinos Guzerá houve uma melhora nos coeficientes de qualidade de ajuste quando acrescentado o coeficiente aleatório tanto em β_1 quanto em β_3 . O coeficiente de determinação para os modelos tradicionais variou entre 0,87 e 0,9, enquanto que ao aplicar um coeficiente aleatório em β_1 ou em β_3 , este coeficiente passou a variar entre 0,93 e 0,96. O AIC e BIC reduziram aproximadamente 8%, o DMA e o EMQ também reduziram, cerca de 45% e 75%, respectivamente.

O modelo Brody apresentou as maiores estimativas de peso assintótico em todos os casos, enquanto o modelo Gompertz obteve as menores estimativas dos modelos com efeito aleatório em β_3 e o logístico obteve as menores nos outros casos. Oliveira et al. (2000) encontraram uma curva média com peso assintótico semelhante para os modelos Logístico e Von Bertalanffy com efeitos fixos, e uma estimativa menor para o peso assintótico do modelo Brody. Já Silva et al. (2011) aplicaram o modelo Brody e Von Bertalanffy com efeitos fixos aos dados de bovinos Nelores e alguns de seus cruzamentos e observaram valores um pouco maiores de peso assintótico no modelo Von Bertalanffy e um pouco menores no modelo Brody.

Nos modelos ajustados tanto para machos quanto para fêmeas, observa-se que a inclusão do fator aleatório reduz a variabilidade residual entre 47% e 54% em relação aos modelos tradicionais (Tabelas 3 e 4). Quando os modelos com efeito aleatório em β_3 são ajustados nota-se que houve redução do desvio padrão residual apenas no modelo Logístico aplicado para machos, nos outros casos o desvio padrão praticamente não é alterado. Os modelos com dois efeitos aleatórios obtiveram as maiores reduções da variabilidade do erro, entre 57% e 60% nos modelos ajustados para machos e entre 49% e 57% nos modelos para fêmeas.

A adição de efeitos aleatórios de animal aos modelos não lineares particiona a variabilidade do erro em variância residual e variância entre os animais, o que causa um decréscimo na variabilidade do erro. Aggrey (2009) comparou os modelos Logístico tradicional e com a adição de efeitos aleatórios de animal para ajustar o crescimento de codornas japonesas e também mostra a redução da variância residual ao acrescentar efeitos aleatórios. Quando foi adicionado um efeito aleatório ao parâmetro β_1 , a variância residual reduziu por volta de 56% comparado ao modelo tradicional. Ao incorporar dois efeitos aleatórios ao modelo, a variância residual reduziu ainda mais, cerca de 76%.

Schinckel e Craig (2001) ajustaram o modelo Bridges com efeito aleatório em β_1 aos dados de peso-idade de suínos e compararam com o modelo tradicional e concluíram que o modelo não linear com efeitos fixos e aleatórios permite uma avaliação da função de crescimento do animal mais precisa, pois reduz a variância residual do modelo. Tais modelos também podem reduzir o viés da seleção amostral e produzir um parâmetro adicional que permite descrever a variação de cada animal e a ordenação destes.

Conclusões

1. A inclusão de efeitos aleatórios de animal ao modelo diminui a variância residual e considera a variabilidade entre os animais.
2. Os modelos com dois efeitos aleatórios, incorporados aos parâmetros peso assintótico e taxa de maturidade, apresentam melhores resultados em relação a qualidade de ajuste.
3. Os modelos mais adequados são o Gompertz e o Von Bertalanffy, respectivamente, para machos e fêmeas da raça Guzerá.

Agradecimentos

À Associação Brasileiro dos Criadores de Zebu (ABCZ) pela disponibilização dos dados; à CAPES pelo apoio financeiro (bolsa).

Referências

- AGGREY, S. E. Logistic nonlinear mixed effects model for estimating growth parameters. **Poultry science**, v. 88, n. 2, p. 276-280, 2009.
- ARRUDA, Z. J. de; SUGAI, Y. **Regionalização da pecuária bovina no Brasil**. Campo Grande: Embrapa-CNPGC; Brasília: Embrapa-SPI, 1994. 144p. (Embrapa-CNPGC. Documentos, 58).
- GLÓRIA, L. S. Estimação de parâmetros não-lineares no R e no SAS: aplicações para cinética digestiva e crescimento em ruminantes. 2014. 64 p. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal na Área de Concentração Nutrição e Produção Animal) – Universidade Estadual do Norte Fluminense, Campos dos Goytacazes, 2014.
- GONÇALVES, T. M.; DIAS, M. A. D.; AZEVEDO JUNIOR, J.; RODRIGUEZ, M. A. P.; TAMPANI, V. D.; OLIVEIRA, A. I. G. Curva de crescimento de fêmeas da raça Nelore e seus cruzamentos. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 35, n. 3, p. 582-590, 2011.
- LINDSTROM, M. J.; BATES, D. M. Nonlinear mixed effects models for repeated measures data, **Biometrics**, 46, 673–687. 1990.
- OLIVEIRA, H. N. de; LOBO, R. B.; PEREIRA, C. S. Comparação de modelos não-lineares para descrever o crescimento de fêmeas da raça Guzerá. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.35, n.9, p.1843-1851, set. 2000.
- PEIXOTO, M. G. C. D.; SANTOS, D. J. A.; BORQUIS, R. R. A.; BRUNELI, F. A. T.; PANETTO, J. C. C.; TONHATI, H. Random regression models to estimate genetic

parameters for milk production of Guzerat cows using orthogonal Legendre polynomials.

Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v. 49, n. 5, 2014.

PEREIRA, N. N. Modelos não lineares mistos na análise de curvas de crescimento de bovinos da raça Tabapuã. 2014. 39 p. Dissertação (Mestrado em Estatística aplicada e Biometria) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2014.

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

SCHINCKEL, A. P.; CRAIG, B. A. Nonlinear mixed effects model for swine growth. **The Professional Animal Scientist**, v. 17, n. 4, p. 256-260, 2001.

SANTORO, K.R.; BARBOSA, S.B.P.; BRASIL, L.H.A.; SANTOS, E.S. Estimativas de parâmetros de curvas de crescimento de bovinos Zebu, criados no Estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v.34, n.6, p.2262-2279, 2005.

SILVA, F. F.; AQUINO, L. H.; OLIVEIRA, A. I. G. Influência de fatores genéticos e ambientais sobre as estimativas dos parâmetros das funções de crescimento em gado Nelore. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 25, p. 1195-1205, 2001.

SILVA, F. de L.; ALENCAR, M. M. de; FREITAS, A. R. de; PACKER, I. U.; MOURÃO, G. B. Curvas de crescimento em vacas de corte de diferentes tipos biológicos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.46, n.3, p.262-271, mar. 2011.

