



**BRUNO DE SOUZA NUNES**

**VALIDAÇÃO DE EQUAÇÕES DE PREDIÇÃO DA  
ENERGIA DE ALIMENTOS PARA FRANGOS DE CORTE**

**LAVRAS – MG**

**2019**



**BRUNO DE SOUZA NUNES**

**VALIDAÇÃO DE EQUAÇÕES DE PREDIÇÃO DA ENERGIA DE  
ALIMENTOS PARA FRANGOS DE CORTE**

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado à Universidade Federal de  
Lavras, como parte das exigências do curso  
de Zootecnia, para a obtenção do título de  
Bacharel.

Prof. Dr. Paulo Borges Rodrigues  
Orientador

**LAVRAS – MG  
2019**

**BRUNO DE SOUZA NUNES**

**VALIDAÇÃO DE EQUAÇÕES DE PREDIÇÃO DA ENERGIA DE  
ALIMENTOS PARA FRANGOS DE CORTE**

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado à Universidade Federal de  
Lavras, como parte das exigências do curso  
de Zootecnia, para a obtenção do título de  
Bacharel.

Aprovada em 26 de junho de 2019.

Dr. Paulo Borges Rodrigues, UFLA,

Dra. Renata Ribeiro Alvarenga, UFLA,

Dr. Renato Ribeiro de Lima, UFLA,

Ms. David Henrique de Oliveira, UFLA.

Dr. Paulo Borges Rodrigues

Orientador

**Lavras – MG**

**2019**

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente agradeço a Deus pelo dom da vida.

Agradeço a minha mãe Elenice pelo apoio e amor incondicional, por ser meu maior exemplo e por todos os seus esforços e tempo investido na minha educação social e acadêmica tornando possível meu caminho trilhado até aqui. Aos meus irmãos Nathan e Ygor Daniel pelo companheirismo e por me ensinarem a ter um pouco mais de responsabilidade como irmão mais velho.

Ao meu orientador Paulo Borges Rodrigues por me aceitar como bolsista de iniciação científica e por todo o apoio neste trabalho de conclusão de curso.

Aos professores Paulo Borges Rodrigues, Renato Ribeiro de Lima e Renata Ribeiro Alvarenga pela orientação no presente trabalho, por todo o conhecimento transmitido e por estarem sempre disponíveis para ajudar.

Aos alunos de pós-graduação David Henrique de Oliveira e Evelyn Cristina de Oliveira pela paciência e disposição em ajudar, transmitindo conhecimentos teórico e prático na experimentação de aves.

A Universidade Federal de Lavras (UFLA), que por sua excelência propiciou experiência satisfatória e completa como graduando desta instituição, agradeço por toda assistência e estrutura disponibilizada possibilitando, por exemplo, a oportunidade de realização de iniciação científica por meio do programa PIBIC UFLA.

Agradeço ao Departamento de Zootecnia, funcionários, técnicos e cada um dos professores que contribuíram com conhecimento em minha formação profissional, permitindo a realização deste trabalho de conclusão de curso e futuro como Zootecnista.

**MUITO OBRIGADO!**

## RESUMO

Na produção avícola atual ter o conhecimento preciso dos valores nutricionais e energético dos alimentos é essencial para formular dietas econômicas e eficientes. Tradicionalmente os valores energéticos dos alimentos são obtidos através de ensaios metabólicos *in vivo*, considerados métodos diretos de determinação da energia dos alimentos. Como alternativa estão disponíveis os métodos indiretos, a exemplo das equações de predição que permitem estimar os valores de energia metabolizável para aves através das características do alimento a ser utilizado na alimentação dos animais. Assim, o presente trabalho buscou validar algumas equações de predição da energia de alimentos para frangos de corte presentes na literatura. As equações selecionadas predizem os valores de EMAn de alimentos concentrados energéticos, concentrados proteicos e concentrados (energéticos e proteicos), por meio de sua composição química. O processo de validação das equações se deu por comparação dos valores de energia metabolizável corrigida para o balanço de nitrogênio (EMAn), obtidos em ensaios *in vivo*, com os valores obtidos por meio das equações de predição. Foram utilizados alguns trabalhos já publicados, para obtenção da composição química de alimentos energéticos e proteicos, assim como valores de EMAn, obtidos através de ensaios *in vivo* com frangos de corte. Os valores reais e preditos foram comparados por meio de software estatístico, buscando verificar se os valores preditos pelas equações são estatisticamente iguais ou diferentes dos obtidos nos ensaios metabólicos. Foi realizado o cálculo das taxas de erro das predições, e posteriormente as equações foram ranqueadas utilizando-se como critério os parâmetros estatísticos estabelecidos, de modo a verificar qual equação melhor previu os valores de EMAn. A equação  $EMAn = 4331 - 36,86MM - 37,04FB - 38,12FDN$  para alimentos energéticos foi considerada a que melhor estima os valores de alimentos energéticos. Para os alimentos proteicos a equação  $EMAn = 3383,589 + 51,412EE - 139,617MM - 15,474FDA$  foi considerada a ideal. Na categoria de alimentos concentrados, trabalhando com equações gerais que estimam EMAn tanto para alimentos energéticos quanto para alimentos proteicos a equação  $EMAn = 4164,187 + 51,006EE - 197,663MM - 35,689FB - 20,593FDN$  foi considerada a mais adequada para predição da EMAn.

**Palavras-chaves:** EMAn, Valor Energético, Formulação de Ração, Métodos Indiretos.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- FIGURA 1.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos energéticos ( $EMAn = 4215.773 + 51.211EE - 193.436MM - 28.034FDN$ ) descrita por Mariano et al., 2012 utilizando todos os alimentos energéticos do banco de dados. n = 71.....**26**
- FIGURA 2.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos energéticos ( $EMAn = 4331 - 36.86MM - 37.04FB - 38.12FDN$ ) descrita por Alvarenga, 2015 utilizando todos os alimentos energéticos do banco de dados. n = 71.....**26**
- FIGURA 3.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pelas equações descritas por ALVARENGA, 2019 para energéticos (milho) n = 56; (subprodutos do milho) n = 4 e (outros energéticos) n = 11 respectivamente: ( $EMAn = 3658.16 - 2.41PB - 11.25EE + 83.41MM + 16.76FB$ ); ( $EMAn = 4209,57 - 34,56PB + 32,84EE - 25,15MM - 142,57FB$ ); ( $EMAn = 4335,88 - 50,91PB + 35,40EE - 67,35MM - 87,06FB$ ) utilizando os alimentos energéticos de acordo com sua classificação.....**27**
- FIGURA 4.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos proteicos ( $EMAn = 3383.589 + 51.412EE - 139.617MM - 15.474FDA$ ) descrita por Mariano et al., 2012 utilizando todos os alimentos proteicos do banco de dados. n = 19.....**31**
- FIGURA 5.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos proteicos ( $EMAn = 2635 + 14.76PB + 60.1EE - 135.2MM - 16.67FB$ ) descrita por Alvarenga, 2015 utilizando todos os alimentos proteicos do banco de dados. n = 19.....**32**
- FIGURA 6.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para farelo de soja ( $EMAn = 3684.83 - 19.84PB - 71.15EE + 18.14MM - 8.93FB$ ) descrita por ALVARENGA, 2019 utilizando os valores de farelo de soja presentes no banco de dados. n = 11.....**32**
- FIGURA 7.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para subprodutos da soja ( $EMAn = 2951,05 + 0,09PB + 37,96EE + 5,04MM - 17,60FB$ ) descrita por ALVARENGA, 2019 utilizando os valores de todos os alimentos proteicos do banco de dados excluindo o farelo de soja. n = 8.....**33**

- FIGURA 8.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para outros proteicos ( $EMAn = 2327,69 + 24,23PB + 77,72EE - 167,06MM - 22,28FB$ ) descrita por ALVARENGA, 2019 utilizando os valores de todos alimentos proteicos do banco de dados. n = 19.....**33**
- FIGURA 9.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos concentrados ( $EMAn = 4164.187 + 51.006EE - 197.663MM - 35.689FB - 20.593FDN$ ) descrita por Mariano et al., 2012 utilizando todos os alimentos energéticos e proteicos do banco de dados. n = 90.....**36**
- FIGURA 10.** Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos concentrados ( $EMAn = 4051 - 15.9PB + 49.31EE - 72.43MM - 51.26FB - 27.36FDN + 28.8FDA$ ) descrita por Alvarenga, 2015 utilizando todos os alimentos energéticos e proteicos do banco de dados. n = 90.....**37**

## LISTA DE TABELAS

|                   |  |           |
|-------------------|--|-----------|
| <b>TABELA 1.</b>  | Alimentos utilizados no banco de dados para validação das equações.....  | <b>19</b> |
| <b>TABELA 2.</b>  | Equações de predição selecionadas para realização da validação.....  | <b>20</b> |
| <b>TABELA 3.</b>  | Valores de média, coeficiente de variação e mínimo – máximo da composição química dos alimentos energéticos utilizados em base de matéria seca.....                                    | <b>24</b> |
| <b>TABELA 4.</b>  | Valores de média, coeficiente de variação e mínimo – máximo da composição química dos alimentos proteicos utilizados em base de matéria seca.....                                      | <b>25</b> |
| <b>TABELA 5.</b>  | Estimativa dos parâmetros de intercepto e coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos energéticos.....  | <b>26</b> |
| <b>TABELA 6.</b>  | Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados energéticos.....  | <b>27</b> |
| <b>TABELA 7.</b>  | Ranqueamento das equações de predição para alimentos energéticos de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.....  | <b>29</b> |
| <b>TABELA 8.</b>  | Estimativa dos parâmetros de intercepto e coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos proteicos.....    | <b>33</b> |
| <b>TABELA 9.</b>  | Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados proteicos.....  | <b>34</b> |
| <b>TABELA 10.</b> | Ranqueamento das equações de predição de alimentos proteicos de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.....  | <b>35</b> |
| <b>TABELA 11.</b> | Estimativa dos parâmetros de intercepto e coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos concentrados..... | <b>39</b> |
| <b>TABELA 12.</b> | Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados (energéticos e proteicos).....  | <b>40</b> |
| <b>TABELA 13.</b> | Ranqueamento das equações de predição de alimentos concentrados de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.....   | <b>41</b> |



## LISTA DE SIGLAS

Bias – Viés (Erro médio)

EB – Energia bruta

ED – Energia digestível

EM – Energia metabolizável

EE – Extrato etéreo

EL – Energia líquida

EMV – Energia metabolizável verdadeira

EMA - Energia metabolizável aparente

EMAn – Energia metabolizável aparente corrigida para o balanço de nitrogênio

FB – Fibra bruta

FDA – Fibra em detergente ácido

FDN – Fibra em detergente neutro

MAD – Desvio médio absoluto

MAPE – Erro médio percentual absoluto

MM – Matéria mineral

MS – Matéria seca

m.s.e – Erro quadrático médio

PB – Proteína bruta

## SUMÁRIO

|  |    |
|--|----|
| 1 INTRODUÇÃO .....                           | 11 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO .....                  | 12 |
| 2.1 Energia dos alimentos .....              | 12 |
| 2.3 Equações de predição .....               | 16 |
| 3 MATERIAL E MÉTODOS .....                   | 19 |
| 3.1 Dados utilizados .....                   | 19 |
| 3.2 Equações de predição selecionadas .....  | 20 |
| 3.3 Validação das equações de predição ..... | 21 |
| 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....               | 24 |
| 4.1 Alimentos energéticos .....              | 24 |
| 4.2 Alimentos proteicos .....                | 30 |
| 4.3 Alimentos concentrados .....             | 35 |
| CONCLUSÃO .....                              | 39 |
| REFERÊNCIAS .....                            | 39 |

## 1INTRODUÇÃO

Na produção avícola atual busca-se atender as exigências nutricionais dos animais, de modo que se evite ao máximo o desperdício de recursos e a produção de resíduos.

Na produção animal os gastos com a nutrição representam valores próximos a 70% do custo de produção, assim o produtor necessita que a ração utilizada seja altamente eficiente com perdas mínimas no processo digestivo. Portanto, é essencial conhecer os valores nutricionais dos alimentos utilizados na formulação das dietas destes animais e o quanto da energia vai ser disponibilizada para o animal utilizar na manutenção e produção de tecidos (carne) no caso dos frangos de corte.

É importante desenvolver tecnologias que favoreçam a redução de custos aos produtores para que o produto chegue mais acessível à mesa do consumidor, uma vez que a proteína da carne de frango é uma das mais baratas, garantindo fornecimento de um alimento com alto valor nutritivo.

A primeira medida para a redução de custos com alimentação é conhecer as propriedades dos alimentos para que os mesmos sejam utilizados em quantidades adequadas, evitando deficiência ou desperdício de nutrientes. Assim a metodologia usual para se obter os valores nutricionais e de energia dos alimentos nas rações são os ensaios metabólicos com animais (*in vivo*), nas quais se utiliza da coleta total de excretas. Porém, estes necessitam de tempo para realização e maiores recursos financeiros, o que torna economicamente inviável sua realização nos atuais sistemas de produção.

