

VICTOR GRACILIANO LUCCAS DA FONSECA

AVALIAÇÃO DA PRECISÃO E ACURÁCIA DE EQUAÇÕES LINEARES E NÃO LINEARES PARA PREDIÇÃO DO PESO DE CARÇA QUENTE DE BOVINOS

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Mestrado Profissional em Zootecnia, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

Orientador: Mario Luiz Chizzotti

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2022**

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

F676a
2022

Fonseca, Victor Graciliano Luccas da, 1990-

Avaliação da precisão e acurácia de equações lineares e não lineares para predição do peso de carcaça quente de bovinos / Victor Graciliano Luccas da Fonseca. – Viçosa, MG, 2022.
1 dissertação eletrônica (57 f.): il.

Orientador: Mário Luiz Chizzotti.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Zootecnia, 2022.

Inclui bibliografia.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2023.025>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Bovinos de corte - Carcaças - Peso. 2. Modelos matemáticos. 3. Lucros. 4. Bovinos de corte - Confinamento. I. Chizzotti, Mário Luiz, 1980-. II. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Zootecnia. Programa de Pós-Graduação em Zootecnia. III. Título.

CDD 22. ed. 636.213

Bibliotecário(a) responsável: Alice Regina Pinto Pires CRB-6/2523


VICTOR GRACILIANO LUCCAS DA FONSECA

AVALIAÇÃO DA PRECISÃO E ACURÁCIA DE EQUAÇÕES LINEARES E NÃO LINEARES PARA PREDIÇÃO DO PESO DE CARÇA QUENTE DE BOVINOS


Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Mestrado Profissional em Zootecnia, para obtenção do título de *Magister Scientiae*.

APROVADA: 12 de dezembro de 2022.

Assentimento:

Documento assinado digitalmente
 VICTOR GRACILIANO LUCCAS DA FONSECA
Data: 22/02/2023 16:48:37-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Victor Graciliano Luccas Da Fonseca
Autor

Documento assinado digitalmente
 MARIO LUIZ CHIZZOTTI
Data: 23/02/2023 08:39:29-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Mario Luiz Chizzotti
Orientador

DEDICO

*À minha filha Victoria Mariah Santos Da Fonseca, razão das minhas razões,
essência da minha vida.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por sempre, absolutamente sempre, demonstrar de formas diferentes que tudo tem seu tempo e sua hora (Vanderlei Pinto Da Fonseca).

Ao meu pai Vanderlei Pinto da Fonseca e minha mãe Vanda Maria Luccas da Fonseca pelos ensinamentos valiosos durante meu desenvolvimento quanto pessoa, sendo muito enfáticos e claros sobre princípios éticos e morais, os quais me acompanham rigorosamente até hoje.

A minha esposa Gabriela Antonio dos Santos Fonseca uma grande incentivadora para que eu iniciasse o programa de mestrado, sempre sendo compreensiva e apoiadora durante todo o programa, você contribuiu muito para que esse sonho fosse realizado.

Ao meu irmão e melhor amigo Luiz Henrique Luccas da Fonseca, agradeço apenas pelo simples fato de ser seu irmão e ter sua amizade, você não sabe o quanto aprendo com você.

Ao amigo Bruno Ieda Cappelozza por proporcionar oportunidades ímpares durante o meu programa de mestrado, você sabe a sua contribuição para o meu desenvolvimento científico, sou muito grato a isso.

Ao amigo Daniel César Leite Miranda pelas discussões, insights, horas de conversas sobre temas diversos. Em vários momentos, nossas conversas proporcionavam luz no fim do túnel de um caminho ainda desconhecido.

Ao professor Mario Luiz Chizzotti pelo tempo desprendido em reuniões e oportunidade de trabalharmos em conjunto em uma linha de pesquisa que foi relevante no meu processo de desenvolvimento científico.

Ao colega e pecuarista Eduardo Brisque Pignatta pela boa vontade, prontidão e dedicação em contribuir para o desenvolvimento deste estudo através do compartilhamento do banco de dados dos animais da sua fazenda, realmente você foi fundamental para a realização deste trabalho.

Ao colega Osvaldo Alex pela parceria durante grande parte do período do programa de mestrado, você foi peça fundamental em todas as atividades que desenvolvemos juntos.

A empresa MCassab Nutrição Animal, em nome de Analício Mendes, pelo apoio e compreensão em relação a minha entrada no programa de mestrado, vocês colaboraram para que este sonho fosse realizado.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

“Há homens que lutam um dia e são bons, há outros que lutam um ano e são melhores, há os que lutam muitos anos e são muito bons, mas há os que lutam toda a vida e estes são os imprescindíveis”.

(Bertold Brecht)

RESUMO

FONSECA, Victor Graciliano Luccas da, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, dezembro de 2022. **Avaliação da Precisão e Acurácia de Equações Lineares e Não Lineares para predição do Peso de Carcaça Quente de Bovinos**. Orientador: Mario Luiz Chizzotti.

A análise de desempenho de bovinos de corte terminados em confinamento apenas pela ótica de ganho de peso diário vivo apresenta limitações em quantificar a conversão de ganho vivo em carcaça, enquanto o ganho de peso diário em carcaça é um indicador que apresenta alta relação com a lucratividade da operação de confinamento. Sendo assim, acessar o peso de carcaça (PCar) de bovinos durante o período de engorda possibilita a realização de análises baseadas em carcaça, e torna as estimativas dos resultados econômicos mais realistas. Uma das formas de acessar o PCar durante o período de engorda é através da utilização de equações matemáticas, e para garantir que os valores preditos sejam adequados, é necessário que as equações tenham alta precisão e acurácia. O objetivo deste estudo foi avaliar, validar e comparar equações lineares e não lineares para prever o PCar de bovinos. Para a realização deste estudo inicialmente foi utilizado um banco de dados obtido de uma fazenda comercial (Mirandópolis, SP, Brasil), composto por informações individuais de 638 bovinos não castrados, 439 animais *Bos indicus* (Nelore), e 199 *Bos indicus* × *Bos taurus* (F1 = ½ Nelore × ½ Angus). Para garantir que os dados estivessem adequados para serem analisados, o banco de dados foi submetido a verificação da variância ($P=0,72$; $P=0,81$) e distribuição normal dos resíduos ($P=0,10$; $P=0,10$). Após as premissas analíticas terem sido contempladas, o banco de dados submetido às avaliações foi composto por 499 bovinos inteiros, 320 Nelore e 179 F1. As análises foram realizadas através dos softwares Microsoft Excel ([2016], Redmond, EUA), R ([2019], Vienna, AT) e Model Evaluation System ([2017], MES, 3.1.13, College Station, EUA). Os resultados deste estudo demonstraram que as equações não apresentaram adequabilidade em prever o PCar de bovinos quando submetidas a validação por este banco de dados comercial ($P<0,001$ para intercepto e coeficiente de regressão) devido à diferença da magnitude das médias dos PCar do banco de dados comercial em relação as médias dos PCar utilizados para o desenvolvimento das equações. Os resultados demonstram também que a equação linear é mais adequada para prever o PCar comparada a equação não linear. Como conclusão,

as equações avaliadas neste estudo são precisas para estimar o PCar de bovinos para ambos os grupos genéticos, porém, ajustes podem ser feitos nas equações através da inclusão de dados de carcaças mais pesadas para aumentar a acurácia dos modelos de predição.

Palavras-chave: Acurácia. Gado de Corte. Lucratividade. Métricas em Confinamento. Modelos Matemáticos. Precisão. Peso de Carcaça de Bovinos.

ABSTRACT

FONSECA, Victor Graciliano Luccas da, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, December, 2022. **Evaluation of Precision and Accuracy of linear and nonlinear equations for prediction of Cattle Hot Carcass Weight.** Advisor: Mario Luiz Chizzotti.

Only the analysis of average daily gain in feedlot beef cattle results in a limitation on how much live weight is transferred to the carcass, while carcass average daily gain is an index with high correlation with feedlot profitability. Thus, access to the hot carcass weight (HCW) in the finishing phase makes it possible to carry out carcass-based analyzes and makes the economic simulation more realistic. One of the ways to access the HCW during the finishing phase is through the use of mathematical equations, and to ensure that the predicted values are adequate it is necessary that the equations have high precision and accuracy. The objectives of this study were to evaluate, validate, and compare linear and non-linear equations on prediction of HCW. Initially, a database from a commercial feedlot (Mirandópolis, SP, Brazil) was composed by 638 bulls, 439 *Bos indicus* (Nelore) and 199 *Bos indicus* × *Bos taurus* (F1 = ½ Nelore × ½ Angus). Subsequently, the initial database was subjected to variance ($P=0.72$; $P=0.81$) and normal distribution of errors ($P=0.10$; $P=0.10$) analysis, assumptions adopted in this study. Later, the database composed of 499 bulls, 320 Nelore and 179 F1 was used for accuracy and precision analysis. The analyzes were performed using Microsoft Excel software ([2016], Redmond, USA), R ([2019], Vienna, AT) and Model Evaluation System ([2017], MES, 3.1.13, College Station, USA). The results demonstrated that both equations were not accurate to predict the HCW when submitted to validation for this commercial database ($P<0.001$ for intercept and slope), due to the difference in HCW mean of commercial database and the database used in the development of equations. When compared the two equations, the linear regression proved to be more accurate than the non-linear. In conclusion, both linear and non-linear equations are accurate to predict the HCW of beef cattle regardless of the genetic group, however, adjustments can be made to improve its prediction through the heavier HCW to increase the accuracy of the models.

Keywords: Accuracy. Beef Cattle. Feedlot Index. Hot Carcass Weight. Mathematical Models. Precision. Profitability.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al. (2021)] referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.....	47
Figura 2 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.....	47
Figura 3 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al., (2021)] referente a 179 bovinos inteiros F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	48
Figura 4 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 179 bovinos inteiros F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	48
Figura 5 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al. (2021)] referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	49
Figura 6 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	49
Figura 7 – Relação entre valores preditos de PCar [Benedeti et al. (2021)] e resíduos, dados referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.....	50
Figura 8 – Relação entre valores preditos de PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.....	50
Figura 9 – Relação entre valores preditos de PCar [Benedeti et al. (2021)] e resíduos, dados referente a 179 bovinos inteiros F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	51
Figura 10 – Relação entre valores preditos para PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 179 bovinos inteiros F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	51
Figura 11 – Relação entre valores preditos para PCar [Benedeti et al., (2021)] e resíduos, dados referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	52
Figura 12 – Relação entre valores preditos para PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.....	52

LISTAS DE TABELAS

Tabela 1 – Descrição dos dados utilizados inicialmente e foram submetidos a análise de heterocedasticidade e distribuição normal.....	30
Tabela 2 – Estatística descritiva dos dados utilizados para validação e comparação das equações para predição do PCar de bovinos de corte.....	32
Tabela 3 – Resultados das avaliações estatísticas referentes a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em predizer o PCar de bovinos Nelore inteiros.....	44
Tabela 4 – Resultados das avaliações estatísticas referentes a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em predizer o PCar de bovinos F1 ½ Nelore x ½ Angus inteiros.....	45
Tabela 5 – Resultados das avaliações estatísticas referentes a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em predizer o PCar de bovinos Nelore & F1 ½ Nelore x ½ Angus inteiros.....	46

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

Item	Descrição	Unidade
AIC	Critério de informação de akaike	-
BIC	Critério Bayesiano	-
CEUAS	Comissão de Ética no Uso de Animais	-
CMS	Consumo de Matéria Seca	kg
CVI	(co) variação incompleta	%
CR	Coeficiente de regressão	-
EA	Eficiência alimentar	kgGPD/kgCMS
EALe	Erro aleatório	%
EAM	Erro absoluto médio	kg
EAPM	Erro absoluto percentual médio	%
EM	Eficiência da modelagem	-
E _{max}	Erro máximo encontrado	kg
g	Gramas	g
GPD	Ganho de peso diário	kg
GPD _c	Ganho de peso diário em carcaça	kg
GPDV _z	Ganho de peso diário vazio	kg
HCW	Hot carcass weight	kg
Kg	Quilogramas	kg
PC	Peso corporal	kg
PCar	Peso de carcaça	kg
P _{car} _{pred}	Peso de carcaça predito	kg
PCVZ	Peso corporal vazio	kg
PCVZ _{eq}	Peso corporal vazio equivalente	kg
PVF	Peso vivo final	kg
PVI	Peso vivo inicial	kg
QMEP	Erro quadrático médio da predição	-
r	Coeficiente de correlação	%
r ²	Coeficiente de determinação do modelo	%
RC	Rendimento de Carcaça	%
RQMEP	Raiz do erro quadrático médio da predição	kg
SQT	Soma dos quadrados totais	-
SQR	Soma dos quadrados dos resíduos	-
TGI	Trato gastrointestinal	-
VD	Variâncias desiguais	%
VM	Viés médio	%
V _{cr}	Viés do coeficiente de regressão	%

LISTA DE SÍMBOLOS

>	Maior.
<	Menor.
%	Porcentagem.
×	Interação.
$\frac{1}{2}$	Metade.
Σ	Somatório.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	16
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	20
2.1. Modelos matemáticos.....	20
2.2. Interação entre modelos matemáticos e métrica de desempenho de bovinos confinados.....	23
3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	29
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	35
4.1. Informações a respeito dos dados coletados.....	47
5. CONCLUSÕES.....	53
REFERÊNCIAS.....	54

1. INTRODUÇÃO

A prática de engorda de bovinos em confinamento tem aumentado ao longo dos anos. Em 2009, 2.757.000 bovinos foram terminados em confinamento no Brasil (ANUALPEC, 2009), enquanto que em 2019, esse número aumentou em torno de 2,2 vezes, totalizando 6.090.000 animais confinados (ABIEC, 2020).

Não só a quantidade de bovinos terminados em confinamento aumentou durante a última década, mas também seu período de engorda e o peso vivo final (PVF). Através dos resultados de diferentes pesquisas realizadas com nutricionistas com atuação na indústria brasileira de confinamento, foi demonstrado que nos últimos dez anos o período de permanência de bois confinados aumentou de forma progressiva, sendo 83,60 (Millen et al., 2009), 96,40 (Pinto e Millen 2019) e 106,82 (Silvestre e Millen 2021) dias respectivamente. Estes mesmos autores reportaram aumento do PVF dos animais neste mesmo período, sendo 500,70 (Millen et al., 2009), 526,50 (Pinto e Millen 2019) e 555,77 kg (Silvestre e Millen 2021) respectivamente.