Tabela 1 - Estimativas para parâmetros e avaliadores de qualidade de ajuste para modelos de curva de crescimento de bovinos machos da raça Guzerá utilizando modelos tradicionais e com efeitos mistos.

Modelo	β_1	β_2	β_3	AIC	BIC	R ²	DMA	EQM
Modelos tradicionais								
Logístico	392,5	4,9	0,0052	246.775	246.807	0,70	38,4	2.599,8
Gompertz	450,9	2,1	0,0031	246.342	246.374	0,72	37,7	2.551,4
Brody	823,1	0,9	0,0008	245.935	245.967	0,74	37,0	2.506,9
Von Bertalanffy	495,5	0,5	0,0023	246.196	246.228	0,73	37,5	2.535,4
Modelos com efeito aleatório em β_1								
Logístico	350,1	4,9	0,0062	227.141	227.181	0,91	19,0	600,8
Gompertz	381,0	2,1	0,0039	225.701	225.741	0,93	18,2	557,8
Brody	470,7	0,9	0,0017	224.944	224.984	0,93	17,7	536,6
Von Bertalanffy	399,9	0,5	0,0032	225.280	225.320	0,93	17,9	545,8
Modelos com efeito aleatório em β_3								
Logístico	552,8	5,9	0,0037	228.850	228.891	0,88	20,0	654,2
Gompertz	450,7	2,1	0,0031	246.344	246.384	0,72	37,7	2.551,4
Brody	823,0	0,9	0,0008	245.937	245.977	0,74	37,0	2.506,9
Von Bertalanffy	495,4	0,5	0,0023	246.198	246.239	0,73	37,5	2.535,4
Modelos com efeito aleatório em β_1 e β_3								
Logístico	376,4	5,7	0,0071	226.399	226.455	0,94	15,0	379,5
Gompertz	506,2	2,3	0,0036	226.213	226.269	0,95	14,8	373,7
Brody	NC	NC	NC	NC	NC	NC	NC	NC
Von Bertalanffy	399,8	0,5	0,0032	225.286	225.343	0,93	17,9	545,9

β_1 : peso assintótico, β_2 : constante de integração, β_3 : taxa de maturidade, AIC: critério de informação de Akaike, BIC: critério de informação Bayesiano, DMA: desvio médio absoluto, R²: coeficiente de determinação, EQM: erro quadrático médio, NC: não convergiu.

Tabela 2 - Estimativas para parâmetros e avaliadores de qualidade de ajuste para modelos de curva de crescimento de bovinos fêmeas da raça Guzerá utilizando modelos fixos e mistos.

Modelo	β_1	β_2	β_3	AIC	BIC	R ²	DMA	EQM
Modelos tradicionais								
Logístico	363,6	4,5	0,0052	323.230	323.263	0,69	36,6	2.352,8
Gompertz	409,5	2,0	0,0031	322.596	322.629	0,71	35,9	2.304,4
Brody	651,7	0,9	0,0009	321.967	322.000	0,72	35,2	2.257,4
Von Bertalanffy	443,1	0,5	0,0024	322.377	322.410	0,71	35,6	2.287,9
Modelos com efeito aleatório em β_1								
Logístico	310,6	4,4	0,0065	293.743	293.785	0,91	16,8	474,0
Gompertz	332,4	2,0	0,0043	291.332	291.373	0,93	15,9	431,7
Brody	395,4	0,9	0,0020	289.532	289.574	0,94	15,2	402,8
Von Bertalanffy	345,6	0,5	0,0035	290.569	290.611	0,94	15,6	419,2
Modelos com efeito aleatório em β_3								
Logístico	474,5	5,1	0,0038	323.232	323.273	0,69	36,6	2.352,8
Gompertz	409,7	2,0	0,0031	322.598	322.639	0,71	35,9	2.304,4
Brody	651,4	0,9	0,0009	321.969	322.011	0,72	35,2	2.257,4
Von Bertalanffy	443,1	0,5	0,0024	322.379	322.421	0,71	35,6	2.288,0
Modelos com efeito aleatório em β_1 e β_3								
Logístico	301,5	4,9	0,0079	292.142	292.200	0,95	13,8	318,1
Gompertz	431,8	2,1	0,0034	292.261	292.320	0,94	13,6	314,3
Brody	NC	NC	NC	NC	NC	NC	NC	NC
Von Bertalanffy	370,9	0,5	0,0041	290.028	290.086	0,97	12,6	276,5

β_1 : peso assintótico, β_2 : constante de integração, β_3 : taxa de maturidade, AIC: critério de informação de Akaike, BIC: critério de informação Bayesiano, DMA: desvio médio absoluto, R²: coeficiente de determinação, EQM: erro quadrático médio, NC: não convergiu.

Tabela 3 - Estimativas para desvios padrão dos resíduos e dos fatores aleatórios dos modelos de curvas de crescimento de bovinos machos da raça Guzerá.

Modelo	Fator aleatório	σ_ε	σ_{b_1}	σ_{b_3}	ρ
Logístico	-	48,5	-	-	-
	b_1	26,5	71,4	-	-
	b_3	27,7	-	9,79E-04	-
	b_1 e b_3	22,3	120,4	2,79E-03	-0,83
Gompertz	-	50,5	-	-	-
	b_1	25,6	77,7	-	-
	b_3	50,5	-	8,73E-121	-
	b_1 e b_3	21,8	162,7	2,00E-03	-0,90
Brody	-	50,1	-	-	-
	b_1	25,1	96,0	-	-
	b_3	50,1	-	6,57E-83	-
	b_1 e b_3	NC	NC	NC	NC
Von Bertalanffy	-	50,4	-	-	-
	b_1	25,3	81,6	-	-
	b_3	50,4	-	6,59E-98	-
	b_1 e b_3	25,3	81,6	7,93E-08	0,05

b_1 : fator aleatório em β_1 , b_3 : fator aleatório em β_3 , σ_ε : desvio Padrão do erro, σ_{b_1} : desvio padrão de b_1 , σ_{b_3} : desvio padrão de b_3 , ρ : correlação entre b_1 e b_3 , NC: não convergiu.

Tabela 4 - Estimativas para desvios padrão dos resíduos e dos fatores aleatórios dos modelos de curvas de crescimento de bovinos fêmeas da raça Guzerá.

