

# APLICAÇÃO DO MÉTODO BAYESIANO NA ESTIMAÇÃO DE CURVA DE CRESCIMENTO EM ANIMAIS DA RAÇA NELORE

Natascha Almeida Marques da Silva<sup>1</sup>  
Joel Augusto Muniz<sup>1</sup>  
Fabyano Fonseca e Silva<sup>2</sup>  
Luiz Henrique de Aquino<sup>1</sup>  
Tarcísio de Moraes Gonçalves<sup>3</sup>

## RESUMO

As curvas de crescimento geralmente são obtidas por meio do ajuste de funções matemáticas não-lineares, em dois estágios: inicialmente, ajustam-se curvas individuais e, posteriormente, identificam-se efeitos ambientais e genéticos sobre os parâmetros dessas curvas. Porém, este tipo de análise estatística promove perdas de informações por não considerar diretamente esses efeitos no processo de obtenção das curvas. Dessa forma, o método bayesiano constitui solução viável por permitir a realização de uma análise conjunta desses dois estágios. Esse método foi utilizado para ajustar o modelo de Gompertz a dados de peso-idade de gado Nelore. As distribuições marginais *a posteriori* dos parâmetros “**a**” (peso na maturidade), **R** (matriz de covariância residual),  **$\beta$**  (vetor de efeitos fixos) e  $\sigma_e^2$  (variância do erro) foram obtidas por meio do algoritmo Gibbs Sampler, e as dos parâmetros “**b**” (parâmetro de integração) e “**k**” (taxa de maturidade) por meio do algoritmo Metropolis-Hastings. Os efeitos ambientais considerados foram: sexo, idade da vaca no parto e estação de nascimento dos animais. Os resultados permitiram evidenciar que não houve influência de época e idade da vaca no parto sobre os parâmetros das curvas. Em relação ao sexo, os machos apresentaram maior peso adulto(a) em relação às fêmeas.

**Palavras-chave:** Análise bayesiana, função de Gompertz, Nelore

## ABSTRACT

### GROWTH CURVES OF NELORE CATTLE: A BAYESIAN APPROACH

Growth curves of beef cattle are usually study by mathematical nonlinear models. According to the frequentist approach these studies occur in two stages: first, fitting individual growth curves, and later evaluating the environment effects on their parameters. Using this approach for the statistical analysis it is not possible to consider these effects simultaneously in the estimation process. A possible solution is to use a Bayesian framework. The Gompertz model was fitted to weight-age data of Nelore cattle by the Bayesian method. The marginal posterior distributions were obtained using the Gibbs Sampler for **a** (mature weight), **R** (residual covariance matrix),  **$\beta$**  (environment effects) and  $\sigma_e^2$  (variance error) and the Metropolis-Hastings algorithm for **b** (integration parameter) and **k** (mature rate). The effects of age at parturition and birth period did not influence any parameter. On the order hand, the males showed a larger mature weight than females.

**Key words:** Bayesian methodology, Gompertz Model, Nelore

<sup>1</sup> Departamento de Ciências Exatas, DEX, UFPA – email: nataschaalmeida@yahoo.com.br.

<sup>2</sup> Departamento de Informática, DPI-UFV

<sup>3</sup> Departamento de Zootecnia, DZO-UFPA

## INTRODUÇÃO

Na atual bovinocultura de corte, os criadores estão cada vez mais conscientes da importância da avaliação do crescimento dos animais para melhor analisar e gerenciar a rentabilidade desta atividade, visto que, em um sistema de produção de carne, o crescimento é um fator primordial, pois apresenta relação direta com a quantidade e qualidade da carne, produto final da exploração. Além disso, torna-se imprescindível o fato de manipular geneticamente, via cruzamentos direcionados, a eficiência do crescimento, o que caracteriza um grande avanço tecnológico neste campo da Zootecnia.

Uma das formas de se avaliar o crescimento animal é por meio de curvas de crescimento, que podem ser obtidas de estimativas de parâmetros de modelos assintóticos não-lineares. Nesses modelos, a assíntota representa o peso na maturidade, e os demais parâmetros determinam a forma da curva de crescimento. Através das estimativas desses parâmetros, é possível obter informações sobre as fases de crescimento dos animais.

Quando se dispõem de animais sujeitos a diferentes efeitos ambientais, provenientes de vários grupos contemporâneos, como rebanhos, anos ou épocas de nascimento, torna-se necessário que as estimativas dos parâmetros sejam corrigidas para estes fatores, processo que é praticamente inviável se realizado pelo método frequentista.