Como Millen et al. (2009), Pinto e Millen (2019) e Silvestre e Millen (2021) não reportaram os dados do peso de carcaça (PCar) dos bovinos terminados em confinamento, submetemos um conjunto de dados [V. Fonseca, comunicação pessoal, 2022, (n = 644 não castrados; 439 Zebu, 205 F1 Nelore × Angus)] a análise de Correlação de Pearson para quantificar a relação entre as variáveis PVF e PCar e entender se também o PCar dos animais confinados aumentou ao longo dos últimos dez anos. Os resultados demonstraram correlação positiva entre PVF e PCar [88,53%, $P < 0,01$, (intervalo de confiança 95%; 86,73 a 90,09%)]. Apesar deste banco de dados não ser composto pelas mesmas informações reportadas pelos nutricionistas nas diferentes pesquisas, a alta correlação encontrada nestas análises entre PVF e PCar sugere que o PCar de bovinos confinados também aumentou ao longo dos últimos dez anos.

Recentemente, Moreira (2018) demonstrou que tourinhos Nelore engordados em confinamento durante 61, 89, 117 e 145 dias apresentaram ganho de peso diário (GPD) de componentes não carcaça (Σ rúmen, intestino, fígado, coração, baço e rins) de 343,9; 204,6; 183,8; 166,9 gramas (g) respectivamente para os diferentes períodos de confinamento, como também, que a soma do peso destes órgãos, conteúdo ruminal e intestinal representou 14,32; 13,81; 13,80 e 13,96% do peso corporal em

jejum (PCJ) dos animais nos respectivos períodos. Esses resultados demonstram que a análise de desempenho de bovinos apenas pela ótica do GPD apresenta limitação quanto ao que é efetivamente convertido em carcaça, independente do período em que os animais permanecem em confinamento. Sendo assim, a inclusão de variáveis de desempenho relacionadas a carcaça nas simulações contribui para o aumento da precisão do resultado econômico, pois, a carcaça é o componente do bovino pelo qual o pecuarista é remunerado. Desta forma, a inclusão da variável carcaça nas predições econômicas em conjunto com o GPD contribui para a diminuição da variação entre o resultado previsto e realizado.

Tatum et al. (2012) avaliaram um banco de dados com 65.570 lotes (novilhos castrados e novilhas) para caracterizar a relação dos parâmetros de desempenho em carcaça com a lucratividade durante a engorda de bovinos confinados. Eficiência alimentar (EA) foi a variável independente que mais influenciou o retorno líquido por animal confinado, seguido por ganho de peso diário em carcaça (GPDc).

Apesar de reconhecida a importância da variável PCar no sistema produtivo de bovinos, ter acesso a esta informação só é possível após o abate dos animais. Também é importante ressaltar que o caminho para acessar estas informações demanda tempo, investimento, necessidade de mão de obra especializada, como também, há riscos inerentes ao processo de coleta, por exemplo, a qualidade da informação pode ser comprometida caso ocorra equívoco na identificação da amostra coletada. Sendo assim, a utilização de equações para predição do PCar se torna uma alternativa interessante, pois todas as objeções citadas anteriormente poderiam ser contornadas.

Modelos matemáticos são ferramentas que têm se tornado indispensáveis para a geração de conhecimento (Tedeschi, 2006), porém, não necessariamente todos os modelos publicados são acurados e precisos (Busanello et al., 2021). Com o objetivo de minimizar as probabilidades de se escolher um modelo inadequado, técnicas estatísticas são utilizadas para auxiliar na avaliação da qualidade do modelo (Hamilton, 1991; Harrison, 1991; Mayer e Butler 1993; Analla, 1998; Tedeschi 2006).

Ainda é escassa a quantidade de pesquisas que desenvolveram equações para predição do PCar de bovinos. Dentre as equações encontradas durante a revisão da literatura, algumas apresentam limitações quanto a praticidade para utilização (Bozkurt et al., 2007; McPhee et al., 2020), enquanto que outras, utilizaram bancos de dados que não representam as características genéticas, sistema produtivo, e critérios

de avaliação da carcaça de bovinos criados e abatidos no Brasil (Tatum et al., 2012; McPhee et al., 2020).

Através da revisão sistemática de 30 estudos, Benedeti et al. (2021) desenvolveram e validaram equações para prever o PCar de bovinos confinados. O banco de dados submetido a revisão meta-analítica era composto por 1112 bovinos e foi classificado por sexo (bovinos inteiros, bovinos castrados e novilhas), grupo genético (zebuínos, cruzados de corte e cruzados de leite), e condição de abate (em frigorífico comercial, realizando a operação de toaleta das carcaças ou em frigorífico experimental, sem realizar a toaleta). Houve efeito significativo ($P < 0,01$) da condição de abate para o intercepto, e efeito significativo para sexo ($P < 0,01$), grupo genético ($P < 0,01$), peso corporal em jejum (PCJ) no coeficiente de regressão (cr) da equação de PCar. Além da validação desta equação realizada neste próprio estudo com banco de dados de origem experimental e comercial (intercepto: $P > 0,59$ e $P > 0,14$; cr: $P > 0,94$ e $P > 0,05$ respectivamente para o banco de dados experimental e comercial), nenhuma outra validação foi realizada.

Devido os diferentes tecidos corporais não apresentarem desenvolvimento linear (Owens et al., 1993; Owens et al., 1995), como também, pelo fato da etapa de toaleta nos frigoríficos comerciais apresentarem impacto direto no PCar de bovinos (Benedeti et al., 2021), Assis et al. (2022) submeteram um banco de dados composto por 682 bovinos terminados em confinamento classificados por sexo (472 machos inteiros, 116 fêmeas e 96 machos castrados) e grupo genético (478 zebuínos, 52 cruzados de corte e 154 cruzados de leite) a uma revisão sistemática para desenvolver equações não lineares para prever o PCar de bovinos. Um banco de dados adicional com 192 observações foi utilizado para quantificar o efeito da perda de peso da carcaça durante a toaleta, e desta forma, modelar este efeito na predição do PCar de bovinos.

Assim como na equação linear descrita por Benedeti et al. (2021) as variáveis independentes sexo e genótipo apresentaram diferença significativa ($P < 0,05$) para predição do PCQ através das equações não lineares, porém, não demonstraram efeito para o intercepto. Em relação ao efeito das variáveis citadas anteriormente sobre a predição do PCar após toaleta, não foi observado efeito significativo ($P > 0,05$), como também, não houve efeito para o intercepto desta equação. Apesar da equação não linear ter sido desenvolvida baseada em premissas técnicas e biológicas em relação

ao desenvolvimento de tecidos na carcaça de bovinos, no conhecimento do nosso grupo de pesquisa, esta equação ainda não foi avaliada e validada.

Baseado no racional desenvolvido até aqui, as hipóteses do nosso estudo são: 1. A equação reportada por Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) são adequadas para prever o PCar de bovinos, 2. A equação não linear é mais adequada para prever o PCar de bovinos quando comparada a equação linear. O objetivo deste estudo é avaliar, validar e comparar as equações propostas por Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) para prever o PCar de bovinos confinados.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 MODELOS MATEMÁTICOS

Modelos matemáticos são ferramentas que possibilitam estimar valores de variáveis desejadas através de valores observados de variáveis independentes (Neter et al., 1983; Kutner et al., 2005; Petrie e Watson 2013). Existem diversos benefícios em se utilizar modelos matemáticos para obtenção de informações tanto no campo da ciência quanto em condições não científicas, pois, para o desenvolvimento de uma equação não se requer investimentos econômicos consideráveis, há diminuição da necessidade de mão de obra envolvida no processo de coleta das informações referente a variável desejada, e quando falamos a respeito de aspectos produtivos de bovinos, há colaboração direta sobre a sustentabilidade do meio ambiente. Porém, para garantir que os resultados estimados sejam fidedignos, os modelos devem ser submetidos a análise e validação (Hamilton, 1991; Harrison, 1991; Mayer e Butler 1993; Analla, 1998; Tedeschi, 2006).

Durante o processo de análise, validação e comparação de modelos matemáticos, são realizados testes estatísticos para quantificar a acurácia e precisão das equações (Akaike, 1974; Schwarz 1978; Hamilton, 1991; Harrison 1991). A acurácia e a precisão classificam a qualidade de um modelo, sendo a acurácia responsável por determinar o quão próximo o valor predito está em relação ao valor observado, enquanto que a precisão demonstra a habilidade do modelo em estimar valores similares de forma contínua (Tedeschi, 2006). Desta forma, submeter as equações a validação e comparação contribui para que os modelos escolhidos sejam adequados, ou seja, diminui-se a possibilidade da escolha de modelos equivocados.

Os possíveis erros de um modelo podem ser classificados de duas formas, erro tipo I e II (Mayer et al., 1994; Tedeschi, 2006). O erro tipo I ocorre quando se rejeita um modelo que realiza predições adequadas, por exemplo, durante a validação de um modelo são utilizados dados incorretos ou que apresentam algum viés. O erro tipo II ocorre quando um modelo é aceito mesmo não realizando predições adequadas, por exemplo, quando durante o desenvolvimento de um modelo são utilizados dados que apresentam viés ou são incorretos. Por isso as equações devem ser submetidas a avaliações antes da sua escolha para utilização, sendo assim, a possibilidade de ocorrência dos erros tipo I e II serão minimizadas.

As equações são compostas por parâmetros, isto é, intercepto e cr , componentes normalmente desconhecidos de um modelo que são estimados pelos valores das amostras populacionais por estimadores através do método dos mínimos quadrados (Kaps e Lamberson, 2004). Segundo Tedeschi (2006), intercepto e cr são considerados bons parâmetros para caracterizar a acurácia de uma equação, quanto mais próximo a 0 o valor do intercepto e a 1 o valor do cr , maior a acurácia de um modelo. Desta forma, um caminho para avaliar e validar equações se faz através da regressão linear (Neter et al. 1996), sendo postulado que $H_0: \beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 1$, e H_a : não H_0 , se a hipótese nula não for rejeitada, será concluído que a equação apresenta acurácia e precisão para predizer a variável dependente estudada.

Outra opção para avaliação e validação de equações também se faz através da análise de regressão linear, porém, é realizado o teste F simultâneo para intercepto e cr (Mayer et al. 1994). Mayer et al. (1994) reportaram que para a realização deste método analítico se faz necessário contemplar as premissas: 1. A variável independente é medida sem erro; 2. Os erros da variável independente apresentam distribuição normal, são independentemente distribuídos, apresentam média zero e variância constante. Segundo estes mesmos autores o teste apresenta alto poder para validar equações, exceto em situações em que os erros apresentam autocorrelação.

Como dito anteriormente, avaliar a precisão de um modelo matemático é essencial para compreender sua acurácia em diferentes cenários, sendo assim, quantificar esta informação se torna imprescindível para assegurar a previsibilidade adequada dos resultados e proporcionar segurança aos usuários das equações. Entre as medidas de análise de precisão de modelos matemáticos, o coeficiente de determinação (r^2) é classificado como um bom parâmetro, e representa a capacidade de o modelo explicar a variação de uma variável dependente (Neter et al., 1983; Petrie e Watson, 2013). Quanto maior o r^2 menor a variação dos resultados da variável dependente, e maior a associação linear entre a variável dependente e independente.

Difícilmente equações apresentam capacidade de estimar valores idênticos aos dados utilizados (observados) para a predição, sendo assim, na grande maioria dos casos haverá diferença entre os valores dos dados observados e preditos de um modelo, o que nomeamos de resíduos. Resíduos ou erros, são resultados da diferença entre valores observados subtraídos aos valores preditos por um modelo, $|X-Y|$, sendo X = valor observado; Y = valor predito. Quantificar e compreender as diferentes origens dos resíduos são de grande utilidade para a adequada classificação

da acurácia e precisão de um modelo matemático (Kaps e Lamberson, 2004; Kutner 2005).

Existem diferentes medidas para quantificar os valores dos resíduos gerados pelas equações. A raiz do erro quadrático médio da predição (RQMEP) agrega a magnitude do erro de cada unidade dos resíduos presentes no modelo em uma única medida (Mitchell e Sheehy, 1997), quanto mais próximo a zero o resultado desta análise mais adequado é o modelo matemático (Loague e Green, 1991), enquanto que o erro absoluto médio (EAM) quantifica a diferença absoluta das médias dos valores observados e preditos de um modelo, quanto mais próximo a zero o valor desta análise, melhor a adequabilidade do modelo. Segundo Mayer e Butler (1993) o EAM e o erro absoluto percentual médio (EAPM) são análise que estão na mesma unidade, porém, o EAPM quantifica a diferença relativa média dos valores observados e preditos de um modelo. Kleijnen (1987) sugere valor máximo de 10% para a análise de EAPM para que o modelo seja considerado adequado. O erro máximo encontrado (Emax) quantifica a diferença máxima encontrada entre os valores observados e preditos, $\text{Max} (|X-Y|)$, quanto mais próximo a zero o resultado da análise do Emax (Loague e Green, 1991), melhor a qualidade do modelo.

Conforme documentado por Bibby e Toutenburg (1977) a decomposição das fontes de variação do erro quadrático médio da predição (QMEP) é uma análise que possibilita quantificar e compreender as origens dos resíduos. O QMEP acessa a acurácia do modelo através da diferença entre seus valores observados e preditos, e é decomposto por duas equações, que avaliam: o viés médio (VM), medida que quantifica o erro em relação a tendência central ou mudança na média; as variâncias desiguais (VD) que quantifica o erro devido a regressão; e a (co) variação incompleta (CVI) que quantifica o erro devido a distúrbios (erros aleatórios), ou seja, a variação não identificada que não pode ser explicada pela regressão na primeira decomposição. Na segunda decomposição são avaliados o VM; o viés do coeficiente de regressão (Vcr) que quantifica a variação em relação ao cr, componente da regressão; e o erro aleatório (EAle) que quantifica o valor da variação não identificada dos componentes avaliados na segunda decomposição.

