



Estimativa da eficiência produtiva de ovelhas em pastagens naturais do Sul do Brasil: uma abordagem piloto

Estimation of productive efficiency in ewes from the natural grasslands of Southern Brazil: A pilot approach

Fernando Amarilho-Silveira*¹ 

1 Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil 

*autor correspondente: amarilho.silveira@ufrgs.br

Recebido: 04 de fevereiro de 2025. Aceito: 18 de setembro de 2025. Publicado: 02 de outubro de 2025. Editores: Rondineli P. Barbero e Emmanuel Arnhold

Resumo: Este estudo piloto quantificou a proporção de ovelhas classificadas como Eficientes, Ineficientes, Produtivas e Não produtivas, usando dados coletados ao longo de um ciclo produtivo completo durante 2024, fornecidos por uma propriedade ovina. Para a classificação, foram empregados dois modelos: um modelo linear generalizado (GLM) utilizando quatro avaliações de escores de condição corporal (ECCs) como variáveis explicativas, e um modelo misto bayesiano (BMM) com quatro medições repetidas. Os resultados do GLM classificaram 8,82 % das ovelhas como Eficientes, 7,84 % como Ineficientes, 42,16 % como Produtivas e 41,18 % como Não produtivas. Por outro lado, o BMM categorizou 19,61 % como Eficientes, 4,90 % como Ineficientes, 31,37 % como Produtivas e 44,12 % como Não produtivas. Este estudo fornece percepções iniciais sobre indicadores de eficiência produtiva em ovelhas, sugerindo que pesquisas adicionais por períodos mais longos, preferencialmente com os mesmos animais, são necessárias para obter resultados mais conclusivos. Ainda assim, esta abordagem apresenta um modelo de avaliação replicável, aplicável a diferentes escalas e ambientes. Em conclusão, o modelo GLM mostrou-se superior na identificação de ovelhas com combinações favoráveis de ECCs, coeficientes de variação e peso total dos cordeiros ao desmame.

Palavras-chave: classificação de ovelhas; escore de condição corporal; indicadores de eficiência produtiva; modelo linear generalizado; modelo misto bayesiano.

Abstract: This pilot study quantified the proportion of ewes classified as Efficient, Inefficient, Productive, and Unproductive, using the data collected from an entire production cycle during 2024, provided by a sheep farm. For classification, two models were employed: a generalized linear model (GLM) using four body condition scores (BSCs) evaluations as explanatory variables, and a Bayesian mixed model (BMM) with four repeated measurements. The GLM results classified 8.82 % of ewes as Efficient, 7.84 % as Inefficient, 42.16 % as Productive, and 41.18 % as Unproductive. Conversely, the BMM categorized 19.61 % as Efficient, 4.90 % as Inefficient, 31.37 % as Productive, and 44.12 % as Unproductive. This study provides initial insights into productive efficiency indicators used in ewes, suggesting that further research over extended periods, preferably with the same animals, is required for achieving more conclusive results. Nevertheless, this approach presents a replicable evaluation model applicable to diverse scales and environments. In conclusion, GLM model proved superior in identifying ewes with favorable combinations of BSCs, coefficients of variation, and total weight of lambs at weaning.

Keywords: ewe classification; body condition score; productive efficiency indicators; generalized linear model; Bayesian mixed model.

1. Introdução

A busca por animais capazes de enfrentar os desafios ambientais é um compromisso central de cientistas e criadores, diante dos impactos das mudanças climáticas na produção de alimentos. Animais que se adaptam menos às variações dos ambientes produtivos não só prejudicam o sistema de criação como também representam risco de escassez alimentar. De Barbieri *et al.* ⁽¹⁾ descreveram que a produção ovina, particularmente em condições pastorais e de exploração extensiva, envolve sistemas de baixo insumo em áreas marginais. Esse efeito decorre do aumento global do uso de áreas agrícolas para produzir alimentos para a humanidade. A criação de ovinos nessas condições exige considerável resiliência e robustez, ou, como descrito neste trabalho, eficiência produtiva, para melhorar produção, adaptabilidade e sustentabilidade em meio às transições climáticas e à presença de predadores silvestres. Garantir o fornecimento de alimentos de alta qualidade para humanos requer a identificação de variedades ovinas robustas capazes de prosperar nessas condições.

Knap ⁽²⁾ abordou a robustez para identificar animais que apresentam maior desempenho sob diversas condições ambientais, úteis na prática de melhoramento genético. Assim, robustez neste estudo [eficiência produtiva (EP) no contexto das pastagens naturais do Sul do Brasil] foi definida pela combinação de elevado potencial produtivo e resiliência a estressores externos. Para identificar animais com essas combinações de características, é necessário medir certas variáveis ao longo de um ciclo produtivo em condições pastorais. Vialoux ⁽³⁾ descreveu que o escore de condição corporal (ECC) e suas variações durante o ciclo produtivo de uma ovelha podem servir como indicador de resiliência desses animais. Entretanto, uma característica materna de produção, como o peso total ao desmame (PTD), pode funcionar como um indicador potente da produtividade das ovelhas como rebanho. Traços de resiliência e produtivos em conjunto facilitam a identificação e seleção de matrizes mais robustas.

As ovelhas podem ser categorizadas ao longo de um ciclo produtivo com base em sua robustez ou eficiência produtiva em condições de pastagens naturais. Especificamente, aquelas que mantêm consistentemente ECC mais elevados com variações mínimas, ao mesmo tempo em que alcançam resultados produtivos robustos, são consideradas mais eficientes na utilização dos recursos disponíveis, pois gastam menos energia em manutenção e funções produtivas. Ovelhas que apresentam ECC baixos ou muito variáveis e, ainda assim, não atingem produção satisfatória são consideradas não produtivas. Entretanto, entre as categorias eficientes e não produtivas, algumas ovelhas mantêm ECC mais alto e estável, mas apresentam produção menor, enquanto outras com ECC mais baixos e flutuantes alcançam bons resultados produtivos; estas podem ser descritas como ovelhas ineficientes e produtivas, respectivamente.

Propomos a hipótese de que, durante o ciclo produtivo, é possível identificar ovelhas com combinações de características que refletem diferentes níveis de eficiência produtiva (robustez). Especificamente, consideram-se mais robustas as ovelhas que mantêm um bom ECC com variações mínimas e demonstram alta capacidade de desmamar cordeiros mais pesados. Este estudo tem como objetivo quantificar a proporção de animais cujas combinações de características os classificam como Eficientes, Ineficientes, Produtivos e Não produtivos.

2. Material e métodos

O conjunto de dados utilizado foi fornecido por uma propriedade ovina que coletou informações de um ciclo produtivo completo durante o ano de 2024 para fins de seleção interna de matrizes. A propriedade situava-se no município de Herval, estado do Rio Grande do Sul, Brasil, com coordenadas geográficas 31°57'15.9"S, 53°30'55.6"W. O clima é subtropical úmido (Cfa, classificação de Köppen) com precipitação distribuída ao longo do ano, média de 1440 mm. A propriedade foi manejada sobre pastagens naturais, com massa de forragem média e taxa de crescimento de 900 kg/ha e 8,7 kg/ha/dia, respectivamente.

