



**PREDIÇÃO DA COMPOSIÇÃO FÍSICO-QUÍMICA DE
GRAMÍNEAS TROPICAIS E FEZES BOVINAS POR MEIO
DE NIRs**

MARIA MAGNA SILVA PEREIRA

2019



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO SUDOESTE DA BAHIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ZOOTECNIA**

**PREDIÇÃO DA COMPOSIÇÃO FÍSICO-QUÍMICA DE
GRAMÍNEAS TROPICAIS E FEZES BOVINAS POR MEIO
DE NIRs**

**Autora: Maria Magna Silva Pereira
Orientador: Prof. Dr. Robério Rodrigues Silva**

ITAPETINGA
BAHIA - BRASIL
Março/2019

MARIA MAGNA SILVA PEREIRA

**PREDIÇÃO DA COMPOSIÇÃO FÍSICO-QUÍMICA DE
GRAMÍNEAS TROPICAIS E FEZES BOVINAS POR MEIO DE
NIRs**

**Tese apresentada como parte das
exigências para obtenção do título de
DOUTORA EM ZOOTECNIA, ao
Programa de Pós-Graduação em
Zootecnia da Universidade Estadual
do Sudoeste da Bahia.**

Orientador: Prof. Dr. Robério Rodrigues Silva

Co-orientador: Prof. Dr. Leandro Soares Santos

Co-orientador: Prof. Dr. Fabiano Ferreira da Silva

ITAPETINGA
BAHIA-BRASIL
Março/2019

633.2 Pereira, Maria Magna Silva.

P493p Predição da composição físico-química de gramíneas tropicais e fezes bovinas por meio de NIRs. / Maria Magna Silva Pereira. – Itapetinga-BA: UESB, 2019.
55f.

Tese apresentada como parte das exigências para obtenção do título de DOUTORA EM ZOOTECNIA, ao Programa de Pós-Graduação em Zootecnia da Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia. Sob a orientação do Prof. D.Sc. Robério Rodrigues Silva e coorientação do Prof. D.Sc. Leandro Soares Santos e Prof. D.Sc. Fabiano Ferreira da Silva .

1. Forrageiras – Bromatologia - Estatística multivariada. 2. Forrageiras – Fezes bovinas - Composição bromatológica - Regressão multivariada. 3. Ruminantes - Gramíneas tropicais - Composição bromatológica. I. Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia - Programa de Pós-Graduação de Doutorado em Zootecnia, *Campus* de Itapetinga. II. Silva, Robério Rodrigues. III. Santos, Leandro Soares. IV. Silva, Fabiano Ferreira. V. Título.

CDD(21): 633.2

Catálogo na Fonte:

Adalice Gustavo da Silva – CRB 535-5ª Região

Bibliotecária – UESB – Campus de Itapetinga-BA

Índice Sistemático para desdobramentos por Assunto:

1. Forrageiras – Bromatologia - Estatística multivariada
2. Forrageiras – Fezes bovinas - Composição bromatológica - Regressão multivariada
3. Ruminantes - Gramíneas tropicais - Composição bromatológica

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO SUDOESTE DA BAHIA - UESB
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ZOOTECNIA
Área de Concentração: Produção de Ruminantes

Campus Itapetinga-BA

DECLARAÇÃO DE APROVAÇÃO

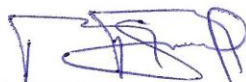
Título: "Predição da composição físico-química de gramíneas tropicais e fezes bovinas por meio de NIRs".

Autor (a): Maria Magna Silva Pereira

Orientador (a): Prof. Dr. Robério Rodrigues Silva

Co-orientador (a): Prof. Dr. Fabiano Ferreira da Silva
Prof. Dr. Leandro Soares Santos

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM ZOOTECNIA, ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PRODUÇÃO DE RUMINANTES, pela Banca Examinadora:



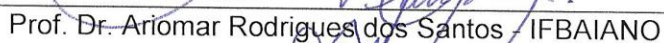
Prof. Dr. Robério Rodrigues Silva – UESB
Orientador



Prof. Dr. Sérgio Augusto de Albuquerque Fernandes - UESB



Prof. Dr. Mário Norberto Slomp - UNIGUAÇU



Prof. Dr. Ariomar Rodrigues dos Santos - IFBAIANO



Prof. Dr. Fábio Andrade Teixeira - UESB

Data de realização: 08 de março de 2019.

Não te ordenei eu? Esforça-te, e tem bom ânimo; não temas, nem te espantes;
porque o Senhor teu Deus está contigo, por onde quer que andares.

Josué 1:9.

A **Deus**, pela proteção diária, por me fazer ver que ELE está comigo;

A **Nossa Senhora Aparecida**, “não és deusa, não és mais que Deus, mas, depois de Jesus, o Senhor, neste mundo ninguém foi maior”;

Aos meus pais, Edivaldo e Maria, responsáveis por me ensinar valores como caráter, honestidade e perseverança, e o mais importante deles, o amor;

Aos meus irmãos, **Edinho e Dé**, e irmãs, **Glória e Noi**, pelo amor, estímulo, amizade e apoio;

Ao meu esposo, **Mateus Lisboa**, pelo companheirismo, paciência e pelo amor;

A minha filha **Sofia Vitória**, presente de Deus em minha vida;

Ao Prof. **Robério Rodrigues Silva**, pelo incentivo a pesquisa;

DEDICO

AGRADECIMENTOS

A Deus por me amparar nos momentos mais difíceis dessa caminhada, me dando coragem e proteção para continuar.

À Nossa Senhora Aparecida, mãe intercessora, por me cobrir com seu manto sagrado.

À minha mãe, MARIA, meu maior exemplo de força, pelas suas orações diárias em meu favor. Mesmo quando não compreendia cientificamente a importância desse trabalho, era importante para ela porque era importante para a filha dela.

A meu pai, EDIVALDO, por me ensinar que onde quer que eu esteja a honestidade e o respeito será o ponto de partida.

À minha irmã/mãe, NOI, por estar pronta a abdicar de seus compromissos em favor dos meus, gratidão eterna a ti.

À minha irmã, GLÓRIA, por ter se tornado mãe da minha filha durante a finalização desse trabalho, pois, o tempo a mim exigido não era compatível com o tempo disponível de uma mãe.

A meu irmão, DÉ, pela sua atenção e carinho se fazendo sempre presente em minha casa.

A meu irmão, EDINHO, pela amizade e apoio de sempre.

Ao meu cunhado, JOÃO, pelo carinho.

Ao meu sobrinho, NATHAN, pelo carinho do seu jeito peculiar.

Ao meu sobrinho e filho, FRANKLY, pessoa que ouviu meus desabafos mais sinceros, encorajou-me ao mesmo tempo que me cobrava. Te amo.