Com os valores obtidos nos ensaios metabólicos e com as análises dos alimentos são organizadas tabelas de composição de alimentos e exigências nutricionais dos animais, com as quais é possível obter os valores de energia dos alimentos, porém os valores descritos nas tabelas são resultantes de médias, de modo que ao preconizar por uma nutrição mais precisa, utilizando os valores exatos da composição dos alimentos disponíveis, as tabelas podem não ser a melhor opção disponível, já que a variação da composição química de um mesmo tipo de alimento tende a variar, em função de aspectos como variedade do cultivar, adubação, clima entre outros. Desta forma, como alternativa mais rentável e prática para conseguir estes valores tem-se as equações de predição.

As equações de predição permitem aumentar a precisão na formulação de ração, utilizando de informações físicas e químicas de fácil mensuração nos alimentos para gerar dados de difícil determinação, como a EMAn (energia metabolizável aparente corrigida para o balanço do nitrogênio). Atualmente várias equações estão disponíveis em trabalhos já publicados. Entretanto, grande parte destas ainda não foi validada, de modo que a confiabilidade dos valores gerados por elas ainda não pode ser comprovado.

Assim, objetivou-se com o presente trabalho buscou validar equações de predição presentes na literatura para cálculo de EMAn de alimentos concentrados energéticos, concentrados proteicos e concentrados.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

### **2.1 Energia dos alimentos**

O conceito clássico de energia está relacionado com a capacidade de realizar trabalho. A energia não é considerada um nutriente, porém é proveniente da oxidação dos nutrientes no metabolismo (NRC, 1994). Ao ingerir determinado alimento o trato digestivo do animal irá digeri-lo de modo que parte da energia contida em seus nutrientes seja liberada e disponibilizada para utilização pelo organismo.

A energia disponível após a oxidação dos nutrientes busca primeiramente atender a manutenção das funções vitais e regulação da homeotermia corpórea, e em segundo lugar é utilizada para o trabalho. A capacidade máxima de realizar trabalho está relacionada à maior eficiência em ganho de peso, produção (carne, ovos, etc.) e aproveitamento da dieta oferecida. Assim, conhecer o conteúdo energético das rações é de grande importância para calcular o consumo dos nutrientes exigidos pelo animal, uma vez que a energia é uma das necessidades primárias do animal e é utilizada como referência na inclusão dos demais nutrientes da dieta.

O frango de corte moderno após passar por intenso processo de melhoramento genético apresenta grande capacidade de ingestão de alimentos (hiperfagia) de modo que estes animais de certa forma não conseguem controlar a ingestão de ração pelo teor energético da mesma. Assim, a atenção do zootecnista deve ser redobrada para que o conteúdo energético da ração seja proporcional aos nutrientes presentes na mesma já que ao se conhecer o valor energético e consumo diário da ração pelas aves possam ser

disponibilizadas as densidades nutricionais adequadas para as diferentes categorias e fases produtivas do animal (BERTECHINI, 2012).

Há diferentes formas de expressar o conteúdo energético dos alimentos, sendo que a energia total é denominada energia bruta (EB), podendo ser quantificada através de bomba calorimétrica que mede a oxidação total da matéria orgânica ao queimar a amostra do alimento e mensurar a energia liberada na forma de calor. Em termos de produção animal a EB por si só não é representativa, uma vez que a mesma não é a energia que vai estar disponível para os processos metabólicos do animal e sim a energia total do alimento analisado. Ao subtrair o valor de EB contida no alimento pelo valor de energia bruta contida nas fezes tem-se a energia digestível (ED), que representa a fração da energia retida no metabolismo do animal, porém para aves a barreira de se utilizar esta medida se encontra na anatomia do animal onde fezes e urinas são excretadas de forma conjunta.

Considerando as particularidades anatômicas do animal a medida de energia mais utilizada para aves é a energia metabolizável (EM), que corresponde à diferença da EB presente no alimento e a soma da EB das fezes mais a EB da urina, esta medida representa a energia que estará disponível para utilização pelo metabolismo do animal. A energia metabolizável (EM) pode ter diferentes classificações dependendo da maneira como foi determinada. Ao calcular a mesma é necessário ter em mente que no processo digestivo das aves ocorrem perdas endógenas tanto urinárias quanto fecais, desta forma a energia metabolizável determinada nos ensaios metabólicos com coleta total de excretas é aparente (EMA), já que a determinação das perdas endógenas é de difícil estimativa, porém ao estimar estas perdas temos a EMV. Por fim temos a energia líquida (EL), que é obtida ao subtrair o incremento calórico (IC) da EM, uma vez que o IC representa toda energia perdida durante o processo de digestão, absorção e metabolismo dos nutrientes. A energia obtida depois das perdas com o IC é a energia que será efetivamente utilizada como energia líquida para manutenção e energia líquida para produção.

Na formulação de ração para aves a medida de energia mais usual é a EMAn, medida que leva em consideração que a determinação da EMA possui uma particularidade relacionada com a excreção de nitrogênio. Em aves jovens a proteína retida no corpo do animal e não catabolizada não contribui no valor da energia das fezes e urina, porém em animais adultos estes compostos nitrogenados são catabolizados e excretados pelo animal na forma de ácido úrico, assim se faz necessária à correção da

EMA para o balanço de nitrogênio igual a zero (SIBBALD, 1982). A presença do ácido úrico na excreta da ave pode tanto superestimar quanto subestimar os valores de EMA, de modo que aves que possuam o mesmo grau de digestibilidade para determinado alimento podem apresentar valores de EMA diferentes caso não ocorra à devida correção dos valores de nitrogênio excretado (SAKOMURA e ROSTAGNO, 2007).

Segundo Hill e Anderson (1958), o valor de EMA pode ser corrigido com a utilização do fator de correção para o teor de nitrogênio retido ou excretado que é de 8,22 kcal/g de nitrogênio, quantidade de energia obtida pela combustão de 1g de nitrogênio urinário na forma de ácido úrico. Com a correção do nitrogênio é obtido o valor de EMA corrigida para o balanço de nitrogênio (EMAn). A EMAn é o modo mais usual para se expressar o valor energético dos alimentos para aves, uma vez que a excreção de nitrogênio das aves esta em sua maior porção na forma de ácido úrico, assim a correção para o balanço de nitrogênio se faz necessária, pois a excreção nitrogenada na forma de ácido úrico tem um alto custo energético, diferente por exemplo dos suínos onde se tem fácil separação do conteúdo de fezes e urina, e sua excreção de nitrogenada está na forma de ureia em sua maior parte, processo que tem menor custo energético para o metabolismo.

A determinação da energia dos alimentos pode ser realizada de maneira direta ou de maneira indireta. Entre os métodos diretos de determinação da energia dos alimentos pode ser utilizado o dealimentação precisa (SIBBALD, 1976). Neste método geralmente galos adultos são forçados a ingerir determinada quantia de alimento, após um período de jejum para esvaziamento do trato digestivo. A determinação da energia é realizada através da análise da excreta das aves, quantificando energia ingerida menos a excretada, obtendo a EMV (energia metabolizável verdadeira). Este método possui como vantagem o fato de ser de rápida realização e necessitar de quantidades pequenas de ração a ser testada, porém as desvantagens da metodologia são o período de jejum, que pode ocasionar um estado fisiológico atípico do animal. Outro ponto negativo da metodologia se encontra nas pequenas quantidades de ração utilizadas podem tornar mais expressivos os valores de energia urinária endógena e de energia fecal metabólica (BORGES et al., 1998). Entre os métodos diretos de determinação da energia dos alimentos e rações para aves o mais utilizado é a coleta total de excretas (SIBBALD e SLINGER, 1963). No método em questão são utilizadas 1 ração referência e 1 ração teste, de modo que o consumo total do animal e a produção de excretas do período

experimental são quantificados, de modo que serão determinados os valores de energia metabolizável do alimento teste.

De modo geral os métodos de determinação direta da energia se destacam por possuírem alta precisão dos valores gerados, sendo a principal referência dos valores de energia conhecidos atualmente, de modo que os métodos indiretos de determinação utilizados atualmente dependem dos valores gerados *in vivo*, como base para estabelecimento de metodologias e para comprovação da eficiência das mesmas. Porém, as metodologias de determinação direta possuem como pontos negativos o tempo de execução dos ensaios *in vivo*, e posterior análises laboratoriais, que também necessitam de tempo hábil para serem realizadas. De modo geral, a metodologia implica em custos com mão de obra, animais, rações, instalações, análises, entre outros.

A energia dos alimentos também pode ser determinada de maneira indireta, dentro desta categoria o mais usual são as tabelas de composição de alimentos e exigências nutricionais dos animais, a exemplo das tabelas brasileiras para aves e suínos (ROSTAGNO et al., 2017), tabela europeia de valores energéticos de alimentos para aves (JANSSEN, 1989), nutrient requirements of poultry (NRC, 1994), entre outros. Os valores apresentados nas tabelas são resultantes de médias obtidas nos ensaios *in vivo* e das análises dos alimentos utilizados no ensaio. As tabelas de composição dos alimentos são consideradas ferramentas práticas e acessíveis, que permitem formular para diversas categorias de aves e obter valores de uma ampla variedade de alimentos frequentemente utilizados na nutrição de aves.

Outra metodologia que pode ser aplicada na nutrição de aves é o uso de equações de predição, que consiste em utilizar de dados referentes aos alimentos como variáveis na determinação dos valores de energia metabolizável.

Os métodos indiretos se apresentam como modo mais econômico de se determinar a energia dos alimentos para aves, além de possuírem elevada praticidade na sua utilização como também rapidez na obtenção dos valores energéticos. Para os zootecnistas que necessitam dos valores energéticos dos alimentos para formular rações precisas, as metodologias de determinação da energia indireta são essenciais ao se trabalhar com alta variabilidade de ingredientes, sendo a formulação da ração afetada pelo preço dos insumos ou até mesmo pela própria variação de composição que um alimento da mesma categoria possui.

Dentre as metodologias indiretas um fator que pode pesar contra a utilização das tabelas é a apresentação de valores resultantes de médias, obtidos através de

experimentações nas mais diversas condições e com alimentos que apresentam composições químicas diferentes, assim nem sempre atendem com precisão as necessidades do zootecnista, pois ao se buscar uma nutrição de precisão onde se conhece a composição exata do alimento, as tabelas podem não ser tão efetivas, pois fatores como fertilidade do solo, condições do plantio, adubação, clima, variedade genética do cultivar, armazenamento e processamento do alimento afetam diretamente sua composição química e energética (ALVARENGA et al., 2015).

As variações presentes nas tabelas resultantes da metodologia empregada em sua obtenção podem ser corrigidas pelas equações de predição, uma vez que as mesmas trabalham com a composição específica dos alimentos que se deseja utilizar na formulação. Entretanto, apesar de existirem diversas equações de predição dos valores energéticos de alimentos para aves descritas na literatura, o processo de validação dessas equações, que vem a atestar a confiabilidade dos valores preditos por elas, ainda é escasso, de modo que mais trabalhos com esse objetivo são necessários para que a ampla utilização dessas equações de predição possa ser empregada.

### **2.3 Equações de predição**

Equações de predição são ferramentas importantes em diversas áreas, sendo utilizadas na nutrição esportiva para estimar a taxa metabólica basal de seres humanos, na área química para estimar parâmetros do diesel brasileiro, entre outros. Na Zootecnia também possui ampla utilização. Pires et al. (2011), utilizaram equações para prever o rendimento e peso do filé da tilápia do Nilo. As tabelas brasileiras de exigências nutricionais de zebuínos puros e cruzados (BR-CORTE, 2016), trazem equações para estimar o consumo de matéria seca pelos animais e até mesmo prever o desempenho. Já na área de melhoramento animal as DEP (diferença esperada na progênie) buscam prever a habilidade de determinado reprodutor transmitir sua genética para a prole (LÔBO et al., 2003).

As equações de predição permitem trabalhar com diversas informações dos alimentos para se estimar outras medidas, como por exemplo, usar os dados da composição química do alimento como variáveis para prever o valor de EMAn do alimento para determinada categoria animal. Porém, não só a composição química é utilizada na determinação de EMAn, como também medidas físicas como a densidade do alimento e o diâmetro geométrico médio (DGM), porém a obtenção dessas medidas



por não serem obtidas facilmente podem inviabilizar o uso da equação, de modo que dados como os obtidos através da análise proximal dos alimentos são mais aplicáveis, visto que são obtidos em análises de rotina em laboratórios (RODRIGUES et al., 2002), assim se justifica a maior disponibilidade de equações de predição da EMAn que se utilizam da composição química do alimento para estimar os valores de energia.

Segundo Queirozet al. (2010), a equação de predição é uma regressão que permite estimar o valor de uma variável em função de outras variáveis. Neste caso as equações de predição buscam estimar a EMAn, que tradicionalmente para sua obtenção exige bioensaios com animais e disponibilidade de um calorímetro para realização das análises do experimento. Apesar de esse método ter alta confiabilidade dos valores gerados, apresenta como desvantagens a dificuldade em encontrar um calorímetro disponível para utilização, mesmo em instituições de pesquisas e indústrias, e o fato do bioensaio a ser realizado demandar tempo, mão de obra e gastos financeiros que não são práticos para empresas e profissionais. Desta forma, as equações de predição permitem estimar a EMAn através da composição química dos alimentos, utilizando dados como fibra bruta (FB), proteína bruta(PB), extrato etéreo(EE), fibra em detergente neutro(FDN), fibra em detergente ácido(FDA), entre outros, que são obtidos através de análises químicas simples, com a utilização de equipamentos mais comuns e de maior acessibilidade, o que facilita a formulação da ração para animais (ALBINO et al., 1992).