Modelo	Fator aleatório	σ_ε	σ_{b_1}	σ_{b_3}	ρ
Logístico	-	48,5	-	-	-
	b_1	23,6	65,5	-	-
	b_3	48,5	-	1,32E-126	-
	b_1 e b_3	20,4	87,7	2,22E-03	-0,70
Gompertz	-	48,0	-	-	-
	b_1	22,5	70,0	-	-
	b_3	48,0	-	5,54E-100	-
	b_1 e b_3	20,1	113,2	1,77E-03	-0,79
Brody	-	47,5	-	-	-
	b_1	21,7	83,2	-	-
	b_3	47,5	-	1,52E-107	-
	b_1 e b_3	NC	NC	NC	NC
Von Bertalanffy	-	47,8	-	-	-
	b_1	22,2	72,8	-	-
	b_3	47,8	-	9,57E-152	-
	b_1 e b_3	18,9	130,6	1,79E-03	-0,85

b_1 : fator aleatório em β_1 , b_3 : fator aleatório em β_3 , σ_ε : desvio Padrão do erro, σ_{b_1} : desvio padrão de b_1 , σ_{b_3} : desvio padrão de b_3 , ρ : correlação entre b_1 e b_3 , NC: não convergiu.

CAPITULO 2

O capítulo a seguir corresponde a um manuscrito integrante desta dissertação, o qual será submetido a periódico com Qualis/CAPES em ciências agrárias I, portanto sua redação e edição seguiram as normas da revista Pesquisa Agropecuária Brasileira (PAB), tais normas podem ser acessadas na rede mundial de computadores conforme o endereço a seguir:

<http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/about/submissions#authorGuidelines>

Estudo do crescimento da raça guzerá utilizando modelos não lineares com efeito fixo de região e efeito aleatório de animal

Resumo – O objetivo deste estudo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos Gompertz e Von Bertalanffy, respectivamente para bovinos machos e fêmeas da raça Guzerá, incorporando no modelo o efeito fixo de cinco regiões de produção do nordeste brasileiro, e comparar as curvas de crescimento entre regiões de produção através dos intervalos de confiança. Os dados utilizados continham observações de peso corporal e idade de 4.199 fêmeas e 3.287 machos da raça Guzerá. Os bovinos foram criados nas regiões Gado-Algodão (GA), Mata-Agrete (AG), Sertão (SE), Serra Geral da Bahia (SB) e Itapetinga-Valadares (IV), as quais possuem as maiores densidades de bovinos Guzerá. Para comparar os modelos ajustados foram calculados os avaliadores de qualidade de ajuste: critério de informação de Akaike (AIC), critério de informação Bayesiano (BIC), desvio médio absoluto (DMA), erro quadrático médio (EQM) e o coeficiente de determinação. A interpretação dos intervalos de confiança gerados para cada parâmetro permite identificar que machos da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Serra Geral da Bahia possuem peso assintótico comum, enquanto a taxa de maturidade é comum para animais das regiões Itapetinga-Valadares e Mata-Agrete. As fêmeas da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Sertão possuem peso assintótico comum, assim como das regiões Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia, enquanto a taxa de maturidade é comum nas regiões Mata-Agrete, Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia.

Study of Guzerá growth using non-linear models with fixed effects by region and random effects by animal

Abstract - The objective of this study was to evaluate the goodness of fit of Gompertz and Von Bertalanffy models, respectively for male and female Guzerá breed, incorporating fixed effect of five production regions of northeastern Brazil into the model, and compare the growth curves among regions of production by confidence intervals. The data used contained body weight observations and age of 4,199 females and 3,287 males Guzerat. The data used contained body weight observations and age of 4,199 females and 3,287 males Guzerá breed. The cattle were created in the regions Gado-Algodão (GA), Mata-Agrete (AG), Sertão (SE), Serra Geral da Bahia (SB) and Itapetinga-Valadares (IV), which have the highest densities of Guzerá breed. To compare the fitted models were calculated goodness of fit's measures: Akaike information criterion (AIC), Bayesian information criterion (BIC), mean absolute deviation (DMA), mean square error (MSE) and coefficient of determination. The interpretation of confidence intervals generated for each parameter identifies that Guzerá males of production regions Gado-Algodão and Serra Geral da Bahia have common asymptotic weight, while the maturing rate is common for animals of Itapetinga-Valadares and Mata-Agrete regions. Guzerá Females of production regions Gado-Algodão and Sertão have common asymptotic weight, as well as the regions of Itapetinga-Valadares and Serra Geral da Bahia, while the maturing rate is common in Mata-Agrete, Itapetinga-Valadares and Serra Geral da Bahia regions.

Index terms: northeastern Brazil, growth curves, goodness of fit, least squares, producing regions, mixed-effects model.

Introdução

A raça Guzerá provou ter uma boa adaptação às várias condições tropicais do Brasil quando foi introduzida no país no final do século 19. A alta rusticidade e potencial para a produção de carne e leite que esta raça possui, a torna um destaque entre os zebuínos e um importante recurso para criadores de gado em áreas tropicais (Peixoto, et al. 2014).

A quantidade e a qualidade da carne estão diretamente ligadas ao crescimento do animal, desta forma os criadores em sistemas de produção de carne buscam avaliar o crescimento dos animais para melhor analisar e gerenciar a rentabilidade dessa atividade (Souza et al., 2011). Estudos relacionados ao crescimento dos animais de corte permitem recursos para a seleção em relação a precocidade e ganho de peso, o que os torna importantes para programas de melhoramento genético (Lôbo et al., 2006).

Na maioria das espécies, o crescimento corporal pode ser descrito por uma curva sigmoide e, com isso, ajustado por modelos não lineares. Estes modelos permitem sintetizar um grande número de informações em apenas alguns parâmetros de interpretação biológica, quando ajustados aos dados de peso ao longo do tempo (Silva et al., 2011).

Os modelos não lineares de efeitos mistos são modelos que contêm fatores de efeitos fixos e aleatórios, os quais são efetivos para dados longitudinais e podem ser aplicados a dados desbalanceados ou incompletos (Pereira, 2014) e também são utilizados quando se tem o interesse em estimar o comportamento médio de um indivíduo em uma população e a variabilidade dentro e entre eles (Pinheiro & Bates, 2000).

A região nordeste apresenta uma grande variedade de ambientes em relação ao clima e vegetação, além de possuir áreas de alta e baixa densidade de animais (Arruda e Sugai, 1994). Tal variedade de ambientes pode fazer com que não seja ideal o ajuste de

uma única curva de crescimento para a região nordeste. Assim, o ajuste de curvas de crescimento específicas, para cada região de produção ou para grupos de regiões similares, pode permitir a identificação de padrões de crescimento mais próximos da realidade da pecuária bovina de cada região, além de tornar mais eficiente a definição de estratégias de melhoramento genético, nutrição e manejo para bovinos (Carneiro et al., 2014).

O objetivo deste estudo foi avaliar a qualidade de ajuste dos modelos Gompertz e Von Bertalanffy, respectivamente para bovinos machos e fêmeas da raça Guzerá, incorporando no modelo o efeito fixo de cinco regiões de produção do nordeste brasileiro, e comparar as curvas de crescimento entre regiões de produção através dos intervalos de confiança.