Ao meu esposo, MATEUS, pelo companheirismo e amor. Vencemos mais essa companheiro. Te amo.

À minha filha, SOFIA VITÓRIA, amor da minha vida, quem mais teve a vida influenciada durante esse trabalho. Ainda na barriga me acompanhava ao laboratório, após o nascimento teve que suportar a ausência da mamãe em vários momentos. E quando eu pensava em desistir, seu sorriso e abraço carinhoso recarregava minhas energias. Obrigada por existir minha filha. Te amo.

Às amigas, Marcinha e Natila, pela amizade e por sempre estarem dispostas a ajudar.

À amiga Niméia, pelo carinho e colaboração na correção deste trabalho.

À Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, por me acolher e possibilitar a realização deste trabalho;

À CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pela bolsa de estudos;

Ao Prof. Robério Rodrigues Silva, pela orientação, ensinamentos, conselhos e amizade;

Ao co-orientador prof. Leandro Soares Santos, responsável por abrir caminhos para que esse trabalho se tornasse real.

Ao co-orientador Fabiano Ferreira da Silva, pela colaboração, principalmente durante a qualificação.

Aos professores e amigos Mario Slomp, Laize e Paulo Valter pela colaboração na elaboração desse trabalho.

Ao grupo de Produção de Bovinos em Pastejo com Qualidade, (em especial a Jansen, Laize, Boquira, Venicio, João, Tarcísio, Everton, Gabriel, Adriane, Mariana, Aroldo, Marcinha e Mateus) pela ajuda na realização da pesquisa e pela amizade.

Ao Aroldo, pela paciência, auxílio na busca por resolver os problemas relacionados ao Laboratório e pela amizade;

Aos colegas da pós-graduação com quem tive a oportunidade de compartilhar conhecimentos;

Finalmente, a todos que, ao longo do tempo, contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

BIOGRAFIA

MARIA MAGNA SILVA PEREIRA, filha de Edivaldo Pereira Gomes e Maria Ana da Silva, nasceu em 16 de outubro de 1987, na cidade de Mirante, Bahia. No ano de 2005, concluiu o Ensino Médio no Colégio Municipal Sr. Francisco de Castro Alves, em Mirante, Bahia. Em agosto de 2008, iniciou o curso de Zootecnia na Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia. Em Julho de 2013, foi aprovada na seleção de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia, na Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia. Em agosto de 2013, iniciou o curso de Pós-Graduação em Zootecnia, em nível de Mestrado, área de concentração Produção de Ruminantes, sob a orientação do Professor Dr. Robério Rodrigues Silva, realizando estudos na área de nutrição de ruminantes, suplementação de bovinos e comportamento ingestivo de ruminantes. Em março de 2015, iniciou o curso de Pós-Graduação em Zootecnia, em nível de Doutorado, área de concentração Produção de Ruminantes, na Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, sob a orientação do Professor Dr. Robério Rodrigues Silva, realizando estudos na área de nutrição de ruminantes, suplementação de bovinos, análises químicas e bromatológicas. Em 08 de Março de 2019, submeteu - se a defesa da tese de doutorado.

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE TABELAS	X
LISTA DE FIGURAS	XI
LISTA DE QUADROS	XIII
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	XIV
RESUMO.....	XV
ABSTRACT.....	XVI
I – REFERENCIAL TEÓRICO	1
1.1 Introdução.....	1
1.2 Forrageiras tropicais utilizadas na alimentação animal.....	3
1.3 Métodos para análises químicas das forragens.....	5
1.4 Espectroscopia de Refletância no Infravermelho Próximo (Near Infrared Reflectance spectroscopy –NIRS)	6
1.4.1 Histórico e funcionamento	6
1.4.2 O uso da tecnologia NIRS na avaliação de forragens	8
1.4.3 Calibração Multivariada.....	11
1.5 Referências Bibliográficas	13
II– OBJETIVOS	18
2.1 Objetivo Geral	18
2.2 Objetivos específicos	18
III– MATERIAL E MÉTODOS.....	19
3.1 Local.....	19
3.2 Coletas e Amostragem.....	19
3.3 Análises químicas.....	20
3.4 Obtenção dos espectros	21

3.5 Análises estatísticas	21
3.5.1 Pré- tratamento das amostras	21
3.5.2 Calibração Multivariada	22
IV RESULTADOS E DISCUSSÃO	25
4.1 Modelos de calibração multivariada por regressão linear múltipla (MLR)	25
4.2 Modelos de calibração multivariada por Mínimos Quadrados Parciais (PLS)	34
V CONCLUSÕES	52
VI REFERÊNCIAS	53

LISTA DE TABELAS

	Página
Tabela 1- Valores mínimos, máximos, médios e desvios padrão dos dados obtidos pelos métodos tradicionais (dados referência).	25
Tabela 2. Coeficiente de Correlação (R) entre os valores experimentais e o valor predito pelo modelo RLM (regressão linear múltipla) no processo de calibração	27
Tabela 3- Valores de RMSEC (Root Mean-Square Error) dos modelos de calibração de forragens e fezes bovinas por MLR.	31
Tabela 4. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valores referência) e os valores determinados pelo modelo MLR- (regressão linear múltipla) no processo de validação.	32
Tabela 5. Valores de RMSEV (Root Mean-Square Error) das curvas de validação de forragens e fezes bovinas por MLR.	33
Tabela 6. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valores referência) e o valor predito pelo modelo PLS (Mínimos quadrados parciais) no processo de calibração.	35
Tabela 7. Valores de RMSEC (Root Mean-Square Error de calibração) de calibração pelo método PLS.	46
Tabela 8. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valor referência) e o valor predito pelo modelo PLS (Mínimos quadrados parciais) no processo de validação.	47
Tabela 9. Valores de RMSEV (Root Mean-Square Error) de validação por PLS.	49
Tabela 10. Custos com reagentes para realização das análises bromatológicas.	50

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1. Esboço do procedimento experimental completo	7
Figura 2. Faixa de comprimento de onda em nanômetros da região NIR	7
Figura 3. Esquema do processo de calibração	23
Figura 4. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de proteína bruta de <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu (PB B), <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Piatã (PB P), <i>Brachiaria decumbens</i> (PB D), <i>Panicum maximum</i> cv. Colônia (PB C).	36
Figura 5. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de proteína bruta das fezes bovinas.	37
Figura 6. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente ácido (FDA) de <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu (FDA B), <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Piatã (FDA P), <i>Brachiaria decumbens</i> (FDA D), <i>Panicum maximum</i> cv. Colônia (FDA C).	38
Figura 7. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente neutro (FDN) de <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu (FDN B), <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Piatã (FDN P), <i>Brachiaria decumbens</i> (FD D), <i>Panicum maximum</i> cv. Colônia (FDN C).	39
Figura 8. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente neutro (FDN) em fezes bovinas (F).	39
Figura 9. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de CINZAS de <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu (CINZAS B), <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Piatã (CINZAS P), <i>Brachiaria decumbens</i> (CINZAS D), <i>Panicum maximum</i> cv. Colônia (CINZAS C)..	40
Figura 10. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de cinzas de fezes bovinas (F).	41