Geralmente, a solução frequentista para este problema consiste em duas fases distintas: primeiro faz-se o ajuste de curvas individuais por meio do método de Quadrados Mínimos, efetuado mediante processos iterativos como Gauss-Newton, DUD e Marquardt. Nessa fase, quando se dispõem de poucas observações longitudinais, o modelo é matematicamente complexo, muitas vezes o método não alcança a convergência, produzindo estimativas irrealistas para os parâmetros. Em uma segunda fase, as estimativas obtidas são consideradas variáveis dependentes e avaliadas por meio de um modelo linear contendo efeitos fixos (ambientais) e/ou aleatórios (genéticos) de interesse. De acordo com Blasco *et al.*, (2003), este método é inadequado por não considerar a influência desses efeitos no processo de estimação dos parâmetros do modelo não-linear, além disso, quando não se verifica a convergência na primeira fase, o animal deve ser eliminado da análise da segunda, o que implica perda de informação.

A solução bayesiana para este problema é fundamentada na estimação simultânea dos parâmetros e dos efeitos genéticos e ambientais, havendo, assim, uma correção instantânea para esses fatores. Nesse contexto, todos os parâmetros do modelo, sejam fixos ou aleatórios, são vistos como variáveis aleatórias, conforme o conceito subjetivo de probabilidade (O'Hagan, 1994).

Na teoria bayesiana, informações *a priori* sobre os parâmetros a serem estimados são utilizadas em associação com os dados amostrais (função de verossimilhança), gerando, assim, uma distribuição conjunta *a posteriori*, de forma que  $Posteriori \propto Verossimilhança \times Priori$  (Box & Tiao, 1973).

Wakefield *et al.* (1994) sugeriram que fossem consideradas, simultaneamente, as influências de efeitos genéticos e ambientais sobre os parâmetros de qualquer função de produção, e descreveram o algoritmo de Gibbs Sampler para implementação destes procedimentos via inferência bayesiana. Varona *et al.* (1999) compararam a eficiência desse método em relação à análise realizada em dois estágios, e mostraram que esta última promoveu perdas de informações, que refletiram em estimativas viesadas de parâmetros genéticos por não considerar diretamente efeitos fixos e aleatórios no processo de obtenção das curvas.

Objetivou-se aplicar a teoria bayesiana para estimar os parâmetros da função de crescimento de Gompertz ajustada a dados de animais da raça Nelore e, dessa forma, estabelecer comparações entre grupos de animais submetidos a diferentes efeitos ambientais.

## MATERIAL E MÉTODOS

Os dados utilizados foram cedidos pela Associação Brasileira de Criadores de Zebu (ABCZ) e constam de nove pesagens bimestrais de 204 animais da raça Nelore, do nascimento aos dois anos de idade, divididos em 12 grupos contemporâneos.

Os grupos contemporâneos foram definidos como: GC1 - fêmeas nascidas na época chuvosa, filhas de vacas com menos de 4 anos; GC2 - fêmeas nascidas na época seca, filhas de vacas com menos de 4 anos; GC3 - machos nascidos na época chuvosa, filhos de vacas com menos de 4 anos; GC4 - machos nascidos na época seca, filhos de vacas com menos de 4 anos; GC5 - fêmeas

as nascidas na época chuvosa, filhas de vacas entre 4 e 9 anos; GC6 - fêmeas nascidas na época seca, filhas de vacas entre 4 e 9 anos; GC7 - machos nascidos na época chuvosa, filhos de vacas entre 4 e 9 anos; GC8 - machos nascidos na época seca, filhos de vacas entre 4 e 9 anos; GC9 - fêmeas nascidas na época chuvosa, filhas de vacas entre 10 e 14 anos; GC10 - fêmeas nascidas na época seca, filhas de vacas entre 10 e 14 anos; GC11 - machos nascidos na época chuvosa, filhos de vacas entre 10 e 14 anos; GC12 - machos nascidos na época seca, filhos de vacas entre 10 e 14 anos.

A função de Gompertz, definida de acordo com Blasco *et al.*, (2003), é representada por:  $Y_{ij} = a_i \exp(-b_i \exp(-k_i x_{ij})) + e_{ij}$ , em que  $Y_{ij}$  é o peso observado do animal  $i$  na idade  $j$  para  $i=1,2,\dots,N$  e  $j=1,2,\dots,n$ ;  $X_{ij}$  é a idade em que o peso  $Y_{ij}$  foi observado;  $a_i$  é a estimativa de peso na maturidade (peso adulto, o qual representa a assíntota do modelo);  $b_i$  é o parâmetro de integração (não possui interpretação biológica, é uma constante matemática cuja função é ajustar o peso inicial em relação a origem);  $k_i$  é a taxa de maturidade, que é um indicador da velocidade com que o animal se aproxima do peso adulto (valores altos indicam maturidade precoce e valores baixos indicam maturidade retardada, portanto, para aumentar a precocidade de um rebanho devem-se selecionar animais que apresentam altos valores de  $k$ );  $e_{ij}$  é o erro experimental, normal e identicamente distribuído com média 0 e variância  $\sigma_e^2$ .

As comparações entre os efeitos dos grupos contemporâneos foram avaliadas apenas para os parâmetros  $a$  e  $k$ , os quais apresentam importantes interpretações biológicas.

Para avaliação de diferenças entre grupos contemporâneos foram realizadas comparações de interesse. As comparações relacionadas ao efeito de classe de idade da vaca foram:

D1=GC1-GC5    D2=GC2-GC6    D3=GC3-GC7    D4=GC4-GC8  
 D5=GC1-GC9    D6=GC2-GC10    D7=GC3-GC11    D8=GC4-GC12  
 D9=GC5-GC9    D10=GC6-GC10    D11=GC7-GC11    D12=GC8-GC12  
 D13=(GC1+GC2+GC3+GC4)-(GC5+GC6+GC7+GC8)  
 D14=(GC1+GC2+GC3+GC4)-(GC9+GC10+GC11+GC12)  
 D15=(GC5+GC6+GC7+GC8)-(GC9+GC10+GC11+GC12)

Em relação à idade da vaca, sempre foram comparados os animais filhos de vacas mais novas com animais filhos de vacas mais velhas, por exemplo D1 (fêmeas nascidas na época chuvosa, filhas de vacas com menos de 4 anos (GC1) comparadas com fêmeas nascidas na época chuvosa, filhas de vacas entre 4 e 9 anos (GC5)).

Aquelas relacionadas com o efeito de sexo foram:

D16=GC4-GC2    D17=GC3-GC1    D18=GC8-GC6    D19=GC7-GC5  
 D20=GC12-C10    D21=GC11-GC9

Tem-se, como exemplo, o contraste D16, que indica a comparação entre machos nascidos na época seca, filhos de vacas com menos de 4 anos (GC4) e fêmeas nascidas na época seca, filhas de vacas com menos de 4 anos (GC2).

As comparações relacionadas ao efeito de época de nascimento foram:

D22=GC4-GC3    D23=GC2-GC1    D24=GC8-GC7    D25=GC6-GC5  
 D26=GC12-GC11    D27=GC10-GC9  
 D28=(GC2+GC4)-(GC1+GC3)  
 D29=(GC6+GC8)-(GC5+GC7)  
 D30=(GC10+GC12)-(GC9+GC11)

Em relação à utilização da inferência bayesiana, para a variância do erro,  $\sigma_e^2$ ,  $\theta$  (vetor de parâmetros do modelo Gompertz),  $\beta$  (vetor de efeitos fixos) e  $R$  (matriz de covariância), as *prioris* utilizadas foram, respectivamente:

$$\sigma_e^2 \sim U[0, \sigma_{\max}^2]$$

$$p(\theta | \beta, R) \propto |R|^{-N/2} \exp[-\frac{1}{2}(\theta - x\beta)'(R \otimes I)^{-1}(\theta - x\beta)],$$

$$p(\beta) \propto |V|^{-1/2} \exp[-\frac{1}{2}(\beta - m)'V^{-1}(\beta - m)], p(R) \propto |R|^{-(n_R+3)/2} \exp[-\frac{1}{2}\text{tr}(n_R R^{-1}S_R)]$$

sendo  $\sigma_{\max}^2$  constante e  $m$ ,  $V$ ,  $n_R$  e  $S_R$  hiperparâmetros ( $H$ ), os quais são representados como parâmetros das *prioris*.

A função de verossimilhança, que representa a distribuição conjunta dos dados amostrais (pesos no decorrer do tempo), é a seguinte

$$p(y_i | \theta) \propto \frac{1}{(\sigma_e^2)^{n/2}} \exp[-\frac{1}{2\sigma_e^2}(y_i - a_i h_i)'(y_i - a_i h_i)]$$

em que,  $h_i = \exp[-b_i \exp(-k_i x_{ij})]$

Das *prioris* e da verossimilhança, tem-se a distribuição conjunta *a posteriori*, dada por:

$$p(\theta, \beta, R | y_i) \propto |R|^{\frac{-N+n_g+4}{2}} |V|^{\frac{1}{2}} \frac{1}{(\sigma_e^2)^{n/2}} \exp\{-\frac{1}{2}[(y_i - a_i h_i)' \sigma_e^2 (y_i - a_i h_i) + (\theta - x\beta)'(R \otimes I)^{-1}(\theta - x\beta) + (\beta - m)'V^{-1}(\beta - m) + \text{tr}(n_R R^{-1}S_R)]\}$$

A obtenção das distribuições marginais dos parâmetros, que geralmente é feita pela integração da distribuição conjunta *a posteriori*, não tem solução analítica, sendo necessária a utilização de métodos numéricos, e, dentre esses, destacam-se algoritmos especializados como o *Gibbs Sampler* e o *Metropolis-Hastings*.