O dado bruto foi obtido de 231 ovelhas com 18 variáveis. Após edição, foram consideradas 102 ovelhas e 11 variáveis, excluindo-se observações com valores ausentes, ficando as variáveis relativas às matrizes (identificação, idade, raça e quatro medições de ECC) e à progênie (sexo, tipo de nascimento, raça e peso ao desmame). As unidades de medida das variáveis foram: identificação como alfanumérica; idade como valor numérico expresso em anos; raça como alfanumérica; medições de ECC como valores ordinais numéricos qualitativos variando de 1 (muito magra) a 5 (muito gorda); sexo, com 1 para macho e 2 para fêmea; tipo de nascimento, com 1 para simples e 2 para gemelar; e peso ao desmame expresso em kg. Um resumo do conjunto final de dados pode ser encontrado na Tabela 1.

Tabela 1. As descrições gerais de todas as características são apresentadas como média ± desvio padrão.

Características		Média ± desvio padrão
Sexo		
Macho	42 %	-
Fêmea	58 %	-
Tipo de nascimento		
Simple	96 %	-
Múltiplo	4 %	-
Raça da mãe		
Corriedale	54 %	-
Lacaune × Corriedale	46 %	-
Idade da mãe (anos)	-	3,22 ± 2,01
Peso ao desmame (kg)	-	18,77 ± 4,82

As avaliações do ECC foram realizadas em pontos fixos ao longo do ciclo produtivo: antes do início da estação de cobertura, pré-cobertura (março de 2024), ao final da gestação (julho de 2024), meio da lactação (setembro de 2024) e no desmame (dezembro de 2024). Importa notar que apenas a avaliação realizada na pré-cobertura refletiu com acurácia o verdadeiro estado fisiológico das ovelhas, pois precedeu os desafios ambientais e metabólicos impostos pela gestação e lactação. O período de cobertura teve duração de 45 dias. No desmame, todas as ovelhas foram avaliadas simultaneamente e os cordeiros separados das mães. A idade média dos cordeiros ao desmame foi de 90 dias.

O ECC é uma medida do armazenamento de gordura subcutânea determinada pela técnica de palpação das vértebras lombares, com escores variando de 1 a 5 (representando animal muito magro a muito gordo), com sensibilidade de 0,25 pontos (adaptado de Russel ⁽⁵⁾). O peso ao desmame foi medido após jejum de 8 a 12 h utilizando-se uma balança com precisão de 0,2 kg e capacidade máxima de 4000 kg.

2.1 Descrição dos dados

O conjunto de dados composto por 102 observações apresentou ECC médio (média \pm desvio padrão) de $3,283 \pm 0,478$; $3,193 \pm 0,497$; $2,466 \pm 0,341$; e $2,491 \pm 0,305$, para pré-cobertura, final da gestação, meio da lactação e desmame, respectivamente. O peso total médio ao desmame por ovelha foi de $18,771 \pm 4,824$ kg. A idade média das ovelhas foi de $3,262 \pm 0,991$ anos, com frequências de 6,86 %, 16,67 %, 29,41 %, 36,28 % e 10,78 % para 1, 2, 3, 4 e > 4 anos, respectivamente. As frequências da raça das ovelhas foram 53,93 % e 46,07 % para Corriedale e Lacaune x Corriedale, respectivamente. A média do tipo de nascimento dos cordeiros foi $1,076 \pm 0,266$, com frequências de 96,08 % e 3,92 % para nascimentos simples e múltiplos, respectivamente, com 42,37 % de machos e 57,63 % de fêmeas. As distribuições das raças dos cordeiros foram 33,90 %, 44,07 % e 22,03 % para Corriedale, meio-sangue Dohne Merino e meio-sangue Hampshire Down, respectivamente.

2.2 Modelagem e ajuste

Utilizamos dois modelos para classificar as ovelhas com base na eficiência produtiva: um modelo linear generalizado (GLM) com quatro avaliações de ECCs como variáveis explicativas e um modelo misto bayesiano (BMM) com quatro medidas repetidas, empregando os pacotes estatísticos R “stats” (5) e “brms” (6), respectivamente. A partir dos dados iniciais, foram calculados o ECC médio (GLM aplicando a distribuição γ e a função de ligação logarítmica), o ECC_CV (usando a distribuição γ e a função de ligação logarítmica) e o PTD (empregando a distribuição Gaussiana).

O PTD foi a soma dos pesos ao desmame dos cordeiros desmamados por ovelha. Para o modelo misto, foi criada uma nova coluna descrevendo a ordem das observações, calculada a partir da ordem das medições do ECC (1: pré-cobertura; 2: final da gestação; 3: meio da lactação; 4: desmame).

O ECC, o ECC_CV e o PTD foram ajustados no GLM utilizando como preditores o sexo do cordeiro, o tipo de nascimento do cordeiro, a idade da ovelha, a raça da ovelha e a raça do cordeiro. Foi realizada uma análise de regressão stepwise pelo Critério de Informação de Akaike (AIC) para selecionar o modelo de melhor ajuste. As equações finais do GLM utilizadas foram:

$$\text{ECC} = \text{Sexo do Cordeiro} + \text{Tipo de Nascimento do Cordeiro} + \text{Idade da Ovelha} + \text{Raça da Ovelha} + \text{Raça do Cordeiro}$$

$$\text{ECC_CV} = \text{Sexo do Cordeiro} + \text{Tipo de Nascimento do Cordeiro} + \text{Idade da Ovelha} + \text{Raça da Ovelha} + \text{Raça do Cordeiro}$$

$$\text{PTD} = \text{Sexo do Cordeiro} + \text{Tipo de Nascimento do Cordeiro} + \text{Idade da Ovelha} + \text{Raça da Ovelha} + \text{Raça do Cordeiro}$$

Os resíduos do modelo selecionado foram calculados e armazenados como uma nova variável. Contudo, o ECC_CV não apresentou significado para nenhum preditor do modelo. Assim, para essa característica, a nova variável utilizada foi o desvio em relação à média de todas as observações.

Para o modelo misto, foram ajustados dois modelos mistos bayesianos usando a função “brm” do pacote “brms” (6). Os modelos analisaram a variabilidade nos dados de ECC. O primeiro modelo incluiu os efeitos fixos de idade da ovelha e raça da ovelha, e efeitos aleatórios para ovelha e ordem (ordem como medida repetida). O segundo modelo incluiu os efeitos fixos de ordem, idade e raça da ovelha, e um efeito aleatório para as ovelhas. Os modelos foram comparados usando a técnica Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV) para determinar qual se ajustava melhor aos dados. As equações bayesianas finais foram:

$$\text{ECC 1} = \text{Idade da Ovelha} + \text{Raça da Ovelha} + 1|\text{Ovelha} + 1|\text{Ordem}$$

$$\text{ECC 2} = \text{Idade da Ovelha} + \text{Raça da Ovelha} + \text{Ordem} + 1|\text{Ovelha}$$

Os resultados desses modelos forneceram estimativas para o ECC e calcularam o desvio de erro, expresso como percentual da média dos erros estimados ao longo das quatro medições de ECC.