- Figura 11.** Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de extrato etéreo (EE) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (EE B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (EE P), *Brachiaria decumbens* (EE D), *Panicum maximum* cv. Colonião (EE C). 42
- Figura 12.** Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de extrato etéreo (EE) de fezes bovinas (F). 43
- Figura 13.** Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de lignina (LIG) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (LIG B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (LIG P), *Brachiaria decumbens* (LIG D), *Panicum maximum* cv. Colonião (LIG C). 44
- Figura 14.** Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de umidade de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (Umidade B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (Umidade P), *Brachiaria decumbens* (Umidade D), *Panicum maximum* cv. Colonião (Umidade Colonião). 45
- Figura 15.** Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de umidade de fezes bovinas (F). 46

LISTA DE QUADROS

	Página
Quadro 1- Principais regiões de absorção das ligações orgânicas presentes nas frações orgânicas em nanômetros.....	9
Quadro 2 - Compilação de dados de regiões do NIR .	10

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EE - extrato etéreo

FDA – fibra insolúvel em detergente ácido

FDAc_p – fibra insolúvel em detergente ácido corrigida para cinzas e proteína

FDN – fibra insolúvel em detergente neutro

FDN_{cp} - fibra insolúvel em detergente neutro corrigida para cinzas e proteína

IAF - índice de área foliar

LABMESQ - Laboratório de Métodos e Separações Químicas

LIG – lignina

MM - matéria mineral

MS - matéria seca

NIRS - Espectroscopia de Refletância no Infravermelho Próximo

PB - proteína bruta

PCR- Principal Components Regression

PLS – mínimos quadrados parciais (do inglês: Partial Least Square)

R – coeficiente de correlação

MRL – regressão linear múltipla (do inglês: Multiple Linear Regression)

RMSE- desvio quadrático médio (do inglês: Root Mean-Square Error)

RMSEC- desvio quadrático médio de calibração

RMSEV- desvio quadrático médio de validação

UESB - Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia

UFV - Universidade Federal de Viçosa

Umid - Umidade

RESUMO

Pereira, Maria Magna Silva. **Predição da composição físico-química de gramíneas tropicais e fezes bovinas por meio de NIRs.** Itapetinga, BA: UESB, 2019. **55p.** Tese. (Doutorado em Zootecnia, Área de concentração em Produção de Ruminantes).*

Objetivou-se construir curvas de calibração para predição da composição bromatológica das forrageiras *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião e de resíduos de nutrientes em fezes bovinas, por Espectroscopia de Reflectância no Infravermelho Próximo. As forragens e fezes foram coletadas em fazendas da região Sudoeste da Bahia, Brasil. As análises químicas foram realizadas no laboratório de métodos e separação química (LABMESQ) da Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, *campus* de Itapetinga. As amostras de forragem e fezes, após serem pré-secas e moidas foram analisadas quanto aos teores de matéria seca, cinzas, proteína bruta, extrato etéreo, fibra em detergente neutro, fibra em detergente ácido e lignina. Os valores obtidos pelos métodos tradicionais de análises foram utilizados como valores de referência para a criação dos modelos de calibração multivariada. As amostras foram escaneadas no instrumento Unity Scientific SpectraStar™ 2500 XL, um espectrômetro de reflectância difusa de infravermelho próximo (NIRS). Do conjunto de dados de cada forrageira e do conjunto de dados de fezes bovinas foram selecionados dois subconjuntos, um para calibração, com 70% das amostras e o outro com 30% das amostras para validação externa do modelo. Os modelos de calibração multivariada foram criados pelo método dos mínimos quadrados parciais (PLS, partrial Least Square) e pelo método de Regressão Linear Múltipla (MLR, Multiple Linear Regression). A capacidade preditiva dos modelos foi avaliada pelo coeficiente de correlação (R) e por parâmetros do Desvio Quadrático Médio (RMSE). Quando se utilizou o MLR apenas o modelo para predição de cinzas do Colonião, EE e umidade da Piatã apresentou capacidade preditiva aproximada. Após a validação dos modelos elaborados pelo método de regressão PLS, as predições de PB, apresentaram bons resultados. Apenas a *Brachiaria decumbens* não apresentou boa capacidade preditiva para FDA. Para predizer FDN, com excessão da FDN das fezes bovinas, foram eficientes. Em relação ao EE só pode ser indicado o modelo elaborado para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e fezes bovinas. Para lignina e umidade todos os modelos podem ser utilizados. O método de regressão multivariada MLR assim como o PLS pode ser utilizado para predizer a composição bromatológica de forrageiras tropicais e de fezes bovinas.

Palavras-chave: estatística multivariada, forrageiras, regressão, ruminantes

*Orientador: Prof. Dr. Robério R. Silva, UESB; Co-orientador: Prof. Dr. Leandro S. Santos, UESB

ABSTRACT

Pereira, Maria Magna Silva. **Prediction of the physical-chemical composition of tropical grasses and bovine faeces by means of NIRs.** Itapetinga, BA: UESB, 2019. **55p.** Thesis. (PhD in Animal Science, Area of concentration in Ruminant Production).*

The objective was to construct calibration curves to predict the forage composition *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião and nutrient residues in bovine faeces, by Near Infrared Reflectance Spectroscopy. Forage and feces were collected from farms in the Southwest region of Bahia, Brazil. The chemical analyzes were carried out in the laboratory of methods and chemical separation (LABMESQ) of the University Estadual do Sudoeste of Bahia, campus of Itapetinga. Forage and faeces samples were analyzed for dry matter, ash, crude protein, ethereal extract, neutral detergent fiber, acid detergent fiber and lignin. The values obtained by the traditional methods of analysis were used as reference values for the creation of multivariate calibration models. The samples were scanned in the instrument Unity Scientific SpectraStar™ 2500 XL, a Near Infrared Diffuse Reflectance Spectrometer (NIRS). From the data set of each forage and from the bovine faecal dataset were selected two subsets, one for calibration, with 70% of the samples and the other with 30% of the samples for external validation of the model. The multivariate calibration models were created by the partial least squares method (PLS) and the Multiple Linear Regression method (MLR). The predictive capacity of the models was evaluated by the correlation coefficient (R) and by parameters of Root mean square error (RMSE). When the MLR was used, only the prediction model of Ash of the Colonião, EE and moisture of the Piatã showed approximate predictive capacity. After the validation of the models developed by the PLS regression method, prediction models, presented good results. Only *Brachiaria decumbens* did not present good predictive capacity for ADF. To predict NDF, with the exception of NDF of bovine faeces, were efficient. Em relação EE só pode ser indicado o modelo elaborado para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e fezes bovinas. For lignin and moisture all models can be used. The MLR multivariate regression method as well as PLS can be used to predict the bromatological composition of tropical forages and bovine feces.