Esses algoritmos utilizam a simulação de Monte Carlo para a geração de dados ou, mais especificamente, de valores para os parâmetros, a partir de distribuições de probabilidades e fazem uso, também, da teoria das cadeias de Markov, que considera um sistema de dependência entre observações geradas na simulação, usando o método conhecido como MCMC (Monte Carlo – Markov Chain) (Sorensen, 1996; Gamerman, 1996).

As distribuições condicionais *a posteriori* da matriz **R**, dos parâmetros do modelo de Gompertz ( $a_i, b_i, k_i$ ), do vetor  $\beta$  e da variância do erro  $\sigma_e^2$ , obtidas a partir da distribuição conjunta *a posteriori*, são representadas respectivamente por:

$$\mathbf{R} \mid \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, y, H \sim IW_3 \left[ [(\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})(\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})' + n_R S_R]^{-1}, N + n_R \right]$$

$$a_i \mid b_i, k_i, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{R}, y, H \sim N \left[ \hat{a}_i, (\mathbf{h}_i' \sigma_e^{-2} \mathbf{h}_i + r^{aa})^{-1} \right]$$

$$\text{em que } \hat{a}_i = \frac{\mathbf{h}_i' \sigma_e^{-2} y_i + r^{aa} m_{a,i} - r^{ab} (b_i - m_{b,i}) - r^{ak} (k_i - m_{k,i})}{\mathbf{h}_i' \sigma_e^{-2} \mathbf{h}_i + r^{aa}}$$

$$b_i \mid a_i, k_i, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{R}, y, H \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_e^2} (y_i - a_i \mathbf{h}_i)' (y_i - a_i \mathbf{h}_i) - \frac{1}{2r^{bb}} [r^{bb} b_i - (r^{bb} m_{b,i} - r^{ab} (a_i - m_{a,i})) - r^{bk} (k_i - m_{k,i})]^2 \right\}$$

$$k_i \mid a_i, b_i, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{R}, y, H \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_e^2} (y_i - a_i \mathbf{h}_i)' (y_i - a_i \mathbf{h}_i) - \frac{1}{2r^{kk}} [r^{kk} k_i - (r^{kk} m_{k,i} - r^{ak} (a_i - m_{a,i}) - r^{bk} (b_i - m_{b,i}))]^2 \right\}$$

$$\boldsymbol{\beta} \mid \boldsymbol{\theta}, H \sim N \left[ \hat{\boldsymbol{\beta}}, (\mathbf{x}' \mathbf{R}_1^{-1} \mathbf{x} + \mathbf{V}^{-1})^{-1} \right] \text{ em que: } \mathbf{R}_1 = \mathbf{R}^{-1} \otimes \mathbf{I}$$

$$\sigma_e^2 \sim \text{GI} \left[ N/2 - 1, \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \{ y_{ij} - a_i \exp[-b_i \exp(-k_i x_{ij})] \}^2 \right]$$

Como as distribuições condicionais para  $a_i, \sigma_e^2, \mathbf{R}$  e  $\beta$  são conhecidas, utiliza-se o algoritmo *Gibbs Sampler*. Já, as distribuições condicionais dos parâmetros  $b_i$  e  $k_i$  não apresentam uma forma definida, sendo determinadas pelo uso do algoritmo *Metropolis-Hastings*.

Esses algoritmos foram implementados utilizando-se o procedimento PROC IML do software SAS (1996), considerando-se 25.000 iterações, com um intervalo de amostragem de 20 iterações e descarte das primeiras observações “burn-in” de 12.500. Tratando-se de pro-

cessos iterativos, a constatação de sua convergência torna-se imprescindível para a validade do estudo; portanto, para verificá-la, utilizaram-se os critérios de Gelman & Rubin (1992), disponíveis no módulo BOA (*Bayesian Output Analysis*) do software estatístico R. (R Development Core Team (2006)).

Para a implementação do algoritmo Metropolis-Hastings utilizou-se como distribuição candidata para os parâmetros  $b$  e  $k$ , as seguintes distribuições normais:

$$b_i^{(c+1)} \sim N(b_i^{(c)}, b_i^{(c)} / d) \text{ e } k_i^{(c+1)} \sim N(k_i^{(c)}, k_i^{(c)} / d)$$

como indicadas por Chang *et al.* (2001), em que  $b_i$  e  $k_i$  foram centrados nos valores atualizados de  $b_i^{(c)}$  e  $k_i^{(c)}$  com variâncias  $b_i^{(c)}/d$  e  $k_i^{(c)}/d$ , respectivamente;  $c$  indica o número de iterações, e  $d$  é um valor arbitrário, escolhido após sucessivas tentativas com objetivo de obter taxas de aceitação entre 17 e 45%, como sugerido por Blasco *et al.* (2003).