Outras medidas que avaliam a acurácia de modelos matemáticos são a análise da eficiência da modelagem (EM), o Critério de Informação de Akaike [AIC, (Akaike, 1974)] e Critério Bayesiano [BIC, (Schwarz, 1978)].

A EM quantifica a proporção da variação dos resultados que é explicada pelo conjunto de dados da variável independente (Tedeschi 2006). Segundo Mayer e Butter (1993), EM é a melhor análise para avaliar o desempenho de modelos matemáticos. As análises AIC e BIC comparam a qualidade entre modelos através da probabilidade de o valor apresentar a máxima sensibilidade a pequenas variações dos parâmetros de um modelo ao redor dos valores observados e, desta forma, quanto menor o resultado gerado pelas análises, melhor a qualidade do modelo analisado (Akaike, 1974). O AIC e BIC também penalizam a complexidade de um modelo, favorecendo modelos mais simples, desde que apresentem a mesma acurácia para prever uma determinada variável dependente. Esta consideração durante a avaliação de modelos matemáticos submete-os ao conceito de parcimônia, ou seja, menos é mais (Akaike, 1974). A respeito da análise do critério da simplicidade de um modelo, o BIC apresenta maior rigidez quando comparado ao AIC, como também apresenta diferença significativa para grandes números de observações (Scharwaz, 1978).

2.2 INTERAÇÃO ENTRE MODELOS MATEMÁTICOS E MÉTRICAS DE DESEMPENHO DE BOVINOS CONFINADOS

O GPD é o indicador mais utilizado entre os nutricionistas de confinamento como parâmetro para classificar a qualidade do desempenho de bovinos durante o processo de engorda (Silvestre e Millen, 2021). A escolha deste indicador se torna atrativa devido a facilidade de acessar as variáveis necessárias para a realização dos cálculos de GPD, e também devido estas variáveis serem intrínsecas aos cálculos de exigência de bovinos (Gionbelli et al., 2016). Porém, utilizar o GPD como único indicador de desempenho pode induzir a conclusões com alto potencial de serem equivocadas, afirmação que pode ser justificada pela diferença na composição corporal dos animais de acordo com o *frame size*, sexo, grupo genético e programa nutricional prévio ao confinamento (Fox e Black 1984; Owens et al. 1993, Owens et al. 1995), que por sua vez influencia a energia líquida de manutenção dos animais e o GPD, como também, devido ao GPD ser composto por ganho de carcaça somado a órgãos e ao conteúdo ruminal (Tolley et al., 1988; Moreira, 2018).

Tolley et al. (1988) avaliaram o efeito da troca de dietas durante as estações de inverno e primavera em relação ao crescimento e cinética digestiva de bovinos de corte. Os tratamentos foram compostos por quatro programas nutricionais que foram

submetidos aos animais durante todo o período experimental: 1. Dieta de alta energia durante o inverno e na primavera; 2. Dieta de baixa energia durante o inverno e na primavera; 3. Dieta de alta energia no inverno e baixa energia na primavera; 4. Dieta de baixa energia no inverno e alta energia na primavera. As pesagens foram realizadas a cada duas semanas durante todo o período experimental (4 meses), que foi compreendido em 3 subperíodos: inverno; duas semanas para período de adaptação referente a alteração das dietas; e primavera. Novilhos e novilhas que receberam dietas de baixa energia durante a primavera (compostas predominantemente por forragem), apresentaram diferença significativa ($P < 0,05$) para o GPD atribuído ao preenchimento do trato gastrointestinal (TGI), ou seja, o tipo do GPD de novilhos e novilhas foi influenciado pelo tipo da dieta. Em trabalho realizado por Carstens et al. (1991) novilhos submetidos a um programa nutricional para crescimento contínuo obtiveram maior GPD ($P < 0,05$) quando comparado a novilhos submetidos a um programa nutricional para ganho compensatório.

Gill et al. (1976) avaliaram o desempenho de bovinos de corte terminados em confinamento com diferentes níveis de inclusão de volumoso nas dietas. 96 novilhos castrados com peso vivo inicial de 278 kg foram distribuídos em 12 currais que abrigaram 8 animais/curral durante todo o período experimental. Os tratamentos (dietas) foram aleatoriamente distribuídos aos animais e se diferenciavam de acordo com o nível de inclusão de silagem de milho em sua composição: 14, 30 e 75%. Os animais que receberam as dietas compostas por 14 e 30% de silagem permaneceram 28 dias a menos em confinamento (196 vs. 168) quando comparado aos animais que receberam a dieta composta por 75% de silagem. Os animais presentes nos diferentes tratamentos não diferiram quanto ao peso vivo final (corrigido pelo fator de 96%), porém, apresentaram PCar diferente ($P < 0,01$). Animais que receberam dietas com 14 e 30% de silagem obtiveram PCar superiores (320 e 327 kg respectivamente) aos animais que receberam dieta composta 75% de silagem (310 kg).

Além da influência dos fatores discutidos anteriormente em relação ao GPD de animais terminados em confinamento, devemos destacar também um manejo que muitas vezes precede o início da engorda de animais em confinamento e que influencia a magnitude do GPD, o transporte de animais. Marques et al. (2012), Cooke et al. (2013) e Guarnieri Filho et al. (2014) observaram que bovinos transportados por caminhões durante 24 horas logo antes de serem submetidos a engorda em confinamento apresentaram menor GPD ($P < 0,05$) quando comparados a bovinos não

submetidos ao transporte. No estudo conduzido por Marques et al. (2012) além da avaliação do efeito do transporte em relação ao desempenho de bovinos confinados, também foi avaliado o efeito de 24 horas de restrição hídrica e alimentar de bovinos logo antes do início do período de confinamento. Os resultados deste estudo demonstraram não haver diferença entre o GPD dos animais transportados e os submetidos a restrição hídrica e alimentar, 0,97 e 0,91 kg/d respectivamente, sendo ressaltado também a influência do efeito negativo da privação hídrica e alimentar de bovinos de corte logo antes do início do período de confinamento.

Os dados discutidos anteriormente corroboram com a afirmação sobre a baixa confiabilidade de análises de desempenho e projeções econômicas quando avaliado apenas o GPD como variável resposta, pois, a magnitude desta variável é influenciada por diversos fatores. Sendo assim, a inclusão de indicadores que tenham relação direta ao ganho de carcaça e como consequência na remuneração dos produtores rurais se torna primordial.

O GPDc é uma variável que quantifica o ganho em carcaça, componente do ganho que é incorporado ao bovino, e seu peso ao final do período de confinamento é a referência para remuneração dos pecuaristas. Desta forma, acrescentar o GPDc às simulações produtivas e econômicas seria um meio para melhorar a acurácia e precisão dos resultados destas análises.

Tatum et al. (2012) avaliaram um banco de dados composto por 67.750 lotes de animais terminados em confinamento e observaram que o GPDc e dias em confinamento foram as segundas variáveis mais importantes em relação a lucratividade líquida da atividade de confinamento ($P < 0,0001$), ficando atrás apenas da EA, o que pode ser explicado pela quantidade de kg de carcaça incorporada ao longo do período do confinamento pelos animais, variável a qual é referência para a remuneração dos pecuaristas.

Pereira et al. (2020), avaliaram o desempenho de animais Nelore submetidos a terminação em confinamento que receberam diferentes programas nutricionais 32 dias pré-confinamento: 1. Fornecimento de feno de tifton a 1,4% PC + suplemento mineral (RT), 2. Feno de tifton *ad libitum* + suplemento mineral (AD) e 3. Feno de tifton *ad libitum* + 0,5% PC de suplemento concentrado composto por minerais (SP). No início do confinamento, um indivíduo de cada baia (n=24) foi abatido para quantificação do peso de carcaça dos animais de cada tratamento. Animais submetidos ao tratamento RT apresentaram menor PVF ($P < 0,01$) e menor PCar

($P < 0,01$) quando comparado aos tratamentos AD e SP, enquanto que os animais do tratamento AD apresentaram menor PVF ($P < 0,01$) e menor PCar ($P < 0,01$) comparado aos animais do tratamento SP. Os animais dos tratamentos RT e AD não diferiram quanto ao rendimento de carcaça (RC), enquanto que o RC dos animais de ambos os tratamentos foi inferior aos animais presentes no tratamento SP ($P < 0,01$). Os resultados deste estudo demonstraram que assumir o valor fixo de 50% de RC em relação ao peso vivo dos animais no início do confinamento é equivocado.

Para acessar o real valor do PCar é necessário que animais referência sejam abatidos no início e no fim do período de engorda, conforme é realizado em experimentos que avaliam métricas relacionadas a carcaça de animais de produção, porém, para operações comerciais este método seria extremamente laborioso e oneroso. Sendo assim, uma solução a este inconveniente seria aderir a utilização de equações que estimem o PCar de animais, desta forma, os valores do GPDC calculados através dos dados de PCar estimado pelas equações seriam mais fidedignos aos valores calculados pelo método usualmente utilizado em operações comerciais de confinamento (onde subtrai-se o PCar final [observado] pelo PCar inicial [estimado através da multiplicação do peso vivo inicial por 50%]), e conseqüentemente os resultados das simulações produtivas e econômicas seria mais próximas adequadas.

O empenho em pesquisas nesta última década demonstrou interesse no desenvolvimento de equações para predizer o PCar de bovinos de corte (Bozkurt et al. 2007; Tatum et al., 2012; McPhee et al., 2020; Benedeti et al., 2021; Assis et al., 2022), porém, a maior parte destas equações não são adequadas para predizer PCar de bovinos terminados em condições brasileiras, seja por efeito do grupo genético (Tatum et al., 2012; McPhee et al., 2020) ou complexidade para aplicação das equações (Bozkurt et al., 2007; McPhee et al., 2020).

Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) desenvolveram equações para predizer o PCar de bovinos de corte a partir de um banco de dados experimentais e comerciais, composto por bovinos dos grupos genéticos *Bos indicus* e *Bos indicus* × *Bos taurus*, e em condições experimentais brasileiras. Sendo assim, é inevitável que estas equações apresentem maior potencial para serem utilizadas como ferramentas no dia a dia quando comparadas a equações desenvolvidas nos trabalhos citados anteriormente, porém, para garantir que os resultados gerados por esses modelos sejam adequados, estas equações devem ser submetidas a análises que

quantifiquem sua qualidade e precisão. Desta forma, as hipóteses do nosso estudo são: 1. A equação reportada por Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) são adequadas para prever o PCar de bovinos, 2. A equação não linear é mais adequada para prever o PCar de bovinos quando comparada a linear. O objetivo deste estudo é avaliar, validar e comparar as equações propostas por Benedeti et al., (2021) e Assis et al. (2022) para prever o PCar de bovinos confinados.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Este projeto foi realizado a partir de um banco de dados já existente, não sendo utilizados animais na pesquisa.

Para avaliar e validar as equações desenvolvidas por Benedeti et al. (2021)¹ e Assis et al. (2022)² utilizamos um banco de dados composto por 638 bovinos machos não castrados, sendo 439 animais *Bos indicus* (Nelore), e 199 *Bos indicus* × *Bos taurus* [F1 = ½ Nelore × ½ Angus (**Tabela 1**)], originários de uma fazenda comercial (Fazenda Santo Antônio), localizada em Mirandópolis, SP, Brasil (21°08′01” S, 51°06′06” O, e elevação de 429 metros). Os dados referentes ao PVF foram obtidos através da pesagem dos animais sem jejum pré-embarque e em diferentes dias e horários devido a escala produtiva da fazenda, como também devido aos horários de agendamento para carregamento por parte do frigorífico. O PCJ foi estimado conforme proposto por Gionbelli et al. (2016)³, enquanto que o PCar destes mesmos animais foi acessado em um frigorífico comercial (Marfrig Global Foods SA, Promissão, SP, Brasil).

Todos os dados do presente banco de dados foram coletados para cada indivíduo, e foram classificados por genótipo.

¹Descrição da equação linear desenvolvida para predizer o PCar de bovinos:

$$\text{PCar (kg)} = -11.0 + P + [(0,609+G+B) \times \text{PCJ}], R^2 = 0,98 \text{ (1)}$$

Onde PCar = peso de carcaça (kg), P = efeito de condição de abate (se comercial = -10,98, se experimental = 0), G = efeito de sexo (se novilho castrado = 0, se bovino inteiro = 0,008169 e novilha = -0,00612), B = efeito de grupo racial (se nelore = 0, se cruzado de corte = -0,01595, e se cruzado de leite = -0,03301), e PCJ = peso corporal em jejum (kg).

²Descrição da equação não linear desenvolvida para predizer o PCar de bovinos:

$$\text{PCar (kg)} = (0,4176 \times \text{PCJ}^{\beta 1}) \times 0,9401, R^2=0,96 \text{ (2)}$$

Onde PCar = peso de carcaça (kg), PCJ = peso corporal em jejum, β_0 = parâmetro da equação (0,4176), β_1 = parâmetro da equação (se inteiro cruzado de corte = 1,0561, se inteiro cruzado de leite = 1,0479, se inteiro nelore = 1,0583, se novilha cruzada de corte = 1,0511, se novilha cruzada de leite = 1,0429, se novilha nelore = 1,0533, se castrado cruzado de corte = 1,0527, se castrado cruzado de leite = 1,0445, se castrado nelore = 1,0549), T = Fator de correção para toalete (0,9401).

³Descrição da equação não linear utilizada para prever o PCJ:

$$PCJ \text{ (kg)} = 0,8800 \times (PC^{1,0175}) \text{ (3)}$$

Onde PCJ = peso corporal em jejum, e PC = peso corporal.

Todos os animais que integraram este banco de dados foram submetidos a manejo pré-abate com restrição alimentar de 12 - 18 horas, e com livre acesso à água. Os abates foram realizados de acordo com o regulamento de inspeção industrial e sanitária de produtos de origem animal (Brasil, 2017).

Antes de iniciar as análises para avaliar a qualidade e precisão das equações, submetemos o banco de dados (n=638 bovinos inteiros, 439 Nelore e 199 F1 Nelore × Angus [Tabela 1]) a análise de variância (Breusch e Pagan, 1979) e distribuição normal (Shapiro e Wilk, 1965), pois assumimos como premissa que os resíduos dos dados deveriam apresentar distribuição normal e variância homogênea.