Keywords: multivariate statistics, forages, regression, ruminants

*Adviser: Robério Rodrigues Silva, Dr. UESB and Co-adviser: Prof. Dr. Leandro S. Santos, UESB

I – REFERENCIAL TEÓRICO

1.1 Introdução

A produção de bovinos a pasto é predominante no Brasil uma vez que o pasto é a forma menos onerosa de alimentar os animais seja na fase de cria, recria e/ou terminação. Em 2017 o rebanho bovino brasileiro contava com 221,81 milhões de cabeça de bovinos, distribuídos em 164,96 milhões de hectares. Atualmente, 39,2 milhões de cabeças são abatidas anualmente no país e cerca de 95% do rebanho brasileiro é terminado a pasto (ABIEC, 2018).

O uso de pastagens é feito levando em consideração a economicidade e, para obter resultados satisfatórios, observa-se os aspectos relacionados com o crescimento e desenvolvimento das plantas, fatores diretamente ligados ao seu valor nutricional.

As braquiárias se destacam entre as forrageiras mais utilizadas na formação de pastagens no Brasil. Capins do gênero *brachiária* ocupam de 80% a 90% das áreas de pastagens no país (Boddey et al., 2004).

O conhecimento da composição da forrageira é de suma importância na determinação de estratégias de pastejo, formulação de dieta e manutenção de boa nutrição, são fundamentais para que se conheçam os nutrientes ofertados aos animais e se estes são suficientes para propiciar um desempenho satisfatório aos mesmos, sejam estes leiteiros ou de corte. Além disso, é relevante, no contexto do desenvolvimento de estratégias de manejo, para mitigar o impacto ambiental do pasto, facilitando a manobra de entrada e saída dos animais da área, evitando o superpastejo e consequentemente área de solo descoberta e futura erosão (Tavares et al., 2012).

Para quantificar a qualidade da forragem de forma analítica, são usados alguns parâmetros como teor de proteína bruta (PB), fibra insolúvel em detergente neutro (FDN), fibra insolúvel em detergente ácido (FDA), lignina, extrato etéreo (EE), matéria mineral (MM), umidade, entre outros (Arzani et al., 2015). O consumo e digestibilidade da dieta estão relacionados ao conteúdo dessas frações, uma vez que a matéria seca que

é potencialmente digestível só será utilizada se os microrganismos ruminais forem capazes de degradá-la.

A composição bromatológica está relacionada com o desenvolvimento da planta, estas devem ser analisadas constantemente. Estas análises laboratoriais são laboriosas e onerosas, compreendendo etapas de amostragem em campo, processamento físico da amostra, identificação e quantificação das frações (análise química). Esta última requer o uso de uma grande quantidade de reagentes de alto custo e que podem representar riscos a saúde humana para quem os manipula e seus resíduos eliminados são potencialmente causadores de danos ao meio ambiente.

O uso da espectroscopia de reflectância no infravermelho próximo (NIRS) como uma alternativa às técnicas comumente empregadas no estudo da composição das forragens precisa ser explorado. Pois, comparado aos métodos químicos tradicionais oferece uma série de vantagens. É um método físico, não destrutivo e que requer mínima preparação da amostra. Em contraste com a análise química tradicional, não são necessários reagentes e não são produzidos resíduos no seu processamento. O NIRS é uma ferramenta para análise de materiais em larga escala e avaliação em tempo real de múltiplos constituintes (Roberts et al., 2004).

A região espectral do Infravermelho Próximo (NIR) compreende a região do espectro eletromagnético que vai de 750 nm a 2500 nm ($2,65 \times 10^{-19}$ a $7,96 \times 10^{-20}$ J). Na região do NIR ocorrem combinações e sobretons (sobreposição) das absorções vibracionais dos grupamentos O-H, N-H, S-H e C-H, o que significa que os espectros de NIRS possuem grande quantidade de informação a respeito da organização da maioria dos compostos orgânicos, o que torna possível a quantificação (análise) de parâmetros como a composição bromatológica das forragens e resíduos de nutrientes presentes nas fezes.

O NIRS gera um grande conjunto de dados espectrais que não evidenciam prontamente as informações desejadas, sendo necessária a utilização de técnicas quimiométricas multivariadas que auxiliam a quantificação dos nutrientes de interesse que estão envolvidos nas interações complexas dos componentes das amostras.

Para que se possa aplicar a tecnologia NIRS é imprescindível a elaboração de modelos de calibração. Por isso, a escolha do modelo matemático que melhor se aplica ao conjunto de variáveis, definirá a acurácia do modelo calibrado, facilitando sua

validação. Para correlacionar a informação espectral aos dados de referência, os métodos para calibrações multivariadas mais utilizados são: regressão linear múltipla (MLR-Multiple Linear Regression); regressão por componentes principais (PCR-Principal Components Regression) e mínimos quadrados parciais (PLS- Partial Least Square) (Pérez-Marín et al., 2007).

1.2 Forrageiras tropicais utilizadas na alimentação animal

Espécies forrageiras do gênero *Brachiaria* spp. são amplamente utilizadas em regiões tropicais, principalmente na África e América Latina. Esse gênero exibe excelente adaptabilidade aos solos ácidos e mudanças de temperatura. Apesar das suas boas características nutricionais e adaptabilidade, a qualidade da forragem depende muito dos fatores ambientais e da fertilidade do solo, o que requer uma avaliação constante do valor nutricional (Monroy et al., 2017).

A *Brachiaria brizantha* cv. Marandu foi lançada pela Embrapa e parceiros em 1984. Seu grande destaque é que, além de considerada de boa produtividade e adaptabilidade, assim como a espécie *decumbens*, se sobressai quando comparada a *decumbens* em relação à resistência a cigarrinha, uma praga que acomete o gênero *Brachiaria*.

A *Brachiaria brizantha* é a forrageira perene tropical com maior volume de sementes comercializadas anualmente no Brasil (Nery et al., 2012), sendo a mais explorada na produção de bovinos em pastejo (Alexandrino et al., 2010), presente em 50% das pastagens cultivadas (Pereira et al., 2016).