A implementação desses algoritmos foi realizada atualizando-se primeiramente as condicionais *a posteriori* dos parâmetros ( $a_i, b_i$  e  $k_i$ ): amostrou-se o parâmetro  $a_i$ , o que foi atualizado em  $b_i$ ; amostrou-se  $b_i$  e atualizado em  $k_i$ , e amostrou  $k_i$ . Em seguida, atualizaram-se  $a_i, b_i$  e  $k_i$  nas condicionais *a posteriori* de  $\sigma_e^2$  e de  $\beta$ . Posteriormente, amostrou-se  $\beta$  para atualizá-lo na condicional *a posteriori* de  $\mathbf{R}$ , de modo que o  $\mathbf{R}$  amostrado seja atualizado em  $a_i$ . O processo foi, então, repetido até atingir a convergência.

Devido ao fato dos algoritmos Gibbs Sampler e Metropolis-Hastings serem processos iterativos, deve-se constatar a sua convergência. Dentre os mais utilizados, o fator  $\sqrt{\mathbf{R}}$ , proposto por Gelman & Rubin (1992), consiste na utilização de várias cadeias em paralelo, começando de valores iniciais distintos. Para cada parâmetro de interesse, compara-se a variabilidade dentro e entre as cadeias amostradas. Se a convergência foi atingida, tem-se uma amostra aleatória da distribuição desejada.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados referentes à significância dos contrastes relacionados com a comparação dos grupos contemporâneos são apresentados nas Tabelas 1, 2 e 3. Esses resultados foram obtidos por inferência realizada nas amostras da distribuição marginal *a posteriori* de cada parâmetro.

Observa-se pelas tabelas que a convergência foi alcançada, pois os valores do teste de Gelman e Rubin ( $\sqrt{R}$ ) foram todos iguais a 1. Nota-se também que os valores de EMC foram de pequena magnitude em relação ao desvio-padrão, mostrando que o processo proporcionou estimativas confiáveis. Portanto, nenhuma irregularidade foi observada no processo de amostragem, o que assegura a qualidade dos resultados.

Pelos resultados apresentados na Tabela 2, nota-se que os machos apresentaram maiores pesos adultos que as fêmeas; os resultados apresentados para os contras-

tes D18 e D21 foram significativos. Esta superioridade dos machos, segundo Souza *et al.* (2004), pode ser atribuída à sua capacidade fisiológica em apresentar maiores índices de massa corporal devido a fatores hormonais de desenvolvimento. Estas diferenças entre sexo verificadas para o peso adulto não foram constatadas para a taxa de maturidade.

Os resultados apresentados nas Tabelas 1 (comparações entre classes de idade da vaca) e 3 (comparações entre épocas de nascimento) não foram significativos, mostrando, então, que a idade da vaca e a época de nasci-

**Tabela 1-** Média dos efeitos fixos ( $\beta$ ) dos parâmetros a e k, desvio-padrão (DP), intervalo de maior densidade *a posteriori* (HPD), erro de Monte Carlo (EMC), fator escala para o teste de Gelman e Rubin ( $\sqrt{R}$ ) para o efeito de classe de idade da vaca

Grupo	Média	DP	HPD		EMC	$\sqrt{R}$
			LI	LS		
<b>Parâmetro a</b>						
D1	33,69	75,96	-121,71	176,34	0,778	1
D2	124,72	65,23	-0,61	254,49	0,629	1
D3	107,98	76,56	-40,94	258,84	1,355	1
D4	-22,72	75,90	-175,65	119,92	0,838	1
D5	54,79	75,52	-98,57	195,52	0,896	1
D6	40,69	75,25	-107,37	185,95	0,753	1
D7	29,15	78,24	-122,01	180,89	1,484	1
D8	18,93	76,45	-130,59	166,23	0,945	1
D9	21,09	74,96	-131,00	163,60	0,644	1
D10	-84,03	64,76	-208,92	41,83	0,608	1
D11	-78,82	76,71	-231,66	67,05	1,144	1
D12	41,66	75,76	-101,72	192,26	0,811	1
D13	60,91	36,92	-10,90	133,15	0,441	1
D14	35,89	38,30	-40,97	107,85	0,444	1
D15	-25,02	36,66	-98,84	45,12	0,384	1
<b>Parâmetro k</b>						
D1	$7,6 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0010	0,0025	$1,0 \times 10^{-5}$	1
D2	$-4,6 \times 10^{-4}$	$8,5 \times 10^{-4}$	-0,0022	0,0012	$7,6 \times 10^{-6}$	1
D3	$-9,6 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0028	0,0008	$8,8 \times 10^{-6}$	1
D4	$-2,9 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0020	0,0015	$8,8 \times 10^{-6}$	1
D5	$-5,5 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0018	0,0018	$1,1 \times 10^{-5}$	1
D6	$1,2 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0017	0,0019	$7,3 \times 10^{-6}$	1
D7	$-4,1 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0022	0,0014	$7,9 \times 10^{-6}$	1
D8	$-1,7 \times 10^{-4}$	$4,5 \times 10^{-4}$	-0,0011	0,0007	$4,8 \times 10^{-6}$	1
D9	$-8,1 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0026	0,0009	$8,6 \times 10^{-6}$	1
D10	$5,9 \times 10^{-4}$	$8,5 \times 10^{-4}$	-0,0011	0,0022	$7,7 \times 10^{-6}$	1
D11	$5,4 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0012	0,0024	$8,5 \times 10^{-6}$	1
D12	$-7,6 \times 10^{-5}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0019	0,0017	$7,8 \times 10^{-6}$	1
D13	$-3,6 \times 10^{-4}$	$9,0 \times 10^{-4}$	-0,0022	0,0014	$9,2 \times 10^{-6}$	1
D14	$-2,3 \times 10^{-4}$	$4,4 \times 10^{-4}$	-0,0011	0,0007	$5,0 \times 10^{-6}$	1
D15	$6,0 \times 10^{-5}$	$4,4 \times 10^{-4}$	-0,0008	0,0009	$4,5 \times 10^{-6}$	1