Tabela 1. Descrição dos dados utilizados inicialmente que foram submetidos a análise de heterocedasticidade e distribuição normal.

Item	n	PVF médio, kg ¹	PCJ final médio, kg ²	PCar final médio ³ , kg
Gênero				
Macho Inteiro	638	599,00 ± 60,66	589,60 ± 60,76	336,66 ± 35,50
Genótipo				
Nelore	439	579,59 ± 53,22	570,15 ± 53,27	327,25 ± 32,19
F1 1/2 Nelore × 1/2 Angus	199	641,84 ± 53,69	632,51 ± 53,83	357,42 ± 33,57

¹ O peso vivo final foi acessado imediatamente após a finalização do período de confinamento

² Peso corporal em jejum foi estimado de acordo com Gionbelli et al. (2016); $PCJ = 0,880 \times PC^{1,0175}$

³ Dados de animais abatidos em frigorífico comercial (Marfrig Global Foods SA, Promissão, SP, Brasil)

Após a realização das análises descritas anteriormente, obtivemos um banco de dados composto por resíduos com distribuição normal ($P>0,10$) e variância homogênea ($P>0,59$) para serem utilizados nas avaliações, validações e comparações das equações lineares e não lineares (**Tabela 2**).

Simultaneamente a realização das análises residuais, foram realizadas as análises gráficas Distância de Cook, Ponto de alavancagem, Gráfico Q-Q, Resíduos× Valores ajustados, escala× localização, através do software R, pacote “lm” (2019, Vienna, Austria) para auxiliar na identificação de amostras que influenciavam a não adequação a distribuição normal e homogeneidade da variância dos resíduos. Segundo Tedeschi (2006), o uso de análises influencias e residuais em conjunto proporciona robustez para a identificação de valores extremos que podem afetar as estimativas realizadas pelos modelos matemáticos. Tedeschi (2006) também sugere que se a mesma amostra for identificada em dois ou mais testes residuais/influencias existe uma grande possibilidade da amostra ser um *outlier*.

Posteriormente a adequação do banco de dados, iniciamos as análises das equações 1 e 2.

Tabela 2. Estatística descritiva dos dados utilizados para validação e comparação das equações para predição do PCar¹ de bovinos de corte

Item	n	PCar Observado ¹	PCar Benedeti et al. (2021) ²	PCar Assis et al. (2022) ³	Valor de P Benedeti et al. (2021)	Valor de P Assis et al. (2022)
Gênero						
Macho Inteiro	499	-	-	-	-	-
Genótipo						
Nelore	320	320,14 ± 25,77	322,01 ± 25,31	316,25 ± 24,62	-	-
Teste de Breush-Pagan ⁴		-	-	-	0,72	0,81
Teste de Shapiro-Wilk ⁵		-	-	-	0,10	0,10
F1 ½ Nelore × ½ Angus	179	360,94 ± 34,61	361,36 ± 33,72	359,55 ± 33,40	-	-
Teste de Breush-Pagan ⁴		-	-	-	0,59	0,65
Teste de Shapiro-Wilk ⁵		-	-	-	0,22	0,24
Nelore e F1	499	334,77 ± 35,19	336,12 ± 34,28	331,78 ± 34,93	-	-
Teste de Breush-Pagan ⁴		-	-	-	0,01	< 0,01
Teste de Shapiro-Wilk ⁵		-	-	-	0,01	0,01

¹ Dados de animais abatidos em frigorífico comercial (Marfrig Global Foods SA, Promissão, SP, Brasil)

² PCar (kg) = -11.0 + P + [(0.609+G+B) x PCJ], R² = 0.98, Onde PCar = peso de carcaça (kg), P = efeito de condição de abate (se comercial = -10.98, se experimental = 0), G = efeito de gênero (se novilho castrado = 0, se bovino inteiro = 0,008169 e novilha = -0,00612), B = efeito de grupo racial (se Zebu = 0, se cruzado de corte = -0,01595, e se cruzado de leite = -0,03301), e PCJ = peso corporal em jejum (kg)

³ PCar = peso de carcaça (kg), PCJ = peso corporal em jejum, e β_0 = parâmetro da equação (0,41764), β_1 = parâmetro da equação (se inteiro cruzado de corte inteiro = 1,0561, se inteiro cruzado de leite inteiro = 1,0479, se inteiro nelore = 1,0583, se novilha cruzada de corte = 1,0511, se novilha cruzada de leite = 1,0429, se novilha nelore = 1,0533, se castrado cruzado de corte = 1,0527, se castrado cruzado de leite = 1,0445, se castrado nelore = 1,0549), T = Fator de correção para toaleta (0,9401).

⁴ Teste utilizado para avaliar a variância dos resíduos.

⁵ Teste utilizado para avaliar a distribuição normal dos resíduos.

Para compreendermos a magnitude da média dos dados estimados pelas equações realizamos análises de tendência central e dispersão dos dados através do software Microsoft Excel ([2016], Redmond, WA).

As avaliações e validações das equações foram realizadas através da análise de regressão linear, sendo os valores observados e preditos do PCar submetidos a análise no software R, pacote “lm” (2019, Vienna, Austria) pelo seguinte modelo:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \times X,$$

onde X = valores observados; Y = valores preditos; β_0 = intercepto da equação; e β_1 = cr da equação. A regressão foi avaliada e validada de acordo com a hipótese estatística (Neter et al., 1996):

$$H_0 : \beta_0 = 0 \text{ e } \beta_1 = 1, \text{ e } H_a : \text{não } H_0,$$

se a hipótese nula não for rejeitada, será concluído que a equação apresenta acurácia e precisão para prever o PCar. Também avaliamos e validamos as equações através da análise simultânea do intercepto e cr conforme descrito por Mayer et al. (1994), a qual foi realizada através do software Model Evaluation System (MES; 3.1.13, College Station, EUA).

Segundo Mayer e Butter (1993) a análise da eficiência do modelo (EM) é considerada a melhor de todas as análises para avaliar o desempenho de modelos matemáticos, enquanto que o erro máximo encontrado (Emax) também é utilizado para a avaliação de modelos matemáticos, ambas as análises foram realizadas no software MES.

Para melhor detalhar a análise de verificação da acurácia dos modelos, submetemos os dados a diferentes análises dos resíduos (R, pacote “Metrics”, 2019, Vienna, Austria) através da análise da raiz do erro quadrático médio da predição (RQMEP), erro absoluto médio (EAM), erro absoluto percentual médio (EAPM). E com o objetivo de compreender as origens dos resíduos presentes nos modelos, após a quantificação do quadrado médio do erro da predição (QMEP), os erros foram decompostos conforme descrito por Bibby e Touternburh (1977). Segundo Bibby e Touternburh (1997) os erros do QMEP são decompostos em duas fases, sendo decomposto na primeira fase em viés médio (VM), variâncias desiguais (VD) e (co) variação incompleta (CVI), enquanto que na segunda decomposição são analisados VM, viés do cr (Vcr), viés do erro aleatório (EAle). As análises de decomposição do QMEP também foram realizadas através do software MES.

O critério de informação de Akaike (AIC) e critério de informação Bayesiano (BIC) foram utilizadas para comparar a qualidade das equações avaliadas neste estudo, sendo que os valores obtidos de cada análise entre as duas equações foram

comparados, sendo que o menor valor entre as comparações foi classificado como melhor modelo, pois essas análises seguem o princípio da parcimônia. Ambos os testes foram realizados através do software R, pacote “olsrr”.

Foi estabelecido como diferença significativa valores de $\alpha < 0,05$.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Segundo Harrison (1990), apesar de existir um consenso sobre as premissas para avaliação de modelos matemáticos na literatura, não há o mesmo consenso sobre quais testes devem ser utilizados durante este processo, desta forma, através da realização de diferentes análises construímos o racional para a discussão dos resultados referente a avaliação das equações desenvolvidas por Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022).

Pelo fato de termos utilizado um banco de dados composto por resíduos com distribuição normal e variância homogênea, e por estarmos trabalhando com um modelo determinístico e não probabilísticos, os parâmetros (β_0 e β_1) das equações foram estimados através do método dos mínimos quadrados (Tedeschi, 2006). Sendo assim, os valores estimados para os parâmetros dos modelos agregaram o mínimo possível dos erros dos valores das amostras utilizadas para estima-los (Kaps e Lamberson, 2004).

Nossos resultados demonstraram que independentemente do grupo genético, as análises de regressão linear (Neter et al., 1996) demonstraram que as equações 1 e 2 não apresentaram adequação para predizer o PCar quando submetidas a validação através do banco de dados utilizado neste estudo. Em todas as análises foi observado que os parâmetros $\beta_0 \neq 0$ e $\beta_1 \neq 1$, ou seja, a hipótese nula foi rejeitada. Esta afirmação é sustentada pelos valores de P ($P < 0,01$; **Tabelas 3, 4 e 5**) obtido nas análises de intercepto e cr, sejam analisados de forma isolada ou simultânea (Mayer et al., 1994).

Segundo Harrison (1990) a validação de modelos matemáticos através de regressões lineares, especificamente o teste simultâneo do intercepto e cr podem gerar conclusões equivocadas. Harrison (1990) afirma que em um cenário para validação de modelos estocásticos, onde as variáveis independentes e dependentes apresentam médias e variâncias iguais, e são positivamente correlacionadas, o teste F apresenta alta capacidade cometer os erros tipo 1 e 2, pois o critério de decisão da adequabilidade do modelo será influenciado diretamente pela magnitude do coeficiente de correlação (r) da equação, sendo que é sabido que o r apresenta relação com o cr do modelo, desta forma, influenciando os valores estimados de β_0 e β_1 . Os dados reportados por Analla (1998) corroboram com a afirmação sobre os riscos da validação de modelos matemáticos através de análise via teste F , sendo

demonstrado neste estudo que em situações onde um grande banco de dados é utilizado para a validação de modelos matemáticos, há maior possibilidade de as equações serem validadas. Mayer et al. (1994) também avaliaram a capacidade do teste F validar a adequabilidade de modelos matemáticos. Ao contrário do racional hipotetizado por Harrison (1990), os resultados deste estudo demonstraram que a baixa magnitude do r não resultou em aceitação de H_0 ou modelos inválidos, pois 97% dos modelos foram rejeitados mesmo quando o modelo apresentava baixo r , indicando que o teste F é adequado para rejeitar modelos inválidos. Ainda nesse estudo quando o teste F foi utilizado para avaliação de dados com alto r , apenas 5,8% e 7,2% dos modelos foram rejeitados, respectivamente para dados compostos por baixa e alta variância. Ainda neste estudo foi demonstrado que o maior fator prejudicial da qualidade da análise do teste F está relacionado a autocorrelação dos resíduos, pois 37% dos modelos válidos com r alto e 47% dos modelos válidos com r intermediário foram rejeitados quando os resíduos apresentavam auto correlação.

Recordando que antes de iniciarmos as validações das equações submetemos o banco de dados a análises até que obtivessem resíduos com distribuição normal e variância homogênea, e observando através das figuras 7 a 12 que os resíduos não apresentam auto correlação, fato que é confirmado pela ausência de padrão da distribuição dos resíduos em relação as diferentes magnitudes do PCar, deixa claro que os resultados obtidos através destas análises apresentam pequena possibilidade de apresentarem erros do tipo 1 e 2. Os resultados discutidos anteriormente reforçam a credibilidade da abordagem da regressão linear para avaliar modelos matemáticos sejam através de análises isoladas ou simultânea do intercepto e cr .

Uma das possíveis explicações para a rejeição da hipótese nula durante as validações das equações pode estar relacionada a interação dos aspectos biológicos e matemáticos, sendo que a diferença da magnitude dos valores dos dados de PCar utilizados para o desenvolvimento das equações avaliadas neste estudo e a magnitude dos valores dos dados de PCar utilizados para a validação das equações 1 e 2 foram consideravelmente altas. Levando em consideração que os valores do PCar médio do banco de dados deste estudo são superiores ao PCar médio utilizado no desenvolvimento da equação 1 em 36,22% para animais Nelore (320,14 kg vs. 235,00 kg, respectivamente), 56,93% para animais F1 (360,94 kg vs. 230,00 kg, respectivamente), e no desenvolvimento da equação 2 34,13% para animais Nelore

(320,14 kg vs. 238,67 kg, respectivamente) e 39,80% para animais F1 (360,94 vs. 258,17 kg, respectivamente) é notório a discrepância da magnitude entre os valores do PCar utilizado no desenvolvimento e validação das equações.

Segundo Neter et al. (1983), a predição de resultados baseado em valores que estejam fora do escopo dos dados utilizados no desenvolvimento do modelo pode gerar resultados com baixa confiabilidade, podendo não ser razoável a utilização do cr , pois, os dados presentes nesta faixa desconhecida podem não apresentar comportamento linear, resultando em valores preditos com maior variação quando comparados as predições de valores presentes dentro do escopo do modelo. Para Petrie e Watson (2013) valores além do escopo de dados utilizados no desenvolvimento do modelo não devem ser estimados, pois as predições são válidas apenas para a faixa específica de valores presente no modelo. Kaps e Lamberson (2004) alertam aos usuários de modelos matemáticos para que tenham cuidado ao prever valores além dos valores das variáveis independentes do modelo. Busanello et al. (2021) constataram em seu estudo que uma das possíveis explicações para algumas equações subestimarem ou superestimarem o consumo de matéria seca (CMS) de novilhas leiteiras pode ser devido a magnitude dos valores de uma variável independente não estar dentro do escopo de valores utilizados no desenvolvimento da equação, havendo apenas uma pequena proporção de dados dentro do escopo de valores utilizados no desenvolvimento das equações. Desta forma, estas bibliografias justificam pelo menos parcialmente os resultados das validações dos modelos obtidos neste estudo, como também a interação dos aspectos biológicos e matemáticos e sua influência nas predições.