A *Brachiaria brizantha* cv. Piatã foi lançada pela Embrapa e por parceiros em 2006. O nome Piatã é de origem tupi-guarani e significa fortaleza e esta cultivar recebeu esse nome devido às características de robustez e produtividade. Apresenta comportamento e produtividade semelhantes à cultivar Marandu, porém com características diferenciadas em alguns aspectos, o que a torna uma importante alternativa para a diversificação de pastagens (Pereira et al., 2016).

Ainda segundo Pereira et al. (2016), o Piatã pode ser cultivado na Amazônia Legal (norte de Mato Grosso, Tocantins, Rondônia, Acre e sul do Pará) e em regiões

Centro-Oeste e Sudeste em áreas com estação seca de até 5 meses, além das áreas de Mata Atlântica da Bahia.

O capim Colonião foi o primeiro cultivar de *Panicum maximum* introduzido no Brasil ainda na época da escravidão, sendo trazido nos porões de navios negreiros, os quais serviam de cama para os escravos. Adaptou-se tão bem às condições de clima e ambiente que passou a ser considerado nativo em algumas regiões (Parsons, 1972).

O valor nutricional das forragens pode ser influenciado pelo manejo, como adubação, idade de corte e controle de entrada e saída dos animais das pastagens. A adubação nitrogenada influencia positivamente no índice de área foliar (IAF) e produção de matéria seca verde por hectare (Costa et al., 2016).

Teixeira et al. (2011) avaliaram a qualidade de pastagem de *Brachiaria decumbens* diferida e estratégias de adubação nitrogenada, e constataram que o tempo de diferimento, a quantidade de N e a época da adubação influenciaram na produção de matéria seca (MS), proteína bruta (PB) e fibra insolúvel em detergente neutro (FDN).

A idade de corte da planta influencia nos teores de proteína bruta, fibra insolúvel em detergente neutro, fibra insolúvel em detergente ácido e lignina. Quando a planta avança do estágio vegetativo para o estágio reprodutivo, a relação folha/colmo tende a diminuir, pois o lançamento do colmo é uma preparação para o lançamento das flores. Como o colmo é quem garante a sustentação das plantas estes são mais lignificados, daí com o avançar da idade aumenta-se o teor de lignina e fibra insolúvel em detergente ácido (Tsuzukibashi et al., 2016).

Castoldi et al. (2017) descrevem que a execução de dois cortes em comparação com um único aumentou a absorção de N e acumulação do mesmo nas espécies de *Brachiaria brizantha* e *Brachiaria decumbens*, o que também aumentou a produção de matéria seca.

As condições edafoclimáticas e o manejo da pastagem influenciam na composição da forragem, tornando pertinente a avaliação frequente da composição química para estimar a qualidade da forragem utilizada no sistema de produção.

As plantas forrageiras C4 apresentam uma parede celular primária e uma parede celular secundária, as quais, em conjunto, constituem 40 a 80% da forragem. As frações fibrosas da planta constituem mistura de celulose, hemicelulose e pectina (Detmann et al., 2012). Com o avanço do estágio da maturidade, a forragem começa a incorporar

lignina entre as paredes primárias e secundárias e isto diminui a disponibilidade de celulose e hemicelulose, o que de maneira geral resulta numa forragem com menor digestibilidade. Logo, conhecer o teor de fibra da forragem é de suma importância para elaboração de dietas tornando possível planejar o nível de produção para determinado sistema.

1.3 Métodos para análises químicas das forragens

O nitrogênio é um dos nutrientes mais importante das pastagens, e é representado na avaliação da qualidade dos alimentos pelo teor de proteína bruta, uma medida que inclui proteínas verdadeiras e nitrogênio não proteico (Thulin et al., 2014).

O teor de proteína é obtido de forma indireta por intermédio da concentração de nitrogênio no material, e se converte o valor para a expressão do resultado em termos de equivalente proteico. Isso é possível porque as proteínas tem percentual de nitrogênio aproximadamente constante (Silva & Queiroz, 2002).

O conceito de fibra é dado pelo método de análise em si, no qual a fibra insolúvel em detergente neutro é obtida através da fervura com solução de lauril sulfato de sódio, e a fibra insolúvel em detergente ácido obtida pela extração através de fervura por solução de brometo de cetil trimetilamônio em solução de ácido sulfúrico (Van Soest & Robertson, 1985).

A fibra isolada pela solução detergente neutra representa todos os constituintes da parede celular. A solução detergente ácida é um método rápido para a determinação da celulose e lignina, e também é utilizada como um preparatório para se isolar a lignina, através do método de ácido sulfúrico (Van Soest & Robertson, 1985).

A matéria mineral (MM) é o resíduo inorgânico obtido após a queima da matéria orgânica (Detmann et al., 2012). É composta pelos constituintes inorgânicos da forragem, é utilizado como método indireto para se estimar o teor de matéria orgânica do alimento. Uma vez que a matéria seca é formada pelas frações orgânicas e inorgânicas, o conhecimento do teor de MM também se faz necessário quando se pretende quantificar componentes por diferença como o teor de carboidratos não fibrosos.

A celulose e lignina estão correlacionadas com digestibilidade e teor de proteína bruta (Thulin et al., 2014), a lignina faz parte da fração indigestível da planta.

O extrato etéreo (EE) possui composição heterogênea e é formado por lipídios (galactolípidos, triglicerídeos e fosfolípidios) e todos os outros compostos não-polares que podem ser extraídos por solventes, como esteróides, pigmentos, vitaminas lipossolúveis e ceras. O resíduo extraído é corretamente denominada gordura bruta (Barbosa et al., 2017). Alguns métodos de extração superestimam a concentração de EE em amostras de forragem e fezes de bovinos como possível resultado da maior extração de material a exemplos de pigmentos vegetais, ceras e óleos essenciais (Silva et al., 2011).

A espectroscopia NIRS oferece uma solução alternativa para quantificar a composição química e o valor nutritivo das forragens, entretanto, precisa de grandes bancos de dados com composição química e valores nutricionais para todos os tipos de forragem que se pretende estudar (Andueza et al., 2016).

1.4 Espectroscopia de Refletância no Infravermelho Próximo (Near Infrared Reflectance spectroscopy –NIRS)

1.4.1 Histórico e funcionamento

A descoberta da radiação infravermelha feita por Herschel em 1800 é considerada a de maior importância para o estudo do infravermelho próximo. Herschel imaginou que poderia existir outros componentes na luz do Sol fora da região visível. Como essa região do espectro da luz é invisível para o olho humano ele criou um experimento para detectá-la, colocando um termômetro com bulbo perto da faixa de luz vermelha, notando que a temperatura subia e que era mais alta que a temperatura do ambiente. Em março de 1800, Herschel fez uma nova descoberta ao colocar uma amostra na trajetória da luz do infravermelho, observando que ao mudar a parte do espectro que passava através da amostra, em alguns pontos a temperatura diminuía repentinamente, concluindo que nesses pontos isto acontecia porque havia absorção pela

amostra. Desse experimento originou-se o princípio que seria usado para o espectrômetro de infravermelho (Burns & Ciurczak, 2008).