2.3 Grupos de Eficiência Produtiva

Para a formação dos grupos de eficiência produtiva, três variáveis foram utilizadas para cada modelo. Para o GLM, as variáveis foram os resíduos do ECC (RES_ECC) das quatro medições, o desvio do coeficiente de variação do ECC (DEV_ECC_CV) entre as quatro medições e o resíduo do peso total ao desmame (RES_PTD).

Tabela 2. Classificação da eficiência produtiva utilizando o modelo linear generalizado.

Classificação de eficiência produtiva	Modelagem GLM				
	Média dos resíduos do ECC		Coeficiente de variação dos resíduos do ECC		Resíduos do PTD
Eficiente	≥ 0	e	≤ 0	e	≥ 0
Ineficiente	≥ 0	e	≤ 0	e	< 0
Produtiva	< 0	ou	> 0	e	≥ 0
Não Produtiva	< 0	ou	> 0	e	< 0

A Tabela 2 apresenta os critérios utilizados para classificar as ovelhas com base em sua eficiência produtiva segundo o modelo GLM. Ovelhas com $\text{RES_ECC} \geq 0$, $\text{DEV_ECC_CV} \leq 0$ e $\text{RES_PTD} \geq 0$ foram categorizadas como Eficientes. Animais com $\text{RES_ECC} < 0$ e $\text{RES_PTD} \geq 0$ foram classificados como Produtivos. Ovelhas com $\text{RES_ECC} \geq 0$, $\text{DEV_ECC_CV} \leq 0$ e $\text{RES_PTD} < 0$ foram classificadas como Não Produtivas.

Tabela 3. Classificação da eficiência produtiva utilizando modelagem bayesiana.

Classificação de eficiência produtiva	Modelagem Bayesiana				
	Solução do ECC		Desvio do erro do ECC		Resíduos do PTD
Eficiente	≥ 0	e	≤ 0	e	≥ 0
Ineficiente	≥ 0	e	≤ 0	e	< 0
Produtiva	< 0	ou	> 0	e	≥ 0
Não Produtiva	< 0	ou	> 0	e	< 0

As variáveis utilizadas para o modelo misto (Tabela 3) foram a solução para o ECC (SOL_ECC), considerando a ordem como medida repetida; o desvio do erro estimado do ECC [DEV_ECC_ERROR (%)] nas quatro medições; e o RES_PTD. Nesse contexto, as ovelhas que apresentaram $\text{SOL_ECC} \geq 0$, $\text{DEV_ECC_ERRO} \leq 0$ e $\text{RES_PTD} \geq 0$ foram classificadas como Eficientes. As ovelhas que apresentaram $\text{SOL_ECC} < 0$ ou $\text{DEV_ECC_ERRO} > 0$ e $\text{RES_PTD} \geq 0$ foram categorizadas como Produtivas. As ovelhas que apresentaram $\text{SOL_ECC} \geq 0$, $\text{DEV_ECC_ERRO} \leq 0$ e $\text{RES_PTD} < 0$ foram incluídas como Ineficientes. Já as ovelhas que apresentaram $\text{SOL_ECC} < 0$ ou $\text{DEV_ECC_ERRO} > 0$ e $\text{RES_PTD} < 0$ foram classificadas como Não Produtivas.

As Tabelas 1 e 2 indicam que algumas ovelhas mantiveram sua condição corporal e produziram menos ou cordeiros mais leves; outras, devido à maior produção de leite, desmamaram cordeiros mais pesados, mas perderam ECC; algumas ovelhas não deram à luz cordeiros saudáveis e não conseguiram manter seu ECC. Tal situação corresponde à classificação de eficiência produtiva da presente pesquisa, que inclui os grupos Ineficiente, Produtiva, Não Produtiva e Eficiente.

2.4 Análise estatística

O ECC, o ECC_CV e o PTD foram submetidos à análise de variância utilizando o pacote ANOVA do R ⁽⁷⁾ para obtenção da eficiência produtiva por meio de dois modelos. Quando foram observadas diferenças significativas entre os grupos, realizou-se o teste de Tukey utilizando o pacote “stats” do R ⁽⁷⁾. Os resultados foram apresentados com o auxílio do pacote “ggplot2” do R ⁽⁸⁾.

As correlações de Pearson e Spearman entre as variáveis ECC, ECC_CV, PTD, RES_ECC, DEV_ECC_CV, RES_PTD, SOL_ECC e DEV_ECC_ERRO foram estabelecidas e representadas graficamente utilizando o pacote “GGally” do R ⁽⁹⁾. Para o cálculo da matriz de confusão entre os modelos de classificação da eficiência produtiva, foi utilizado o pacote “cvms” do R ⁽¹⁰⁾. A fim de obter uma compreensão mais aprofundada da distribuição do ECC ao longo do ciclo produtivo, foi realizado o teste do qui-quadrado de Pearson com o auxílio do pacote “stats” do R ⁽⁷⁾.

3. Resultados

Os modelos GLM que melhor se ajustaram aos dados para ECC e PTD apresentaram valores de AIC de 30,09 e 581,11, respectivamente. Para o ECC, o modelo incluiu como preditores a idade e a raça da ovelha; para o PTD, os preditores foram o tipo de nascimento do cordeiro e a raça da ovelha. Para a variável ECC_CV, nenhum preditor apresentou efeitos significativos; portanto, seu desvio foi calculado com base na média dos ECC_CV de todas as observações.

O modelo misto bayesiano (BMM) que melhor se ajustou à variação do ECC incluiu os efeitos fixos de ordem, idade e raça da ovelha, além de um efeito aleatório para a ovelha. A comparação entre os modelos, realizada por meio da técnica LOOCV, revelou que o modelo final apresentou uma densidade logarítmica preditiva esperada superior em 1,1 ponto ao modelo que incluía os efeitos fixos de idade e raça da ovelha, efeitos aleatórios da ovelha e da ordem (com diferença de erro padrão inferior a 0,3).

A Figura 1A mostra a porcentagem de classificações de eficiência produtiva calculadas com o modelo GLM, a partir dos resíduos do ECC e do PTD, bem como do DEV_ECC_CV. A proporção de ovelhas Eficientes foi de apenas 8,82 %, sendo a maior proporção observada para o grupo Produtivo, com 42,16 %. A proporção de ovelhas Ineficientes foi de 7,84 %, e a de Não Produtivas, de 41,18 %.

Na Figura 1B, apenas as ovelhas Não Produtivas apresentaram ECC significativamente inferior em relação às Eficientes, Ineficientes e Produtivas, com valores respectivos de $2,74 \pm 0,263$, $3,01 \pm 0,178$, $3,04 \pm 0,267$ e $2,90 \pm 0,280$. Para o ECC_CV, o grupo Eficiente apresentou melhor desempenho em relação ao grupo Produtivo (menor coeficiente de variação), mas não foram observadas diferenças marcantes entre as classificações Ineficiente e Não Produtiva, com valores de $13,6 \pm 3,47$, $19,5 \pm 6,04$, $15,4 \pm 2,28$ e $17,5 \pm 6,64$, respectivamente (Figura 1C).