O PCar de um animal nada mais é do que o PCJ (Gionbelli et al. 2016; NRC 1996) subtraído pelo peso dos componentes não carcaça (Moreira 2018). O PCJ é estimado através de cálculos baseado no peso corporal (PC) vivo dos animais através de equações lineares (NRC 1996) ou não lineares (Gionbelli et al. 2016). Ambos os modelos matemáticos avaliados neste estudo são compostos pela variável independente PCJ, sendo assim, a magnitude do valor do PC de bovinos destinados ao abate influencia diretamente a magnitude dos valores estimados PCJ e por sua vez, a estimativa do PCar. Apesar de não termos acessado os valores médios de PVF dos bovinos utilizados no desenvolvimento das equações 1 e 2, quando comparamos a magnitude da diferença entre o PCJ médio utilizado no desenvolvimento das equações e o PCJ utilizado para a validação destas equações, observamos diferenças

semelhantes as comparações realizadas para o PCar destes dois bancos de dados, tanto para animais Nelore quanto F1. Considerando que os valores de PVF dos animais utilizado para a validação das equações neste estudo estão muito próximos aos pesos de abate de bovinos terminados nos confinamentos comerciais brasileiros (Silvestre e Millen 2021), através dos resultados obtidos nas análises de regressão linear entendemos que estas equações devem ser calibradas para prever o PCar de bovinos terminados em confinamento comerciais.

Segundo Mitchell e Sheehy (1997) as ocorrências das variações das predições de modelos ocorrem devido os modelos serem uma simplificação de um sistema real, sendo que durante a modelagem alguns fatores são omitidos ou são assumidos como constantes. Tolley et al. (1988) observaram que o PC vivo de animais submetidos a programas nutricionais baseado em dietas com alta energia durante as estações de inverno e primavera não foram afetados durante a transição das dietas (2 semanas), porém, o PCJ dos animais foi alterado ($P < 0,06$). Apesar dos animais serem mantidos em dietas com alta densidade energética durante estes dois períodos, devido a diferente disponibilidade de insumos ao longo do ano, as dietas sofreram alterações de ingredientes como também no nível de inclusão dos ingredientes em sua composição. Os resultados deste estudo demonstraram que animais alimentados com dietas diferentes apresentaram diferentes PCJ. Williams et al. (1992) desenvolveram equações para prever o peso corporal vazio (PCVZ) de bovinos de corte em função de dietas e observaram que a fibra em detergente neutro da forragem, o tipo da forragem e a proporção de concentrado na composição da dieta impacta no valor predito do PCVZ. Segundo Owens et al. (1993) o jejum de 24 horas não é suficiente para ocultar totalmente ou tornar constante o peso do preenchimento do TGI. Esse conjunto de dados demonstram que animais submetidos a diferentes programas nutricionais podem apresentar diferentes PCJ, como também o PCVZ. Como o PCJ compõe as equações avaliadas neste estudo e sendo que as dietas utilizadas durante o período de engorda dos animais utilizados para validação destas equações diferem das dietas fornecidas aos animais dos diferentes experimentos que foram utilizados no desenvolvimento das equações, pode ser que essas possíveis diferenças das estimativas do PCJ devido a diferença das dietas estejam influenciando também os resultados das predições do PCar, e desta forma contribuindo para rejeição da H_0 durante as validações.

Apesar do espaço para ajuste das equações 1 e 2 para sua utilização em confinamentos comerciais, os resultados do nosso estudo demonstraram que ambas equações são precisas. Essa afirmação é suportada pelos valores observados do r^2 para ambas as equações, 91,6 e 89,0% para os grupos genéticos Nelore e F1, respectivamente (**Tabela 3 e 4; Figuras 1 a 6**).

Segundo Tedeschi (2006), o r^2 é um bom indicador de precisão, e é estimado pelo arranjo matemático com os próprios valores utilizados no desenvolvimento das equações. Neter et al. (1993) demonstraram que o r^2 é calculado através da diferença entre a soma dos quadrados totais (SQT) e soma dos quadrados do resíduo (SQR) dividido pela SQT, e pode ser interpretado como a proporção da diminuição da variação total dos valores preditos explicada pelo uso da variável independente. Quando levamos em consideração a discussão feita até aqui sobre a influência dos diferentes fatores em relação a acurácia das equações 1 e 2 submetidas a validação com o banco de dados utilizados neste estudo, somado aos resultados obtidos para o r^2 , temos a contribuição de uma métrica matemática sustentando a alta precisão das equações, ou seja, as variáveis independentes presentes nos modelos apresentam alta precisão de responder sobre a variação dos resultados preditos, porém a magnitude dos valores do PCar e as dietas suplementadas aos animais podem estar influenciando a falta de adequabilidade para predizer o PCar de bovinos de corte. Ressaltando que acurácia de um modelo determina o quão próximo o valor predito está do valor observado, enquanto que a precisão demonstra a habilidade do modelo em estimar valores similares e de forma contínua (Tedeschi, 2006).

Resíduos ou erros, são resultados da diferença entre valores observados e preditos por um modelo, $|X-Y|$, onde X = valor observado; Y = valor predito. Quantificar os resíduos e compreender suas diferentes origens contribui para a adequada classificação da acurácia e precisão das equações, e também auxilia o usuário na tomada de decisão referente à escolha do modelo mais assertivo.

Os resultados obtidos neste estudo para RQEM, EAM e EAPM foram 7,70 kg; 6,33 kg e 1,97% para animais Nelore, e 11,47 kg; 8,79 kg e 2,46% para animais F1 quando analisados através da equação linear. Quando estas análises foram realizadas através da equação não linear os valores da RQEM, EAM e EAPM foram 8,40 kg; 6,84 kg e 2,17% para animais Nelore, e 11,52 kg; 8,68 kg e 2,45% para animais F1. McPhee et al. (2020) desenvolveram e avaliaram equações para predizer componentes da carcaça e escore de marmoreio de animais vivos. Os resultados das

análises da RQEM referente ao PCar foi 9,1 kg, magnitude semelhante aos encontrados em nosso estudo.

Segundo Kleijnen (1987), para que um modelo seja classificado como adequado, é necessário que os valores do EAPM sejam iguais ou inferiores a 10%.

Apesar de todos os resultados das análises do EAPM serem inferiores a 10%, corroborando com a adequabilidade matemática de um modelo conforme proposto por Kleijnen (1987), os resultados encontrados para o EAM e RQEM neste estudo são moderadamente altos, pois os valores destas análises são avaliados na mesma unidade de medida que a variável dependente. Além disso, este fato chamou atenção devido a análise da RQEM ponderar o peso dos diferentes desvios de um conjunto de dados em relação aos resultados desta análise. Sendo assim, baseado nos resultados encontrados neste estudo, foi observado maior magnitude de erro para as predições do PCar de bovinos do grupo genético F1 quando comparado aos erros das predições de PCar de animais Nelore, pois, os valores observados da RQEM, EAM e EAPM foram superiores nas análises do grupo F1 quando comparado aos Nelore, independentemente da equação avaliada.

Levando em consideração a maior variação dos dados de PCar (desenvolvimento × validação das equações) dos animais F1 em comparação aos animais Nelore, somado ao fato de que a magnitude do resíduo é ponderada na análise da RQEM, fica evidente a influência da maior variação do banco de dados do grupo genético F1 na diferença da qualidade para predição do PCar entre os grupos genéticos avaliados neste estudo. Porém, pode ser também que a menor acurácia para prever o PCar de bovinos F1 seja influenciado pelo menor número de carcaças submetidas a análise (n=179) quando comparado a quantidade de carcaças avaliadas para o grupo genético Nelore (n=320).

Os resultados referentes ao Emax apresentaram o mesmo comportamento das análises de erros discutidas anteriormente, sendo observado diferença considerável entre os grupos genéticos, havendo maior Emax nas análises referente ao banco de dados de animais F1 independentemente da equação. Quando foi avaliada a diferença do Emax entre as equações, mínima diferença foi encontrada. Os resultados obtidos nesta análise sustentam a maior variação do banco de dados de animais do grupo genético F1 comparado ao banco de dados dos animais Nelore.

Benedeti et al. (2021) validaram suas equações através da utilização de bancos de dados com animais originados de condições experimentais e comerciais.

O PCJ médio dos animais de origem experimental são 6,1% mais pesados e o PCJ dos animais de origem comerciais são 10,56% mais pesados ao PCJ médio dos animais utilizados no desenvolvimento das equações. McPhee et al. (2020) utilizaram informações de PCar de bovinos machos castrados e novilhas Angus para desenvolver equações para predizer o PCar. Quando dois bancos de dados independentes foram utilizados para validar as equações, 1 (Castrados Angus) e 2 (Castrados e Novilhas: Angus, Hereford, Murray, Grey e Brahman), os PCar preditos foram 25,21% e 16,95% superior ao PCar médio utilizados no desenvolvimento da equação. Em ambos os estudos, as equações foram classificadas como válidas para predizer o PCar, como também a variação entre os PCar dos animais utilizados no desenvolvimento das equações e os PCar utilizados nas validações foram consideravelmente inferiores as observadas neste estudo.

Os resultados discutidos até então sugerem que as equações desenvolvidas por Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) são válidas e precisas para predizer o PCar de bovinos, desde que os valores das variáveis independentes sejam próximos a faixa de valores utilizados no desenvolvimento destas equações.

As equações lineares e não lineares avaliadas com os dados dos grupos genéticos Nelore e F1 apresentaram alta capacidade de explicar as variações dos modelos, demonstrada através dos resultados da EM para ambos grupos genéticos, Zebu 0,907; 0,883 e F1 0,884 e 0,880 (equações lineares e não lineares respectivamente) corroborando com os resultados encontrados para o r^2 . Quanto mais próximo a 1 o valor da EM melhor o ajuste do modelo em predizer a variável dependente (Loague e Green, 1991). Os resultados da EM observados neste estudo apresentam magnitude semelhante aos resultados reportados por McPhee et al. (2020), 0,970 e 0,950 respectivamente para os dois bancos de dados, demonstrando alta acurácia das predições. Esses dados reforçam a validade das equações avaliadas neste estudo, porém conforme discutido anteriormente, deve-se ter atenção ao PVF dos animais que serão submetidos as simulações para predizer o PCar.

Os valores das análises do QMEP apresentaram diferença considerável entre os grupos genéticos, quando avaliado a magnitude da diferença entre as equações, diferença considerável foi observada apenas através da análise dos dados de animais Nelore. Baseado nos resultados do QMEP, a equação 1 mostrou ser mais adequada para predizer PCar de bovinos. Quando o QMEP foi decomposto, para ambos os grupos genéticos, as principais fontes de erros foram CVI e EAle, ou seja, erros com

origens não identificadas e que não podem ser explicadas pela regressão. Esses resultados são interessantes pois corroboram com a adequabilidade das equações para prever o PCar de bovinos, pois levando em consideração os resultados da CVI e do EAle em conjunto com o r^2 , EM, RQEM, EAM e EAPM fica evidente que a magnitude dos erros presentes nas equações estão relacionados a fatores que não foram contemplados durante a modelagem, reforçando o discutido anteriormente.

Exceto o resultado das análises da CVI e do EAle para a equação não linear para o banco de dados de animais do grupo genético Nelore, todas as outras análises demonstram CVI e EA superior a 90%. Apesar da magnitude da diferença entre os PCar dos animais Nelore utilizados para o desenvolvimento das equações 1 e 2 serem muito próximos, ainda sim, a equação não linear mostrou-se menos adequada que a equação linear para prever o PCar de bovinos. Como Assis et al. (2022) não observaram efeito significativo sobre os parâmetros de limpeza ($P>0,05$) para condição sexual e genótipo, e a variação do PCar utilizados no desenvolvimento das equações lineares e não lineares são muito semelhantes, pode ser que exista alguma influência e ou interação do tipo da regressão utilizada no desenvolvimento desta equação com este grupo genético em relação as previsões do PCar.

Benedeti et al. (2021) observaram melhor acurácia nas previsões quando o modelo foi validado com banco de dados de animais de origem experimental quando comparado as validações com banco de dados composto por animais de origem comercial. Esse resultado é sustentado pelo menor valor encontrado na análise do quadrado do desvio ($QD = |X-Y|^2$; X=valor predito; Y=valor observado) 8,32 e 34,8 respectivamente para banco de dados experimentais e comerciais. Segundo estes autores, uma das possíveis explicações para este resultado se deve ao fato da diferença de sexo entre os animais dos dois bancos de dados, sendo que o sexo dos animais do banco de dados experimental é composto apenas por machos inteiros, enquanto que o banco de dados comercial é composto por machos inteiros e novilhas, sendo necessário ressaltar que 70,5% dos dados utilizados no desenvolvimento das equações são de machos inteiros. McPhee et al. (2020) utilizaram dois bancos de dados independentes para avaliar a equação desenvolvida para prever o PCar de bovinos e observaram que o erro predominante encontrado após a decomposição do QMEP também foi o erro aleatório, 96,5% e 98,55% respectivamente, indicando que o erro se deve a fatores naturais, não intrínsecos ao modelo desenvolvido. Segundo Busanelo et al. (2021), durante as validações de equações é desejável que o erro

predominante presente nas equações esteja relacionado a fatores aleatórios, ou seja, não gerado pelo modelo. Baseado nos resultados encontrados neste estudo, e em análise conjunta com os resultados discutidos anteriormente, reforçamos que as equações 1 e 2 são adequadas para prever PCar de bovinos de corte, porém deve ser levado em consideração a magnitude do PCJ ou PVF dos animais que serão utilizados nos modelos matemáticos.

Com o intuito de comparar os modelos avaliados neste estudo e também levar em consideração a interação dos grupos genéticos com os modelos, submetemos as equações lineares e não lineares a análise AIC (Akaike, 1974) e BIC (Schwarz, 1978). Apesar dos resultados discutidos até aqui demonstrarem maior acurácia da equação 1 para prever o PCar, quando as análises do AIC e BIC foram realizadas de forma independente entre os grupos genéticos, a equação 2 apresentou resultado da análise AIC e BIC inferior aos resultados da equação 1, sugerindo que equação 2 apresenta maior acurácia e simplicidade para prever PCar de bovinos. Vale a pena ressaltar que foi observada maior diferença nos resultados desta análise para o grupo genético Nelore comparado ao grupo genético F1. Porém, quando levado em consideração as análises AIC e BIC com os dados dos dois grupos genéticos em conjunto, a equação 1 se mostrou mais adequada que a equação 2 para prever o PCar de bovinos. As análises AIC e BIC levam em consideração a qualidade dos modelos e também ponderam sua simplicidade, desta forma, pode ser que a equação não linear quando submetida a análise com maior número de dados e com diferentes grupos genéticos possa ter se tornado mais complexa para prever o PCar de bovinos.