O espectrofotômetro de refletância no infravermelho próximo é um equipamento de alta precisão que efetua análises de amostras orgânicas e algumas inorgânicas através da emissão de radiação eletromagnética. A técnica associa a espectroscopia, estatística e computação de dados (Borges Neto, 2005).

O espectrofotômetro NIRS se baseia na aplicação da matemática à química analítica. Na Figura 1 encontra-se o esboço de como se dá o procedimento experimental.

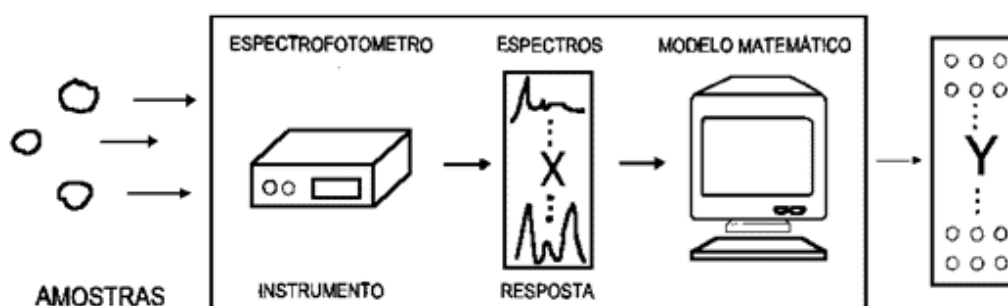


Figura 1. Esboço do procedimento experimental completo (Ferreira et al., 1999).

Essa técnica abrange os comprimentos de onda no intervalo de 780-2.500 nanômetros (nm) do espectro eletromagnético (Sotelo, 2006).

A figura 2 representa o comprimento de onda em nanômetros da radiação NIR no espectro eletromagnético.

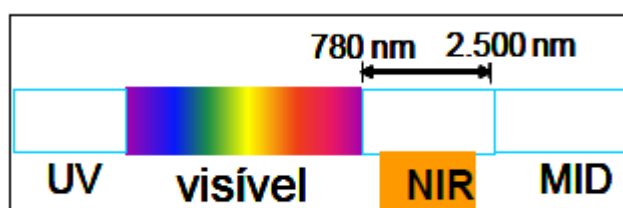


Figura 2. Faixa de comprimento de onda em nanômetros da região NIR (Oliveira, 2012).

As moléculas que mais podem absorver radiação NIR são aquelas constituídas das ligações C-H, N-H, O-H e S-H, que por possuírem níveis atômicos bem definidos e com alta intensidade energética, têm transições intensas na região do infravermelho próximo. O NIRS se baseia no fato de que as ligações covalentes das substâncias

orgânicas absorvem essa energia, usando-se essa absorção para estimar o número e tipo de ligações moleculares nas amostras (Borges Neto, 2005).

Quase todos os compostos que possuem ligações covalentes absorvem frequências de radiação eletromagnética na região do infravermelho. Na química, interessa a região vibracional do infravermelho, que inclui radiação com comprimento de onda. Quando uma amostra é irradiada, a luz é absorvida de acordo com a frequência específica de vibração das moléculas presentes e dá origem a um espectro, distribuição de comprimentos de onda (ou frequências ou números de onda) de radiação (Barbosa, 2007).

A absorção da radiação está restrita às naturezas moleculares que possuem diferenças de energia pequenas entre vários estados vibracionais. Com o movimento vibracional a molécula sofre uma variação no momento de dipolo, o qual é determinado pela magnitude da diferença de carga e a distância entre os dois centros de carga. Quando a frequência da radiação coincide com a frequência vibracional natural da molécula, ocorre uma transferência de energia efetiva e resulta em uma variação da amplitude da vibração molecular, conseqüentemente a radiação é absorvida (Borges Neto, 2005).

1.4.2 O uso da tecnologia NIRS na avaliação de forragens

Comercialmente a técnica NIRS teve início em 1985, e em 1988 o método foi aceito oficialmente pela comunidade científica (Borges et al., 2001). No entanto Norris et al. (1976) já relataram o potencial da tecnologia NIRS para análise de forragens. Utilizando amostras de alfafa, coletaram espectros das amostras e pelo método padrão determinaram as frações de proteína bruta, fibra insolúvel em detergente ácido, fibra insolúvel em detergente neutro e lignina, alcançando os seguintes valores para coeficientes de correlação: 0,99, 0,98, 0,96 e 0,96 respectivamente, quando compararam a tecnologia NIRS ao método padrão utilizado.

A Espectroscopia de Reflectância por Infravermelho Próximo (NIRS) é uma tecnologia que, devido às suas características, é ótima para uma determinação instantânea do valor nutritivo dos alimentos e forragens (Garrido, 1997), uma vez que todas as ligações orgânicas têm bandas de absorção na região do NIR (Quadro 1).

O-H	N-H	C-H
1900-2000nm	2100-2200nm	2300-2350nm
Umidade	Proteína	Gordura
Álcool	Aminoácidos	Amido
Açúcar		Fibra
		Cinzas
		Açucar

Quadro 1- Principais regiões de absorção das ligações orgânicas presentes nas frações orgânicas em nanômetros.

Os grupos funcionais O-H, N-H e C-H são dominantes no espectro do infravermelho, devido às combinações de banda do hidrogênio, uma vez que este possui baixa massa atômica (Barbosa, 2007).

No quadro 2 encontra-se a compilação de dados de regiões do NIR utilizadas para identificação de alguns compostos orgânicos.

Quando não se utiliza todo o espectro para a identificação ou quantificação de um composto, selecionam-se alguns picos onde os grupos funcionais do composto de interesse se sobressaiam aos demais grupos funcionais presentes. Percebe-se no quadro 2 que em algumas situações foram selecionados picos de absorção de energia do espectro e em outros casos foram utilizadas todo o espectro. Para análise de umidade os autores utilizaram apenas picos, 1450 e 1930 nm (David, M. et al.,2004); 1940 nm (Huang et al., 2008); 1400 e 1900 nm (Cen & He, 2007). Para análise de EE foram utilizados picos de absorção 1435 nm (Madalazzo (2010); 1919, 1923 e 2310 (Huang et al.,2008) e faixa de absorção, 1400-1430 (Cen & He, 2007). Neste estudo foi utilizado uma faixa (região) de espectro que foi de 1400 nm até 1430 nm.