**Tabela 2** – Média dos efeitos fixos ( $\beta$ ) dos parâmetros a e k, desvio-padrão (DP), intervalo de maior densidade *a posteriori* (HPD), erro de Monte Carlo (EMC), fator escala para o teste de Gelman e Rubin ( $\sqrt{R}$ ) para o efeito de sexo

Grupo	Média	DP	HPD		EMC	$\sqrt{R}$
			LI	LS		
<b>Parâmetro a</b>						
D16	46,593	76,022	-101,725	195,0858	0,841	1
D17	143,176	77,491	-10,8095	292,8507	1,718	1
D18	194,050	65,128	<b>67,8036</b>	<b>320,8116</b>	0,665	1
D19	68,890	75,164	-81,1476	212,6864	0,690	1
D20	68,354	74,233	-72,3397	218,1043	0,818	1
D21	168,813	76,581	<b>22,7824</b>	<b>320,9893</b>	1,096	1
<b>Parâmetro k</b>						
D16	-9,2x10 <sup>-4</sup>	9,1x10 <sup>-4</sup>	-0,00271	0,000818	1,0x10 <sup>-5</sup>	1
D17	-16,1x10 <sup>-4</sup>	9,0x10 <sup>-4</sup>	-0,00334	0,000208	1,0x10 <sup>-5</sup>	1
D18	-1,1x10 <sup>-3</sup>	8,6x10 <sup>-4</sup>	-0,00277	0,000567	0,7x10 <sup>-5</sup>	1
D19	1,2x10 <sup>-4</sup>	9,1x10 <sup>-4</sup>	-0,00174	0,001838	0,9x10 <sup>-5</sup>	1
D20	-4,3x10 <sup>-4</sup>	9,0x10 <sup>-4</sup>	-0,00216	0,001338	0,8x10 <sup>-5</sup>	1
D21	-1,24x10 <sup>-3</sup>	9,0x10 <sup>-4</sup>	-0,00303	0,000472	0,9x10 <sup>-5</sup>	1

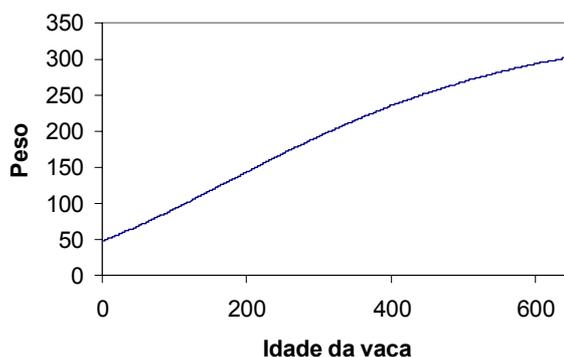
**TABELA 3** - Média dos efeitos fixos ( $\beta$ ) dos parâmetros a e k, desvio-padrão (DP), intervalo de maior densidade *a posteriori* (HPD), erro de Monte Carlo (EMC), fator escala para o teste de Gelman e Rubin ( $\sqrt{R}$ ) para o efeito de época

Grupo	Média	DP	HPD		EMC	$\sqrt{R}$
			LI	LS		
<b>Parâmetro a</b>						
D22	-102,30	77,16	-258,119	43,552	1,609	1
D23	-5,72	75,53	-156,568	140,948	0,819	1
D24	28,40	74,68	-117,256	173,590	0,823	1
D25	-96,75	65,29	-225,415	31,805	0,521	1
D26	-92,08	76,40	-238,234	60,416	1,164	1
D27	8,37	75,16	-135,360	159,105	0,716	1
D28	-108,02	107,41	-315,323	103,577	1,649	1
D29	-68,34	99,38	-263,009	128,135	0,924	1
D30	-83,70	107,64	-289,054	130,764	1,400	1
<b>Parâmetro k</b>						
D22	1,27x10 <sup>-3</sup>	9,09x10 <sup>-4</sup>	-0,00171	0,00184	8,18 x10 <sup>-6</sup>	1
D23	-5,53x10 <sup>-4</sup>	9,03x10 <sup>-4</sup>	-0,00230	0,00127	8,82 x10 <sup>-6</sup>	1
D24	-5,41x10 <sup>-4</sup>	9,03x10 <sup>-4</sup>	-0,00225	0,00127	7,66 x10 <sup>-6</sup>	1
D25	6,75x10 <sup>-4</sup>	8,68x10 <sup>-4</sup>	-0,00099	0,00237	8,43 x10 <sup>-6</sup>	1
D26	7,80x10 <sup>-5</sup>	9,07x10 <sup>-4</sup>	-0,00169	0,00184	8,86 x10 <sup>-6</sup>	1
D27	-7,33x10 <sup>-4</sup>	8,98x10 <sup>-4</sup>	-0,00255	0,00094	1,00 x10 <sup>-5</sup>	1
D28	-4,26x10 <sup>-4</sup>	1,28x10 <sup>-3</sup>	-0,00295	0,00208	1,21 x10 <sup>-5</sup>	1
D29	1,34x10 <sup>-4</sup>	1,25x10 <sup>-3</sup>	-0,00231	0,00257	1,04 x10 <sup>-5</sup>	1
D30	-6,55x10 <sup>-4</sup>	1,27x10 <sup>-3</sup>	-0,00313	0,00185	1,45 x10 <sup>-5</sup>	1

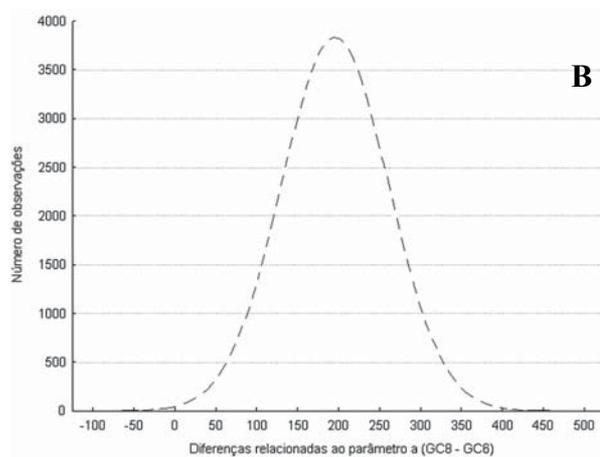
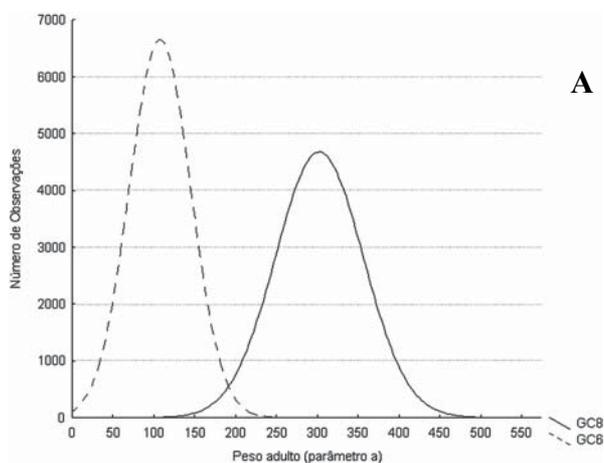
mento, neste estudo, não influenciaram no crescimento dos animais.

A curva de crescimento estimada, obtida a partir das médias *a posteriori*, representativa dos animais pertencentes ao grupo GC11, é apresentada na Figura 1, e as distribuições das diferenças entre sexo para o parâmetro peso adulto são apresentadas nas Figuras 2 e 3.

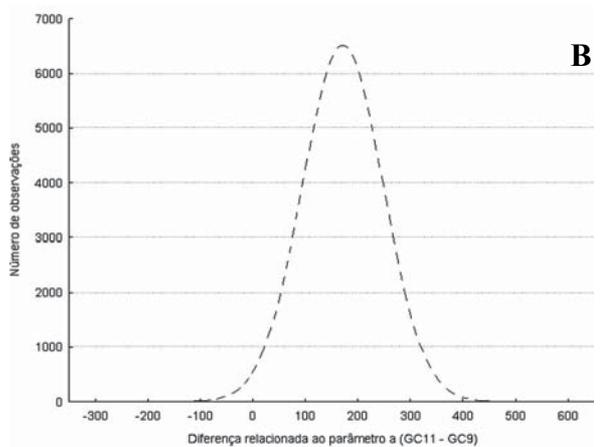
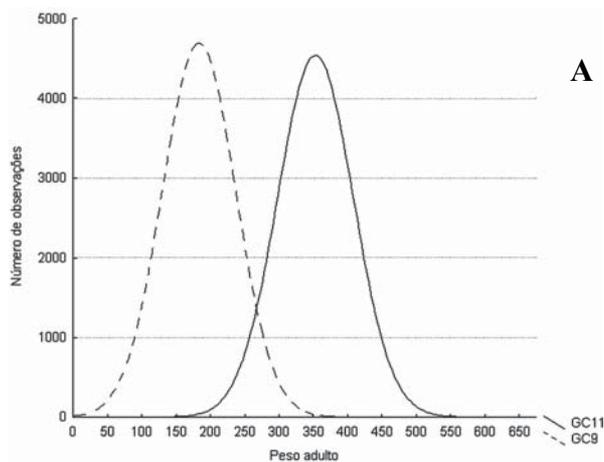
Os resultados apresentados nas Figuras 2 e 3 confirmam os resultados da Tabela 2, mostrando que foram significativas as comparações D16 (Figura 1) e D21 (Figura 2). Realmente confirmando que houve diferenças nos valores do peso adulto relacionado ao sexo do animal.



**Figura 1** - Representação gráfica da curva de crescimento dos pesos de animais machos, nascidos na época chuvosa e filhas de vacas com idade entre 10 e 14 anos.



**FIGURA 2**-Distribuições *a posteriori* para o parâmetro A considerando os grupos contemporâneos de machos nascidos na época seca e filhas de vacas entre 5 e 9 anos (GC8) e fêmeas nascidas na época seca e filhas de vacas entre 5 e 9 anos (GC6) (A), e das diferenças entre os grupos GC8-GC6 (B).



**FIGURA 3** - Distribuições *a posteriori* para o parâmetro A considerando os grupos contemporâneos de machos nascidos na época chuvosa, filhas de vacas entre 10 e 14 anos (GC11) e fêmeas nascidas na época chuvosa, filhas de vacas entre 10 e 14 anos (GC9) (A), e das diferenças entre os grupos GC11-GC9 (B).

## CONCLUSÕES

O método bayesiano mostrou-se eficiente na comparação direta entre os parâmetros da função crescimento de Gompertz, visto que todas as cadeias relacionadas às diferenças obtiveram convergência.

Animais nascidos de vacas mais novas tendem a apresentar maior peso adulto e menor taxa de maturidade, e machos obtêm maior peso adulto em comparação às fêmeas.

## REFERÊNCIAS

- Blasco A, Piles M & Varona L (2003) A Bayesian analysis of the effect of selection for growth rate on growth curves in rabbits. *Genetic Selection Evolution*, 35:21-41.
- Box GEP & Tiao GC (1973) *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. 2 ed New York, John Wiley & Sons. 435p.
- Chang YM, Rekaya R, Gianola D & Thomas DL (2001) Genetic variation of lactation curves in dairy sheep: a Bayesian analysis of Wood's function. *Livestock Production Science*, 71:241-251.
- Gelman A & Rubin DB (1992) Inference from iterative simulation using multiple sequences, *Statistical Science*, 7:457-511.
- Gamerman D (1996) Simulação estocástica via cadeias de Markov. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE PROBABILIDADE E ESTATÍSTICA – SINAPE, Caxambu. Anais, ABE. p.196.
- O'Hagan A (1994) *Kendall's advanced theory of statistics: Bayesian inference*. Edward Arnold, 2b:452p.
- R Development Core Team (2006) *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Souza MCA, Ferraz Filho PB, Silva LO, Souza JC & Malhado, CHM (2004) Efeitos genéticos e ambientais sobre pesos a desmama de bovinos da raça Nelore mocha, na região pecuária oeste São Paulo-Paraná. *Arquivos of Veterinary Science*, 9:113-118.
- Statistical Analysis System Institute SAS/STAT<sup>a</sup> (1996) *User's guide*. Statistics version 6.4. ed. Cary,168p.
- Sorensen D (1996) *Gibbs sampling in quantitative genetic*, 3 ed. Copenhagen, Foulun.186 p.
- Varona L, Moreno C, Garcia Cortés LA, Yagüe G & Altarriba J (1999) Two-step versus joint analysis of Von Bertalanffy function. *Journal of Animal Breeding and Genetics*, 116: 331-338.
- Wakefield JC, Smith AFM, Racine-Poon A & Gelfand AE (1994) Bayesian analysis of linear and non-linear population models by using the Gibbs Sampler. *Journal of Applied Statistics*, 43:201-221.