Tabela 3. Resultados das avaliações estatísticas referentes a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em prever o PCar de bovinos Nelore inteiros (n=320)

Item	Benedeti et al. (2021) ¹	Assis et al. (2022) ²	Valor de P
Intercepto	20,905	23,354	<0,001
Coefficiente de regressão	0,940	0,914	<0,001
Intercepto e Coeficiente de regressão	-	-	<0,001
r	0,957	0,957	-
r ²	0,916	0,916	-
RQEM	7,703	8,401	-
EAM	6,336	6,845	-
EAPM, %	1,978	2,171	-
EM	0,907	0,883	-
E _{max}	19,670	22,878	-
QMEP	59,339	70,591	-
Decomposição do EQMP 1			
VM	3,475 (5,858%)	15,174 (21,496%)	>0,05
VD	0,205 (0,346%)	1,308 (1,853%)	-
CVI	55,657 (93,796%)	54,109 (76,651%)	-
Decomposição do EQMP 2			
VM	3,475 (5,858%)	15,174 (21,496%)	>0,05
Viés Cr	2,349 (3,960%)	4,811 (6,816%)	-
EA	53,513 (90,182%)	50,605 (71,688%)	-
AIC	2187,79	2169,81	-
BIC	2198,99	2181,12	-

¹PCar (kg) = -11.0 + P + [(0.609+G+B) x PCJ], R² = 0.98, Onde PCar = peso de carcaça (kg), P = efeito de condição de abate (se comercial = -10.98, se experimental = 0), G = efeito de gênero (se novilho castrado = 0, se bovino inteiro = 0,008169 e novilha = -0,00612), B = efeito de grupo racial (se Zebu = 0, se cruzado de corte = -0,01595, e se cruzado de leite = -0,03301), e PCJ = peso corporal em jejum (kg). ² PCar (kg) = (β₀ * PCJ^{β₁}) * β₀, Onde PCar = peso de carcaça (kg), PCJ = peso corporal em jejum, e β₀ = parâmetro da equação (0,41764), β₁ = parâmetro da equação (se inteiro cruzado de corte inteiro = 1,0561, se inteiro cruzado de leite inteiro = 1,0479, se inteiro nelore = 1,0583, se novilha cruzada de corte = 1,0511, se novilha cruzada de leite = 1,0429, se novilha nelore = 1,0533, se castrado cruzado de corte = 1,0527, se castrado cruzado de leite = 1,0445, se castrado nelore = 1,0549).

Tabela 4. Resultados das avaliações estatísticas referente a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em prever o PCar de bovinos F1 ½ Nelore × ½ Angus inteiros (n=179)

Item	Benedeti et al. (2021) ¹	Assis et al. (2022) ²	Valor de P
Intercepto	29,472	30,751	<0,001
Coeficiente de regressão	0,919	0,910	<0,001
Intercepto e Coeficiente de regressão	-	-	<0,01
r	0,944	0,944	-
r ²	0,890	0,890	-
RQEM	11,475	11,528	-
EAM	8,798	8,683	-
EAPM, %	2,468	2,451	-
EM	0,884	0,880	-
E _{max}	34,140	33,320	-
QMEP	131,683	132,911	-
Decomposição do EQMP 1			
VM	0,173 (0,132%)	1,947 (1,465%)	>0,05
VD	0,808 (0,614%)	1,471 (1,107%)	-
CVI	130,701 (99,254%)	129,493 (97,428%)	-
Decomposição do EQMP 2			
VM	0,173 (0,132%)	1,947 (1,465%)	>0,05
Viés Cr	7,766 (5,898%)	9,506 (7,153%)	-
EA	123,743 (93,971%)	121,458 (91,383%)	-
AIC	1376,44	1373,103	-
BIC	1386	1382,665	-

¹PCar (kg) = -11.0 + P + [(0.609+G+B) × PCJ], R² = 0.98, Onde PCar = peso de carcaça (kg), P = efeito de condição de abate (se comercial = -10.98, se experimental = 0), G = efeito de gênero (se novilho castrado = 0, se bovino inteiro = 0,008169 e novilha = -0,00612), B = efeito de grupo racial (se Zebu = 0, se cruzado de corte = -0,01595, e se cruzado de leite = -0,03301), e PCJ = peso corporal em jejum (kg). ² PCar (kg) = (β₀ × PCJ^{β₁}) × β₀, Onde PCar = peso de carcaça (kg), PCJ = peso corporal em jejum, e β₀ = parâmetro da equação (0,41764), β₁ = parâmetro da equação (se inteiro cruzado de corte inteiro = 1,0561, se inteiro cruzado de leite inteiro = 1,0479, se inteiro nelore = 1,0583, se novilha cruzada de corte = 1,0511, se novilha cruzada de leite = 1,0429, se novilha nelore = 1,0533, se castrado cruzado de corte = 1,0527, se castrado cruzado de leite = 1,0445, se castrado nelore = 1,0549).

Tabela 5. Resultados das avaliações estatísticas referente a qualidade e precisão das equações de Benedeti et al. (2021) e Assis et al. (2022) em prever o PCar de bovinos Nelore & F1 ½ Nelore x ½ Angus inteiros (n=499)

Item	Benedeti et al. (2021) ¹	Assis et al. (2022) ²	Valor de P
Intercepto	21,216	10,805	<0,01
Coefficiente de regressão	0,940	0,958	<0,001
Intercepto e Coeficiente de regressão			<0,001
r	0,965	0,965	-
r ²	0,932	0,932	-
RQEM	9,235	9,640	-
EAM	7,219	7,504	-
EAPM, %	2,153	2,271	-
EM	0,927	0,923	-
E _{max}	34,140	33,320	-
QMEP	85,290	92,946	-
Decomposição do EQMP 1			
VM	1,809 (2,121%)	8,991 (9,674%)	>0,05
VD	0,837 (0,982%)	0,0673 (0,072%)	-
CVI	82,643 (96,897%)	83,887 (90,254%)	-
Decomposição do EQMP 2			
VM	1,809 (2,121%)	8,991 (9,674%)	>0,05
Viés Cr	4,364 (5,117%)	2,106 (2,266%)	-
EA	79,116 (92,761%)	81,849 (88,060%)	-
AIC	3603,19	3620,13	-
BIC	3615,82	3632,77	-

¹PCar (kg) = -11.0 + P + [(0.609+G+B) x PCJ], R² = 0.98, Onde PCar = peso de carcaça (kg), P = efeito de condição de abate (se comercial = -10.98, se experimental = 0), G = efeito de gênero (se novilho castrado = 0, se bovino inteiro = 0,008169 e novilha = -0,00612), B = efeito de grupo racial (se Zebu = 0, se cruzado de corte = -0,01595, e se cruzado de leite = -0,03301), e PCJ = peso corporal em jejum (kg). ² PCar (kg) = (β₀ * PCJ^{β₁}) * β₀, Onde PCar = peso de carcaça (kg), PCJ = peso corporal em jejum, e β₀ = parâmetro da equação (0,41764), β₁ = parâmetro da equação (se inteiro cruzado de corte inteiro = 1,0561, se inteiro cruzado de leite inteiro = 1,0479, se inteiro nelore = 1,0583, se novilha cruzada de corte = 1,0511, se novilha cruzada de leite = 1,0429, se novilha nelore = 1,0533, se castrado cruzado de corte = 1,0527, se castrado cruzado de leite = 1,0445, se castrado nelore = 1,0549).

4.1. Informações a respeito dos dados coletados

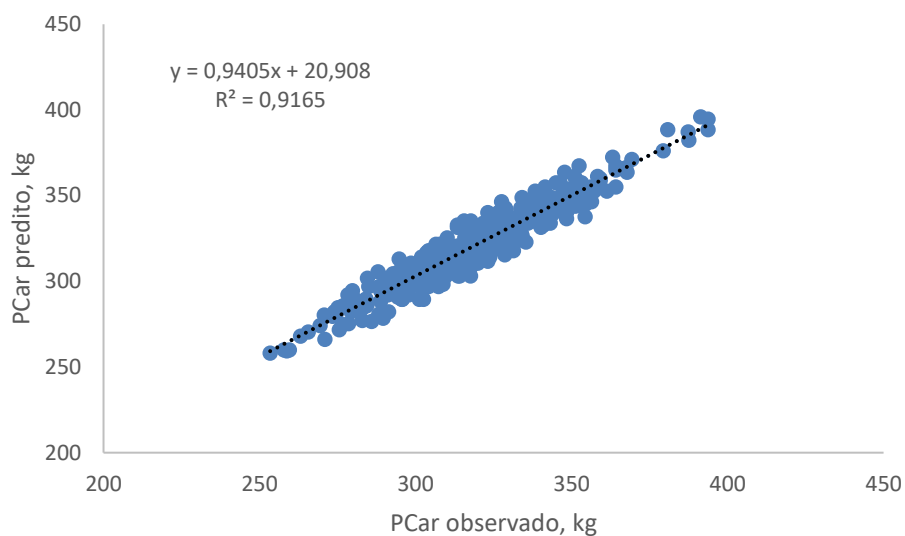


Figura 1 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al. (2021)] referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.

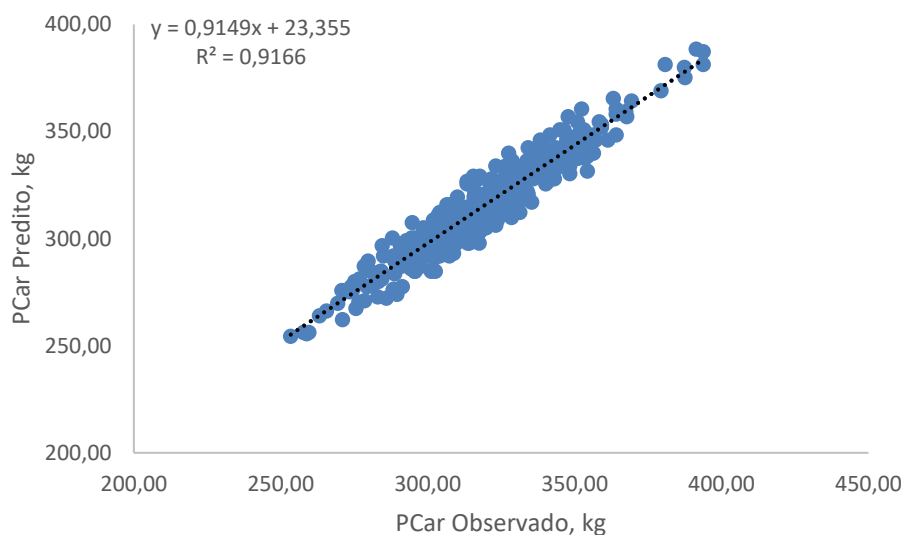


Figura 2 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore.

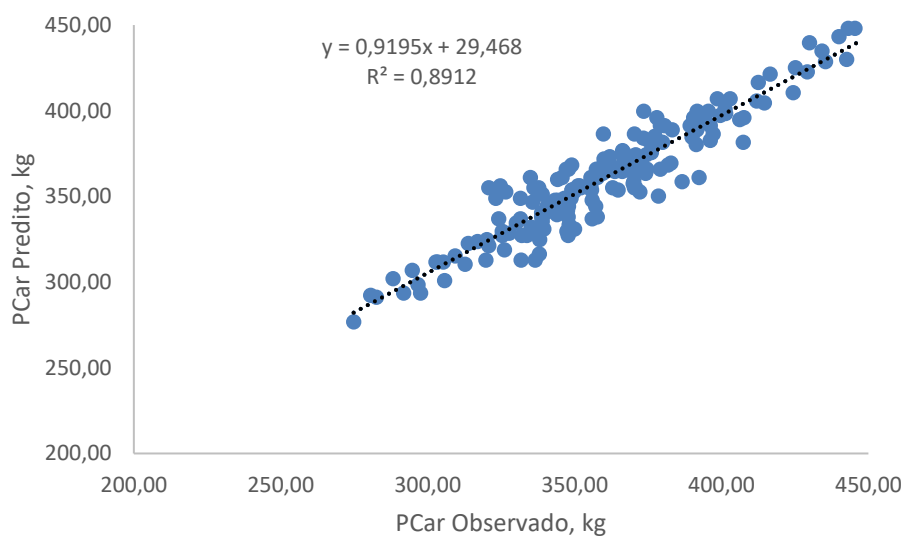


Figura 3 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al., (2021)] referente a 179 bovinos inteiros F1 1/2 Nelore x 1/2 Angus.

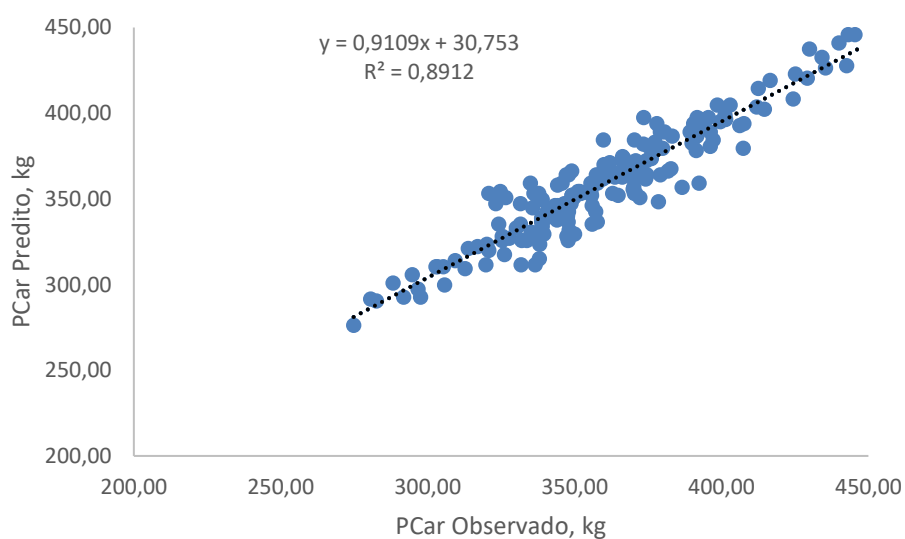


Figura 4 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 179 bovinos inteiros F1 1/2 Nelore x 1/2 Angus.

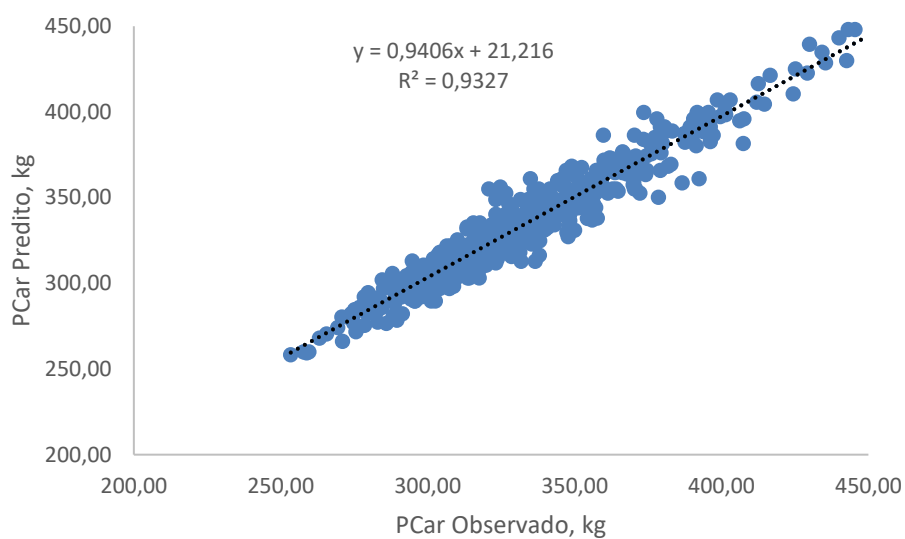


Figura 5 – Relação entre PCar Observado e Predito [Benedeti et al. (2021)] referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.

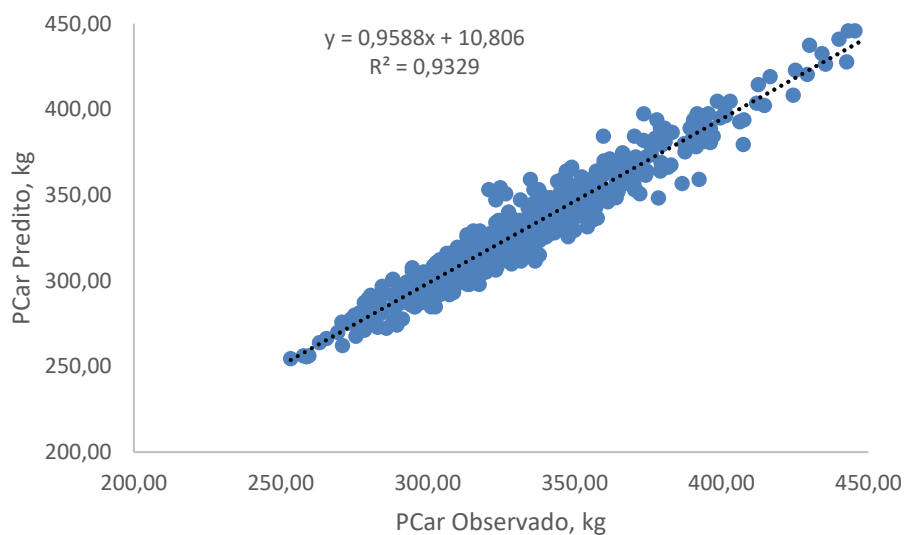


Figura 6 – Relação entre PCar Observado e Predito [Assis et al. (2022)] referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 ½ Nelore x ½ Angus.

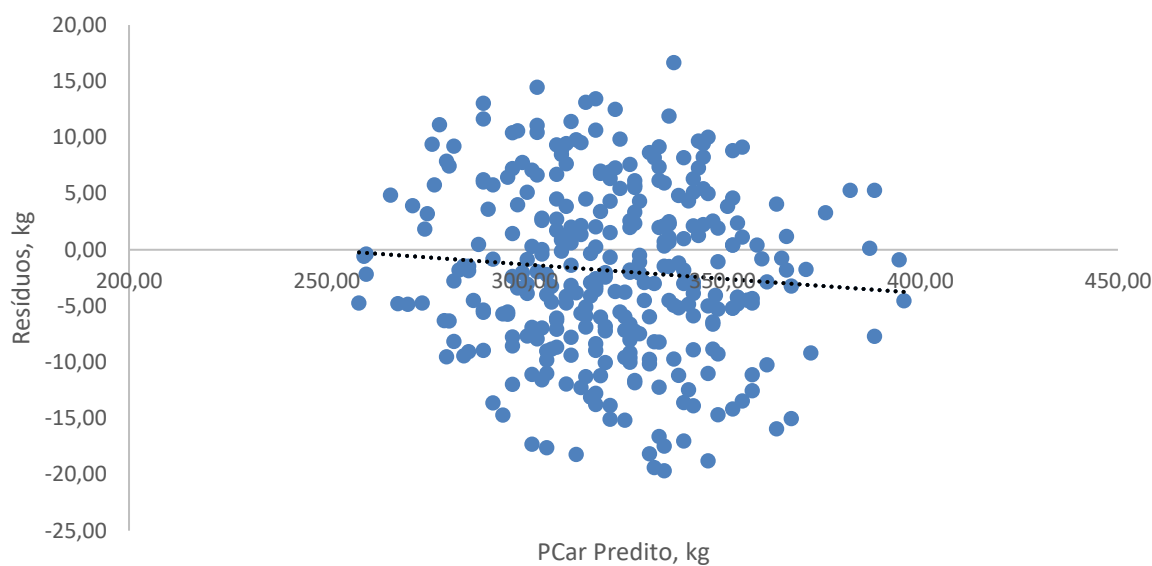


Figura 7 – Relação entre valores preditos de PCar [Benedeti et al. (2021)] e resíduos, dados referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore. Os resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

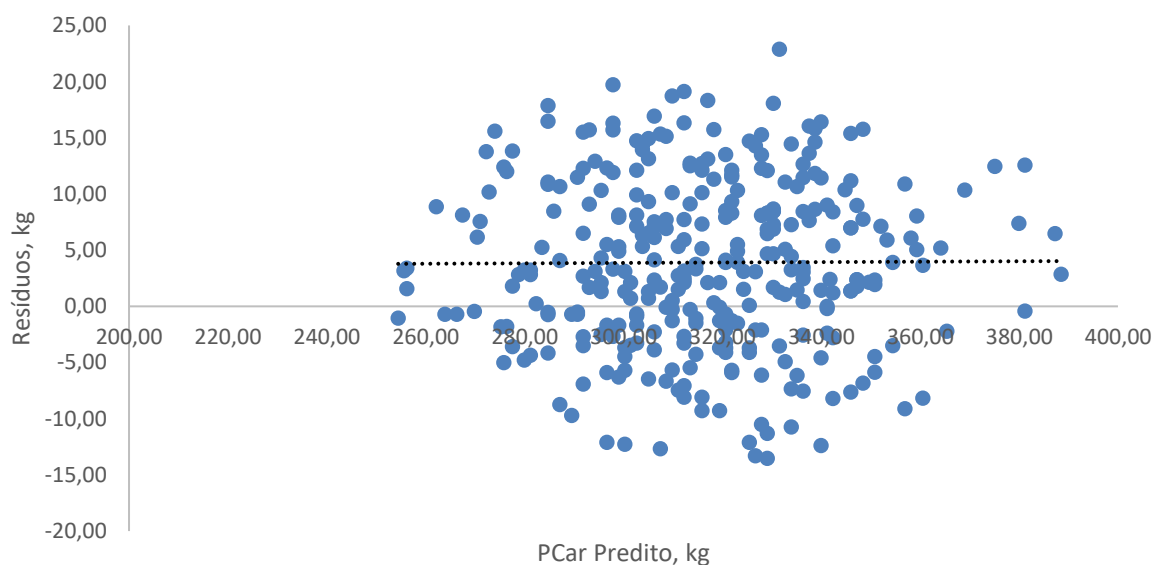


Figura 8 – Relação entre valores preditos de PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 320 bovinos inteiros da Raça Nelore. Os resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

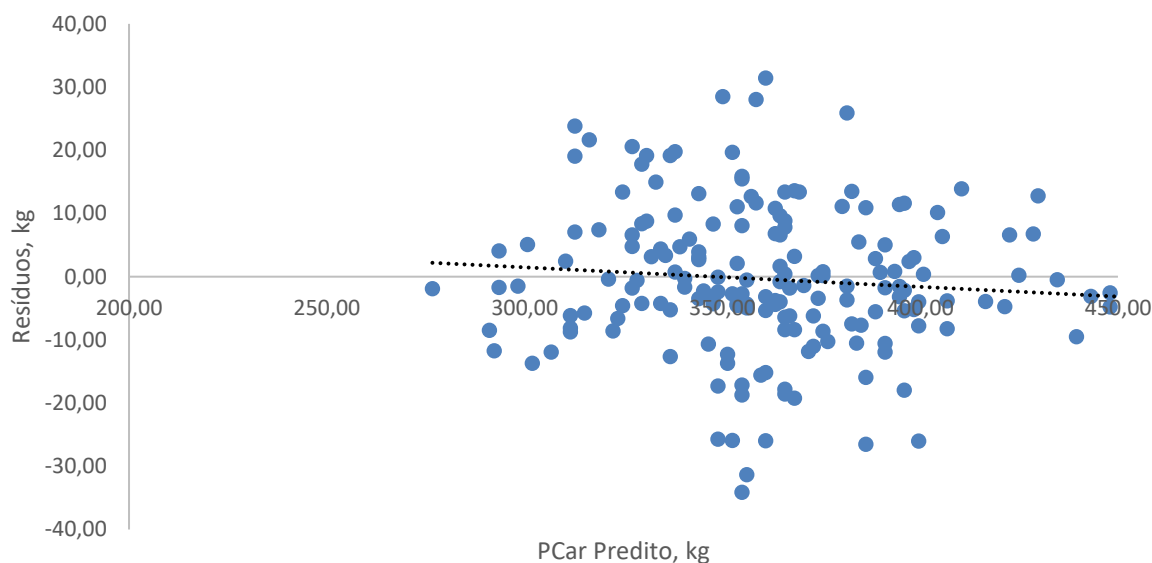


Figura 9 – Relação entre valores preditos de PCar [Benedeti et al. (2021)] e resíduos, dados referente a 179 bovinos inteiros F1 $\frac{1}{2}$ Nelore \times $\frac{1}{2}$ Angus. Os resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

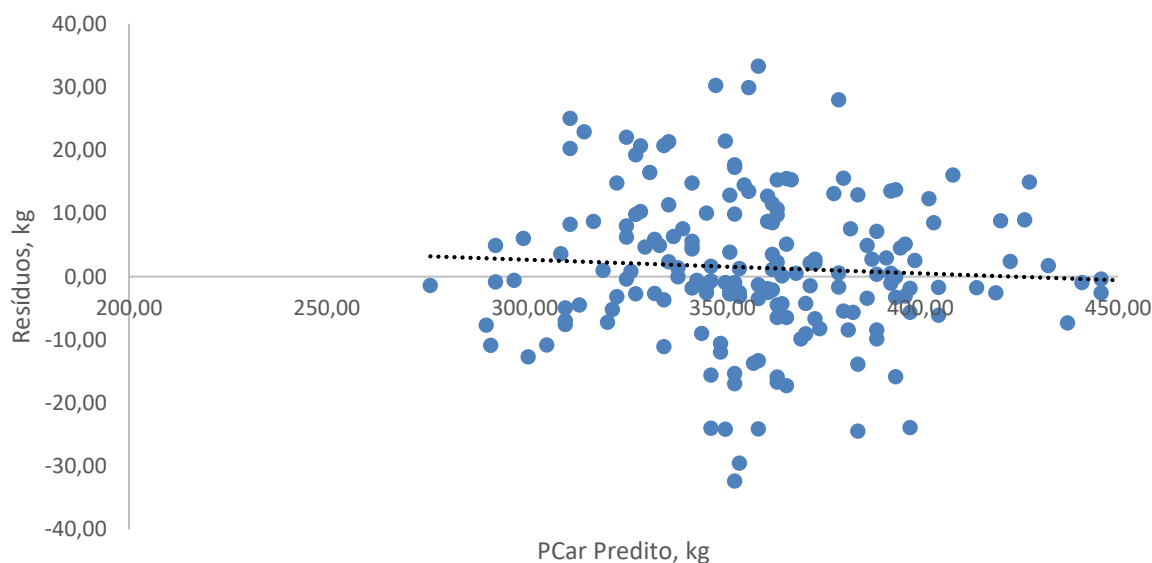


Figura 10 – Relação entre valores preditos para PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 179 bovinos inteiros F1 $\frac{1}{2}$ Nelore \times $\frac{1}{2}$ Angus. Os resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

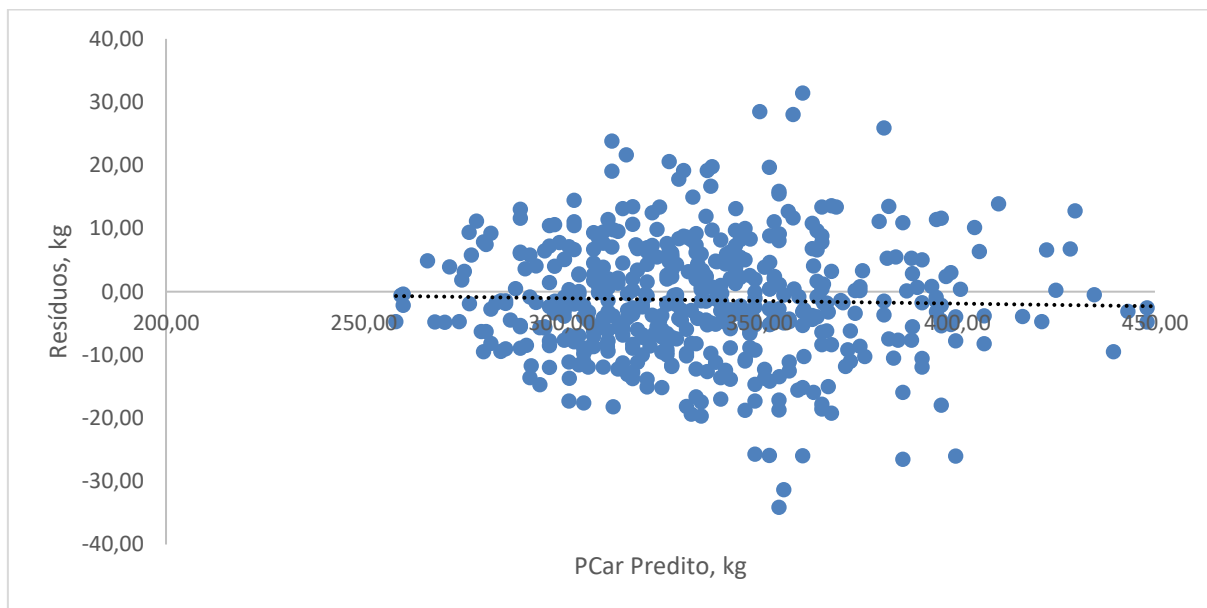


Figura 11 – Relação entre valores preditos para PCar [Benedeti et al., (2021)] e resíduos, dados referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 $\frac{1}{2}$ Nelore \times $\frac{1}{2}$ Angus. Os resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

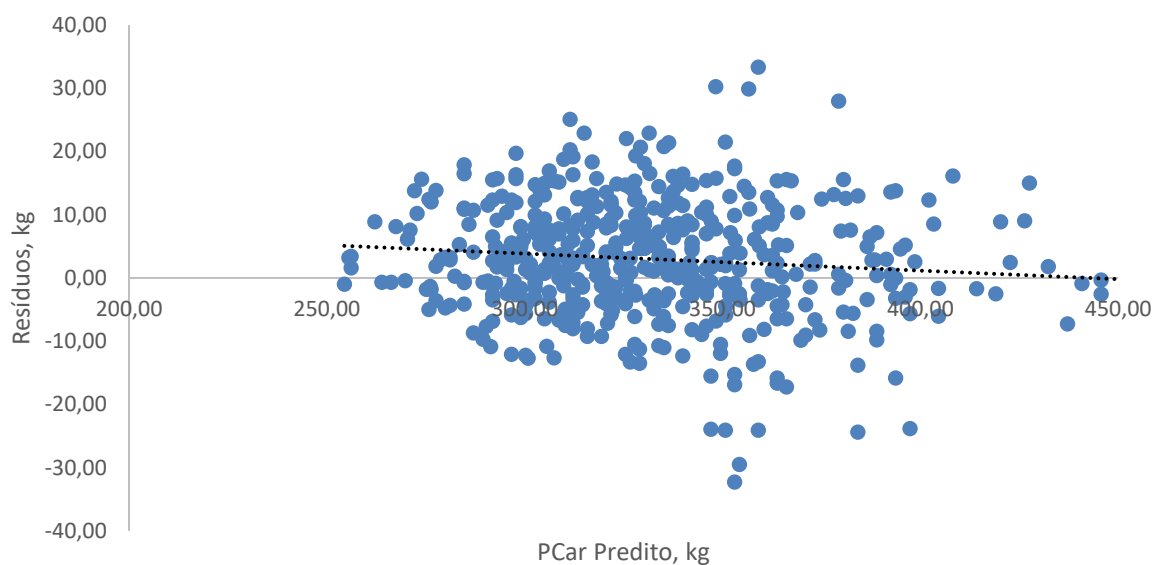


Figura 12 – Relação entre valores preditos para PCar [Assis et al. (2022)] e resíduos, dados referente a 499 bovinos inteiros Nelore e F1 $\frac{1}{2}$ Nelore \times $\frac{1}{2}$ Angus. Resíduos foram calculados subtraindo os valores de cada unidade PCar observado pelos valores de cada unidade de PCar predito.

5. CONCLUSÕES

As equações avaliadas neste estudo apresentam alta precisão para prever o PCar de bovinos de corte terminados em confinamentos comerciais brasileiros. As equações lineares são mais adequadas para prever o PCar quando comparadas as equações não lineares avaliadas.

Entretanto, variações de dieta, consumo e faixa de peso podem influenciar as previsões do PCar, sendo assim, novos estudos devem ser realizados com animais mais pesados, para que desta forma, possa melhorar a acurácia dos modelos avaliados.

REFERÊNCIAS

- ABIEC - **Associação Brasileira das Indústrias Exportadoras de Carne. 2020.** Exportações brasileiras de carne bovina. Available at: <<http://abiec.com.br/publicacoes/beef-report-2020/>>.
- ANUALPEC - **Anuário da Pecuária Brasileira. 2009.** Agra FNP Pesquisas Ltda, São Paulo. 360p.
- Akaike, H. A New look at the Statistical Model Identification. 1974. **IEE Transactions on Automatic Control**, AC-19:716-723.
- Analla, M. 1998. Model Validation through the Linear Regression Fit to Actual Versus Predicted Values. **Agricultural Systems**, Vol. 57, No 1, pp. 115-119.
- Assis, D. E. F; Chizzotti, M. L.; Freitas, G H.; Assis, G. J. F.; Silva, B. C; Valadares Filho, S. C. Efeito da classe sexual e do genótipo sobre a estimativa do rendimento de carcaça de bovinos confinados. In: Valadares Filhos S.C ; et al (Eds.) **Anais do XII Simpósio de Produção de Gado de corte p.413-414.** Suprema gráfica e editora, Viçosa. DOI: <https://www.simcorte.com/anais/xii-simcorte-52>.
- Benedeti, P. D. B., Valadares Filho, Chizzotti, M. L., Marcondes, M. I., Sales Silva, F. A. 2021. Development of equations to predict carcass weight, empty body gain, and retained energy of Zebu beef cattle. **Animal The international journal of animal biosciences**, v.15. <https://doi.org/10.1016/j.animal.2020.100028>.
- Bibby, J., and H. Toutenburg. 1977. Prediction and improved estimation in linear models. **John Wiley and Sons**, London, UK.
- Bozkurt, Y., Aktan, S., Ozkaya, S. 2007. Digital Image Analysis for prediction of carcass weight of different breeds of slaughtering beef cattle using some carcass measurements. **In: 58th Annual meeting of European Association for Animal Production, EAAP.** Dublin. Session 37.13: Free Communication on Cattle Production, Abstract no:1662.

BRASIL. **Atualizações importantes introduzidas pelo novo Regulamento de Inspeção Industrial e Sanitária de Produtos de Origem Animal**: Decreto nº 9.013 de 29 de março de 2017. Brasília, DF, Brasil. <https://doi.org/10.22239/2317-269X.01019>.

Busanello, M. Sousa, D. G., Mendonça, F. A. C., Daley, V. L., Almeida, R., Bittar, C. M. M., Lanna, D. P. D. 2021. Feed Intake of Growing Dairy Heifers Raised under Tropical Conditions: A Model Evaluation Using Meta-Analysis. **Animals An Open Access Journal from MDPI**, v.11. <https://doi.org/10.3390/ani11113181>.

Carstens, G. E., Johnson, D. E., Ellenberger, M. A., Tatum, J. D. 1991. Physical and chemical components of the empty body during compensatory growth in beef steers. **Journal of Animal Science**, 69:3251-3264.

Cooke, R. F., Cappellozza, B. I., Guarnieri Filho, T. A., Bohnert, D. W. 2013. Effects of flunixin meglumine administration on physiological and performance responses of transported feeder cattle. **Journal of Animal Science**, 91:5500-5506.

Fox, D. G., Black, J. R. 1984. A System for predicting body composition and performance of growing cattle. **Journal of Animal Science**, 58:725-739.

Gionbelli, M.P., Valadares Filho, S.C., Detmann, E., 2016. Adjusting cattle body weight to physiological and feeding conditions. In: Filho, S.C.V., Silva, C., Gionbelli, M.P., Rotta, P.P., Marcondes, M.I., Chizzotti, M.L., Prados, L.F. (Eds.), **Nutrient requirements of Zebu and crossbred cattle**. Suprema Grafica Ltda, Viçosa, MG, Brazil, pp. 1–14.

Guarnieri Filho, T. A., Cooke, R. F., Cappellozza, B. I., Reis, M. M., Marques, R. S., Bohnert, D. W. 2014. Effects of meloxicam administration on physiological and performance response of transported feeder cattle. **Journal of Animal Science**, 92:4137-4144.

Hamilton, M.A., 1991. Model validation: an annotated bibliography. **Communications in Statistics: Theory & Methods** 20, 2207–226

- Harrison, S. R. 1990. Regression of a Model on Real-System Output: An Invalid Test of Model Validity. **Agricultural Systems**, 34:183-190.
- Harrison, S. R. 1991. Validation of agricultural expert systems. **Agricultural Systems**, 35:265-285.
- Kaps, M., Lamberson, W. R. 2004. Biostatistics for Animal Science. **CABI Publishing**, Cambridge, MA, USA.
- Kleijnen J. P. C. 1987. Statistical Tools for Simulation Practitioners. **Marcel Dekker**, New York, NY, USA.
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., Li, William. 2005. Applied linear statistical models. 5th edition. **McGraw-Hill Irwin**, New York, NY, USA.
- Loague, K. and R. E. Green. 1991. Statistical and graphical methods for evaluating solute transport models: Overview and application. **Journal of Contaminant Hydrology**. 7:51-73.
- Marques, R. S., Cooke, R. F., Francisco, C. L., Bohnert, D. W. 2012. Effects of twenty-four hour transport or twenty-four hour feed and water deprivation on physiologic and performance responses of feeder cattle. **Journal of Animal Science**, 90:5040-5046.
- Mayer, D. G., Butler, D. G. 1993. Statistical validation. **Ecological Modelling**, 68:21-22.
- Mayer, D. G., Stuart, M. A., Swain, A. J. 1994. Regression of Real-World Data on Model Output: An Appropriate Overall Test of Validity. **Agricultural Systems**,45:93-104.
- McPhee, M. J., Walmsley, B.J., Dougherty, H.C., McKiernan, W.A., Oddy, V.H. 2020. **Animal The international journal of animal biosciences**, 14:396-405. doi:10.1017/S1751731120000324.
- Millen, D. D.; Pacheco, R. D. L.; Arrigoni, M. D. B.; Galyean, M. L. and Vasconcelos, J. T. 2009. A snapshot of management practices and nutritional recommendations used by feedlot

nutritionists in Brazil. **Journal of Animal Science**, 87:3427-3439.

<https://doi.org/10.2527/jas.2009-1880>.

Mitchell, P. L.; Sheehy, J. E. 1997. Comparison of predictions and observations to assess model performance: a method of empirical validation. **Kluwer Academic Publisher**, Alphen aan den Rijn, Holanda.

Moreira, A. D. Efeito do tempo de confinamento sobre o desempenho, ganho em carcaça e rendimento de desossa de bovinos nelore. **Tese (Doutorado em Zootecnia) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – UNESP**, Campus de Jaboticabal.

Neter, J., Wasserman, W., Kutner, M.H, 1983. Applied linear Regression models. **Richard D. Irwin, INC**. Homewood, Illinois, USA.

Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., Wasserman, W., 1996. Applied linear statistical models. 4th edition. **McGraw-Hill Publishing Company**, Boston, MA, USA.

Neter, J., Wasserman, W., Kutner, M. H. 1983. Applied linear regression models. **Richard D. Irwin, INC**, Homewood, IL, USA.

NRC - National Research Council. 1996. **Nutrient requirements of beef cattle. 7th rev. ed.** National Academy Press, Washington, DC.

NRC - National Research Council. 2000. **Nutrient requirements of beef cattle. 7th Revised Edition Update.** National Academy Press, Washington, DC.

Owens, F. N., Dubeski, P., Hanson, C. F. 1993. Factors that alter the growth and development of ruminants. **Journal of Animal Science**, 71:3138-3150.

Owens, F. N., Gill, D. R., Secrist, D. S., Coleman, S. W. 1995. Review of Some Aspects of Growth and Development of Feedlot Cattle. **Journal of Animal Science**, 73:3152-3172.

Pereira, M. C. S., Dellaqua, J. V. T., Sousa, O. A., Santi, P. F., Felizari, L. D., Reis, B. Q., Pinto, A. C. J., Bertoldi, G. P., Silvestre, A. M., Watanabe, D. H. M., Estevam, D. D., Arrigoni, M. D.

B., Millen, D. D. 2020. Feedlot performance, feeding behavior, carcass and rumen morphometrics characteristics of Nelore cattle submitted to strategic diets prior the adaptation period. **Livestock Science**, 234:103985. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.103985>.

Petrie, A., Watson, P. 2013. Statistics for Veterinary and Animal Science. 3th edition. **John Wiley & Sons, Ltd**, Chichester, UK, pp 144-163.

Pinto, A. C. J. and Millen, D. D. 2019. Nutritional recommendations and management practices adopted by feedlot cattle nutritionists: the 2016 Brazilian survey. **Canadian Journal of Animal Science**, 99:392-407. <https://doi.org/10.1139/cjas-2018-0031>.

R Core Team. 2019. A Language and Environment for Statistical Computing. **R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.

Schwarz, G. 1978. Estimating the dimension of a model. **The Annals Statistics**, 6:461-464.

Silvestre, A. M.; Millen, D. D. 2021. The 2019 Brazilian survey on nutritional practices provided by feedlot cattle consulting nutritionists. **Revista Brasileira de Zootecnia**, 50:e20200189 <https://doi.org/10.37496/rbz5020200189>.

Tedeschi, L. O. 2006. Agricultural Systems. 89:225-247. doi:10.1016/j.agsy.2005.11.004.

Tolley, E. A., Tess, M.W., Johnson, T., Pond, K.R. 1988. Effect of Switching Diets on Growth and Digesta Kinetics of Cattle. **Journal of Animal Science**, 66:2551-2567 <http://jas.fass.org/content/66/10/2551>.