Vale ressaltar também que os modelos dos equipamentos diferem quanto ao comprimento de onda máxima específica que eles são capazes de medir. Por isso picos ou faixas utilizadas para a quantificação de um mesmo composto diferem entre os autores mencionados no quadro 2.

Compostos	Atribuições (Grupos funcionais)	Regiões no NIR	Referências
Umidade	O-H	1450 e 1930 nm	David, M. et al. (2004).
		1940nm	Huang et al. (2008)
		1400 e 1900 nm	Cen & He (2007)
EE	C-H (Ácidos graxos)	1435nm	Madalazzo (2010)
		1919, 1923 e 2310 nm	Huang et al. (2008)
		1400- 1430 e 1900 nm	Cen & He (2007)
PB	N-H	1948, 2150, e 2166 nm	Coleman et al. (1981)
		1700 e 2200nm	Madalazzo (2010)
		2180nm	Huang et al. (2008)
		2200nm	Cen & He (2007)
		1700, 2078	Verselá et al. (2007)
FDN	C-H	1260, 1450-1590, 1700, 2140 e 2420nm	Nousiainen et al. (2004)
		1500 e 2200nm	Coleman et al. (1981)
		1400-1550 e 1500- 1650nm	Arzani et al. (2015)
Lignina		1680, 1930,2200 e 2280nm	Nousiainen, I. et al (2004)
		1100-1300nm	Coleman et al. (1981)

Quadro 2 - Compilação de dados de regiões do NIR (nm=nanômetros).

A necessidade de se produzir proteína animal para o consumo humano de forma mais eficiente, produzindo mais em menos tempo, aproveitando melhor os alimentos forrageiros e minimizando as agressões ambientais, vem se tornando cada vez mais urgente.

Os métodos tradicionais utilizados são destrutivos, necessitam de um preparo das amostras, além do uso de reagentes químicos de alto custo financeiro e alto risco para quem os manuseia e para o meio ambiente, são métodos laboriosos e caros.

Por isso uma técnica de quantificação da qualidade da forragem que é o principal alimento para os ruminantes no Brasil, realizada de forma rápida e de menor custo, é de suma importância para a produção animal a pasto. O NIRS é um método não destrutivo, rápido, sem uso de reagentes químicos, no entanto é necessário a obtenção prévia de equações específicas para o composto de interesse.

1.4.3 Calibração Multivariada

A calibração tem o propósito de estabelecer uma relação matemática entre os dados espectrais e o parâmetro físico ou químico de interesse previamente determinado por uma técnica independente (métodos tradicionais).

A análise multivariada se refere a uma abordagem analítica que considera o comportamento de duas ou mais variáveis simultaneamente. Para interpretar os dados espectrais gerados pelo NIRS a utilização da estatística multivariada se torna imprescindível.

Os métodos de análise multivariada aplicados na modelagem de informações químicas fazem parte da área da quimiometria, e são assim denominados pois no caso da espectroscopia permitem manipular dados de absorvância espectrais associadas a uma ou mais frequências ao mesmo tempo (Souza & Ferrão, 2006).

A regressão linear múltipla (MLR) é o modelo mais simples de calibração multivariada. Este modelo de calibração inversa, para a determinação de um analito, pode ser obtido a partir de uma matriz X de respostas instrumentais com dimensão $(i \times j)$, onde i representa o número de amostras a ser utilizada na construção do modelo (conjunto de calibração) e j representa o número de variáveis (Nunes, 2008). Na MLR a informação contida na matriz X é utilizada diretamente na modelagem do parâmetro de interesse.

O PLS é um método de regressão em que o vetor da função-resposta y e a matriz X são decompostos em componentes principais, também denominadas variáveis latentes (LVs) (Baddini et al., 2014).

A PLS é um método de calibração multivariada que utiliza a técnica de análise de componentes principais para a redução da dimensionalidade do conjunto de dados para posterior correlação entre os espectros (matriz X) e as propriedades de interesse

(matriz Y). As informações das variáveis que compõem a matriz X são reduzidas por meio de PCs, fazendo com que os dados se tornem mais robustos e mais fáceis de serem interpretados (Souza et al., 2013).

A regressão de PLS aplica-se à análise simultânea de duas séries de variáveis nos mesmos objetos (amostra) para encontrar as variáveis latentes em X que melhor predirá as variáveis latentes em Y (Martens e Naes, 1987).

O método pode ser aplicado para correlacionar os dados espectroscópicos de NIR (matriz X) com os dados químicos relacionados aos teores de cada parâmetro avaliado da composição química das forragens e fezes (matriz Y), construindo um modelo de calibração que permita a previsão do parâmetro nutricional desejado (y ou Y) a partir de um espectro medido (x) (Nunes, 2008).

A matriz Y é constituída pelas variáveis relacionadas às concentrações dos constituintes químicos que são proteínas, fibra insolúvel em detergente neutro, fibra insolúvel em detergente ácido, matéria mineral, extrato etéreo, lignina e umidade e a matriz (X) pelas variáveis espectrais, valores das porcentagens de refletância (R) e do logaritmo do inverso da refletância ($\log 1/R$) de cada uma das amostras nos respectivos números de onda (Dantas Filho, 2007).

Os modelos de calibração multivariados após determinados podem prever novas propriedades analíticas de um novo conjunto amostral, no caso do NIR com base em seus sinais espectrais (Souza et al., 2013).

1.5 Referências Bibliográficas

ALEXANDRINO, Emerson.; VAZ, Roberta G. M. Vieira.; SANTOS, Antônio C. 2010. **Características da Brachiaria brizantha cv. Marandu durante o seu estabelecimento submetida a diferentes doses de nitrogênio.** Biosci. J., Uberlândia, v. 26, n. 6, p. 886-893.

ANDUEZA, Donato.; PICARD, Fabiane.; MARTIN-ROSSET, William.; and AUFRÉRE, Jocelyne. **Near-Infrared Spectroscopy Calibrations Performed on Oven-Dried Green Forages for the Prediction of Chemical Composition and Nutritive Value of Preserved Forage for Ruminants.** Applied Spectroscopy, 2016, Vol. 70(8) 1321–1327, 2016.

ARZANI, Hossein.; SANAEI, Anvar.; Barker, Alen V.; GHAFARI, Sahar.; MOTAMEDI, Javad. **Estimating Nitrogen and Acid Detergent Fiber Contents of Grass Species using Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS).** Journal of Rangeland Science, Vol. 5, No. 4, 2015.

BADDINI, A. L. Q.; NETTO, A. D. P.; TEIXEIRA, V. L. **Metabolômica baseada em RMN e no Método dos Mínimos Quadrados Parciais Discriminante.** Rev. virtual quim., v. 6 (2), p. 396-415, 2014.