Materiais e métodos

Os dados utilizados neste trabalho foram provenientes da Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ), e contém observações de peso corporal e idade de 4.199 fêmeas e 3.287 machos da raça Guzerá (Tabela 1). Cada animal possui de 6 a 9 pesagens ao longo do tempo totalizando 48.435 observações. Os bovinos foram criados nas regiões Gado-Algodão (GA), Mata-Agrete (AG), Sertão (SE), Serra Geral da Bahia (SB) e Itapetinga-Valadares (IV), as quais possuem as maiores densidades de bovinos Guzerá (Arruda & Sugai, 1994).

Para ajustar as curvas de crescimento dos bovinos machos foram estimados os parâmetros do modelo Gompertz: $\beta_1 \exp(-\beta_2 \exp(-\beta_3 x))$, enquanto o modelo Von Bertalanffy: $\beta_1 (1 - \beta_2 \exp(-\beta_3 x))^3$ foi ajustado para as curvas de crescimento de fêmeas, em que β_1 é o peso assintótico que é interpretado como o peso do animal adulto, β_2 é uma constante de integração sem interpretação biológica e β_3 é a taxa de maturidade. Tanto o

modelo Gompertz quanto o modelo Von Bertalanffy foram ajustados considerando três classes de modelos: modelo não linear tradicional (M1 e M4), modelo efeitos fixos de região nos três parâmetros (M2 e M5) e modelo com efeitos fixos de região em todos os parâmetros e efeito aleatório de animal em β_1 e β_3 (M3 e M6). O método de estimação dos modelos foi o de máxima verossimilhança utilizando o algoritmo criado por Lindstrom & Bates (1990) para a aproximação da integral. O programa utilizado para o ajuste dos modelos não lineares foi o software R por meio do pacote *nlme*.

Para avaliar e comparar os modelos ajustados foram utilizados o critério de informação de Akaike (AIC) = $-2\ln L(\hat{\theta}) + 2p$, critério de informação Bayesiano (BIC) = $-2\ln L(\hat{\theta}) + p \ln n$, coeficiente de determinação (R^2) = $\frac{Var(\hat{y})}{Var(y)}$, desvio médio absoluto (DMA) = $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$, erro quadrático médio (EQM) = $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$, em que $L(\hat{\theta})$ é o valor da função de verossimilhança maximizada, p é o número de parâmetros do modelo, n é o tamanho da amostra, y_i é a resposta do i -ésimo indivíduo e \hat{y}_i é a resposta estimada do i -ésimo indivíduo.

Os intervalos de confiança para os parâmetros estimados para cada região de produção foram utilizados para testar a hipótese de igualdade de parâmetros (peso assintótico ou taxa de maturidade) entre duas regiões de produção. Assim, dois intervalos de confiança com sobreposição indicam que as duas regiões de produção apresentam parâmetro comum. Foram construídos intervalos com 95% de confiança, utilizando os modelos Gompertz e Von Bertalanffy, respectivamente para machos e fêmeas.

Resultados e discussão

Ao comparar os modelos não lineares tradicionais com os modelos com efeitos fixos de região, nota-se uma pequena melhora nos critérios de qualidade de ajuste em ambos os sexos (Tabela 2). O AIC e BIC dos modelos M2 e M5 diminuíram

aproximadamente 0,5% contrapostos aos modelos M1 e M4. Já o DMA e EQM reduziram cerca de 4% e 6%, respectivamente, enquanto o coeficiente de determinação aumentou em torno de 2%.

Os modelos M3 e M6 obtiveram os melhores resultados dos critérios de qualidade de ajuste. O AIC e o BIC destes modelos reduziram entre 8% e 11% comparados aos outros modelos. Também houve uma redução no DMA e EQM, os quais diminuíram em torno de 67% e 83%, respectivamente, quando se contrapõem os modelos M1 e M2 com o modelo M3 e uma redução em torno de 63% e 86%, respectivamente, quando os modelos M4 e M5 são comparados com o modelo M6. Já o R^2 do modelo M3 aumentou aproximadamente 22% em relação aos modelos M1 e M2 e o modelo M6 melhorou cerca de 25% quando comparado aos modelos M4 e M5.

Ao observar as estimativas dos parâmetros percebe-se uma diferença das estimativas do peso assintótico entre as regiões, em ambos os sexos (Tabelas 3). As regiões de Mata-Agreste e Sertão apresentaram, em M2 e M3, estimativas do peso assintótico maiores que a estimativa geral feita pelo modelo tradicional para machos, enquanto as outras regiões indicaram estimativas menores. Já entre os modelos ajustados para fêmeas, em M5, somente o peso assintótico da região Mata-Agreste é maior que a estimativa geral feita por M4, enquanto em M6 todas são menores que a estimativa do modelo M4.

Oliveira et al. (2000) aplicaram o modelo Von Bertalanffy no ajuste de curvas de crescimento de fêmeas da raça Guzerá. Os autores estimaram uma curva para cada animal e apresentaram uma curva média com peso assintótico igual a 453,2, valor próximo ao encontrado por M4, e taxa de maturidade de 0,065, a qual é maior que a estimativa encontrada em M4.

Santoro et al. (2005) encontraram estimativas do peso assintótico de fêmeas (352,2) e machos (463,2) da raça Guzerá criados no estado de Pernambuco usando, respectivamente, os modelos Von Bertalanffy e Gompertz. O estado de Pernambuco corresponde a partes das regiões Gado-Algodão, Mata-Agrete e Sertão, portanto sua diversidade é grande. Segundo M3, o peso assintótico varia entre 351 e 729 e a taxa de maturidade entre 0,0017 e 0,0051. De acordo com o M6, o peso assintótico está entre 288 e 436 e a taxa de maturidade entre 0,0033 e 0,0052.

Considerando o teste de hipóteses de igualdade dos parâmetros para comparar as curvas de crescimento entre regiões pelo intervalo de confiança a 95% temos que, para machos, as regiões Gado-Algodão e Serra Geral da Bahia possuem o mesmo peso assintótico, enquanto as regiões Itapetinga-Valadares e Mata-Agrete têm a taxa de maturidade em comum (Tabela 4). As regiões Gado-Algodão e Mata-Agrete possuem o parâmetro β_2 análogo.

Em relação ao peso assintótico, os resultados dos testes dos modelos ajustados para fêmeas agruparam as regiões Gado-Algodão e Sertão em um grupo e as regiões Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia em outro (Tabela 5). As regiões Itapetinga-Valadares, Mata-Agrete e Serra Geral da Bahia têm a mesma taxa de maturidade, ao mesmo tempo que as regiões Itapetinga-Valadares, Sertão e Serra Geral da Bahia possuem o mesmo β_2 .

Carneiro et al. (2014) utilizaram dados de bovinos da raça Tabapuã ajustados ao modelo Brody para estimar as curvas de crescimento para as regiões Maranhão, Gado-Algodão, Mata-Agrete, Sertão e Itapetinga-Valadares e usaram o teste da razão de verossimilhança sobre a taxa de maturidade para agrupá-las. Para machos, as regiões foram divididas em três grupos, o primeiro com as regiões Gado-Algodão e Mata-Agrete, o segundo com Maranhão e Itapetinga-Valadares e o terceiro com o Sertão. Para

fêmeas, as curvas de crescimento das regiões Mata-Agrete e Sertão apresentaram taxa de maturidade em comum, da mesma forma que Maranhão e Itapetinga-Valadares, enquanto Gado-Algodão obteve uma taxa de maturidade diferente das outras regiões.

Conclusões

1. A inclusão do efeito fixo de região de produção ao modelo melhora a qualidade de ajuste e permite ajustar uma curva de crescimento e intervalos de confiança específicos para cada região de produção.
2. A interpretação dos intervalos de confiança gerados para cada parâmetro permite identificar que machos da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Serra Geral da Bahia possuem peso assintótico comum, enquanto a taxa de maturidade é comum para animais das regiões Itapetinga-Valadares e Mata-Agrete.
3. As fêmeas da raça Guzerá das regiões de produção Gado-Algodão e Sertão possuem peso assintótico comum, assim como as fêmeas das regiões Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia, enquanto a taxa de maturidade é comum para fêmeas das regiões Mata-Agrete, Itapetinga-Valadares e Serra Geral da Bahia.

Agradecimentos

À Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ) pela disponibilização dos dados; à CAPES pelo apoio financeiro (bolsa).

Referências

ARRUDA, Z. J. de; SUGAI, Y. **Regionalização da pecuária bovina no Brasil**. Campo Grande: Embrapa-CNPGC; Brasília: Embrapa-SPI, 1994. 144p. (Embrapa-CNPGC. Documentos, 58).

CARNEIRO, A. P. S.; MUNIZ, J. A.; CARNEIRO, P. L. S.; MALHADO, C. H. M.; MARTINS FILHO, R.; SILVA, F. F. Identidade de modelos não lineares para comparar curvas de crescimento de bovinos da raça Tabapuã. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, 49, n.1, p.57-62, jan. 2014

GONÇALVES, T. M.; DIAS, M. A. D.; AZEVEDO JUNIOR, J.; RODRIGUEZ, M. A. P.; TIMPANI, V. D.; OLIVEIRA, A. I. G. Curva de crescimento de fêmeas da raça Nelore e seus cruzamentos. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 35, n. 3, p. 582-590, 2011.

OLIVEIRA, H. N. de; LOBO, R. B.; PEREIRA, C. S. Comparação de modelos não-lineares para descrever o crescimento de fêmeas da raça Guzera. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.35, n.9, p.1843-1851, set. 2000.

PEIXOTO, M. G. C. D.; SANTOS, D. J. A.; BORQUIS, R. R. A.; BRUNELI, F. A. T.; PANETTO, J. C. C.; TONHATI, H. Random regression models to estimate genetic parameters for milk production of Guzerat cows using orthogonal Legendre polynomials. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v. 49, n. 5, 2014.

SANTORO, K.R.; BARBOSA, S.B.P.; BRASIL, L.H.A.; SANTOS, E.S. Estimativas de parâmetros de curvas de crescimento de bovinos Zebu, criados no Estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v.34, n.6, p.2262-2279, 2005.

SILVA, F. F.; AQUINO, L. H.; OLIVEIRA, A. I. G. Influência de fatores genéticos e ambientais sobre as estimativas dos parâmetros das funções de crescimento em gado Nelore. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 25, p. 1195-1205, 2001.

Tabela 1 - Descrição dos dados por região de produção (RP): número de animais (N), Número médio de pesagens por animal (MPA), peso mínimo (Pmín), peso máximo (Pmáx) e idade máxima (Imáx).

Sexo	RP	N	MPA	Pmín	Pmáx	Imáx
Fêmeas	GA	985	6,4	24	560	749
	AG	2030	6,6	22	669	993
	SE	337	6,3	22	422	744
	SB	448	6,6	30	520	727
	IV	399	6,6	28	530	747
Machos	GA	712	6,3	20	665	993
	AG	1427	6,5	25	695	792
	SE	388	6,4	22	535	722
	SB	329	6,5	31	530	746
	IV	431	6,5	31	530	734

GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agrete, SE: Sertão, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares.

Tabela 2 - Avaliadores de qualidade de ajuste e desvios padrão residual do modelo Gompertz para curvas de crescimento de bovinos machos da raça Guzerá e do modelo Von Bertalanffy para curvas de crescimento de bovinos fêmeas da raça Guzerá utilizando modelos tradicionais (M1 e M4), modelos com efeito fixo de região (M2 e M5) e modelos com efeito fixo de região e efeito aleatório de animal (M3 e M6).

Sexo	Modelo	AIC	BIC	R ²	DMA	EQM	σ_{ε}
Machos	M1	225.374	225.405	0,72	37,4	2.514,5	50,1
	M2	224.121	224.248	0,74	36,0	2.367,0	48,7
	M3	206.020	206.171	0,95	12,1	409,6	22,6
Fêmeas	M4	288.758	288.791	0,71	35,6	2.288,3	47,8
	M5	287.285	287.417	0,73	34,5	2.166,2	46,6
	M6	259.445	259.601	0,96	12,9	288,1	19,2

AIC: critério de informação de Akaike, BIC: critério de informação Bayesiano, DMA: desvio médio absoluto, R²: coeficiente de determinação, EQM: erro quadrático médio, σ_{ε} : desvio padrão residual.

Tabela 3 – Estimativas dos parâmetros dos modelos Gompertz para curvas de crescimento de bovinos machos da raça Guzerá e Von Bertalanffy para curvas de crescimento de bovinos fêmeas da raça Guzerá utilizando modelos tradicionais (M1 e M4), modelos com efeito fixo de região (M2 e M5) e modelos com efeito fixo de região e efeito aleatório de animal (M3 e M6).