Diversos métodos de obtenção de equações de predição vêm sendo utilizados como, por exemplo, o método de eliminação indireta ou backward, se utilizando da regressão múltipla para estimar equações dos valores de EMAn com o objetivo dessas equações geradas predizerem a energia como função da composição química dos alimentos, método já utilizado para alimentos proteicos (RODRIGUES et al., 2002; OST et al., 2005; VIEITES et al., 2000) e também para alimentos energéticos (RODRIGUES et al., 2001, 2002; BORGES et al., 2003; NUNES et al., 2001; NAGATA et al., 2004), sendo que as equações obtidas foram validadas em trabalhos posteriores obtendo resultados satisfatórios.

Outro método de obtenção de equações de predição é a Meta análise, que busca utilizar resultados de estudos similares como a determinação de EMAn pelo método de coleta total de excreta, porém conduzidos em condições diferentes, com diferentes precisões, o que permite se obter conclusões mais abrangentes, de modo que se obtenha uma medida resumida de diversos estudos distintos (MARIANO et al., 2012). Alguns autores utilizaram desta metodologia para estimar os valores de EMAn como

Nascimento et al.(2009), que obteve equações para estimar os valores de EMAn de alimentos concentrados de origem vegetal ao utilizar o princípio da meta-análise. Nascimento et al.(2011), obtiveram equações da EMAn em função da composição química do farelo de soja, subprodutos da soja, e outros alimentos proteicos comumente utilizados na alimentação de frangos de corte. Nascimento et al.(2011), buscaram estimar equações de predição para estimar os valores de energia metabolizável, em função da composição química e de alimentos energéticos também aplicando o princípio da meta-análise. Recentemente alguns autores vêm se utilizando dos trabalhos já publicados para aumentar ainda mais a diversidade e volume das informações e gerar novos processos de meta-análise conseguindo equações ainda mais precisas e mais abrangentes, como é o caso de Mariano et al. (2012),que ao se utilizar dos dados obtidos pelos trabalhos de meta-análise anteriormente citados de Nascimento et al. (2009; 2011), e diversos outros com resultados já publicados,desenvolveu novas equações de predição dos valores de EMAn, obtendo bons resultados.

Outro método utilizado na obtenção de equações de predição da energia metabolizável de alimentos para frangos de corte é o método conhecido como modelo de redes neurais artificiais (ANN). Mariano et al. (2014), se utilizando desta metodologia elaboraram uma ferramenta de cálculo, permitindo que os zootecnistas obtenham valores preditos de EMAn de forma rápida e acurada.

Recentemente o método conhecido como redes bayesianas vem sendo empregado na obtenção de equações de predição de valores energéticos para aves, sendo que as redes bayesianas são modelos gráficos que consistem na representação gráfica e probabilística das variáveis. Esta metodologia é pouco abordada na área agropecuária, sendo que na área de nutrição de aves é uma linha de pesquisa inédita, buscando-se assim resultados mais acurados na predição dos valores de EMAn (ALVARENGA, 2019).

O processo de validação de equações de predição para valores de EMAn caminha de forma conjunta com o processo de obtenção das equações, uma vez que ao realizar ensaio metabólico o pesquisador pode utilizar os dados obtidos tanto para obter equações como para comprovar a eficácia das mesmas comparando os resultados gerados por elas com os valores obtidos *in vivo*. Autores como Rodrigues et al.(2001); Rodrigues et al.(2002); Nagata et al.(2004); Zonta et al.(2004) ao utilizar o método de coleta total das excretas com pintos em fase de crescimento obtiveram equações de predição buscando estimar os valores de EMAn para diversos alimentos (energéticos e

proteicos) através da composição química dos alimentos e valores de energia gerados no bioensaio, sendo posteriormente realizado a validação das mesmas. Outros autores trabalharam apenas com a validação de equações de predição, não obtendo equações inéditas, mais buscando comprovar a eficiência de equações já propostas na literatura,(ALVARENGA et al., 2011; ZONTA et al., 2004;NAGATA et al., 2004).

Assim as equações de predição se apresentam como ferramenta para estimar de forma rápida e econômica os valores de energia a partir da composição química e física dos alimentos, assim para maior confiabilidade das equações presentes na literatura mais trabalhos buscando a validação das mesmas são necessários.

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Dados utilizados

Buscando validar equações presentes na literatura foram utilizados dados já publicados de ensaios metabólicos onde se buscou a presença de diversos alimentos que estejam de acordo com a especificidade das equações utilizadas.

Tabela 1. Alimentos utilizados no banco de dados para validação das equações.

| Autores                 | Alimentos  |
|-------------------------|--|
| NAGATA (2003)           | 1Milheto moído<br>1Milheto grão<br>1 Sorgo moído<br>1 Sorgo grão<br>1Far. Gérmen de milho<br>1Far. Quirera de milho<br>7 Milhos híbridos   |
| ZONTAet al. (2004)      | 1 Soja integral extrusada<br>1 Soja integral tostada<br>1 Soja integral micronizada<br>5 Farelos de soja   |
| VIEIRA et al. (2007)    | 45 híbridos de milho   |
| ALVARENGA et al. (2015) | 2 Milhos<br>2 Sorgos<br>1 Quirera de arroz<br>1 Farelo de arroz integral<br>1 Milho pré-cozido<br>1 Farelo de trigo<br>1 Quirera de milho<br>4 Farelos de soja<br>1 Farelo de soja semi-integral<br>1 Soja integral extrusada<br>1 Proteína texturizada<br>1 Soja integral micronizada<br>1Protenose |

|                   |   |
|-------------------|---|
| ALVARENGA (2012)  | 1 Milho<br>1 Farelo de soja             |
| OLIVEIRA (2015)   | 1 Milho<br>1 Farelo de soja             |
| MONTENEGRO (2016) | 1 Raspa integral de mandioca<br>1 Sorgo |

Composição dos alimentos em anexo.

Os dados de composição química dos alimentos e valores de EMAn utilizados na validação das equações de predição foram os descritos por Nagata (2003); Zonta et al. (2004); Vieira et al. (2007); Alvarenga et al. (2012 ; 2015); Oliveira (2015) e Montenegro (2016), que realizaram ensaios metabólicos para determinar os valores energéticos de alimentos concentrados energéticos e proteicos em diferentes categorias de aves (método tradicional de coleta total de excretas). Neste presente trabalho foram usados para fins de validação das equações, os dados obtidos em ensaios metabólicos com pintos em crescimento (Cobb 500®). Dos alimentos utilizados, 71 são energéticos e 19 são proteicos (Tabela 1).

### 3.2 Equações de predição selecionadas

Tabela 2. Equações de predição selecionadas para realização da validação

| <b>Autores</b>      | <b>Equações</b>   |
|---------------------|---|
| MARIANO et al, 2012 | $EMAn = 4215,773 + 51,211EE - 193,436MM - 28,034FDN$                      |
| ALVARENGA, 2015     | $EMAn = 4331 - 36,86MM - 37,04FB - 38,12FDN$                              |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 3658,16 - 2,41PB - 11,25EE + 83,41MM + 16,76FB$                   |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 4209,57 - 34,56PB + 32,84EE - 25,15MM - 142,57FB$                 |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 4335,88 - 50,91PB + 35,40EE - 67,35MM - 87,06FB$                  |
| MARIANO et al, 2012 | $EMAn = 3383,589 + 51,412EE - 139,617MM - 15,474FDA$                      |
| ALVARENGA, 2015     | $EMAn = 2635 + 14,76PB + 60,1EE - 135,2MM - 16,67FB$                      |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 3684,83 - 19,84PB - 71,15EE + 18,14MM - 8,93FB$                   |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 2951,05 + 0,09PB + 37,96EE + 5,04MM - 17,60FB$                    |
| ALVARENGA, 2019     | $EMAn = 2327,69 + 24,23PB + 77,72EE - 167,06MM - 22,28FB$                 |
| MARIANO et al, 2012 | $EMAn = 4164,187 + 51,006EE - 197,663MM - 35,689FB - 20,593FDN$           |
| ALVARENGA, 2015     | $EMAn = 4051 - 15,9PB + 49,31EE - 72,43MM - 51,26FB - 27,36FDN + 28,8FDA$ |

EMAn = energia metabolizável aparente corrigida para o balanço de nitrogênio; PB: proteína bruta; EE: extrato etéreo; MM: matéria mineral; FDA: fibra em detergente ácido; FDN: fibra em detergente neutro.

Foram selecionadas algumas equações de predição da EMAn (Kcal/kg de MS) para frangos de corte descritas na literatura, as quais estão apresentadas na Tabela 4.

### 3.3 Validação das equações de predição

A validação das equações selecionadas consistiu na comparação dos valores de EMAn (kcal/kg de MS) observados nos ensaios metabólicos citados com os valores preditos pelas equações apresentadas na Tabela 4. Sendo estabelecidos diferentes critérios estatísticos, para realizar a comparação dos valores, uma vez que a utilização de apenas um critério pode acarretar na seleção inadequada em determinado cenário (TEDESCHI, 2006).

Para a predição dos valores de EMAn foi utilizado o software computacional Excel, onde as composições químicas dos alimentos foram inseridas nas equações de predição para se estimar os valores de EMAn.

O processo de validação foi feito por meio do ajuste de um modelo de regressão linear simples ( $Y = a + bx$ ) entre a variável dependente (valores observados) e a variável independente (valores preditos). Foram utilizadas hipóteses simultâneas testadas pelo teste t, ao nível de 5% de significância, utilizando rotina computacional desenvolvida no software R (R Core Team, 2019). As hipóteses testadas foram:

$$H_0: a = 0 \quad \text{vs} \quad H_0: a \neq 0$$

$$H_0: b = 1 \quad \text{vs} \quad H_0: b \neq 1$$

Os valores observados no ensaio *in vivo* e os preditos pelas equações foram considerados semelhantes quando ambas as hipóteses de nulidade não foram rejeitadas de modo que  $a = 0$  e  $b = 1$  (KUTNER, 2005; ROSELER et al., 1997).

Em relação ao teste estatístico foi preconizado para a estimativa do intercepto o valor 0 e para a estimativa do coeficiente angular o valor 1, de modo que quando isso ocorre os pontos que representam os valores de EMAn no gráfico estarão todos sob a reta que divide os eixos x e y ao meio. Nesta hipótese, os valores observados são iguais aos valores preditos.

Para os valores de probabilidade do teste t quando o valor p foi menor que 0,05 o teste é significativo, rejeita-se a hipótese  $H_0$ . Isso significa que os valores preditos não são estatisticamente iguais aos valores observados no ensaio *in vivo*. Porém, quando o valor p for maior que 0,05 o teste é considerado não significativo e assim, se aceita a

hipótese estabelecida e neste cenário o valor predito é estatisticamente igual ao valor observado.

Para medir a acurácia da predição e sua adequabilidade foi utilizada como parâmetro a diferença entre os valores observados e preditos, de modo que foi calculada a taxa de erro das predições realizadas utilizando das medidas de erros descritas a seguir:

**Desvio médio absoluto (MAD):** método usado para avaliar as técnicas de predição utilizando da soma dos erros absolutos. O desvio médio absoluto mede a acurácia da predição pela média das magnitudes dos erros das previsões (valores absolutos de cada erro). O MAD é mais utilizado para medir o erro de predição na mesma unidade que a variável dependente original. Este é dado por:

$$\text{MAD} = \frac{\sum_{i=1}^n |di - \widehat{y}_i|}{n} .$$

**MAPE – Erro médio percentual absoluto:** calcula os erros de predição em valores percentuais. Esta medida de erro fornece a dimensão de quão grande os erros de predição estão comparados com os valores observados. É dada por:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{di - \widehat{y}_i}{di} \right|}{n} \times 100 .$$

**Bias – viés ou erro médio:** utilizado para verificar se a predição realizada superestima ou subestima a variável resposta. Pode-se utilizar a soma dos erros de predição para avaliar o viés da predição. Assim, tem-se:

$$\text{Bias} = \frac{\sum_{i=1}^n (di - \widehat{y}_i)}{n} .$$

**Erro quadratico médio (m.s.e.):** estima a variação do erro de predição. É utilizado quando a soma dos erros ao quadrado apresenta valores muito grandes que podem dificultar a interpretação. É definido por:

$$\text{m.s.e} = \frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \widehat{y}_i)^2}{n} .$$

Nas medidas definidas anteriormente, os componentes das expressões para o cálculo do erro são:

$d_i$  = i-ésimo valor observado sendo, cada um dos valores de EMAN de cada alimento, obtidos no ensaio *in vivo*;

$\widehat{y}_i$  = i-ésimo valor predito, obtidos a partir das equações de predição;

$n$  = número de valores observados, ou seja, quantidade de alimentos utilizados na predição;

Após a realização do teste t de Student e cálculo dos erros de predição foram estabelecidos parâmetros para seleção das melhores equações. Equações com maiores valor de p no teste (t de Student) para a hipótese de nulidade receberam melhores pontuações.

Para a estimativa do valor do intercepto realizada no teste t foram melhores pontuadas as equações que tiveram valores mais próximos de 0 e para a estimativa do coeficiente angular a melhor pontuação foi para os valores mais próximos de 1.