BARBOSA, L.C.A. Espectroscopia no Infravermelho.1.ed. 189p. Editora UFV, 2007.

BARBOSA, Marcília M.; DETMANN, Edenio.; VALADARES FILHO, Sebastião C.;; DETMANN, Kely S.C.; FRANCO, Marcia O.; BATISTA, Erick D. and ROCHA, Gabriel C. **Evaluation of methods for the quantification of ether extract contents in forage and cattle feces.** Anais da Academia Brasileira de Ciências (2017) 89(2): 1295-1303.

BODDEY, R.M.; MACEDO, R.; TARRÉ, R.; FERREIRA, E.; OLIVEIRA, O.C.; RESENDE, C. de P.; CANTARUTTI, R.B.; PEREIRA, J.M.; ALVES, B.J.R.; URQUIAGA, S. **Nitrogen cycling in Brachiaria pastures: the key to understanding the process of pasture decline.** Agriculture, Ecosystems and Environment, v.103, p.389- 403, 2004.

BORGES NETO,W. **Parâmetros de qualidade de lubrificantes e óleo de oliva através de espectroscopia vibracional, calibração multivariada e seleção de variáveis.** 2005. Tese (Doutorado em Química) Universidade Estadual de Campinas, São Paulo.

BORGES, F.M.O.; FERREIRA, W.M.; SALIBA, E.O.S. Espectroscopia de reflectância no infravermelho próximo NIRS - princípios e aplicações na nutrição e alimentação animal. **Revista do Conselho Federal de Medicina Veterinária**, v.7, n.24, p.43-58, 2001.

BURNS, D. A.; CIURCZAK, E. W. **Handbook of near-infrared analysis**. 3th ed. Boca Raton: CRC, 2008. 808 p.

CASTOLDI, Gustavo , REIS, Jhônatas Gomes,; FREIBERGER, Mariângela Brito,;SANTOS, Darliane de Castro,; ROSOLEM,Ciro Antonio. **Soil dynamic alterations and use efficiency of nitrogen by Brachiaria species**. Australian Journal of Crop Science(AJCS)11(09):1221-1227, 2017.

CEN, Haiyan & HE, Yong. Review :**Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality**. Trends in Food Science & Technology, v.18, p. 72-83, 2007.

COLEMAN, S.W.; BARTON, F. E.; & MEYER, R. D. **Calibration of a Near Infrared Reflectance Spectrometer for Prediction of Forage Quality**. Oklahoma Agricultural Experiment Station, Animal Science Research Report. 1981.

COSTA, Newton,L.; TOWNSEND, Claudio R.; FOGAÇA, Fabiola H. S.; MAGALHAES, João A.; BENDAHAN, Amaury B.; SANTOS, Francisco J. S. 2016. **Produtividade de forragem e morfogênese de Brachiaria brizantha cv. Marandu sob níveis de nitrogênio**. Publicações em Medicina Veterinária e Zootecnia. v.10, n.10, p.731-735.

DANTAS FILHO, Heronides A. 2007. **Desenvolvimento de técnicas quimiométricas de compressão de dados e de redução de ruído instrumental aplicadas a óleo diesel e madeira de eucalipto usando espectroscopia NIR**.Tese. (Doutorado em Química). Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

DASZYKOWSKI, Michal. (2006). Kennard and Stone uniform subset selection (Matlab code). . 10.13140/RG.2.1.1502.3844. **Uniform subset selection - Kennard and Stone algorithm**.

DETMANN, E. Fibra na nutrição de novilhas leiteiras. In: PEREIRA, E.S.; PIMENTEL, P.G.; QUEIROZ, A.C. et al, (Eds) **Novilhas Leiteiras** . Fortaleza:Graphiti 2010. P253-302.

DETMANN, E.; SOUZA, M. D.; VALADARES FILHO, S. D. C.; QUEIROZ, A. D.; BERCHIELLI, T. T.; SALIBA, E. O. S.; AZEVEDO, J. A. G.. **Métodos para análise de alimentos**. Visconde do Rio Branco, MG: Suprema, p. 214, 2012.

FERREIRA, Marcia M.C.; ANTUNES, Alexandre M.; MELGO, Marisa S.; VOLPE, Pedro L. O. 1999. **Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial**. Química Nova v.22 n.5 São Paulo.

GARRIDO, A. (1997). **Currents and future applications of NIRS technology**. Options Méditerranéennes, Series Cahiers, 26: 87-92.

GARRIDO, A., GUERRERO, J.E. AND GÓMEZ CABRERA, A. (1994). **Posibilidades y limitaciones de la técnica NIRS en la evaluación de alimentos para**

el ganado. In: Nuevas Fuentes de Alimentos para la Producción Animal IV. Junta de Andalucía, Congresos y Jornadas 30, pp. 243-255.

HUANG, Haibo.; YU, Haiyan.; XU, Huirong.; YING, Yibin. **Near infrared spectroscopy for on/in-line monitoring of quality in foods and beverages: A review.** Journal of Food Engineering, v.87, p.303–313, 2008..

MADALOZZO, Elisangela Serenato. **Caracterização físico-química de ricotas via espectroscopia no infravermelho e métodos de calibração multivariada.** Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Alimentos). Universidade Estadual de Ponta Grossa. Ponta Grossa, 2010.

MARTENS, H., & NAES, T. **Multivariate Calibration, Wiley, New York, 1989.**

MARTENS, H., NAES, T. 1987. **Multivariate calibration by data compression in near infrared technology in the agricultural and food industries.** Ed. P. Williams e K. Norris, American Society of Cereal Chemist, Inc. St. Paul, Minnesota.

MONRROY, Mariel.; GUTIÉRREZ, Dehylis.; MIRANDA, Marissa.; HERNÁNDEZ, Karla and GARCIA, José Renan. **Determination of *Brachiaria spp.* forage quality by near-infrared spectroscopy and partial least squares regression.** Journal of the Chilean Chemical Society.; Vol.62, Nº 2 3472, 2017.

NERY, Marcela Carlota.; NERY, Fernanda Carlota.; SILVA, Douglas Ramos Guelfi.; SOARES, Fernanda Pereira. **Produção de sementes forrageiras.** Boletim Técnico - n.º 88 - p. 1-47 ano 2012 Lavras/MG.

NORRIS IN: Marten, G. C, J. S. Shenk, and F. E. Barton II, editors. 1989. **Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS): Analysis of Forage Quality.** U.S. Department of Agriculture, Agriculture Handbook No. 643 (revised with supplements), 110 p.

NOUSIAINEN J.; AHVENJÄRVI S.; RINNE M.; HELLÄMