

# INFERÊNCIA BAYESIANA PARA ANÁLISE DA CONVERSÃO ALIMENTAR DE SUÍNOS EM EXPERIMENTOS SIMULADOS

Robson Marcelo ROSSI<sup>1</sup>

Elias Nunes MARTINS<sup>2</sup>

Paulo Sávio LOPES<sup>3</sup>

Fabyano FONSECA E SILVA<sup>3</sup>

- RESUMO: O presente trabalho teve por objetivo avaliar a conversão alimentar (CA) em dados simulados por meio da inferência bayesiana em análises bivariadas do consumo de ração (CR) e ganho de peso (GP), considerando parâmetros de uma população de suínos da raça Landrace, pertencem a EMBRAPA-CNPSA. Os resultados das simulações baseadas nos quantis das distribuições de CR e de GP se apresentaram de forma análoga. Já os resultados discriminantes para os tratamentos considerando as médias *a posteriori* de CA tendem a seguir os de CR e GP. Verificou-se nas amostras grandes ( $n \geq 100$ ) que os resultados frequentistas e bayesianos foram na maioria coincidentes, com exceção entre níveis de incremento na média entre 0% e 2,5%. De modo geral, observou-se maior precisão nas estimativas bayesianas por apresentarem amplitudes menores nos seus respectivos intervalos de credibilidade. Adicionalmente o modelo proposto mostrou ser apropriado, uma vez que possibilitou a detecção de diferenças significativas entre níveis de fatores não detectados por procedimentos frequentistas em ANOVA tradicional, principalmente em pequenas amostras.
- PALAVRAS-CHAVE: Desempenho nutricional; MCMC; multivariada; produção animal.

## 1 Introdução

A avaliação do desempenho nutricional animal, pode ser realizada por meio de indicadores bionutricionais e, um deles é facilmente obtido pela razão entre o consumo de alimento e ganho de peso, índice denominado conversão alimentar. Guidoni (1994) apresenta diferentes métodos para analisar o desempenho nutricional animal. Alerta, sobre os pressupostos de normalidade, a respeito das análises diretas da conversão alimentar; complementa que uma transformação do tipo logarítmica na resposta seria uma alternativa plausível e conclui que a análise do consumo de alimento e do ganho de peso complementada pela função canônica se mostrou o método mais indicado e sensível na discriminação de tratamentos sobre o desempenho nutricional animal.

Desde então, muitos métodos estatísticos foram propostos na literatura com o objetivo de identificar aquele que seria o mais indicado e/ou sensível para discriminar

---

<sup>1</sup> Universidade Estadual de Maringá, Departamento de Estatística, CEP: 87.020-900, Maringá, PR, Brasil. E-mail: [rmrossi@uem.br](mailto:rmrossi@uem.br)

<sup>2</sup> Universidade Estadual de Maringá, Departamento de Zootecnia. E-mail: [enmartins@uem.br](mailto:enmartins@uem.br)

<sup>3</sup> Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Zootecnia, CEP: 36.570-000, Viçosa, MG, Brasil, E-mail: [plopes@ufv.br](mailto:plopes@ufv.br); [fabyanofonseca@ufv.br](mailto:fabyanofonseca@ufv.br)

tratamentos sobre o desempenho nutricional animal sem comprometer a estrutura biológica das variáveis estudadas. Rossi et al. (2014) elencam várias categorias e contribuem adicionalmente com uma análise bivariada do consumo de ração e ganho de peso, relação que produz a conversão alimentar (CA). Para tal, assumem um modelo com erros normais bivariados via abordagem bayesiana em procedimento MCMC (Monte Carlos em Cadeia de Markov).

Os procedimentos bayesianos destacam-se por inúmeras vantagens e entre elas, a possibilidade de se utilizar informações prévias (provenientes de experimentos anteriores, experiência do pesquisador, metanálise, etc.) a respeito do parâmetro de interesse e inferir *a posteriori* de modo mais coerente e realístico com a variável de interesse, além de ser flexível em situações reais a ponto de calibrar o modelo a cada nova informação. Também não impõe restrições de normalidade nos dados e abrange praticamente todo o conhecimento estatístico de análise, desde uma simples inferência de média, até a um complexo modelo de melhoramento genético repleto de parâmetros, efeitos fixos e aleatórios, estruturas de correlações entre indivíduos (relação parental) ou entre observações longitudinais, etc.

O presente trabalho foi conduzido com o objetivo de avaliar a conversão alimentar por meio de um modelo bayesiano bivariado, caracterizado pelo consumo de alimento e ganho de peso, em experimentos simulados de parâmetros de uma população de suínos.

## 2 Material e métodos

Foi considerado que  $Y_1$  é o consumo de ração e  $Y_2$  é o ganho de peso, sendo desta forma, a conversão alimentar ( $CA > 1$ ), dada por:

$$CA = \frac{Y_1}{Y_2}. \quad (1)$$

O modelo multivariado, na sua forma linear, considerando o vetor de respostas  $Y$  e o vetor de variáveis explicativas  $X$ , é dado por:

$$\tilde{Y} = X\tilde{\beta} + \tilde{\varepsilon}, \quad (2)$$

tal que  $\tilde{\varepsilon} \sim N_p(\emptyset, \Sigma \otimes I_n)$  é normal  $p$ -variada, onde  $\otimes$  indica o *produto de Kronecker*.