Com diferenças significativas, o PTD foi maior para os grupos Eficiente e Produtivo, e menor para os grupos Ineficiente e Não Produtivo, com valores de $20,5 \pm 4,09$, $22,5 \pm 3,61$, $14,5 \pm 3,01$ e $15,4 \pm 3,04$, respectivamente (Figura 1D).

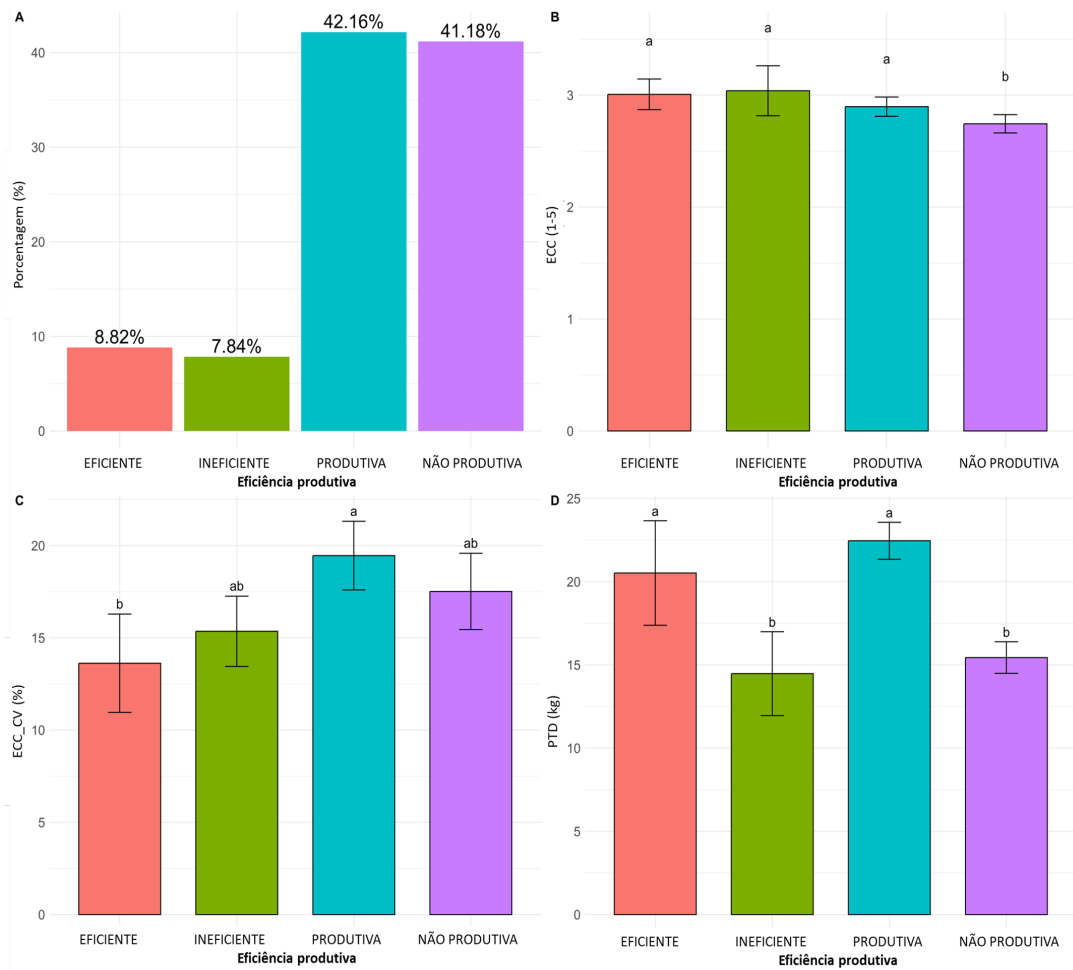


Figura 1. Classificação da eficiência produtiva obtida pelo modelo GLM. (A) Percentual de animais classificados como Eficientes, Ineficientes, Produtivos e Não Produtivos. (B) Escore corporal médio (ECC), em escala de 1 a 5, onde 1 representa um animal extremamente magro e 5 representa um animal extremamente gordo. (C) Coeficiente de variação do escore corporal, expresso em porcentagem. (D) Peso total ao desmame por ovelha (kg).

A Figura 2A apresenta a porcentagem de classificações de eficiência produtiva obtidas por meio do modelo BMM, com base nas variáveis SOL_ECC e DEV_ECC_ERRO. A proporção de ovelhas Eficientes foi de 19,61 %, enquanto o grupo de ovelhas Não Produtivas apresentou a maior proporção, com 44,12 %. As proporções de ovelhas Ineficientes e Produtivas foram de 4,90 % e 31,37 %, respectivamente.

Na Figura 2B, observou-se diferença significativa entre as classificações Eficiente e Não Produtiva, com valores de ECC de $3,03 \pm 0,154$ e $2,76 \pm 0,275$, respectivamente. No entanto, não houve diferença significativa entre os grupos Ineficiente ($3,06 \pm 0,212$) e Produtivo ($2,85 \pm 0,299$).

Para o ECC_CV, não foram observadas variações marcantes entre as classificações (Figura 2C). Já na Figura 2D, o PTD apresentou diferenças significativas, sendo maior nos grupos Eficiente e Produtivo, e menor nos grupos Ineficiente e Não produtivo, com valores respectivos de $22,6 \pm 4,40$, $21,8 \pm 2,24$, $14,9 \pm 2,24$ e $15,3 \pm 3,12$.

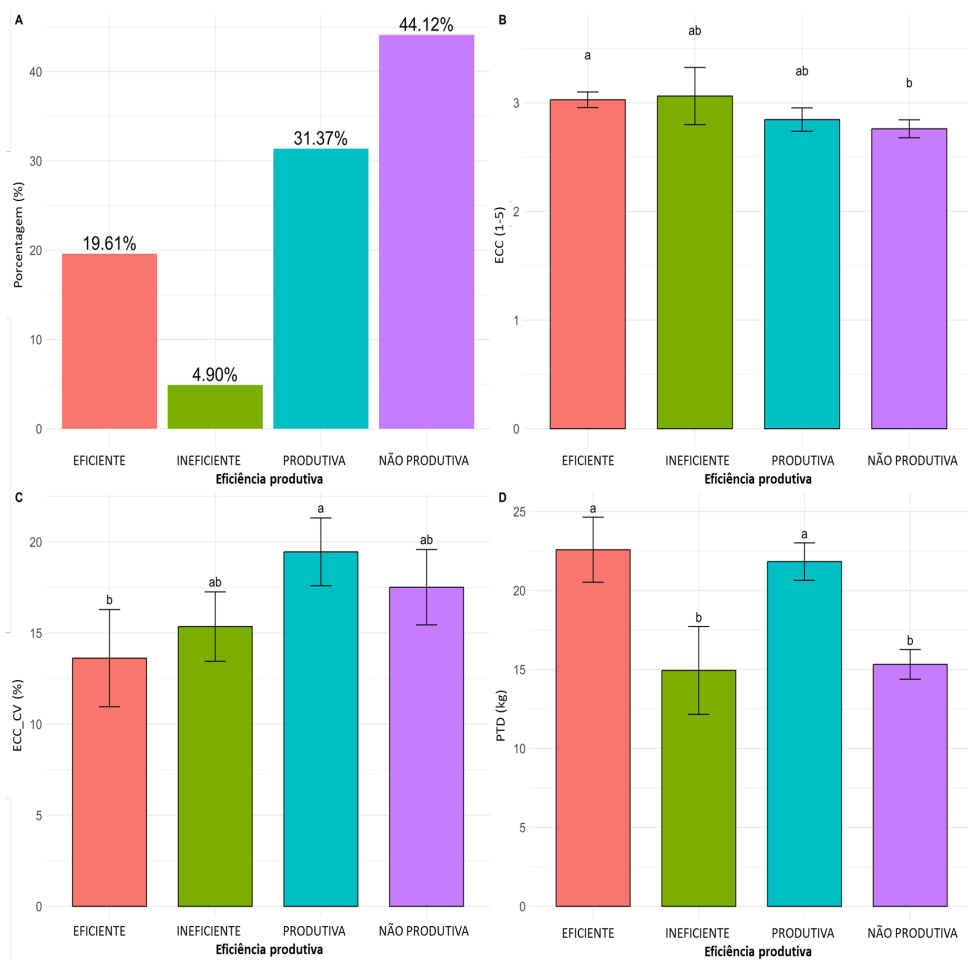


Figura 2. Classificação da eficiência produtiva obtida por meio do modelo misto bayesiano. (A) Percentual de animais classificados como Eficientes, Ineficientes, Produtivos e Não produtivos. (B) Escore corporal médio (ECC), em escala de 1 a 5, onde 1 representa um animal extremamente magro e 5 representa um animal extremamente gordo. (C) Coeficiente de variação do escore corporal (%). (D) Peso total ao desmame por ovelha (kg).

A Figura 3 apresenta uma matriz de gráficos de dispersão (pair plot) que descreve as relações entre as variáveis ECC, ECC_CV, PTD, RES_ECC, DEV_ECC_CV, RES_TWW, SOL_ECC e DEV_ECC_ERRO. Cada célula no triângulo inferior da matriz exibe um gráfico de dispersão representando a relação entre duas variáveis. Os pontos azuis correspondem aos dados individuais, enquanto a linha vermelha indica o ajuste da regressão linear.

Os valores de R representam as correlações de Spearman, que indicaram correlações positivas robustas ($p < 0,001$) entre ECC e RES_ECC ($R = 0,96$), ECC e SOL_ECC ($R = 0,96$), ECC_CV e DEV_ECC_CV ($R = 1$), RES_ECC e SOL_ECC ($R = 1$), bem como entre PTD e RES_TWW ($R = 0,84$).

Correlações positivas fracas ($p < 0,001$) foram identificadas entre ECC com ECC_CV ($R = 0,44$), DEV_ECC_CV ($R = 0,44$), PTD ($R = 0,37$) e RES_TWW ($R = 0,35$); ECC_CV com RES_ECC ($R = 0,44$) e SOL_ECC ($R = 0,44$); RES_ECC com DEV_ECC_CV ($R = 0,44$) e RES_TWW ($R = 0,35$); e SOL_ECC com DEV_ECC_CV ($R = 0,44$), RES_TWW ($R = 0,35$) e PTD ($R = 0,30$).

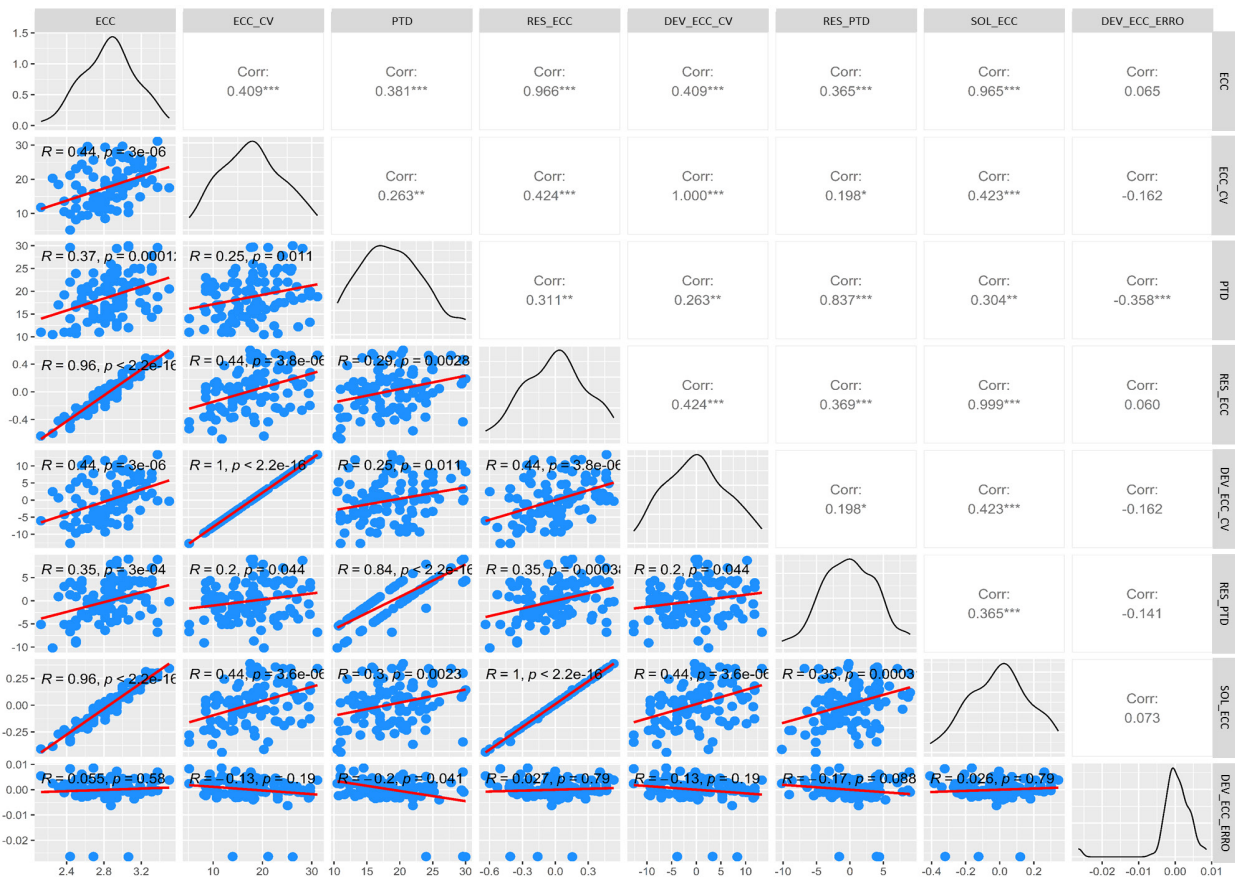


Figura 3. Correlações de Spearman entre as variáveis: escore corporal médio (ECC), coeficiente de variação do escore corporal (ECC_CV), peso total ao desmame por ovelha (PTD), resíduo do escore corporal (RES_ECC), desvio do coeficiente de variação do escore corporal (DEV_ECC_CV), resíduo do peso total ao desmame por ovelha (RES_TWW), solução do escore corporal (SOL_ECC) e desvio do erro estimado do escore corporal (DEV_ECC_ERRO).

O triângulo superior da Figura 3 apresenta os coeficientes de correlação de Pearson (Corr) para cada par de variáveis. Foram observadas correlações muito fortes ($p < 0,001$) entre ECC com RES_ECC (Corr: 0,96) e SOL_ECC (Corr: 0,96), ECC_CV com DEV_ECC_CV (Corr: 1,00), RES_ECC com SOL_ECC (Corr: 0,99), bem como entre PTD e RES_TWW (Corr: 0,83).

Correlações positivas fracas ($p < 0,001$) foram identificadas entre ECC com ECC_CV (Corr: 0,40), PTD (Corr: 0,38), DEV_ECC_CV (Corr: 0,40) e RES_TWW (Corr: 0,36); ECC_CV com RES_ECC (Corr: 0,42) e SOL_ECC (Corr: 0,42); PTD com RES_ECC (Corr: 0,31) e SOL_ECC (Corr: 0,30); RES_ECC com DEV_ECC_CV (Corr: 0,42) e RES_TWW (Corr: 0,36); SOL_ECC com DEV_ECC_CV (Corr: 0,42) e RES_TWW (Corr: 0,36); além de uma correlação negativa entre PTD e DEV_ECC_ERRO (Corr: -0,35).

A matriz de confusão compara as classificações realizadas pelo modelo GLM (linhas) com aquelas obtidas pelo modelo BMM (colunas), apresentando as contagens e porcentagens das classificações, com acurácia de 0,72 (Figura 4). Das nove ovelhas classificadas como Eficientes pelo GLM, 44,4 % ($n = 4$) também foram classificadas como Eficientes pelo BMM, enquanto 55,6 % ($n = 5$) foram reclassificadas como Produtivas pelo BMM. Essa comparação evidencia o grau de concordância e divergência entre as classificações de eficiência produtiva obtidas por diferentes abordagens estatísticas.

O modelo GLM classificou 62,5 % das ovelhas ($n = 3$) como Ineficientes, o que foi equivalente ao BMM, e 37,5 % ($n = 5$) como Não Produtivas. O GLM categorizou 62,8 % das ovelhas ($n = 27$) como Produtivas, valor semelhante ao BMM, e 37,2 % ($n = 16$) como Eficientes. Por fim, o GLM classificou 95,2 % das ovelhas ($n = 40$) como Não Produtivas, o mesmo observado no BMM, e 4,8 % ($n = 2$) como Ineficientes.

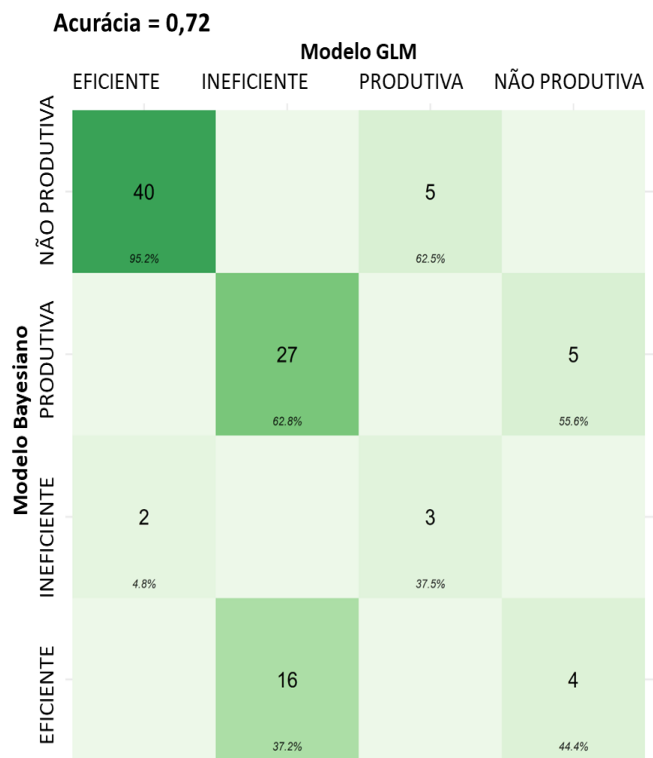


Figura 4. Cálculo da matriz de confusão indicando a classificação da eficiência produtiva utilizando o modelo GLM e o modelo misto bayesiano.

A Tabela 4 apresenta a distribuição do ECC, revelando um efeito significativo da ordem de medição conforme identificado pelo teste do qui-quadrado. Notavelmente, durante o meio da lactação, observou-se uma maior porcentagem de ovelhas com $ECC \leq 2$. Essa tendência sugere que as ovelhas apresentam uma redução no ECC ao longo do ciclo produtivo (Figura 5).

Tabela 4. Teste do qui-quadrado de Pearson indicando a porcentagem de ovelhas com $ECC \leq 2$ em diferentes pontos de medição.

Ordem das avaliações de ECC	Porcentagem de ovelhas com $ECC \leq 2$	P-valor calculado pelo test qui-quadrado de Pearson
1	0.0 %	0.001243
2	1.9 %	
3	10.7 %	
4	7.8 %	

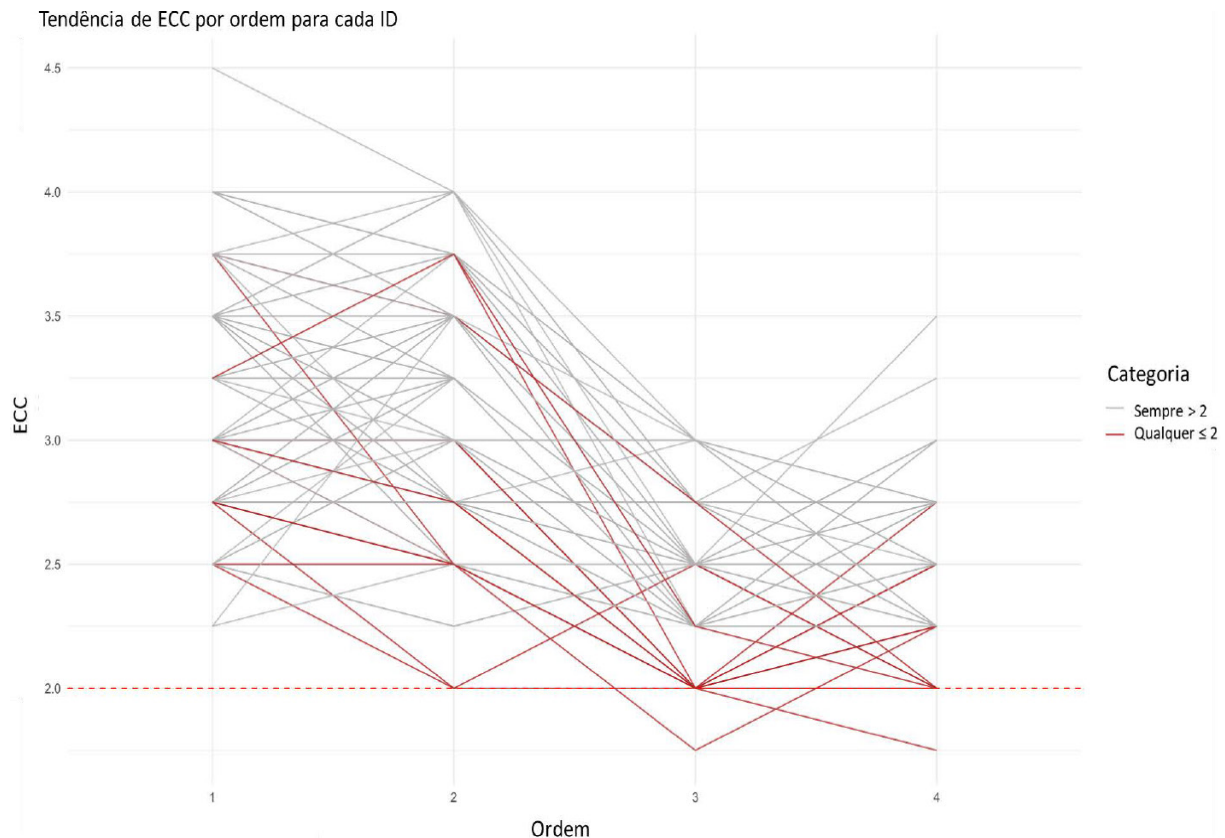


Figura 5. Distribuição dos escores corporais individuais (ECC) das ovelhas ao longo do ciclo produtivo, ilustrando o ponto de corte no ECC igual a 2.

4. Discussão

Durante o ciclo produtivo, é possível identificar ovelhas com combinações de características que refletem diferentes níveis de eficiência produtiva (robustez). No entanto, os resultados obtidos dependem diretamente do modelo de ajuste de dados utilizado. Ao empregar o modelo GLM, as proporções de eficiência produtiva diferiram daquelas obtidas com o BMM. O GLM resultou na menor proporção de ovelhas classificadas como Eficientes, embora tenha apresentado valores mais favoráveis para ECC, ECC_CV e PTD. Por outro lado, o BMM não indicou diferenças significativas no ECC_CV entre as classificações de eficiência produtiva. Esse achado sugere que o modelo GLM pode ser mais aplicável em contextos produtivos, especialmente por sua capacidade de manter baixos valores de ECC_CV, uma ferramenta essencial para identificar eficiência produtiva (robustez), conforme descrito por Young e Thomson ⁽⁴⁾.

Essas variações no ECC ao longo do ciclo produtivo não são exclusivas deste estudo, mas também foram abordadas por Macé *et al.* ⁽¹¹⁾, que utilizaram essa característica em conjunto com as alterações no peso corporal ao longo do ciclo das ovelhas. Os achados indicaram que, além de serem características herdáveis, o ECC e as mudanças no peso corporal representam traços valiosos para o aprimoramento da robustez individual em ovinos. Esse resultado está em consonância com a abordagem piloto apresentada neste estudo, que propõe a modelagem das informações mensuradas em campo, facilitando decisões estratégicas como descarte ou seleção de animais.

Young e Thomson ⁽⁴⁾ descreveram que, em rebanhos comerciais ao longo de ciclos produtivos prolongados, especialmente sob condições pastoris, as ovelhas apresentam variações naturais no ECC devido às elevadas exigências energéticas da gestação e lactação. Dentro desse contexto, observam-se

diferentes perfis produtivos: Algumas ovelhas mantêm seu ECC, mas produzem menos ou cordeiros mais leves; outras, com alta produção de leite, desmamam cordeiros mais pesados, porém perdem ECC; há aquelas que não produzem cordeiros saudáveis e não conseguem manter o ECC; e ainda, algumas (identificadas no GLM) ou várias (identificadas no BMM) mantêm o ECC e produzem cordeiros com maior peso ao desmame. Essas situações refletem diretamente as classificações de eficiência produtiva propostas nesta pesquisa: Ineficiente, Produtiva, Não Produtiva e Eficiente, respectivamente.

Nesse contexto, a robustez (eficiência produtiva), embora seja uma característica complexa, é fundamental para estabelecer metas sustentáveis de manejo de rebanhos. No entanto, ainda são escassos os estudos que abordam a robustez desde sua definição fenotípica até aplicações genômicas ⁽¹²⁾, o que dificulta a escolha da abordagem mais adequada para cada rebanho. Utilizando o exemplo apresentado por Young e Thomson ⁽⁴⁾ em “Breeding Focus 2014 - Improving Resilience”, foi explorada uma situação hipotética em que o ECC crítico para manter a produção do rebanho foi fixado em 2. No cenário 1, as ovelhas mantêm seu ECC distante do valor crítico, mesmo com certa variabilidade (o que é preferível em relação ao cenário 2), onde há maior oscilação e quedas pontuais abaixo do limite crítico. A comparação entre esses dois cenários indica que, mesmo diante de variações, é mais vantajoso manter o ECC afastado do valor crítico de 2, pois isso reduz o risco de comprometimento produtivo e facilita a gestão nutricional e reprodutiva do rebanho.

Por outro lado, o cenário 3, caracterizado por menores variações no ECC, porém com valores próximos ao limite crítico, é considerado preferível, pois demanda menos alimento para manutenção e apresenta menor risco de comprometimento na produção de cordeiros em comparação ao cenário 2. No entanto, o cenário mais desejável é o 4, no qual as ovelhas não apenas mantêm variações reduzidas no ECC, como também permanecem distantes do valor crítico ⁽⁴⁾.

Em contraste, ao analisar as variações no ECC ao longo do ciclo produtivo, observou-se que algumas ovelhas apresentaram quedas pontuais no ECC até o valor crítico de 2 (Figura 5). Conforme resumido na Tabela 4, as proporções de ovelhas com $ECC \leq 2$ foram de 0,0 %, 1,9 %, 10,7 % e 7,8 % nas primeiras, segundas, terceiras e quartas medições, respectivamente. Esses dados reforçam a importância de identificar a porcentagem de ovelhas com ECC abaixo da média do rebanho como uma estratégia eficaz para detectar animais menos robustos.

Neste estudo, é essencial considerar não apenas a variação do ECC e a produção de cordeiros (em kg), mas também os valores médios de ECC das ovelhas ao longo de todo o ciclo produtivo. Tanto o modelo GLM quanto o BMM apresentaram valores favoráveis de ECC e PTD para a classificação de ovelhas Eficientes, com exceção do ECC_CV. Esse resultado sugere que, apesar da oscilação corporal, essas ovelhas mantêm desempenho produtivo elevado e podem sustentar ciclos reprodutivos mais longos no ambiente avaliado.