Para o viés buscam-se valores próximos de zero, uma vez que valores positivos superestimam os valores de EMAN e valores negativos subestimam. Assim, obtiveram melhor pontuação as equações com valores mais próximos de zero. Para as demais medidas de erro (MAPE, MAD e m.s.e.) se busca valores menores, de modo que ao observar diferença do valor observado e valor predito inferior a um, ao elevar este valor ao quadrado se tem um erro baixo. Em contrapartida, tendo valor da diferença entre observado e predito superior a um, ocorre que ao elevar este número ao quadrado o valor do erro aumenta (MARIANO et al., 2014). Para o MAPE que expressa erro em porcentagem valores menores representam menor taxa de erro acumulado na predição, deste modo espera-se que esta diferença entre predito e observado seja mínima com valores de MAPE, MAD e m.s.e baixos, assim as equações que atenderam estas exigências obtiveram melhor pontuação.

As equações foram avaliadas em cada uma das taxas de erro. Exemplo: a equação que melhor se adequou ao parâmetro Desvio Médio Absoluto (MAD) recebeu a pontuação 1 representando a que melhor atendeu as exigências estabelecidas. A segunda melhor ajustada naquele parâmetro recebeu a pontuação 2 e assim por diante até a

equação que menos se adequou ao MAD. Ao final do ranqueamento, a equação que ficou mais bem colocada um maior número de vezes para as diferentes medidas de erro teve um somatório total menor que as demais, sendo esta equação considerada a que melhor prediz os valores de EMAn.

Para validação das equações de alimentos energéticos de Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), foram utilizados todos os alimentos energéticos do banco de dados ( $n = 71$ ), e para as 3 equações propostas por Alvarenga (2019), os alimentos utilizados foram selecionados de acordo com sua categoria, pois o autor apresentou uma equação específica para milho, uma equação para subprodutos do milho e uma equação para outros energéticos diferentes do milho, sendo que o número de alimentos utilizados para validação de cada uma dessas equações foi  $n = 56$ , 4 e 11, respectivamente. Para fins do teste estatístico as 3 equações propostas por Alvarenga (2019), foram validadas em conjunto.

Para validação das equações de alimentos proteicos propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), foram utilizados todos os alimentos proteicos do banco de dados, já para as 3 equações propostas por Alvarenga (2019), os alimentos utilizados foram selecionados de acordo com sua categoria, pois o autor apresentou uma equação específica para farelo de soja, uma equação para subprodutos da soja e uma equação para outros alimentos proteicos.

Para fins de validação a equação para farelo de soja descrita por Alvarenga (2019), utilizou todos os dados de farelo de soja disponíveis com  $n = 11$ , enquanto a equação para subprodutos da soja utilizou todos os alimentos proteicos disponíveis com exceção ao farelo de soja, com  $n = 8$  e, por fim, a equação para outros proteicos por não dispor de alimentos desta categoria diferentes da base soja, se utilizou de todos os alimentos proteicos do banco de dados com  $n = 19$ .

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Alimentos energéticos

Tabela 3. Valores de média, coeficiente de variação e mínimo – máximo da composição química dos alimentos energéticos utilizados, expressos na matéria seca.

| Componente | Média | Coeficiente de Variação | Mínimo - Máximo |
|------------|-------|-------------------------|-----------------|
|------------|-------|-------------------------|-----------------|



|                     |       |        |               |
|---------------------|-------|--------|---------------|
| Matéria seca (%)    | 86,79 | 1,15   | 85,25 – 89,59 |
| Proteína bruta (%)  | 9,52  | 21,39  | 4,34 – 18,52  |
| Extrato etéreo (%)  | 3,62  | 64,49  | 0,07 – 19,74  |
| Fibra bruta (%)     | 1,87  | 73,99  | 0,38 – 9,46   |
| FDN (%)             | 14,3  | 33,88  | 3,53 – 46,97  |
| FDA (%)             | 2,98  | 79,10  | 1,28 – 16,12  |
| Matéria mineral (%) | 1,29  | 105,09 | 0,97 – 10,43  |

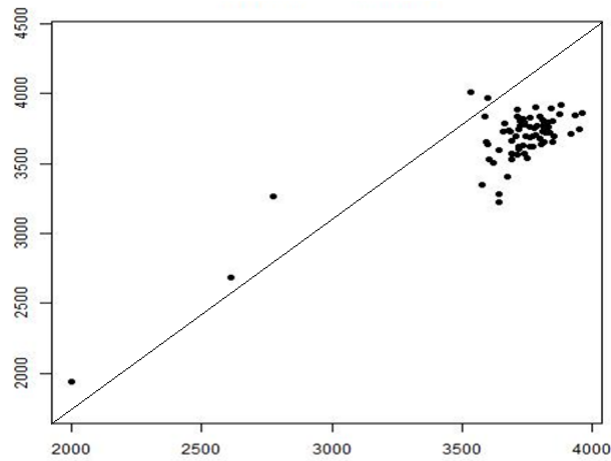
FDN: Fibra em detergente neutro; FDA: Fibra em detergente ácido.

Em relação à composição química dos alimentos energéticos utilizados a matéria mineral é o componente que apresentou maior coeficiente de variação (Tabela 2). A matéria seca foi o componente que apresentou menor coeficiente de variação e consequentemente maior uniformidade entre os alimentos observados.

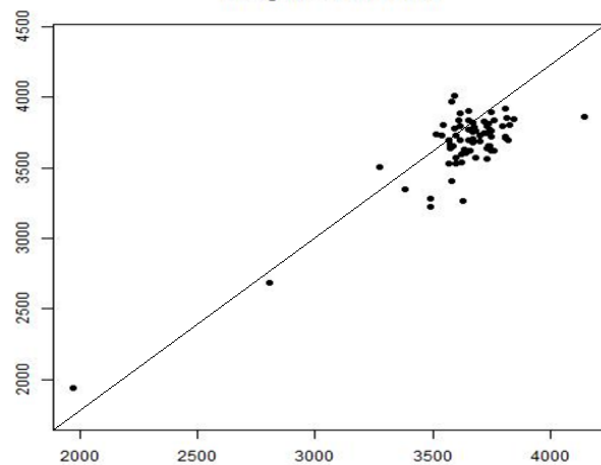
Tabela 4. Estimativa dos parâmetros de intercepto, coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos energéticos.

| Equação de predição  | Intercepto |           | Coeficiente Angular |           |
|--|------------|-----------|---------------------|-----------|
|  | Estimativa | p >  t    | Estimativa          | p >  t    |
| (MARIANO, 2012)  | 517,31     | 0,031     | 0,85                | 0,022     |
| (ALVARENGA, 2015)  | 155,47     | 0,54      | 0,97                | 0,62      |
| (ALVARENGA, T.C., 2019)<br>milho; subprodutos do milho;<br>outros energéticos. | -1000,12   | 0,0000229 | 1,27                | 0,0000249 |

Em relação ao teste estatístico realizado a equação de Alvarenga (2015), foi a única não significativa (Tabela 5) com ( $p > 0,05$ ). Assim para essa equação foi aceita a hipótese estabelecida de que  $H_0: a = 0$  e  $H_0: b = 1$ . Para a equação proposta por Mariano et al. (2012), e para as equações propostas por Alvarenga (2019), validadas em conjunto, ambas as hipóteses tiveram valor p significativo de modo que a hipótese estabelecida é rejeitada e a hipótese alternativa  $H_a: a \neq 0$  e  $H_a: b \neq 1$  é aceita, fazendo com que o valor predito pela equação proposta seja estatisticamente diferente do valor observado.



**Figura 1** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos energéticos ( $EMAn = 4215.773 + 51.211EE - 193.436MM - 28.034FDN$ ) descrita por Mariano et al., (2012) utilizando todos os alimentos energéticos do banco de dados.  $n = 71$ .



**Figura 2** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos energéticos ( $EMAn = 4331 - 36.86MM - 37.04FB - 38.12FDN$ ) descrita por Alvarenga, (2015) utilizando todos os alimentos energéticos do banco de dados.  $n = 71$ .

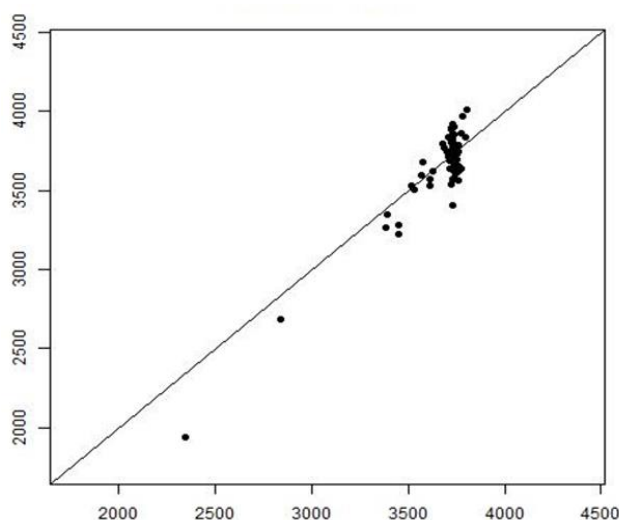


Figura 3 – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pelas equações descritas por Alvarenga, (2019) para energéticos (milho)  $n = 56$ ; (subprodutos do milho)  $n = 4$  e (outros energéticos)  $n = 11$  respectivamente:  $(EMAn = 3658,16 - 2,41PB - 11,25EE + 83,41MM + 16,76FB)$ ;  $(EMAn = 4209,57 - 34,56PB + 32,84EE - 25,15MM - 142,57FB)$ ;  $(EMAn = 4335,88 - 50,91PB + 35,40EE - 67,35MM - 87,06FB)$  utilizando os alimentos energéticos de acordo com sua classificação.

Nas Figuras 1, 2 e 3 é possível observar a dispersão dos valores de EMAn no gráfico, onde na porção horizontal estão representados os valores preditos pelas equações, enquanto na porção vertical é possível ver a representação dos valores observados nos ensaios *in vivo*, de modo que quanto mais perto dos valores idealizados da estimativa do intercepto e do coeficiente angular, a tendência dos pontos é se alinharem sob a reta que corta os dois eixos, representando o ajuste perfeito dos dados.

Tabela 5. Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados energéticos.

| Equação de predição  | MAD    | MAPE | Bias   | m.s.e     |
|--|--------|------|--------|-----------|
| (Mariano et al., 2012)   | 117,51 | 3,27 | -31,79 | 24 838,58 |
| (Alvarenga, 2015)  | 113,89 | 3,11 | 30,73  | 21 914,45 |
| (ALVARENGA, 2019) (milho); (subprodutos do milho); (outros energéticos). | 89,41  | 2,59 | -6,59  | 13 812,43 |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

As taxas de erros das equações foram calculadas individualmente para as equações propostas por Mariano et al., (2012) e Alvarenga, (2015). Para as 3 equações propostas por Alvarenga (2019), o cálculo de erro foi feito de forma conjunta (Tabela 6). As equações propostas por Alvarenga (2019) para milho, subprodutos do milho e

outros energéticos analisadas de forma conjunta, apresentaram menor acúmulo de erro na categoria dos alimentos energéticos, porém vale ressaltar que as equações de subprodutos do milho e outros energéticos tiveram n muito baixo, respectivamente  $n = 4$  e  $n = 11$ , sendo que não se pode afirmar que ao aumentar o número de alimentos no banco de dados teremos a mesma relação das taxas de erros. No conjunto das 3 equações analisadas a equação para milho foi a que utilizou maior número de alimentos para a validação, sendo  $n = 56$ , porém como as outras equações avaliadas em conjunto possuem um número de informações muito restrito, e levando em consideração o fato das equações terem apresentado valor p significativo no teste estatístico, não se pode afirmar que estas equações por apresentarem menor acúmulo de erro são as mais precisas na predição dos valores de EMAn para alimentos energéticos.

As equações gerais para alimentos energéticos propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), possuem taxas de erros muito parecidas, valendo ressaltar que a primeira tende a subestimar os dados enquanto a segunda superestima-os. Além disso, foram as que trabalharam com maior número de alimentos na categoria de energéticos ( $n=71$ ), podendo esta amplitude de dados ter influenciado seus valores de erros como intermediários na comparação aqui realizada. Entretanto, essas equações se diferenciam das demais por incluírem as variáveis FDN e MM na composição e, segundo Nascimento (2007), a FDN foi a variável mais importante no modelo proposto pelo autor para estimar o valor de EMAn do milho, uma vez que apresenta correlação positiva com a matéria mineral (MM).

Tabela 6. Ranqueamento das equações de predição para alimentos energéticos de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.

|                                   | Equações de predição |           |           |
|-----------------------------------|----------------------|-----------|-----------|
|                                   | A                    | B         | C         |
| Estimativa do Intercepto          | 2                    | 1         | 3         |
| Estimativa do Coeficiente angular | 2                    | 1         | 3         |
| Valor p ( $H_0: a = 0$ )          | 2                    | 1         | 3         |
| Valor p ( $H_0: b = 0$ )          | 2                    | 1         | 3         |
| MAD                               | 3                    | 2         | 1         |
| MAPE                              | 3                    | 2         | 1         |
| Vies                              | 3                    | 2         | 1         |
| m.s.e                             | 3                    | 2         | 1         |
| <b>Soma</b>                       | <b>20</b>            | <b>12</b> | <b>16</b> |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

A: MARIANO et al. (2012);

B: ALVARENGA, (2015);

C: ALVARENGA, (2019) - Energéticos (milho);(subprodutos do milho); (outros energéticos).

Em relação ao ranqueamento utilizado (Tabela 7) para classificar as equações para alimentos energéticos, a equação proposta por Alvarenga (2015), obteve o menor somatório sendo considerada neste critério a que melhor prediz os valores de EMAn dos alimentos energéticos, fato que se justifica, uma vez que a referida equação foi a única na categoria de alimentos energéticos que apresentou valor p não significativo no teste estatístico, de modo que os valores preditos pela mesma podem ser considerados estatisticamente iguais aos valores observados no ensaio *in vivo*.

As equações propostas por Alvarenga (2019) tiveram classificação intermediária no ranqueamento, porém 2 das equações utilizadas na validação conjunta na categoria de alimentos energéticos do autor possuem um n baixo, fato que pode esconder possíveis defeitos da equação, o que é esperado, uma vez que a mesma obteve valor p significativo no teste estatístico, de modo que o valor que estas equações predizem não são considerados estatisticamente igual aos valores observados.

A equação geral para alimentos energéticos proposta por Mariano et al. (2012), ficou na última posição do ranqueamento realizado, porém como as equações validadas em conjunto que tiveram melhor classificação no ranqueamento apresentaram diversos pontos negativos, devemos considerar que a equação geral para alimentos energéticos proposta por Mariano et al. (2012), utilizou um n = 71, com diferentes tipos de alimentos energéticos, e não acumulou um valor de erro de predição muito grande. Além disso, possui menor número de variáveis a serem consideradas na estimação da EMAn, somente três (EE, MM e FDN), o que facilita sua utilização como preditora de valores energéticos para frangos de corte.

Entre as equações utilizadas para alimentos energéticos, a equação proposta por Alvarenga (2015), foi a única que não apresentou a variável EE (extrato etéreo) na composição da equação e se posicionou entre as equações que melhor estimaram os valores de EMAn, mesmo o EE sendo considerado uma importante variável na variação do conteúdo energético dos alimentos (NASCIMENTO, 2007). Segundo Nunes et al. (2001), o extrato etéreo foi a única variável com correlação positiva com valores de EMA e EMAn, o que pode estar relacionado ao feedback negativo dos lipídeos no esvaziamento do trato digestivo. Assim, com o alimento permanecendo mais tempo no sistema digestório do animal, é possibilitada maior digestibilidade dos nutrientes, principalmente da proteína.

Nas equações para alimentos energéticos um fator em comum foi a presença da variável MM (matéria mineral), que pode ser justificada pela fração mineral dos

alimentos ser inversamente proporcional à sua fração orgânica. Assim, em alimentos com níveis elevados de MM espera-se menor nível energético do alimento, de modo que o oposto também é verdadeiro (RODRIGUES et al. 2002).

## 4.2 Alimentos proteicos

Tabela 7. Valores de média, coeficiente de variação e mínimo – máximo da composição química dos alimentos proteicos utilizados, expressos na matéria seca.

| Componente          | Média | Coeficiente de Variação | Mínimo - Máximo |
|---------------------|-------|-------------------------|-----------------|
| Matéria seca (%)    | 90,47 | 2,46                    | 87,54 – 95,21   |
| Proteína bruta (%)  | 47,43 | 15,12                   | 35,96 – 68,7    |
| Extrato etéreo (%)  | 4,11  | 234,29                  | 0,75 – 26,22    |
| Fibra bruta (%)     | 5,66  | 40,54                   | 1,17 – 8,97     |
| FDN (%)             | 14,91 | 32,11                   | 4,15 – 26,42    |
| FDA (%)             | 9,74  | 27,44                   | 2,44 – 12,32    |
| Matéria mineral (%) | 6,19  | 19,64                   | 1,62 – 7,15     |

FDN: Fibra em detergente neutro; FDA: Fibra em detergente ácido.

Para os alimentos proteicos o maior coeficiente de variação foi relacionado ao teor de extrato etéreo (Tabela 3), que pode ser explicado pela utilização de diferentes processamentos de soja integral, sendo que a utilização de proteína texturizada no banco de dados influencia a distância entre os valores já que este alimento é um coproduto da fabricação do óleo de soja, onde a maior parte dos lipídeos presentes na composição da soja foi retirada no processo, fazendo a proteína texturizada ter baixos valores de extrato etéreo em sua composição. Para os alimentos proteicos a matéria seca é o componente com menor coeficiente de variação.

Tabela 8. Estimativa dos parâmetros de intercepto e coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos proteicos.

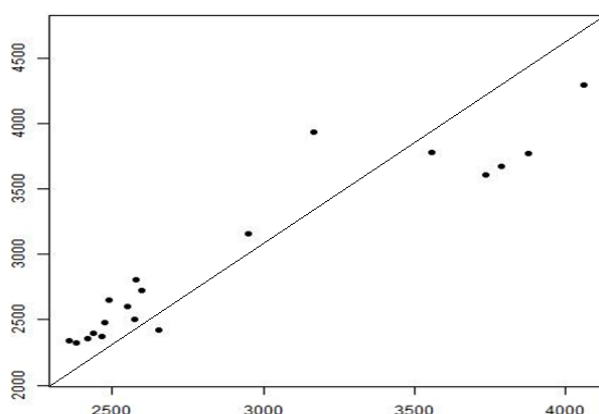
| Equação                            | Intercepto |        | Coeficiente Angular |        |
|------------------------------------|------------|--------|---------------------|--------|
|                                    | Estimativa | p >  t | Estimativa          | p >  t |
| MARIANO et al., (2012)             | -93,32     | 0,73   | 1,05                | 0,57   |
| ALVARENGA, (2015)                  | -112,05    | 0,60   | 1,02                | 0,74   |
| ALVARENGA, (2019) (farelo de soja) | 4134,24    | 0,0019 | -0,65               | 0,0016 |

|  |          |       |      |       |
|--|----------|-------|------|-------|
| ALVARENGA, (2019)<br>(subprodutos da soja) | -1980,79 | 0,015 | 1,53 | 0,031 |
| ALVARENGA, (2019) (outros<br>proteicos)    | 435,46   | 0,051 | 0,81 | 0,011 |

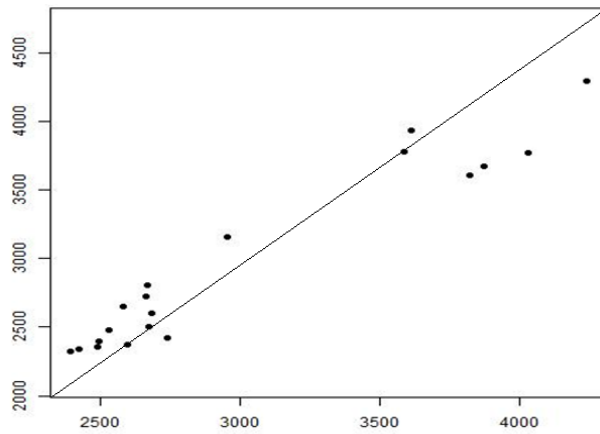
Em relação ao teste estatístico realizado, as equações propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), obtiveram valores p não significativos para ambas as hipóteses (Tabela 8), de modo que a hipótese estabelecida é aceita, indicando que os valores preditos são estatisticamente iguais aos observados ao nível de 5% de significância do teste t de Student, o que fica mais evidente ao se observar os valores da estimativa do intercepto e do coeficiente angular que apresentaram ajustes adequados em relação às demais equações.

As três equações descritas por Alvarenga (2019), foram significativas no teste tendo valores p inferiores a 0,05 em ambas as hipóteses, com exceção da equação para outros alimentos proteicos que para a hipótese 1 obteve valor não significativo, embora a diferença tenha sido minimamente maior que o valor p estabelecido. Considerando que a hipótese 2 apresentou valor p significativo, esta equação também rejeita a hipótese estabelecida levando a acreditar que os valores preditos são diferentes dos observados.

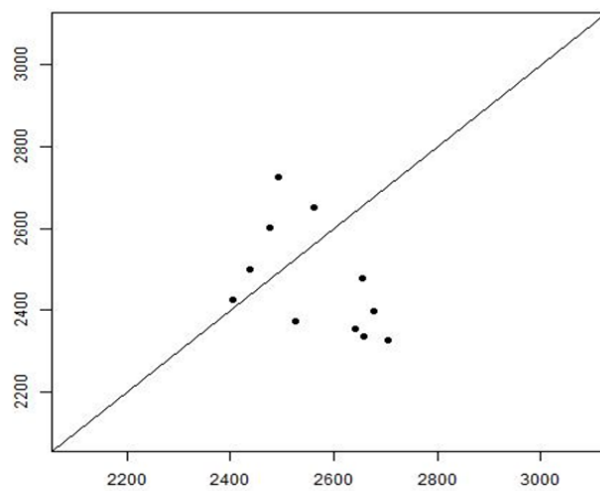
Entre as equações propostas por Alvarenga (2019), a equação para outros alimentos proteicos obteve ajustes precisos da estimativa do intercepto e do coeficiente angular.



**Figura 4** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos proteicos ( $EMAn = 3383.589 + 51.412EE - 139.617MM - 15.474FDA$ ) descrita por Mariano et al., (2012) utilizando todos os alimentos proteicos do banco de dados.  $n = 19$ .

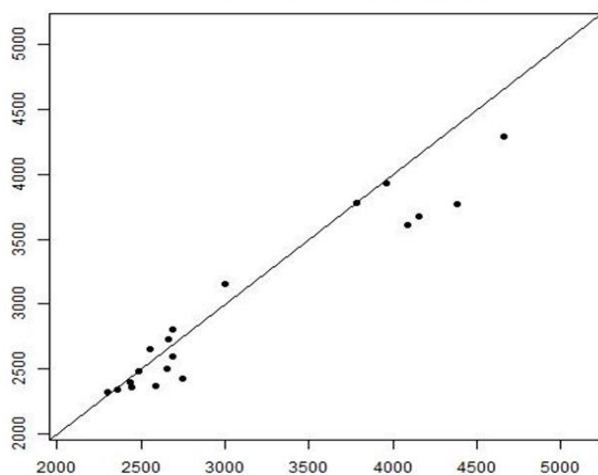


**Figura 5** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos proteicos ( $EMAn = 2635 + 14.76PB + 60.1EE - 135.2MM - 16.67FB$ ) descrita por Alvarenga, (2015), utilizando todos os alimentos proteicos do banco de dados.  $n = 19$ .

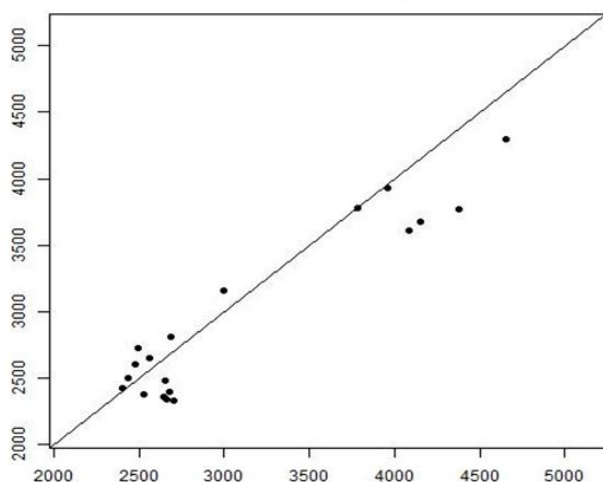


**Figura 6** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para farelo de soja ( $EMAn = 3684.83 - 19.84PB - 71.15EE + 18.14MM - 8.93FB$ ) descrita por Alvarenga, (2019) utilizando os valores de farelo de soja presentes no banco de dados.  $n = 11$ .





**Figura 7** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para subprodutos da soja ( $EMAn = 2951,05 + 0,09PB + 37,96EE + 5,04MM - 17,60FB$ ) descrita por Alvarenga, (2019) utilizando os valores de todos alimentos proteicos do banco de dados excluindo o farelo de soja.  $n = 8$ .



**Figura 8** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação para outros proteicos ( $EMAn = 2327,69 + 24,23PB + 77,72EE - 167,06MM - 22,28FB$ ) descrita por Alvarenga, (2019) utilizando os valores de todos alimentos proteicos do banco de dados.  $n = 19$ .

Nas figuras 4, 5, 6, 7 e 8 podemos observar a dispersão dos valores de EMAn no gráfico. Entre as figuras a que apresenta pior dispersão dos valores é a figura 6, que traz a relação dos valores de EMAn observados e preditos pela equação para farelo de soja descrita por Alvarenga (2019), esta pior dispersão dos valores no gráfico em relação as demais equações para alimentos proteicos pode ser explicada pela equação do autor ter obtido altas taxas de erro de predição (Tabela 9), em conjunto com os valores mais baixos de p no teste estatístico, sendo que a equação em questão foi a que teve menor probabilidade de ter valores preditos estatisticamente iguais aos valores observados.