Modelo	Região	β_1	β_2	β_3
Machos				
M1	Todas	453,2	2,1	0,0030
	GA	447,6	2,1	0,0029
	IV	409,9	1,8	0,0031
M2	AG	480,6	2,2	0,0031
	SE	510,5	2,2	0,0024
	SB	391,0	1,9	0,0036
	GA	351,4	2,3	0,0051
	IV	496,2	1,9	0,0026
M3	AG	580,4	2,3	0,0029
	SE	729,0	2,4	0,0017
	SB	365,2	2,0	0,0045
Fêmeas				
M4	Todas	441,0	0,5	0,0024
	GA	431,8	0,5	0,0023
	IV	388,5	0,5	0,0029
M5	AG	453,5	0,5	0,0025
	SE	376,7	0,5	0,0024
	SB	390,1	0,5	0,0029
	GA	296,6	0,5	0,0052
	IV	391,9	0,5	0,0034
M6	AG	436,0	0,5	0,0033
	SE	288,8	0,5	0,0043
	SB	375,8	0,5	0,0037

GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agrete, SE: Sertão, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares, β_1 : peso assintótico, β_2 : constante de integração, β_3 : taxa de maturidade.

Tabela 4 – Intervalos de confiança de 95% para os parâmetros estimados do modelo Gompertz com efeito fixo de região e efeito aleatório em β_1 e β_3 para bovinos machos da raça Guzerá.

Parâmetro	Região	LI	Estimativa	LS	AI
β_1	GA	341,4	351,4	361,4	20,0
	IV	477,9	496,2	514,4	36,5
	AG	570,8	580,4	590,1	19,3
	SE	691,4	729,0	766,5	75,1
	SB	350,1	365,2	380,3	30,2
β_2	GA	2,23	2,26	2,29	0,06
	IV	1,85	1,88	1,90	0,05
	AG	2,30	2,32	2,33	0,03
	SE	2,39	2,43	2,48	0,09
	SB	1,93	1,96	2,00	0,07
β_3	GA	0,0050	0,0051	0,0052	0,0003
	IV	0,0024	0,0026	0,0028	0,0003
	AG	0,0028	0,0029	0,0030	0,0002
	SE	0,0016	0,0017	0,0019	0,0003
	SB	0,0043	0,0045	0,0048	0,0004

GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agrete, SE: Sertão, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares, β_1 : peso assintótico, β_2 : constante de integração, β_3 : taxa de maturidade, LI: limite inferior, LS: limite superior, AI: Amplitude do intervalo.

Tabela 5 – Intervalos de confiança de 95% para os parâmetros estimados do modelo Von bertalanffy com efeito fixo de região e efeito aleatório em β_1 e β_3 para bovinos fêmeas da raça Guzerá.

Parâmetro	Região	LI	Estimativa	LS	AI
β_1	GA	288,9	296,6	304,3	15,4
	IV	378,8	391,9	405,1	26,3
	AG	429,9	436,0	442,1	12,2
	SE	275,2	288,8	302,3	27,1
	SB	363,4	375,8	388,1	24,7
β_2	GA	0,54	0,55	0,55	0,01
	IV	0,50	0,50	0,51	0,01
	AG	0,53	0,54	0,54	0,00
	SE	0,51	0,51	0,52	0,02
	SB	0,49	0,50	0,50	0,01
β_3	GA	0,0051	0,0052	0,0054	0,0003
	IV	0,0032	0,0034	0,0036	0,0004
	AG	0,0032	0,0033	0,0034	0,0002
	SE	0,0041	0,0043	0,0046	0,0005
	SB	0,0035	0,0037	0,0038	0,0004

GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agrete, SE: Sertão, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares, β_1 : peso assintótico, β_2 : constante de integração, β_3 : taxa de maturidade, LI: limite inferior, LS: limite superior, AI: Amplitude do intervalo.

Apêndice A – Descrição dos dados

Tabela 2 – Descrição dos dados de bovinos machos por região de produção (RP): número de animais (N), Número médio de pesagens por animal (MPA), peso mínimo (Pmín), peso máximo (Pmáx) e idade máxima (Imáx).

RP	N	MPA	Pmín	Pmáx	Imáx
OB	20	6,2	32	476	599
MA	9	6,8	31	524	700
NP	19	6,5	48	511	723
NC	98	6,3	25	530	732
GA	712	6,3	20	665	993
AG	1427	6,5	25	695	792
SE	388	6,4	22	535	722
RB	152	6,6	27	532	734
SB	329	6,5	31	530	746
IV	431	6,5	31	530	734

OB: Oeste Baiano, MA: Maranhão, NP: Norte Piauiense, NC: Norte Cearense, GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agreste, SE: Sertão, RB: Recôncavo Baiano, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares.

Tabela 3 – Descrição dos dados de bovinos fêmeas por região de produção (RP): número de animais (N), Número médio de pesagens por animal (MPA), peso mínimo (Pmín), peso máximo (Pmáx) e idade máxima (Imáx).

RP	N	MPA	Pmín	Pmáx	Imáx
OB	13	6,3	46	480	714
MA	149	6,7	27	610	1022
NP	22	6,5	30	446	730
NC	107	6,4	25	530	726
GA	985	6,4	24	560	749
AG	2030	6,6	22	669	993
SE	337	6,3	22	422	744
RB	194	6,5	30	484	730
SB	448	6,6	30	520	727
IV	399	6,6	28	530	747

OB: Oeste Baiano, MA: Maranhão, NP: Norte Piauiense, NC: Norte Cearense, GA: Gado-Algodão, AG: Mata-Agreste, SE: Sertão, RB: Recôncavo Baiano, SB: Serra geral da Bahia, IV: Itapetinga-Valadares.

Apêndice B – Procedimentos para ajuste dos modelos do capítulo 1

Pacotes necessários

```
library(nlme)
library(Metrics)
```

Banco de dados

```
femeas <- read.table(file.choose(),header=T,sep=";")
machos <- read.table(file.choose(),header=T,sep=";")
femeas <- groupedData(Peso~Idade|ID,data=femeas)
machos <- groupedData(Peso~Idade|ID,data=machos)
RegiãoF <- factor(femeas$Região)
RegiãoM <- factor(femeas$Região)
```

Função do modelo logístico

```
logistico <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1/(1+beta 2*exp(-x*beta 3))
logistico <- deriv(~beta 1/(1+beta 2*exp(-x*beta 3)),c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})
```

Modelo não linear tradicional para fêmeas

```
FF.logistic <- nls(Peso~logistico(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),data=femeas,start=c(beta
1=345,beta 2=3.8,beta 3=1/181))
summary(FF.logistic)
AIC(FF.logistic)
BIC(FF.logistic)
var(fitted(FF.logistic))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(FF.logistic)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(FF.logistic)) #EQM
```

Modelo não linear tradicional para machos

```
FM.logistic <- nls(Peso~logistico(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),data=machos,start=c(beta
1=392,beta 2=4.8,beta 3=1/190))
```

```

summary(FM.logistic)
AIC(FM.logistic)
BIC(FM.logistic)
var(fitted(FM.logistic))/var(machos$Peso)#R2
sum(abs(fitted(FM.logistic)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(FM.logistic)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 e beta 3 para fêmeas

```

MAF.logistic <- nlme(Peso~logistico(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=femeas,fixed=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),random=list(beta 1~1,beta
3~1),groups=~ID,start=c(beta 1=345,beta 2=3.8,beta 3=1/181))
summary(MAF.logistic)
var(fitted(MAF.logistic))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.logistic)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.logistic)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 para fêmeas

```

MAF.logistic1 <- update(MAF.logistic,random=list(beta 1~1))
summary(MAF.logistic1)
var(fitted(MAF.logistic1))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.logistic1)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.logistic1)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 3 para fêmeas

```

MAF.logistic3 <- update(MAF.logistic,random=list(beta 3~1))
summary(MAF.logistic3)
var(fitted(MAF.logistic3))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.logistic3)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.logistic3)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 e beta 3 para machos

```

MAM.logistic <- nlme(Peso~logistico(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=machos,fixed=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),random=list(beta 1~1,beta
3~1),groups=~ID,start=c(beta 1=392,beta 2=4.8,beta 3=1/190))

```



```
summary(MAM.logistic)
var(fitted(MAM.logistic))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAM.logistic)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(MAM.logistic)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 para machos

```
MAM.logistic1 <- update(MAM.logistic,random=list(beta 1~1))
summary(MAM.logistic1)
var(fitted(MAM.logistic1))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAM.logistic1)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(MAM.logistic1)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 3 para machos

```
MAM.logistic3 <- update(MAM.logistic,random=list(beta 3~1))
summary(MAM.logistic3)
var(fitted(MAM.logistic3))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAM.logistic3)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(MAM.logistic3)) #EQM
```

Função do modelo Gompertz

```
gompertz <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1*exp(-beta 2*exp(-x*beta 3))
gompertz <- deriv(~beta 1*exp(-beta 2*exp(-x*beta 3)),c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})
```

Modelo não linear tradicional para fêmeas

```
FF.gompertz <- nls(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),data=femeas,start=c(beta
1=374,beta 2=0.6,beta 3=1/279))
summary(FF.gompertz)
AIC(FF.gompertz)
BIC(FF.gompertz)
var(fitted(FF.gompertz))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(FF.gompertz)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(FF.gompertz)) #EQM
```

Modelo não linear tradicional para machos

```
FM.gompertz <- nls(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=machos,start=c(beta 1=475,beta 2=0.7,beta 3=1/317))
summary(FM.gompertz)
AIC(FM.gompertz)
BIC(FM.gompertz)
var(fitted(FM.gompertz))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(FM.gompertz)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(FM.gompertz)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 e beta 3 para fêmeas

```
MAF.gompertz <- nlme(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=femeas,fixed=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),random=list(beta 1~1,beta
3~1),groups=~ID,start=c(beta 1=370,beta 2=0.6,beta 3=1/272))
summary(MAF.gompertz)
var(fitted(MAF.gompertz))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.gompertz)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.gompertz)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 para fêmeas

```
MAF.gompertz1 <- update(MAF.gompertz,random=list(beta 1~1))
summary(MAF.gompertz1)
var(fitted(MAF.gompertz1))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.gompertz1)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.gompertz1)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 3 para fêmeas

```
MAF.gompertz3 <- update(MAF.gompertz,random=list(beta 3~1))
summary(MAF.gompertz3)
var(fitted(MAF.gompertz3))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.gompertz3)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.gompertz3)) #EQM
```

Função do modelo Brody

```
brody <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3))
brody <- deriv(~beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3)),c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})
```

Modelo não linear tradicional para machos

```
FM.brody <- nls(Peso~brody(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),data=machos,start=c(beta
1=741,beta 2=0.9,beta 3=1/1034))
summary(FM.brody)
AIC(FM.brody)
BIC(FM.brody)
var(fitted(FM.brody))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(FM.brody)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(FM.brody)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 para machos

```
MAM.brody1 <- nlme(Peso~brody(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=machos,fixed=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),random=list(beta
1~1),groups=~ID,control=nlmeControl(minScale=10**-100,maxIter=100),start=c(beta
1=700,beta 2=0.9,beta 3=0.001))
summary(MAM.brody1)
var(fitted(MAM.brody1))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAM.brody1)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(MAM.brody1)) #EQM
```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 3 para machos

```
MAM.brody3 <- update(MAM.brody1,random=list(beta 3~1))
summary(MAM.brody3)
var(fitted(MAM.brody3))/var(machos$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAM.brody3)-machos$Peso))/nrow(machos) #DMA
mse(machos$Peso,fitted(MAM.brody3)) #EQM
```

Função do modelo Von Bertalanffy

```

vonbertalanffy <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3))^3
vonbertalanffy <- deriv(~beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3))^3,c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})

```

Modelo não linear tradicional para fêmeas

```

FF.vonbertalanffy <- nls(Peso~vonbertalanffy(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=femeas,start=c(beta 1=389,beta 2=0.5,beta 3=1/335))
summary(FF.vonbertalanffy)
AIC(FF.vonbertalanffy)
BIC(FF.vonbertalanffy)
var(fitted(FF.vonbertalanffy))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(FF.vonbertalanffy)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(FF.vonbertalanffy)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 e beta 3 para fêmeas

```

MAF.vonbertalanffy <- nlme(Peso~vonbertalanffy(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),data=femeas,fixed=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),random=list(beta 1~1,beta
3~1),groups=~ID,start=c(beta 1=443,beta 2=0.5,beta 3=1/416))
summary(MAF.vonbertalanffy)
var(fitted(MAF.vonbertalanffy))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.vonbertalanffy)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.vonbertalanffy)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 1 para fêmeas

```

MAF.vonbertalanffy1 <- update(MAF.vonbertalanffy,random=list(beta 1~1))
summary(MAF.vonbertalanffy1)
var(fitted(MAF.vonbertalanffy1))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.vonbertalanffy1)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.vonbertalanffy1)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito aleatório em beta 3 para fêmeas

```

MAF.vonbertalanffy3 <- update(MAF.vonbertalanffy,random=list(beta 3~1))
summary(MAF.vonbertalanffy3)

```

```
var(fitted(MAF.vonbertalanffy3))/var(femeas$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MAF.vonbertalanffy3)-femeas$Peso))/nrow(femeas) #DMA
mse(femeas$Peso,fitted(MAF.vonbertalanffy3)) #EQM
```

Apêndice C – Procedimentos para ajuste dos modelos do capítulo 2

Pacotes necessários