Para a obtenção das estimativas dos parâmetros do modelo proposto em (2), foi assumido que a resposta  $Y$  tem características de uma distribuição normal bivariada, isto é,

$$\tilde{Y} \sim N_2 \left( \begin{bmatrix} \mu_{Y_1} \\ \mu_{Y_2} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22}^2 \end{bmatrix} \right), \quad (3)$$

em que  $\mu_{Y_1}$  e  $\mu_{Y_2}$  são, respectivamente, as formas lineares correspondentes às respostas  $Y_1$  e  $Y_2$ . Analogamente,  $\sigma_{11}^2$  e  $\sigma_{22}^2$ , as variâncias e  $\sigma_{12} = \sigma_{21}$  a covariância entre  $Y_1$  e  $Y_2$  (ROSSI et al., 2014).

Para a realização do procedimento frequentista optou-se pela estatística  $F$  do teste de Roy multivariado (FERREIRA, 2008) (congruente com a função discriminante canônica (GUIDONI, 1994; DETMANN et al., 2005)). Para se eleger um teste em função da facilidade com que eles apontam diferenças significativas, deve-se ter consciência que os testes estatísticos estão sujeitos a dois tipos de erros: acusar diferença quando ela não existe (erro tipo I) ou não detectar diferença quando ela existe (erro tipo II).

Variáveis que apresentam altos coeficientes de variação ( $CV > 30\%$ ) estão mais sujeitas ao erro tipo II, enquanto que variáveis que apresentam baixo coeficiente de variação ( $CV < 15\%$ ) estão mais sujeitas ao erro tipo I (SAMPAIO, 2010). Sendo assim, para realizar as comparações múltiplas em nível de 5% de significância, foram utilizados no máximo cinco níveis de tratamentos em experimentos simulados e reais, com  $CV < 15\%$  e, portanto mais sujeitos ao erro tipo I e, então se optou por controlá-lo por meio dos testes de Tukey (rigor extremo) e de Student-Newman-Keuls (rigor intermediário), já que este último também controla o erro tipo II. Tais procedimentos foram realizados por meio do programa *R* (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2014) utilizando as funções *manova* e *aov* para as análises de variância e as funções *LTukey* e *SKN.test* pertencentes, respectivamente, às livrarias *laercio* e *agricolae*, para os testes de comparações múltiplas entre as médias de tratamentos.

Todo o procedimento bayesiano foi de acordo com Rossi et al. (2014), isto é, foram consideradas *a priori*, distribuições não informativas para todos os parâmetros do modelo (3) e, conforme parametrização *OpenBugs* (SPIEGELHALTER, 1994), segue que:  $\beta \sim N^{iid}(0, 10^{-6})$ , isto é, uma distribuição normal com média 0 e precisão  $\tau = 10^{-6}$ ; matriz de precisão  $\Omega \sim IW(I_2, 2)$ , sendo *IW*: distribuição Wishart Invertida tal que  $\Sigma = \Omega^{-1}$ . Por conseguinte, foram obtidos dentro do processo iterativo, os valores esperados *a posteriori* para a *CA*. A obtenção das distribuições marginais condicionais *a posteriori* para os parâmetros foi por meio do pacote *BRugs* do programa *R*. Como valores iniciais para os parâmetros, foram considerados valores próximos às estimativas frequentistas. Foram gerados 50.000 valores em um processo MCMC, considerando um período de descarte amostral de 10.000 valores iniciais. A amostra final foi tomada com saltos de tamanho 10 de modo a eliminar a autocorrelação. Cada parâmetro gerou uma cadeia final de tamanho 4.000, cuja convergência foi verificada por meio do critério de Heidelberger e Welch (1983) no pacote *coda* do *R*. Os parâmetros dos modelos, assim como os efeitos dos contrastes entre níveis de fatores/tratamentos foram considerados significativos, se seus respectivos intervalos com 95% de credibilidade para as médias *a posteriori*, não incluíram o valor zero.

Os dados usados nas simulações foram gerados baseando-se em uma população com 1.242 observações, cada uma referente a média das observações de dois suínos machos por baía, da raça Landrace, criados em um sistema de produção com alimentação a vontade. Tais informações, disponibilizadas em Guidoni (1994), pertencem a EMBRAPA-CNPSA, Concórdia – SC. Não houve efeito de qualquer variação, a não ser a variabilidade natural entre os animais. Todas as observações foram obtidas de lotes de animais introduzidos ao sistema, no tempo, sendo cada lote formado pela combinação de ordem de parto, estação de ano, etc.

A grande dificuldade em analisar a conversão alimentar de forma indireta se deve a relação dada em (1). Sua simulação teórica não é trivial, uma vez que, geralmente, não serão observados animais com alto ganho de peso e baixo consumo de alimento e vice-versa. Neste

sentido, optou-se em analisar o comportamento da conversão alimentar em diferentes cenários de experimentos, isto é, simulações baseadas nos parâmetros de uma população original de modo geral ( $C_0$ ) e por estratos. Tais estratos foram delimitados pelos quartis da distribuição do ganho de peso (kg) original ( $Q_{GP}$ ), isto é, os cenários  $C_1$ ,  $C_2$  e  $C_3$  referem-se, respectivamente, aos 25% menores, 50% intermediários e 25% maiores valores da variável resposta.