Tabela 9. Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados proteicos.

| Equação                                 | MAD    | MAPE | Bias    | m.s.e      |
|---|--------|------|---------|------------|
| (Mariano et al., 2012)                  | 154,16 | 4,84 | 57,32   | 49 879,95  |
| (Alvarenga, 2015)                       | 154,84 | 5,25 | -44,11  | 31 041,37  |
| (ALVARENGA, 2019) (farelo de soja)      | 193,47 | 7,96 | -96,87  | 49 507,60  |
| (ALVARENGA, 2019) (subprodutos da soja) | 247,59 | 6,58 | 83,69   | 121 962,06 |
| (ALVARENGA, 2019) (outros proteicos)    | 176,36 | 5,60 | -127,10 | 63 226,17  |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

O cálculo das taxas de erro para alimentos proteicos (Tabela 9) demonstrou equações propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), como as mais bem ajustadas, de modo que as mesmas tiveram diferenças mínimas nas diversas medidas de erro, valendo ressaltar que a equação proposta por Mariano et al. (2012), tende a superestimar os valores enquanto a equação de Alvarenga (2015), tende a subestimar-los.

As equações de Alvarenga (2019) se alternaram nas diferentes medidas de erro, exceto no m.s.e onde a equação para subprodutos da soja apresentou valores de erro muito mais alto que as demais, fato que se repetiu também na mensuração do MAD.

Tabela 10. Ranqueamento das equações de predição de alimentos proteicos de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.

|                                   | Equações  |           |           |           |           |
|-----------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|                                   | A         | B         | C         | D         | E         |
| Estimativa do Intercepto          | 1         | 2         | 5         | 4         | 3         |
| Estimativa do Coeficiente angular | 2         | 1         | 4         | 5         | 3         |
| Valor p ( $H_0: a = 0$ )          | 1         | 2         | 5         | 4         | 3         |
| Valor p ( $H_0: b = 0$ )          | 2         | 1         | 5         | 3         | 4         |
| MAD                               | 1         | 2         | 4         | 5         | 3         |
| MAPE                              | 1         | 2         | 5         | 4         | 3         |
| Vies                              | 2         | 1         | 4         | 3         | 5         |
| m.s.e                             | 3         | 2         | 1         | 5         | 4         |
| <b>Soma</b>                       | <b>13</b> | <b>13</b> | <b>34</b> | <b>33</b> | <b>28</b> |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

A: MARIANO et al., (2012);

B: ALVARENGA, (2015);

C: ALVARENGA, (2019) - Farelo de soja;  
D: ALVARENGA, (2019) - Subprodutos da soja;  
E: ALVARENGA, (2019) - Outros proteicos.

No critério de ranqueamento das equações (Tabela 10) novamente as equações propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), se sobressaíram ao predizer a EMAn dos alimentos proteicos, onde, com exceção do erro quadrático médio, estas equações foram as melhores classificadas nos demais parâmetros de comparação. Ambas as equações apresentaram ajustes bem próximos, assim, do ponto de vista prático a equação descrita por Mariano et al. (2012), se sobressai por apresentar apenas três variáveis (EE, MM e FDA) necessárias para se estimar a EMAn, enquanto a equação de Alvarenga (2015), necessita de quatro variáveis (PB, EE, MM e FB), sendo que entre estas variáveis, está presente a proteína bruta que possui metodologia de determinação mais complexa, sendo entre as variáveis consideradas é a mais onerosa nas análises laboratoriais.

A equação de Mariano et al. (2012), por trabalhar com menor número de variáveis na categoria dos proteicos é a mais adequada segundo critério de Vieites (2000), que preconizou a utilização de poucas variáveis na elaboração de equações de predição, de modo que pelo menos uma delas tenha alta correlação com a energia metabolizável. Assim, vale destacar que a equação proposta por Mariano et al. (2012), é a única que possui a FDA como componente da equação, o que vai ao encontro do observado por Nascimento (2007), onde a fibra em detergente neutro (FDA) apresentou maior grau de associação com as outras variáveis, que a mesma se correlaciona com todas as demais, atuando de forma indireta nos valores da EMAn com maior frequência.

Dentre as equações propostas por Alvarenga (2019), a melhor ranqueada foi a equação para outros alimentos proteicos, apresentando maior número de alimentos utilizados entre as equações utilizadas do autor, o que pode ser o motivo do seu melhor ranqueamento em relação às demais que obtiveram desempenho semelhante, sendo consideradas as que estimam os valores de EMAn com menor precisão para alimentos proteicos.

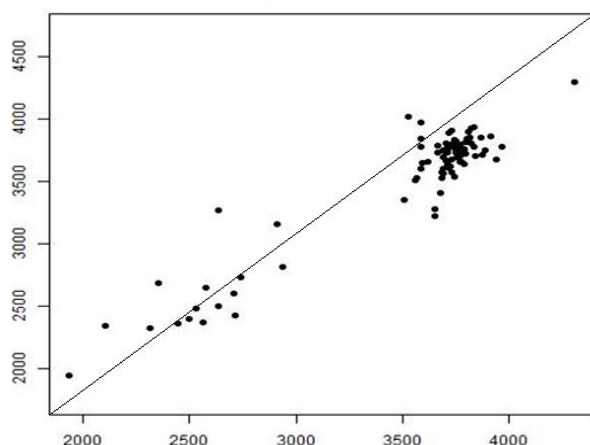
### **4.3 Alimentos concentrados**

Para a validação das equações de alimentos concentrados propostas por Mariano et al. (2012) e por Alvarenga (2015), foram utilizados todos os alimentos energéticos e proteicos do banco de dados totalizando 90 alimentos.

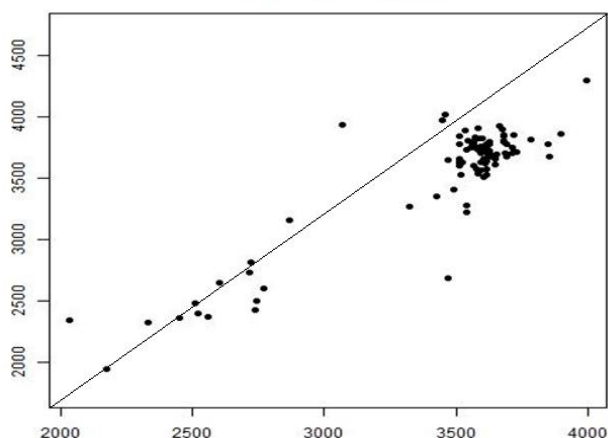
Tabela 11. Estimativa dos parâmetros de intercepto e coeficiente angular e valores de probabilidade dos testes t aplicados na validação das equações de predição para alimentos concentrados.

| Equação                | Intercepto |        | Coeficiente Angular |        |
|------------------------|------------|--------|---------------------|--------|
|                        | Estimativa | p >  t | Estimativa          | p >  t |
| (Mariano et al., 2012) | 180,27     | 0,15   | 0,95                | 0,12   |
| (Alvarenga, 2015)      | -203,42    | 0,27   | 1,08                | 0,13   |

Em relação ao teste estatístico realizado (Tabela 11) as equações propostas por Mariano et al. (2012) e Alvarenga (2015), para alimentos concentrados obtiveram valores de p não significativos para ambas as hipóteses estabelecidas, de modo que as 2 equações demonstram estatisticamente valores preditos iguais aos observados. Para a estimativa do intercepto e do coeficiente angular ambas as equações possuem excelentes ajustes reforçando a qualidade das equações de estimar valores de EMAn para alimentos concentrados tanto energéticos quanto proteicos.



**Figura 9** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos concentrados ( $EMAn = 4164.187 + 51.006EE - 197.663MM - 35.689FB - 20.593FDN$ ) descrita por Mariano et al., (2012) utilizando todos os alimentos energéticos e proteicos do banco de dados. n = 90.



**Figura 10** – Relação entre os valores de EMAn observados e preditos pela equação geral para alimentos concentrados ( $EMAn = 4051 - 15.9PB + 49.31EE - 72.43MM - 51.26FB - 27.36FDN + 28.8FDA$ ) descrita por Alvarenga, (2015) utilizando todos os alimentos energéticos e proteicos do banco de dados.  $n = 90$ .

Nas figuras 9 e 10 podemos observar a dispersão dos valores de EMAn no gráfico, sendo que ambas equações analisadas se apresentam com dispersão semelhante dos valores, ao levar em consideração que ambas equações utilizaram os mesmos dados para validação, este pode ser um indicativo de que as equações propostas predizem valores de EMAn com semelhante eficiência.

Tabela 12. Taxas de erro das predições realizadas para alimentos concentrados (energéticos e proteicos).

| Equação                | MAD    | MAPE | Bias   | m.s.e     |
|------------------------|--------|------|--------|-----------|
| (Mariano et al., 2012) | 114,50 | 3,41 | -12,34 | 25 840,01 |
| (Alvarenga, 2015)      | 157,12 | 4,60 | 75,54  | 47 082,28 |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

Ambas as equações para alimentos concentrados apresentaram taxas de erro semelhantes (Tabela 12), de modo que não possuem grandes acúmulo de erro na predição, sendo que trabalham com maiores números de dados na validação ( $n = 90$ ). Vale ressaltar que em relação ao Bias a equação proposta por Mariano et al. (2012), tende a subestimar levemente os valores de EMAn enquanto a descrita por Alvarenga (2015), tende a superestimar os valores.

Tabela 13. Ranqueamento das equações de predição de alimentos concentrados de acordo com os parâmetros de adequabilidade do ajuste e medidas de erro.

|                                   | Equações  |           |
|-----------------------------------|-----------|-----------|
|                                   | A         | B         |
| Estimativa do Intercepto          | 1         | 2         |
| Estimativa do Coeficiente angular | 1         | 2         |
| Valor p ( $H_0: a = 0$ )          | 2         | 1         |
| Valor p( $H_0: b = 0$ )           | 2         | 1         |
| MAD                               | 1         | 2         |
| MAPE                              | 1         | 2         |
| Vies                              | 1         | 2         |
| m.s.e                             | 1         | 2         |
| <b>Soma</b>                       | <b>10</b> | <b>14</b> |

MAD: desvio médio absoluto; MAPE: erro médio percentual absoluto; Bias: viés; m.s.e: erro quadrático médio.

A: Mariano et al., (2012);

B: Alvarenga, (2015).

No ranqueamento (Tabela 13) a equação proposta por Mariano et al. (2012), apresentou melhor colocação, sendo que a mesma teve pior ajuste somente em relação aos valores p de ambas as hipóteses do teste estatístico. Porém, como já citado anteriormente, a equação proposta por Alvarenga (2015), também apresentou bons ajustes e baixos erros de predição, estimando valores de EMAn para alimentos concentrados tão bem quanto a equação de Mariano et al. (2012).

Contudo, ao levar em consideração a praticidade que a utilização de uma equação de predição deve proporcionar a equação proposta por Mariano et al. (2012), pode ser considerada a mais adequada já que a mesma apresenta somente quatro variáveis (EE, MM, FB e FDN), a serem utilizadas na estimação do valor de EMAn, enquanto a equação de Alvarenga (2015), se utiliza de seis variáveis (PB, EE, MM, FB, FDN e FDA), necessitando de maiores informações da composição dos alimentos para ser utilizada, além de possuir variáveis que possuem determinação laboratorial mais complexas e onerosas que as variáveis presentes na equação proposta por Mariano et al. (2012). As variáveis utilizadas na equação proposta por Mariano et al. (2012), estão de acordo com o observado por Rodrigues et al. (2001), onde o autor concluiu que equações com duas a quatro variáveis permitem boa predição dos valores energéticos dos alimentos do grupo do milho e da soja, corroborando com o banco de dados utilizado no presente trabalho, onde a maior parte dos alimentos energéticos utilizados é representada por diferentes variedades de milho e quase totalidade dos alimentos

proteicos pertence ao grupo da soja. O autor ainda observou que ao trabalhar com pintos em crescimento, essas equações com número reduzido de variáveis conseguiram explicar mais de 91% das variações dos valores de EMAn.

## CONCLUSÃO

A equação ( $EMAn = 4331 - 36,86MM - 37,04FB - 38,12FDN$ ) proposta por Alvarenga (2015), para alimentos energéticos foi considerada a que melhor estima os valores de alimentos energéticos, apresentando vantagem em relação às demais equações avaliadas, pelo fato de que a equação mencionada estima os valores de EMAn para qualquer alimento energético, diferente das equações que fazem sua estimação para categorias específicas de alimentos energéticos.

Para alimentos proteicos, a equação ( $EMAn = 3383,589 + 51,412EE - 139,617MM - 15,474FDA$ ) descrita por Mariano et al. (2012), pode ser considerada a ideal pois apresenta menor número de variáveis necessárias para estimação do valor de EMAn.

A equação geral ( $EMAn = 4164,187 + 51,006EE - 197,663MM - 35,689FB - 20,593FDN$ ) proposta por Mariano et al. (2012), foi a mais adequada para predição da EMAn dos alimentos concentrados.

## REFERÊNCIAS

ALBINO, L.F.T., SILVA, M.A. Valores nutritivos de alimentos para aves e suínos determinados no Brasil. In: **SIMPÓSIO INTERNACIONAL SOBRE EXIGÊNCIAS NUTRICIONAIS DE AVES E SUÍNOS**. Viçosa, 1996. Anais. Viçosa: UFV, 1996. p.303-318.

ALBINO, L.F.T.; ROSTAGNO, H.S.; FONSECA, J.B.; TORRES, R.A. Utilização de diferentes sistemas de avaliação energética dos alimentos na formulação de rações para frangos de corte. **Revista da Sociedade Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 21, n. 6, p. 1037-1046, nov./dez. 1992.