```
library(nlme)
library(Metrics)
```

Banco de dados

```
femeas <- read.table(file.choose(),header=T,sep=";")
machos <- read.table(file.choose(),header=T,sep=";")
femeas <- groupedData(Peso~Idade|ID,data=femeas)
machos <- groupedData(Peso~Idade|ID,data=machos)
RegiãoF <- factor(femeas$Região)
RegiãoM <- factor(machos$Região)
```

Separando as regiões

```
### GA: Gado-Algodão
### IV: Itapetinga-Valadares
### MTA: Mata-Agreste
### SE: Sertão
### SGB: Serra Geral da Bahia
```

Fêmeas

```
femeasGA <- subset(femeas,Região=="GA")
femeasIV <- subset(femeas,Região=="IV")
femeasMTA <- subset(femeas,Região=="MTA")
femeasSE <- subset(femeas,Região=="SE")
femeasSGB <- subset(femeas,Região=="SGB")

femeas5 <- rbind(femeasGA,femeasIV,femeasMTA,femeasSE,femeasSGB)
RegiãoF <- factor(femeas5$Região)
```

Machos

```
machosGA <- subset(machos,Região=="GA")
machosIV <- subset(machos,Região=="IV")
```

```

machosMEA <- subset(machos,Região=="MEA")
machosSE <- subset(machos,Região=="SE")
machosSB <- subset(machos,Região=="SB")

machos5 <- rbind(machosGA,machosIV,machosMEA,machosSE,machosSB)
RegiãoM <- factor(machos5$Região)

```

Função do modelo Gompertz

```

gompertz <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1*exp(-beta 2*exp(-x*beta 3))
gompertz <- deriv(~beta 1*exp(-beta 2*exp(-x*beta 3)),c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})

```

Modelo não linear tradicional para machos

```

MM1.gompertz = gnls(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),params=list(beta
1~1,beta 2~1,beta 3~1),control=nlmeControl(minScale=10**-
100,maxIter=100),data=machos5,
  start=c(580,
    0.9,
    0.001
  )
  ,na.action=na.omit
)
summary(MM1.gompertz)
var(fitted(MM1.gompertz))/var(machos5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MM1.gompertz)-machos5$Peso))/nrow(machos5) #DMA
mse(machos5$Peso,fitted(MM1.gompertz)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito fixo em região em beta 1, beta 2 e beta 3 para machos

```

MM2.gompertz <- gnls(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),params=list(beta
1+beta 2+beta 3~RegiãoM-1),control=nlmeControl(minScale=10**-
100,maxIter=100),data=machos5,
  start=c(475,475,475,475,475,

```

```

      2,2,2,2,2,
      0.003,0.003,0.003,0.003,0.003
    )
    ,na.action=na.omit
  )
summary(MM2.gompertz)
var(fitted(MM2.gompertz))/var(machos5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MM2.gompertz)-machos5$Peso))/nrow(machos5) #DMA
mse(machos5$Peso,fitted(MM2.gompertz)) #EQM
ICM2 <- intervals(MM2.gompertz)

```

Modelo não linear com efeito fixo de região em beta 1, beta 2 e beta 3 e efeito aleatório de animal em beta 1 e beta 3 para machos

```

MRM.gompertz <- nlme(Peso~gompertz(Idade,beta 1,beta 2,beta 3),data=machos5,
                    fixed=list(beta 1~Região-1,beta 2~Região-1,beta 3~Região-1),
                    random=list(beta 1~1,beta 3~1),groups=~ID,
                    start=c(500,500,500,500,500,
                            2.1,2.1,2.1,2.1,2.1,
                            0.003,0.003,0.003,0.003,0.003)
                    )
summary(MRM.gompertz)
var(fitted(MRM.gompertz))/var(machos5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MRM.gompertz)-machos5$Peso))/nrow(femeas5) #DMA
mse(machos5$Peso,fitted(MRM.gompertz)) #EQM
ICM3 <- intervals(MRM.gompertz)

```

Função do modelo Von Bertalanffy

```

vonbertalanffy <- function(x,beta 1,beta 2,beta 3)
  beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3))^3
vonbertalanffy <- deriv(~beta 1*(1-beta 2*exp(-x*beta 3))^3,c("beta 1","beta 2","beta
3"),function(x,beta 1,beta 2,beta 3){})

```

Modelo não linear tradicional para fêmeas


```

MF1.vonbertalanffy = gnls(Peso~vonbertalanffy(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),params=list(beta 1~1,beta 2~1,beta 3~1),control=nlmeControl(minScale=10**-
100,maxIter=100),data=femeas5,
      start=c(500,0.5,0.0025)
      ,na.action=na.omit
      )
summary(MF1.vonbertalanffy)
var(fitted(MF1.vonbertalanffy))/var(femeas5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MF1.vonbertalanffy)-femeas5$Peso))/nrow(femeas5) #DMA
mse(femeas5$Peso,fitted(MF1.vonbertalanffy)) #EQM

```

Modelo não linear com efeito fixo em região em beta 1, beta 2 e beta 3 para fêmeas

```

MF2.vonbertalanffy = gnls(Peso~vonbertalanffy(Idade,beta 1,beta 2,beta
3),params=list(beta 1+beta 2+beta 3~RegiãoF-1),control=nlmeControl(minScale=10**-
100,maxIter=100),data=femeas5,
      start=c(300,400,400,300,400,
              0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,
              0.0025,0.0025,0.0025,0.0025,0.0025
              )
      ,na.action=na.omit
      )
summary(MF2.vonbertalanffy)
var(fitted(MF2.vonbertalanffy))/var(femeas5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MF2.vonbertalanffy)-femeas5$Peso))/nrow(femeas5) #DMA
mse(femeas5$Peso,fitted(MF2.vonbertalanffy)) #EQM
ICF5 <- intervals(MF2.vonbertalanffy)

```

Modelo não linear com efeito fixo de região em beta 1, beta 2 e beta 3 e efeito aleatório de animal em beta 1 e beta 3 para fêmeas

```

MRF.vonbertalanffy <- nlme(Peso~vonbertalanffy(Idade,beta 1,beta 2 ,beta
3),data=femeas5,
      fixed=list(beta 1~Região-1,beta 2~Região-1,beta 3~Região-1),
      random=list(beta 1~1,beta 3~1),groups=~ID,

```

```

start=c(443,443,443,443,443,
        0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,
        1/416,1/416,1/416,1/416,1/416)
)
summary(MRF.vonbertalanffy)
var(fitted(MRF.vonbertalanffy))/var(femeas5$Peso) #R2
sum(abs(fitted(MRF.vonbertalanffy)-femeas5$Peso))/nrow(femeas5) #DMA
mse(femeas5$Peso,fitted(MRF.vonbertalanffy)) #EQM
ICF6 <- intervals(MRF.vonbertalanffy)

```