Geralmente preconiza-se que se a variável principal de um experimento que se planeja testar em nível de 5% de significância, por exemplo, cinco tratamentos, considerando um coeficiente de variação no máximo de 10%, para que o experimento produza resultados interessantes, a diferença mínima significativa ( $dms\%$ ) deve ser de 15% da média geral (SAMPAIO, 2010). Sendo assim o procedimento de simulação consistiu em gerar incrementos (0; 1,25; 2,5; 5 e 10%) na média do ganho de peso (kg), considerando os valores médios do consumo de ração (kg) como fixos (constantes) em cada cenário, que foram considerados como níveis de tratamentos (simulados) para a análise futura. Para tal, fixou-se um valor de correlação ( $r$ ) entre o consumo de ração (CR) e o ganho de peso (GP) próximo ao populacional ( $\rho=0,86$ ), isto é,  $r=0,90$  considerando a geração de números aleatórios de uma distribuição normal bivariada do programa *R*, por meio do comando *mvrnorm* (livraria *MASS*) considerando os componentes da matriz de (co)variância de CR e GP, no cenário correspondente. Foram simulados 1.000, 100 e 10 unidades amostrais para cada grupo de incremento, considerando dados de modo geral e por cenário, a fim de se analisar, principalmente, o comportamento da CA em comparações múltiplas entre níveis de tratamento, por meio dos procedimentos frequentista e bayesiano. Todo o procedimento descrito para GP foi realizado de forma análoga para o CR original ( $Q_{CR}$ ).

### 3 Resultados e discussão

Como esperado, considerando diferentes cenários, para diferentes consumos de ração (entre 171,83 e 224,65 kg) e ganhos de peso (entre 62,06 e 81,84 kg), a conversão alimentar é pouco alterada (entre 2,73 e 2,86). Cada animal responde biologicamente de forma aleatória aos estímulos ambientais, genéticos, manejo, etc. Se observa alta correlação populacional entre CR e GP ( $\rho=0,86$ ). Apesar de em cada estrato tal correlação ter caído substancialmente (entre 0,55 e 0,66), para os estudos simulados foi mantida próxima à correlação geral. Verificou-se simetria (Média  $\cong$  Mediana;  $C_{AP}$ : Coeficiente de Assimetria de Pearson entre -0,41 e 1,54) e baixa variabilidade (coeficientes de variação entre 5 e 7%) nas conversões alimentares (Tabela 1).

Os resultados das simulações baseados nos quantis de GP e de CR se apresentaram de forma análoga (Tabelas 2 e 3). Os resultados discriminantes para os tratamentos considerando as médias *a posteriori* de CA tendem a seguir os de GP e CR.

Em grandes amostras ( $n \geq 100$ ) os resultados frequentistas e bayesianos são na maioria coincidentes, com exceção entre níveis entre 0% e 2,5%. Entretanto, os bayesianos são mais precisos por apresentarem amplitudes menores nos seus intervalos de credibilidade.

Nas amostras pequenas ( $n=10$ ), o caso mais grave, se observou o que já era esperado, isto é, em ambas as respostas, de GP e CA (Tabela 2) ou de CR e CA (Tabela 3), os procedimentos frequentistas na maioria das vezes não discriminam as tomadas de decisões que são discordantes com as bayesianas, no qual se mostra sensível às diferenças entre todas as médias *a posteriori*. Verificou-se, dentre os procedimentos

frequentistas, o que mais se aproxima dos resultados bayesianos é o teste de Student-Newman-Keuls, por ser menos rigoroso que o teste de Tukey.

Tabela 1 - Sumário descritivo populacional nos cenários Geral<sup>1</sup> (C<sub>0</sub>) e por Estratos<sup>2</sup> (C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>) baseados nos quantis de consumo de ração (CR) e ganho de peso (GP)

Cenário	Variável	Média	Mediana	C <sub>AP</sub>	DP	CV%	ρ (CRxGP)	
Geral	C <sub>0</sub>	CR	201,22	202,00	-0,11	22,58	11	0,86
		GP	72,34	72,70	-0,32	7,86	11	
		CA	2,79	2,78	0,29	0,17	6	-
C <sub>1</sub>	C <sub>1</sub>	CR	175,25	175,70	-0,05	15,55	9	0,64
		GP	62,06	63,10	-1,44	4,70	8	
		CA	2,83	2,81	0,63	0,20	7	-
Q <sub>GP</sub>	C <sub>2</sub>	CR	202,49	202,25	0,04	13,15	7	0,57
		GP	72,74	72,70	-0,03	2,77	4	
		CA	2,78	2,78	-0,18	0,14	5	-
	C <sub>3</sub>	CR	224,65	223,60	0,38	14,97	7	0,57
		GP	81,84	80,90	1,18	3,60	4	
		CA	2,75	2,75	-0,41	0,15	5	-
Q <sub>CR</sub>	C <sub>1</sub>	CR	171,83	174,90	-1,32	11,98	7	0,66
		GP	63,29	63,80	-0,47	5,92	9	
		CA	2,73	2,72	-0,24	0,20	7	-
	C <sub>2</sub>	CR	202,09	202,00	-0,18	7,89	4	0,61
		GP	72,87	72,80	0,01	4,53	6	
		CA	2,78	2,77	0,52	0,14	5	
C <sub>3</sub>	CR	228,94	225,60	1,44	11,73	5	0,55	
	GP	80,37	80,30	0,08	4,93	6		
	CA	2,86	2,85	1,54	0,16	6	-	

<sup>1</sup>Guidoni (1994); <sup>2</sup>Estratos baseados nos quantis (Q<sub>GP</sub> e Q<sub>CR</sub>) do ganho de peso (GP) e consumo de ração (CR), respectivamente, tal que, C<sub>0</sub>: geral, e C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>: 25%, 50% e 25%, respectivamente, os menores, intermediários e maiores, valores de ganhos de peso; C<sub>AP</sub>: Coeficiente de Assimetria de Pearson; DP: Desvio-padrão; ρ: Coeficiente de Correlação de Pearson.

É sabido que o valor do erro padrão da média é inversamente proporcional ao número de observações (repetições) envolvidas na sua obtenção e nota-se, claramente, o aumento progressivo no erro padrão da média estimada à medida que o tamanho da amostra diminui, o que pode explicar o fato de o procedimento frequentista não ser capaz de detectar tais diferenças, visto que depende de amostra suficientemente grande para seu efetivo poder de teste, além do pressuposto de normalidade nos dados. O número de repetições é definido na maior parte das vezes pelo pesquisador, em função da disponibilidade de recursos financeiros, da mão de obra especializada, do tempo requerido para as avaliações cada vez mais curto, da área da pesquisa, etc. Nestes casos, um processo mais prático requer o conhecimento tão somente do coeficiente de variação mais provável observado no experimento e expressado em termos percentuais da média do experimento, desta forma pode-se definir, com base do teste de Tukey, o valor máximo aceitável para uma diferença mínima significativa entre níveis de tratamentos.

Tabela 2 - Comparações múltiplas nos cenários simulados – Geral<sup>1</sup> (C<sub>0</sub>) e por Estratos<sup>2</sup> (C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>) baseados nos quantis de ganho de peso (GP).

Cenário	n	Variável	Tratamento									
			0%		1,25%		2,5%		5%		10%	
			$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S
C <sub>0</sub>	1.000	GP	E <sup>d</sup> 72,47 <sup>e</sup>	0,26	D <sup>cd</sup> 73,42 <sup>d</sup>	0,24	C <sup>c</sup> 74,31 <sup>c</sup>	0,24	B <sup>b</sup> 76,08 <sup>b</sup>	0,24	A <sup>a</sup> 79,68 <sup>a</sup>	0,24
		CA	E <sup>d</sup> 2,77 <sup>e</sup>	0,01	D <sup>c</sup> 2,74 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>b</sup> 2,71 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,65 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,53 <sup>a</sup>	0,01
	100	GP	C <sup>c</sup> 72,46 <sup>e</sup>	0,88	BC <sup>bc</sup> 73,52 <sup>d</sup>	0,81	BC <sup>bc</sup> 74,29 <sup>c</sup>	0,76	B <sup>b</sup> 75,99 <sup>b</sup>	0,76	A <sup>a</sup> 79,80 <sup>a</sup>	0,79
		CA	C <sup>c</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,04	BC <sup>bc</sup> 2,74 <sup>d</sup>	0,03	BC <sup>bc</sup> 2,71 <sup>c</sup>	0,03	B <sup>b</sup> 2,65 <sup>b</sup>	0,03	A <sup>a</sup> 2,52 <sup>a</sup>	0,02
	10	GP	A <sup>a</sup> 73,65 <sup>c</sup>	2,03	A <sup>a</sup> 73,71 <sup>c</sup>	2,95	A <sup>a</sup> 74,42 <sup>c</sup>	2,47	A <sup>a</sup> 77,36 <sup>b</sup>	3,50	A <sup>a</sup> 80,98 <sup>a</sup>	3,77
		CA	A <sup>a</sup> 2,73 <sup>c</sup>	0,08	A <sup>a</sup> 2,74 <sup>c</sup>	0,11	A <sup>a</sup> 2,71 <sup>c</sup>	0,09	A <sup>a</sup> 2,61 <sup>b</sup>	0,12	A <sup>a</sup> 2,49 <sup>a</sup>	0,12
C <sub>1</sub>	1.000	GP	E <sup>e</sup> 62,13 <sup>e</sup>	0,15	D <sup>d</sup> 62,94 <sup>d</sup>	0,14	C <sup>c</sup> 63,71 <sup>c</sup>	0,15	B <sup>b</sup> 65,23 <sup>b</sup>	0,14	A <sup>a</sup> 68,33 <sup>a</sup>	0,14
		CA	E <sup>e</sup> 2,82 <sup>e</sup>	0,01	D <sup>d</sup> 2,78 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 2,75 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,69 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,56 <sup>a</sup>	0,01
	100	GP	C <sup>c</sup> 62,13 <sup>e</sup>	0,52	C <sup>c</sup> 62,98 <sup>d</sup>	0,48	C <sup>bc</sup> 63,69 <sup>c</sup>	0,46	B <sup>b</sup> 65,18 <sup>b</sup>	0,45	A <sup>a</sup> 68,41 <sup>a</sup>	0,47
		CA	D <sup>c</sup> 2,82 <sup>e</sup>	0,02	CD <sup>c</sup> 2,78 <sup>d</sup>	0,02	C <sup>bc</sup> 2,75 <sup>c</sup>	0,02	B <sup>b</sup> 2,69 <sup>b</sup>	0,02	A <sup>a</sup> 2,56 <sup>a</sup>	0,02
	10	GP	A <sup>a</sup> 62,86 <sup>d</sup>	1,21	A <sup>a</sup> 63,51 <sup>c</sup>	1,33	A <sup>a</sup> 64,57 <sup>cd</sup>	2,06	A <sup>a</sup> 66,64 <sup>b</sup>	1,89	A <sup>a</sup> 68,54 <sup>a</sup>	1,77
		CA	A <sup>a</sup> 2,79 <sup>d</sup>	0,05	A <sup>a</sup> 2,76 <sup>c</sup>	0,06	A <sup>a</sup> 2,72 <sup>cd</sup>	0,09	A <sup>a</sup> 2,63 <sup>b</sup>	0,08	A <sup>a</sup> 2,56 <sup>a</sup>	0,07
C <sub>2</sub>	1.000	GP	E <sup>e</sup> 72,78 <sup>e</sup>	0,09	D <sup>d</sup> 73,71 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 74,61 <sup>c</sup>	0,09	B <sup>b</sup> 76,42 <sup>b</sup>	0,08	A <sup>a</sup> 80,05 <sup>a</sup>	0,08
		CA	E <sup>e</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,01	D <sup>d</sup> 2,75 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 2,71 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,65 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,53 <sup>a</sup>	0,01
	100	GP	E <sup>d</sup> 72,77 <sup>e</sup>	0,31	D <sup>cd</sup> 73,78 <sup>d</sup>	0,29	C <sup>c</sup> 74,59 <sup>c</sup>	0,27	B <sup>b</sup> 76,39 <sup>b</sup>	0,27	A <sup>a</sup> 80,10 <sup>a</sup>	0,28
		CA	E <sup>d</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,01	D <sup>cd</sup> 2,75 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 2,71 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,65 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,53 <sup>a</sup>	0,01
	10	GP	D <sup>c</sup> 73,22 <sup>e</sup>	0,71	C <sup>bc</sup> 74,02 <sup>d</sup>	0,78	BC <sup>bc</sup> 75,14 <sup>c</sup>	1,22	B <sup>ab</sup> 77,26 <sup>b</sup>	1,13	A <sup>a</sup> 80,15 <sup>a</sup>	1,04
		CA	C <sup>c</sup> 2,77 <sup>e</sup>	0,03	C <sup>bc</sup> 2,74 <sup>d</sup>	0,03	BC <sup>bc</sup> 2,70 <sup>c</sup>	0,04	B <sup>ab</sup> 2,62 <sup>b</sup>	0,04	A <sup>a</sup> 2,53 <sup>a</sup>	0,03
C <sub>3</sub>	1.000	GP	E <sup>e</sup> 81,90 <sup>e</sup>	0,12	D <sup>d</sup> 82,95 <sup>d</sup>	0,12	C <sup>c</sup> 83,96 <sup>c</sup>	0,12	B <sup>b</sup> 85,99 <sup>b</sup>	0,11	A <sup>a</sup> 90,08 <sup>a</sup>	0,11
		CA	E <sup>e</sup> 2,74 <sup>e</sup>	0,01	D <sup>d</sup> 2,71 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 2,68 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,61 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,49 <sup>a</sup>	0,01
	100	GP	D <sup>d</sup> 81,90 <sup>e</sup>	0,40	C <sup>cd</sup> 82,97 <sup>d</sup>	0,37	C <sup>c</sup> 83,94 <sup>c</sup>	0,35	B <sup>b</sup> 85,95 <sup>b</sup>	0,35	A <sup>a</sup> 90,14 <sup>a</sup>	0,36
		CA	D <sup>d</sup> 2,74 <sup>e</sup>	0,01	C <sup>cd</sup> 2,71 <sup>d</sup>	0,01	C <sup>c</sup> 2,67 <sup>c</sup>	0,01	B <sup>b</sup> 2,61 <sup>b</sup>	0,01	A <sup>a</sup> 2,49 <sup>a</sup>	0,01
	10	GP	C <sup>b</sup> 82,47 <sup>e</sup>	0,92	BC <sup>b</sup> 83,36 <sup>d</sup>	1,01	BC <sup>b</sup> 84,63 <sup>c</sup>	1,58	AB <sup>ab</sup> 87,08 <sup>b</sup>	1,46	A <sup>a</sup> 90,21 <sup>a</sup>	1,35
		CA	B <sup>b</sup> 2,72 <sup>e</sup>	0,03	B <sup>ab</sup> 2,70 <sup>d</sup>	0,03	B <sup>ba</sup> 2,66 <sup>c</sup>	0,05	AB <sup>ab</sup> 2,58 <sup>b</sup>	0,04	A <sup>a</sup> 2,49 <sup>a</sup>	0,04

<sup>1</sup> Guidoni (1994) - C<sub>0</sub>: geral, e <sup>2</sup>Estratos C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>: 25%, 50% e 25%, respectivamente, os menores, intermediários e maiores, valores de ganhos de peso;

<sup>a,b,c</sup> Letras minúsculas distintas, na linha, à esquerda, indicam médias diferentes por meio do teste Tukey (p<0,05);

<sup>A,B,C</sup> Letras maiúsculas distintas, na linha, à esquerda, indicam médias diferentes por meio do teste Student-Newman-Keuls (p<0,05);

<sup>a,b,c</sup> Letras distintas, na linha, à direita, indicam médias *a posteriori* diferentes por meio de contrastes bayesianos (p<0,05).

Tabela 3 - Comparações múltiplas nos cenários simulados – Geral<sup>1</sup> (C<sub>0</sub>) e por Estratos<sup>2</sup> (C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>) baseados nos quantis de consumo de ração (CR).

Cenário	n	Variável	Tratamento									
			0%		1,25%		2,5%		5%		10%	
			$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S	$\bar{x}$	S
C <sub>0</sub>	1.000	CR	<sup>E d</sup> 201,46 <sup>e</sup>	0,74	<sup>D cd</sup> 204,16 <sup>d</sup>	0,71	<sup>C c</sup> 206,70 <sup>c</sup>	0,75	<sup>B b</sup> 211,76 <sup>b</sup>	0,72	<sup>A a</sup> 221,74 <sup>a</sup>	0,72
		CA	<sup>E d</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,01	<sup>D cd</sup> 2,82 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,86 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,93 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 3,07 <sup>a</sup>	0,01
	100	CR	<sup>C c</sup> 201,81 <sup>e</sup>	2,62	<sup>BC bc</sup> 205,92 <sup>d</sup>	2,16	<sup>BC bc</sup> 206,70 <sup>c</sup>	2,03	<sup>B b</sup> 211,75 <sup>b</sup>	2,45	<sup>A a</sup> 223,26 <sup>a</sup>	1,95
		CA	<sup>C c</sup> 2,79 <sup>e</sup>	0,04	<sup>BC bc</sup> 2,85 <sup>d</sup>	0,03	<sup>BC bc</sup> 2,86 <sup>c</sup>	0,03	<sup>B b</sup> 2,93 <sup>b</sup>	0,03	<sup>A a</sup> 3,09 <sup>a</sup>	0,03
	10	CR	<sup>A a</sup> 201,48 <sup>d</sup>	6,67	<sup>A a</sup> 203,92 <sup>d</sup>	8,54	<sup>A a</sup> 209,32 <sup>c</sup>	7,21	<sup>A a</sup> 215,47 <sup>b</sup>	9,10	<sup>A a</sup> 226,90 <sup>a</sup>	10,09
		CA	<sup>A a</sup> 2,79 <sup>d</sup>	0,09	<sup>A a</sup> 2,82 <sup>d</sup>	0,12	<sup>A a</sup> 2,89 <sup>c</sup>	0,10	<sup>A a</sup> 2,98 <sup>b</sup>	0,13	<sup>A a</sup> 3,14 <sup>a</sup>	0,14
C <sub>1</sub>	1.000	CR	<sup>E e</sup> 171,95 <sup>e</sup>	0,40	<sup>D d</sup> 174,21 <sup>d</sup>	0,38	<sup>C c</sup> 176,37 <sup>c</sup>	0,40	<sup>B b</sup> 180,68 <sup>b</sup>	0,38	<sup>A a</sup> 189,23 <sup>a</sup>	0,40
		CA	<sup>E e</sup> 2,72 <sup>e</sup>	0,01	<sup>D d</sup> 2,75 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,79 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,85 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 2,99 <sup>a</sup>	0,01
	100	CR	<sup>D c</sup> 172,20 <sup>e</sup>	1,39	<sup>C bc</sup> 175,96 <sup>d</sup>	1,18	<sup>BC b</sup> 177,39 <sup>c</sup>	1,14	<sup>B b</sup> 180,68 <sup>b</sup>	1,08	<sup>A a</sup> 189,34 <sup>a</sup>	1,30
		CA	<sup>D c</sup> 2,72 <sup>e</sup>	0,02	<sup>C bc</sup> 2,78 <sup>d</sup>	0,02	<sup>BC b</sup> 2,80 <sup>c</sup>	0,02	<sup>B b</sup> 2,85 <sup>b</sup>	0,02	<sup>A a</sup> 2,99 <sup>a</sup>	0,02
	10	CR	<sup>B b</sup> 172,10 <sup>e</sup>	3,57	<sup>B b</sup> 174,38 <sup>d</sup>	4,45	<sup>B ab</sup> 177,93 <sup>c</sup>	3,75	<sup>AB ab</sup> 183,34 <sup>b</sup>	4,87	<sup>A a</sup> 192,77 <sup>a</sup>	5,31
		CA	<sup>B b</sup> 2,72 <sup>e</sup>	0,06	<sup>B b</sup> 2,76 <sup>d</sup>	0,07	<sup>B ab</sup> 2,81 <sup>c</sup>	0,06	<sup>AB ab</sup> 2,89 <sup>b</sup>	0,08	<sup>A a</sup> 3,05 <sup>a</sup>	0,08
C <sub>2</sub>	1.000	CR	<sup>E e</sup> 202,17 <sup>e</sup>	0,26	<sup>D d</sup> 204,77 <sup>d</sup>	0,25	<sup>C c</sup> 207,31 <sup>c</sup>	0,26	<sup>B b</sup> 212,38 <sup>b</sup>	0,25	<sup>A a</sup> 222,45 <sup>a</sup>	0,25
		CA	<sup>E e</sup> 2,77 <sup>e</sup>	0,01	<sup>D d</sup> 2,81 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,85 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,91 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 3,05 <sup>a</sup>	0,01
	100	CR	<sup>D d</sup> 202,35 <sup>e</sup>	0,92	<sup>C c</sup> 205,98 <sup>d</sup>	0,78	<sup>C c</sup> 208,01 <sup>c</sup>	0,75	<sup>B b</sup> 212,37 <sup>b</sup>	0,72	<sup>A a</sup> 222,54 <sup>a</sup>	0,85
		CA	<sup>D d</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,83 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,85 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,91 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 3,06 <sup>a</sup>	0,01
	10	CR	<sup>C c</sup> 202,25 <sup>e</sup>	2,36	<sup>C bc</sup> 204,89 <sup>d</sup>	2,90	<sup>BC bc</sup> 208,31 <sup>c</sup>	2,45	<sup>B ab</sup> 214,26 <sup>b</sup>	3,23	<sup>A a</sup> 224,92 <sup>a</sup>	3,49
		CA	<sup>C c</sup> 2,78 <sup>e</sup>	0,03	<sup>C bc</sup> 2,81 <sup>d</sup>	0,04	<sup>BC bc</sup> 2,86 <sup>c</sup>	0,03	<sup>B ab</sup> 2,94 <sup>b</sup>	0,04	<sup>A a</sup> 3,09 <sup>a</sup>	0,05
C <sub>3</sub>	1.000	CR	<sup>E e</sup> 229,06 <sup>e</sup>	0,38	<sup>D d</sup> 232,03 <sup>d</sup>	0,37	<sup>C c</sup> 234,90 <sup>c</sup>	0,39	<sup>B b</sup> 240,64 <sup>b</sup>	0,37	<sup>A a</sup> 252,04 <sup>a</sup>	0,37
		CA	<sup>E e</sup> 2,85 <sup>e</sup>	0,01	<sup>D d</sup> 2,89 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,92 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,99 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 3,14 <sup>a</sup>	0,01
	100	CR	<sup>D d</sup> 229,28 <sup>e</sup>	1,36	<sup>C cd</sup> 233,68 <sup>d</sup>	1,16	<sup>C c</sup> 235,86 <sup>c</sup>	1,12	<sup>B b</sup> 240,64 <sup>b</sup>	1,06	<sup>A a</sup> 252,12 <sup>a</sup>	1,27
		CA	<sup>D d</sup> 2,85 <sup>e</sup>	0,02	<sup>C cd</sup> 2,91 <sup>d</sup>	0,01	<sup>C c</sup> 2,94 <sup>c</sup>	0,01	<sup>B b</sup> 2,99 <sup>b</sup>	0,01	<sup>A a</sup> 3,14 <sup>a</sup>	0,02
	10	CR	<sup>B b</sup> 229,21 <sup>e</sup>	3,48	<sup>B b</sup> 232,16 <sup>d</sup>	4,40	<sup>B b</sup> 236,43 <sup>c</sup>	3,71	<sup>B ab</sup> 243,03 <sup>b</sup>	4,75	<sup>A a</sup> 255,28 <sup>a</sup>	5,22
		CA	<sup>B b</sup> 2,85 <sup>e</sup>	0,04	<sup>B b</sup> 2,89 <sup>d</sup>	0,05	<sup>B b</sup> 2,94 <sup>c</sup>	0,05	<sup>B ab</sup> 3,02 <sup>b</sup>	0,06	<sup>A a</sup> 3,18 <sup>a</sup>	0,06

<sup>1</sup> Guidoni (1994) - C<sub>0</sub>: geral, e <sup>2</sup>Estratos C<sub>1</sub>, C<sub>2</sub> e C<sub>3</sub>: 25%, 50% e 25%, respectivamente, os menores, intermediários e maiores, valores de consumo de ração;

<sup>a,b,c</sup> Letras minúsculas distintas, na linha, à esquerda, indicam médias diferentes por meio do teste Tukey (p<0,05);

<sup>A,B,C</sup> Letras maiúsculas distintas, na linha, à esquerda, indicam médias diferentes por meio do teste Student-Newman-Keuls (p<0,05);

<sup>a,b,c</sup> Letras distintas, na linha, à direita, indicam médias *a posteriori* diferentes por meio de contrastes bayesianos (p<0,05).

Sampaio (2010) discute a utilização de testes estatísticos em análise de variância e cita que a dms, de testes mais rigorosos que o do teste *t*, tende a aumentar à medida que o número de tratamentos e número de repetições aumenta. Explica que isso ocorre porque o teste *t* está em função tão somente do grau de liberdade do resíduo e não considera o número de tratamentos como os demais. Isto explica os resultados bayesianos cujo procedimento apresenta característica similar.

Kéry (2010) faz comparações entre procedimentos bayesianos e frequentistas e comenta que em modelos normais, estimativas das médias dos parâmetros são praticamente idênticas, mas que estimativas bayesianas do desvio-padrão residual são maiores. Presumivelmente, a diferença será maior com tamanhos de amostras menores. Conclui que esta é uma indicação da natureza aproximada e assintótica de inferência frequentista que pode ser diferente da inferência exata sob o paradigma bayesiano.

Os resultados aqui apresentados atentam para as tomadas de decisões em experimentos animais, principalmente quando se utilizam amostras pequenas em procedimentos frequentistas. É importante ressaltar que as diferenças de desempenhos podem estar relacionadas a fatores arbitrários, tais como erros tipo I e II, escolha de uma distribuição *a priori*, entre outros. A comparação entre as abordagens em meio a tantos componentes arbitrários não é trivial e tem sido objetivo de pesquisas de vários pesquisadores que buscam principalmente adaptação aos testes de hipóteses frequentistas (enraizados na comunidade científica) ao ambiente bayesiano ou então responder questões como, por exemplo, como equalizar e evitar o favorecimento de uma ou outra? Que métrica escolher? Como não é objetivo do presente trabalho, é altamente recomendável ao leitor interessado uma pesquisa minuciosa e estudos mais aprofundados dos trabalhos citados.

## Conclusões

O modelo bayesiano bivariado proporcionou a detecção de diferenças significativas entre níveis de fatores não detectados por meio da inferência frequentista, principalmente em pequenas amostras, indicando ser um modelo mais acurado e preciso nas inferências e, portanto, flexível e eficiente para a avaliação da conversão alimentar animal.

## Agradecimentos

Os autores agradecem à Fundação Araucária e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro.

ROSSI, R. M.; MARTINS, E. N.; LOPES, P. S.; FONSECA E SILVA, F. Bayesian inference for the analyses of feed conversion in pigs simulated experiments. *Rev. Bras. Biom.*, São Paulo, v.33, n.4, p.xx-xx, 2015.

- **ABSTRACT:** – *This study aimed to evaluate the feed conversion in simulated data by bayesian inference in bivariate analyzes of feed intake and weight gain, considering parameters of a population of breed Landrace pigs, belong to EMBRAPA-CNPSA. The simulation results based on the quantiles of the distributions of feed intake and weight gain performed analogously. Already discriminant results for treatments considering the averages posteriori feed conversion*



tend to follow the feed intake and weight gain. It has been found in large samples ( $n \geq 100$ ) that frequentist and bayesian results were the most coincident with the exception of an increase in the mean levels of between 0% and 2.5%. In general, there was greater accuracy in bayesian estimates because of the lower amplitudes in their credibility intervals. Additionally, the proposed model proved to be suitable, since it allowed the detection of significant differences between levels of factors that are not detected by traditional procedures frequentist ANOVA, especially in small samples.

- **KEYWORDS:** Animal production; nutritional performance; MCMC; multivariate.

## Referências

DETMANN, E.; CECOM, P. R.; ANDREOTTI, M. O. et al. Application of the first canonical variable in the evaluation of animal production trials. *Revista Brasileira de Zootecnia*, v.34, p.2417-2426, 2005.

FERREIRA, D. F. *Estatística multivariada*. 1ª Edição, Lavras: UFLA, 2008. 662p.

GUIDONI, A. L. *Alternativas para comparar tratamentos envolvendo o desempenho nutricional animal*. 1994, 105f. Tese (Doutorado em Agronomia) Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba.

HEIDELBERGER, P.; WELCH, P. Simulation run length control in the presence of an initial transient. *Operations Research*, Baltimore, v.31, n.6, p.1109-144, 1983.

KÉRY, M. *Introduction to WinBUGS for ecologists: A bayesian approach to regression, ANOVA and related analyses*. Burlington: Academic Press, 2010. 302p.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2014. Disponível em [www.R-project.org](http://www.R-project.org).

ROSSI, R. M.; MARTINS, E. N; LOPES, P. S.; SILVA, F. F. Análise bayesiana univariada e bivariada para a conversão alimentar de suínos Piau. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.49, n.10, p.754-761, 2014.

SAMPAIO, I. B. M. *Estatística Aplicada à Experimentação Animal*. 3ª Edição. Belo Horizonte: FEPMVZ, 2010. 264p.

SPIEGELHALTER, D. J. et al. BUGS - Bayesian Inference using Gibbs Sampling. Cambridge: MRC Biostatistics Unit, 1994.

Recebido em 25.05.2015

Aprovado após revisão em 05.10.2015