ALVARENGA, A.B. **Meta-análise e inferência bayesiana no ajuste de equações de predição do valor energético de alimentos para frangos de corte**. 2015. p. 35. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal de Lavras, Lavras.

ALVARENGA, R. R.; RODRIGUES, P. B.; ZANGERONIMO, M. G., OLIVEIRA, E. C.; MARIANO, F. C. M. Q.; LIMA, E. M. C.; GARCIA JR, A. A. P.; NAVES, L. P.;

NARDELLI, N. B. S.. Validation of Prediction Equations of Energy Values of Feedstuffs for Male Broilers: Use in Alternative Diets. **Asian-Australians Journal of Animal Science**, v. 28, p. 1335-1344, 2015.

ALVARENGA, R.R. **Avaliação de equações de predição dos valores energéticos do milho e do farelo de soja na formulação de rações para frangos de corte**. 2012. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, Minas Gerais, Brasil. 2013.

ALVARENGA, T.C. **Redes bayesianas na predição de valores energéticos de alimentos para aves**. 2019. 101 p. Tese (Doutorado em Estatística e Experimentação Agropecuária) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2019.

BERTECHINI, Antônio Gilberto. **Nutrição de monogástricos**. 2. Ed., rev. Lavras, MG: Ed. UFLA, c 2012. 373 p. ISBN 9788581270166 (broch.).

BORGES, F. M. O.; ROSTAGNO, H. S.; RODRIGUEZ, N. M.; SANTOS, W. M.; LARA, L. B.; ARAÚJO, V. L. Metodologia de alimentação forçada em aves - I – efeito dos níveis de consumo de alimento na avaliação da energia metabolizável. In: **REUNIÃO ANUAL DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ZOOTECNIA**, 35., 1998 Botucatu. Anais... Botucatu: FMVZ/UNESP, 1998. P. 389-391.

BORGES, F. M. O.; ROSTAGNO, H. S.; SAAD, C. E. P.; RODRIGUEZ, N. M.; TEIXEIRA, E. A.; LARA, L. B.; MENDES, W. S.; ARAÚJO, V. L. Equações de regressão para estimar valores energéticos do grão de trigo e seus subprodutos para frango de corte, a partir de análises químicas. **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, Belo Horizonte, v. 55, n. 6, p. 734-746, dez. 2003.

FISCHER JR, A. A.; ALBINO, L. F. T.; ROSTAGNO, H. S.; GOMES P. C. Determinação dos valores de energia metabolizável de alguns alimentos usados na alimentação de aves. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 27, n. 02, p. 314-318, mar./abr. 1998.

HILL, S.J.; ANDERSON, D.L. Comparison of metabolizable energy and productive energy determinations with growing chicks. **Journal of Nutrition**, Bethesda, v. 64, n. 4, p. 587-603, Apr. 1958.

JANSSEN, W. M. M. A. European table of energy values for poultry feedstuffs. 3. Ed. Beekbergen: **European Federation of Branches of the World's Poultry Science Association**, 1989. 84 p. (Spelderholt Center for Poultry Research and Information Services).



LOBO, R. B.; BEZERRA, L. A. F.; OLIVEIRA, H. N. et al. **Avaliação genética de animais jovens, touros e matrizes**. Ribeirão Preto: GEMAC/FMRP/USP, 2003. 86 p.

MARIANO, F. C. M. Q.; LIMA, R. R.; ALVARENGA, R. R.; RODRIGUES, P. B.; LACERDA, W. S.. Neural network committee to predict the AMEn of poultry feedstuffs. **Neural Computing & Applications (Internet)**, v. 25, p. 1903-1911, 2014.

MARIANO, F. C. M. Q.; LIMA, R. R.; RODRIGUES, P. B.; ALVARENGA, R. R.; NASCIMENTO, G. A. J.. Equações de predição de valores energéticos de alimentos obtidas utilizando meta-análise e componentes principais. **Ciência Rural** (UFMS Impresso), v. 42, p. 1634-1640, 2012.

MARIANO, Flávia Cristina Martins Queiroz et al . Equações de predição de valores energéticos de alimentos obtidas utilizando meta-análise e componentes principais. **Cienc. Rural**, Santa Maria , v. 42, n. 9, p. 1634-1640, Sept. 2012 .

MONTENEGRO, S. D. **Valores energéticos da raspa integral de mandioca e do sorgo utilizados na alimentação de diferentes espécies e categorias de aves**. 2016. 55p. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.

NAGATA, A.K.; RODRIGUES, P.B.; FREITAS, R.T.F.; BERTECHINI, A.G.; FIALHO, E.T. Energia metabolizável de alguns alimentos energéticos para frangos de corte, determinada por ensaios metabólicos e por equações de predição. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 28, n. 3, p. 668-677, maio/jun. 2004.

NASCIMENTO, G.A.J et al . Equações de predição para estimar valores da energia metabolizável de alimentos concentrados energéticos para aves utilizando meta-análise. **Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.**, Belo Horizonte , v. 63, n. 1, p. 222-230, Feb. 2011 .

NASCIMENTO, Germano Augusto Jerônimo do et al . Equações de predição para estimar os valores energéticos de alimentos concentrados de origem vegetal para aves utilizando a metanálise. **R. Bras. Zootec.**, Viçosa , v. 38, n. 7, p. 1265-1271, July 2009 .

NASCIMENTO, Germano Augusto Jerônimo do et al . Equações de predição para estimar os valores da EMAn de alimentos proteicos para aves utilizando a meta-análise. **R. Bras. Zootec.**, Viçosa , v. 40, n. 10, p. 2172-2177, Oct. 2011 .

NATIONAL RESEARCH COUNCIL – NRC. **Nutrient requeriments of poultry**. 9. Ed. Washington: National Academy of Science, 1994. 155 p.

OCA, M. A. R. M. de. **Equações de predição de valores energéticos em alimentos para gatos**. 2016. 61 p. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.

OLIVEIRA, E. C. **Valores energéticos do milho e do farelo de soja para aves de diferentes categorias zootécnicas**. 2015. Dissertação (mestrado acadêmico) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, Minas Gerais, Brasil. 2015.

OST, P. R.; RODRIGUES, P. B.; FIALHO, E. T.; FREITAS, R. T. F.; BERTECHINI, A. G. Valores energéticos de sojas integrais e farelos de soja, determinados com galos adultos e por equações de predição. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 29, n. 2, p. 467-475, mar./abr. 2005.

RODRIGUES, P. B.; ROSTAGNO, H. S.; ALBINO, L. F. T.; GOMES, P. C.; BARBOZA, W. A.; SANTANA, R. T. Valores energéticos do milheto, do milho e subprodutos do milho, determinados com frangos de corte e galos adultos. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 30, n. 6, p. 1767-1778. Nov./dez. 2001.

RODRIGUES, P.B.; ROSTAGNO, H.S.; ALBINO, L.F.T.; GOMES, P.C.; BARBOZA, W.A.; SANTANA, R.T. Valores energéticos do milheto, do milho e subprodutos do milho, determinados com frangos de corte e galos adultos. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 30, n. 6, p. 1767-1778, Nov./dez. 2001.

RODRIGUES, P.B.; ROSTAGNO, H.S.; ALBINO, L.F.T.; GOMES, P.C.; NUNES, R.V.; TOLEDO, R.S. Valores energéticos da soja e subprodutos da soja, determinados com frangos de corte e galos adultos. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, MG, v. 31, n. 4, p. 1771-1782, jul./ago. 2002.

ROSTAGNO, H. S. et al. **Tabelas Brasileiras de aves e suínos**. 4. ed. Viçosa: Editora da UFV, 2017. 488 p.

SAKOMURA, NilvaKazue; ROSTAGNO, Horácio Santiago. **Métodos de pesquisa em nutrição de monogástricos**. Jaboticabal, SP: FUNEP, 2007. 283 p. ISBN 9788587632975.

SIBBALD, I. R. Measurement of bioavailable energy in poultry feedingstuffs: a review. **Canadian Journal of Animal Science**, Ottawa, v. 62, n. 4, p. 983-1048, 1982.

SIBBALD, J. R. A bioassay for true metabolizable energy in feedingstuffs. **Poultry Science**, Champaign, v. 55, n. 1, p. 303-308, Jan. 1976.

SIBBALD, J. R.; SLINGER, S. J. A biological assay for metabolizable energy in poultry feed ingredients together with findings which demonstrate some of the problems

associated with the evaluation of fats. **Poultry Science**, Champaign, v. 42, n. 2, p. 313-325, Mar. 1963.

SIBBALD, J.R.; SLINGER, S.J. A biological assay for metabolizable energy in poultry feed ingredients together with findings which demonstrate some of the problems associated with the evaluation of fats. **Poultry Science**, Champaign, v. 42, n. 2, p. 313-325, Mar. 1963.

SILVA, D. J.; QUEIROZ, Augusto César de. *Análise de alimentos: métodos químicos e biológicos*. 3. Ed. Viçosa, MG: Ed. UFV, 2004. 235 p. ISBN 8572691057 (enc.).

TEDESCHI, L. O. Assessment of the adequacy of mathematical models, **Agricultural Systems, Amsterdam**, v. 89, n. 2/3, p. 225-247, Sept. 2006.

VALADARES FILHO, S. C., COSTA E SILVA, L. F., LOPES, S. A. et al. BR-CORTE 3.0. **Cálculo de exigências nutricionais, formulação de dietas e predição de desempenho de zebuínos puros e cruzados**. 2016. Disponível em: <[www.brcorte.com.br](http://www.brcorte.com.br)>. Acesso em 03 de junho de 2019.

VIEIRA, R. O.; RODRIGUES, P. B.; FREITAS, R. T. F.; NASCIMENTO, G. A. J.; SILVA, E. L.; HESPANHOL, R. Composição química e energia metabolizável de híbridos de milho para frangos de corte. **Revista Brasileira de Zootecnia / Brazilian Journal of Animal Science**, v. 36, p. 832-838, 2007.

VIEITES, F. M. et al. Valores de energia metabolizável aparente da farinha de carne e ossos para aves. **Revista Brasileira de Zootecnia**. v. 29, n. 6, p. 2292-2299, 2000.

ZONTA, M.C.M.; RODRIGUES, P.B.; ZONTA, A.; FREITAS, R.T.F.; BERTECHINI, A.G.; FIALHO, E.T.; PEREIRA, C.R. Energia metabolizável de ingredientes proteicos determinada pelo método de coleta total e por equações de predição. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 28, n. 6, p. 1400-1407, Nov./dez. 2004.

## Anexo: Tabelas de composição química e valores energéticos dos alimentos.

Tabela de composição química e valores de EMAn obtidos em ensaio *in vivo* dos alimentos energéticos utilizados, expressos na matéria seca.

| Alimento   | MS (%) | PB (%) | EE (%) | FB (%) | FDN (%) | FDA (%) | MM (%) | EMAn (Kcal/Kg de MS) |
|--|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|----------------------|
| Milho Oliveira, (2015)                           | 86,74  | 8,51   | 4,74   | 0,51   | 16,32   | 3,3     | 1,09   | 3772                 |
| Milho ALVARENGA (2012)                           | 87,02  | 9,91   | 5,29   | 2,68   | 12,38   | 3,68    | 0,98   | 3747                 |
| Milho 1Alvarenga et al. (2015)                   | 87,53  | 9,54   | 4,11   | 1,73   | 14,91   | 5,8     | 1,21   | 3699                 |
| Milho 2Alvarenga et al. (2015)                   | 86,22  | 10,37  | 4,4    | 1,35   | 12,94   | 7,19    | 1,4    | 3813                 |
| Sorgo 1Alvarenga et al. (2015)                   | 86,72  | 11,35  | 3,32   | 2,77   | 15,65   | 6,42    | 1,77   | 3529                 |
| Sorgo 2Alvarenga et al. (2015)                   | 87,83  | 10,18  | 3,34   | 2,8    | 14,1    | 6,11    | 1,82   | 3598                 |
| Quirera de arroz Alvarenga et al. (2015)         | 85,92  | 9,7    | 0,97   | 0,38   | 3,53    | 5,07    | 1,07   | 3862                 |
| Farelo de arroz integral Alvarenga et al. (2015) | 88,53  | 14,12  | 19,74  | 8,89   | 21,35   | 16,12   | 10,43  | 2682                 |
| Milho pré cozidoAlvarenga et al. (2015)          | 87,91  | 9,15   | 2      | 2,11   | 11,75   | 1,28    | 1,17   | 3624                 |
| Farelo de Trigo Alvarenga et al. (2015)          | 86,57  | 18,52  | 4,9    | 9,46   | 46,97   | 13      | 5,94   | 1941                 |
| Quirera de milho Alvarenga et al. (2015)         | 85,68  | 9,41   | 4,88   | 3,03   | 12,95   | 6,05    | 1,56   | 3676                 |
| Raspa de Mandioca MONTENEGRO (2016)              | 85,99  | 4,34   | 0,07   | 3,63   | 9,03    | 7,65    | 6,16   | 3266                 |
| Sorgo MONTENEGRO (2016)                          | 86,44  | 9,42   | 2,85   | 2,28   | 10,55   | 4,64    | 1,24   | 3792                 |
| Milho 1Vieira et al. (2007)                      | 88,11  | 10,27  | 3,34   | 1,68   | 14,79   | 4,48    | 1,33   | 3626                 |
| Milho 2Vieira et al. (2007)                      | 88,22  | 10,96  | 3,43   | 2,17   | 14,68   | 2,78    | 1,35   | 3604                 |
| Milho 3Vieira et al. (2007)                      | 87,67  | 9,33   | 3,32   | 2,82   | 11,57   | 4,28    | 1,11   | 3656                 |
| Milho 4Vieira et al. (2007)                      | 87,53  | 10,5   | 3,31   | 2,71   | 12,84   | 3,72    | 1,12   | 3731                 |
| Milho 5Vieira et al. (2007)                      | 87,6   | 10,89  | 3,62   | 2,27   | 12,16   | 3,18    | 1,27   | 3656                 |
| Milho 6Vieira et al. (2007)                      | 88,05  | 10,71  | 3,66   | 1,59   | 15,95   | 2,98    | 1,27   | 3889                 |
| Milho 7Vieira et al. (2007)                      | 88,29  | 9,51   | 3,45   | 1,94   | 12,45   | 2,76    | 1,21   | 3769                 |