Dada a baixa proporção de animais classificados como Eficientes, é pertinente direcionar atenção também às ovelhas classificadas como Produtivas. Um estudo com ovelhas da raça Romney ⁽¹³⁾ demonstrou que o ECC influencia diretamente o peso total ao desmame (PTD), especialmente quando o ECC é avaliado em momentos estratégicos como escaneamento, parto e desmame. No presente estudo, ECC e PTD apresentaram correlações moderadas, enquanto o ECC_CV mostrou correlação positiva fraca com o PTD (Figura 3). Esse achado indica que valores mais elevados de ECC e ECC_CV estão associados a

maior produção de cordeiros. No entanto, essa correlação não é totalmente favorável, pois animais com maior PTD tendem a apresentar maior ECC_CV, característica indesejável para sistemas que priorizam estabilidade corporal ao longo do ciclo produtivo.

Considerando a correlação desfavorável entre o ECC_CV e o PTD como uma limitação, observou-se que aproximadamente 63 % das combinações não seguiram essa tendência. Dentro desse grupo, foi possível identificar ovelhas com ECC_CV reduzido e alto PTD, um perfil produtivo desejável, pois alia estabilidade corporal à eficiência reprodutiva. Conforme ilustrado na Figura 4, mesmo diante dessa relação adversa e das variações entre os modelos GLM e BMM, eventuais erros de classificação de curto prazo não acarretam impactos econômicos significativos. Isso ocorre porque o programa de seleção ou descarte pode corrigir essas inconsistências, desde que os animais não estejam classificados como produtivos. Nesse caso, o risco de manter indivíduos menos robustos no rebanho é maior.

Embora este estudo ofereça uma estrutura preliminar para a identificação de indicadores de eficiência produtiva e robustez, são necessárias pesquisas adicionais para que se possam estabelecer conclusões mais definitivas. Idealmente, futuras avaliações devem abranger múltiplos anos e envolver as mesmas ovelhas, uma vez que a análise atual contempla apenas um rebanho ao longo de um único ciclo produtivo (2024). Para fortalecer a validade da robustez como critério de seleção, recomenda-se repetir essas análises em diferentes ambientes e estações, envolvendo uma variedade maior de propriedades e uma amostra ampliada de animais. Llonch *et al.* ⁽¹⁴⁾ destacaram que uma avaliação confiável da robustez é essencial. A integração de características associadas à robustez em programas de melhoramento genético ou nas rotinas de manejo pode aprimorar a capacidade de identificar animais favoráveis, oferecendo uma avaliação abrangente que equilibra as principais estratégias adaptativas adotadas pelos animais. Além disso, essa abordagem pode resultar em um modelo de avaliação replicável, aplicável a diferentes escalas e contextos produtivos, contribuindo para a sustentabilidade e eficiência dos sistemas de produção ovina.

5. Conclusão

Nesta abordagem piloto para avaliação da eficiência produtiva (ou robustez), a distribuição das ovelhas classificadas como Eficientes, Ineficientes, Produtivas e Não Produtivas foi analisada por meio de modelo linear generalizado (GLMs) e modelo misto bayesiano (BMMs). Os resultados indicaram que o modelo GLM se destacou na identificação de ovelhas com os perfis mais vantajosos em termos de ECC, ECC_CV e PTD. Esses achados evidenciam o valor prático do GLM como ferramenta para discernir a eficiência produtiva, oferecendo subsídios relevantes para estratégias de seleção no manejo de rebanhos. Ao permitir a identificação de animais com desempenho superior e estabilidade corporal, o GLM contribui diretamente para decisões mais assertivas em programas de melhoramento genético e sustentabilidade produtiva.

Material suplementar

[Resumo gráfico](#) (disponível apenas na versão eletrônica).

Declaração de conflito de interesses

O autor declara não haver conflitos de interesse relacionados à publicação deste artigo.

Declaração de disponibilidade de dados

O conjunto de dados que dá suporte aos resultados deste estudo está disponível no SciELO Dataverse da Ciência Animal Brasileira, no link: <https://doi.org/10.48331/SCIELODATA.AGWLIU>.

Contribuições do autor

Conceitualização, Curadoria de dados, Análise formal, Captação de recursos, Gerenciamento do projeto, Metodologia, Supervisão, Investigação, Visualização, Redação do rascunho original e Revisão e edição: F. Amarilho-Silveira..

Referências

1. De Barbieri I, Navajas E, Douhard F, Conington J, Ramos Z, Ciappesoni G. PL-8 A review of sheep resilience. *Anim - Sci Proc.* 2023 Mar;14(1):11–2. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.anscip.2023.01.009>
2. Knap PW. Breeding robust pigs. *Austr J Exp Agric.* 2005 Aug 29;45(8):763–73. DOI: <http://dx.doi.org/10.1071/EA05041>
3. Vialoux IM. Genetic parameters of body condition score (BCS) and effects of BCS and BCS change on ewe performance (Dissertation). [Palmerston North]: Massey University; 2020. Link: <http://hdl.handle.net/10179/16391>
4. Young MJ, Thomson BC. Robustness as a breeding objective for sheep in New Zealand. In: Hermes S, editor. *Breeding focus 2014 - Improving resilience*. Armidale: Animal Genetics and Breeding Unit University of New England; 2014. p. 129–40. DOI: <http://dx.doi.org/10.13140/2.1.5007.8403>
5. Russel A. Body condition scoring of sheep. In: Boden E, editor. *Sheep and goat practice*. London: Baillière Tindall Ltd.; 1991. p. 3–10.
6. Bürkner P-C. brms: an R package for Bayesian multilevel models using stan. *J Stat Softw.* 2017;80(1):1–28. DOI: <http://dx.doi.org/10.18637/jss.v080.i01>
7. R Core Team. R: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing; 2021.
8. Wickham H. ggplot2: elegant graphics for data analysis [Internet]. Springer-Verlag New York. Springer-Verlag New; 2016 [cited 2024 Dec 11]. Disponível em: <https://ggplot2.tidyverse.org>
9. Schloerke B, Cook D, Larmarange J, Briatte F, Marbach M, Thoen E, *et al.* GGally: extension to “ggplot2.” R package version 2.2.1. Vienna: R Foundation for Statistical Computing; 2024.
10. Olsen LR. Cross-validation for model selection. Vienna: R Core Team; 2021. p. 1–100.
11. Macé T, González-García E, Pradel J, Parisot S, Carrière F, Douls S, *et al.* Genetic analysis of robustness in meat sheep through body weight and body condition score changes over time. *J Anim Sci.* 2018 Nov 21;96(11):4501–11. DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/jas/sky318>
12. Friggens NC, Blanc F, Berry DP, Puillet L. Deciphering animal robustness. A synthesis to facilitate its use in livestock breeding and management. *Animal.* 2017 Dec;11(12):2237–51. DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/S175173111700088X>
13. Tait IM, Kenyon PR, Garrick DJ, Lopez-Villalobos N, Pleasants AB, Hickson RE. Associations of body condition score and change in body condition score with lamb production in New Zealand Romney ewes. *N Z J Anim Sci Prod.* 2019;79:91–4.
14. Llonch P, Hoffmann G, Bodas R, Mirbach D, Verwer C, Haskell MJ. Opinion paper: measuring livestock robustness and resilience: are we on the right track?. *Animal.* 2020 Apr;14(4):667–9. DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/S1751731119003306>