|                              |       |       |      |      |       |      |      |      |
|------------------------------|-------|-------|------|------|-------|------|------|------|
| Milho 8Vieira et al. (2007)  | 87,89 | 10,9  | 3,56 | 1,23 | 14,26 | 3,93 | 1,23 | 3692 |
| Milho 9Vieira et al. (2007)  | 87,73 | 10,98 | 3,49 | 2,74 | 12,29 | 2,66 | 1,22 | 3748 |
| Milho 10Vieira et al. (2007) | 87,67 | 10,66 | 3,59 | 2,18 | 11,98 | 2,17 | 1,2  | 3759 |
| Milho 11Vieira et al. (2007) | 87,64 | 11,46 | 3,61 | 1,68 | 10,76 | 2,08 | 1,37 | 3718 |
| Milho 12Vieira et al. (2007) | 87,99 | 10,99 | 3,8  | 2,07 | 14,1  | 2,83 | 1,23 | 3756 |
| Milho 13Vieira et al. (2007) | 88,59 | 10,79 | 2,9  | 1,75 | 14,36 | 2,09 | 1,23 | 3772 |
| Milho 14Vieira et al. (2007) | 86,24 | 10,69 | 3,25 | 2,18 | 14,99 | 2,71 | 1,18 | 3632 |
| Milho 15Vieira et al. (2007) | 86,37 | 8,72  | 3,24 | 1,57 | 14,3  | 2,34 | 1,25 | 3574 |
| Milho 16Vieira et al. (2007) | 86,61 | 9,17  | 3,48 | 0,96 | 12,79 | 3,12 | 1,21 | 3840 |
| Milho 17Vieira et al. (2007) | 85,29 | 9,32  | 3,44 | 1,32 | 14,36 | 2,71 | 1,68 | 3786 |
| Milho 18Vieira et al. (2007) | 86,7  | 7,96  | 3,4  | 2,16 | 14,19 | 2,73 | 1,08 | 3703 |
| Milho 19Vieira et al. (2007) | 87,47 | 9,52  | 3,57 | 2,28 | 11,74 | 2,85 | 1,29 | 3721 |
| Milho 20Vieira et al. (2007) | 86,47 | 9,68  | 3,61 | 2,59 | 12,05 | 3,54 | 1,21 | 3797 |
| Milho 21Vieira et al. (2007) | 85,25 | 8,61  | 3,77 | 2,74 | 14,08 | 3,44 | 1,2  | 3901 |
| Milho 22Vieira et al. (2007) | 86,24 | 8,59  | 3,85 | 1,88 | 11,02 | 3,26 | 0,97 | 3715 |
| Milho 23Vieira et al. (2007) | 86,35 | 8,63  | 3,75 | 1,85 | 12,43 | 3,3  | 1,13 | 3897 |
| Milho 24Vieira et al. (2007) | 87,26 | 10,81 | 3,77 | 1,33 | 10,7  | 2,65 | 1,36 | 3807 |
| Milho 25Vieira et al. (2007) | 86,86 | 8,37  | 3,85 | 2,28 | 9,42  | 2,3  | 1,11 | 3847 |
| Milho 26Vieira et al. (2007) | 86,91 | 8,18  | 3,65 | 0,98 | 11,23 | 2,11 | 1,22 | 3700 |
| Milho 27Vieira et al. (2007) | 87,35 | 8,64  | 3,69 | 1,03 | 16,91 | 2,62 | 1,13 | 3835 |
| Milho 28Vieira et al. (2007) | 86,76 | 9,52  | 3,6  | 1,29 | 14,91 | 2,59 | 1,29 | 3823 |
| Milho 29Vieira et al. (2007) | 86,38 | 9,52  | 3,77 | 2,36 | 13,38 | 2,48 | 1,4  | 3764 |
| Milho 30Vieira et al. (2007) | 87,08 | 7,85  | 3,47 | 2,24 | 10,28 | 2,34 | 1,19 | 3854 |
| Milho 31Vieira et al. (2007) | 86,43 | 7,79  | 3,68 | 1,87 | 15,8  | 2,86 | 1,1  | 3537 |
| Milho 32Vieira et al. (2007) | 87,06 | 8,78  | 3,53 | 2,18 | 11,6  | 2,37 | 1,54 | 3623 |
| Milho 33Vieira et al. (2007) | 86,13 | 9,8   | 3,73 | 1,95 | 16,03 | 1,56 | 1,86 | 3972 |
| Milho 34Vieira et al. (2007) | 85,89 | 7,95  | 3,55 | 2,15 | 15,51 | 2,62 | 1,15 | 3792 |
| Milho 35Vieira et al. (2007) | 86,24 | 9,58  | 3,1  | 1,72 | 15,64 | 2,56 | 2,08 | 4013 |
| Milho 36Vieira et al. (2007) | 86,27 | 8,67  | 3,71 | 1,1  | 16,85 | 2,14 | 1,76 | 3657 |
| Milho 37Vieira et al. (2007) | 86,4  | 9,92  | 3,63 | 1,41 | 14,46 | 2,18 | 2,11 | 3841 |
| Milho 38Vieira et al. (2007) | 85,79 | 8     | 3,68 | 1,64 | 16,25 | 2,42 | 1,5  | 3733 |
| Milho 39Vieira et al. (2007) | 85,86 | 9,08  | 3,52 | 2,21 | 10,51 | 2,5  | 1,15 | 3922 |
| Milho 40Vieira et al. (2007) | 86,43 | 9,42  | 3,4  | 1,41 | 13,4  | 2,23 | 1,31 | 3826 |
| Milho 41Vieira et al. (2007) | 86,79 | 9     | 3,09 | 1,82 | 16,72 | 2,36 | 1,19 | 3405 |
| Milho 42Vieira et al. (2007) | 86,04 | 8,89  | 3,32 | 1,63 | 13,15 | 2,37 | 1,09 | 3640 |
| Milho 43Vieira et al. (2007) | 85,25 | 10,19 | 3,38 | 1,83 | 12,76 | 2,15 | 1,62 | 3749 |
| Milho 44Vieira et al. (2007) | 86,29 | 9,55  | 3,33 | 1,56 | 12,59 | 2,63 | 1,66 | 3563 |
| Milho 45Vieira et al. (2007) | 86,35 | 8,92  | 3,2  | 1,89 | 16,44 | 2,37 | 1,66 | 3642 |

|                                     |       |       |       |      |       |      |      |      |
|-------------------------------------|-------|-------|-------|------|-------|------|------|------|
| Milheto moído NAGATA (2003)         | 88,71 | 16,04 | 6,43  | 1,85 | 18,33 | 5,81 | 2    | 3223 |
| Milheto grão NAGATA (2003)          | 88,71 | 16,04 | 6,43  | 1,85 | 18,33 | 5,81 | 2    | 3279 |
| Sorgo moído NAGATA (2003)           | 88,9  | 12,07 | 4,25  | 1,79 | 15,97 | 6,45 | 1,53 | 3529 |
| Sorgo grão NAGATA (2003)            | 88,9  | 12,07 | 4,25  | 1,79 | 15,97 | 6,45 | 1,53 | 3573 |
| Far.gérmen de milho NAGATA (2003)   | 89,59 | 12,02 | 12,17 | 4,07 | 20,65 | 5,57 | 3,32 | 3503 |
| Far. Quirera de milho NAGATA (2003) | 89,52 | 9,45  | 5,03  | 4,26 | 18,98 | 5,22 | 1,88 | 3351 |
| Milho HB1 NAGATA (2003)             | 86,46 | 7,06  | 5,04  | 2,11 | 16,52 | 4,19 | 1,58 | 3694 |
| Milho HB2 NAGATA (2003)             | 86,57 | 9,5   | 5,23  | 1,44 | 17,97 | 4,44 | 1,52 | 3731 |
| Milho HB3 NAGATA (2003)             | 87,21 | 10,15 | 4,64  | 2,45 | 16,94 | 3,82 | 1,32 | 3804 |
| Milho HB4 NAGATA (2003)             | 86,76 | 8,67  | 5,19  | 1,66 | 18,33 | 4,06 | 1,48 | 3736 |
| Milho HB5 NAGATA (2003)             | 87,82 | 10,98 | 5,43  | 1,72 | 16,29 | 3,97 | 1,53 | 3780 |
| Milho HB6 NAGATA (2003)             | 87,5  | 8,25  | 4,89  | 1,54 | 16,78 | 3,98 | 1,58 | 3665 |
| Milho HB7 NAGATA (2003)             | 86,89 | 7,69  | 4,35  | 1,37 | 16,26 | 3,95 | 1,24 | 3694 |

Tabela de composição química e valores de EMAn obtidos em ensaio *in vivo* dos alimentos proteicos utilizados, expressos na matéria seca.

| Alimento   | MS (%) | PB (%) | EE (%) | FB (%) | FDN (%) | FDA (%) | MM (%) | EMAn (Kcal/Kg de MS) |
|--|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|----------------------|
| Farelo de soja Oliveira, (2015)                      | 87.54  | 50.25  | 1.59   | 5.09   | 26.42   | 7.09    | 7.15   | 2337                 |
| Farelo de soja ALVARENGA (2012)                      | 88.85  | 51.72  | 2.64   | 6.72   | 12.16   | 11.56   | 6.28   | 2373                 |
| Farelo de soja 1Alvarenga et al. (2015)              | 87.63  | 47.16  | 1.37   | 7.58   | 16.46   | 9.74    | 6.61   | 2326                 |
| Farelo de soja 2Alvarenga et al. (2015)              | 88.2   | 49.32  | 1.96   | 5.16   | 15.36   | 8.8     | 6.68   | 2355                 |
| Farelo de soja 3Alvarenga et al. (2015)              | 89.14  | 47.43  | 1.95   | 5.02   | 14.95   | 9.2     | 6.47   | 2396                 |
| Farelo de soja 4Alvarenga et al. (2015)              | 88.7   | 47.94  | 1.98   | 5.66   | 14.91   | 9.43    | 6.19   | 2478                 |
| Farelo de soja semi-integral Alvarenga et al. (2015) | 90.76  | 42.62  | 10.24  | 8.97   | 15.64   | 10.11   | 5.74   | 3159                 |
| Soja integral extrusadaAlvarenga et al. (2015)       | 91.07  | 35.96  | 21.25  | 7.2    | 15.77   | 10.28   | 5.45   | 3779                 |
| Proteína texturizadaAlvarenga et al. (2015)          | 93.06  | 53.31  | 0.75   | 1.17   | 4.15    | 2.44    | 5.76   | 2809                 |
| Soja integral micronizadaAlvarenga et al. (2015)     | 93.92  | 39.85  | 25.85  | 1.38   | 19.87   | 5.56    | 5.35   | 3772                 |
| ProtenoseAlvarenga et al. (2015)                     | 89.93  | 68.7   | 3.41   | 1.33   | 6.48    | 10.57   | 1.62   | 3934                 |

|   |       |       |       |      |       |       |      |      |
|---|-------|-------|-------|------|-------|-------|------|------|
| Soja integral extrusada Zonta et al. (2004)   | 95.21 | 38.06 | 23.42 | 6.06 | 13.44 | 9.36  | 4.68 | 3674 |
| Soja integral tostada Zonta                   | 92.64 | 37.94 | 23.95 | 6.69 | 19.8  | 9.78  | 5.22 | 3609 |
| Soja integral micronizada Zonta et al. (2004) | 93.99 | 43.61 | 26.22 | 1.24 | 13.54 | 3.44  | 4.42 | 4296 |
| Farelo de soja 1 Zonta et al. (2004)          | 90.47 | 48.97 | 4.33  | 4.81 | 12.29 | 11.24 | 6.33 | 2601 |
| Farelo de soja 2 Zonta et al. (2004)          | 90.69 | 48.78 | 3.07  | 5.87 | 13.32 | 10.5  | 6.38 | 2650 |
| Farelo de soja 3 Zonta et al. (2004)          | 90.7  | 48.61 | 4.11  | 5.38 | 10.02 | 8.24  | 6.25 | 2727 |
| Farelo de soja 4 Zonta et al. (2004)          | 89.77 | 46.36 | 5.47  | 6.27 | 14.9  | 12.32 | 6.45 | 2500 |
| Farelo de soja 5 Zonta et al. (2004)          | 89.49 | 46.66 | 5.7   | 6.65 | 15.01 | 11.61 | 6.03 | 2426 |

---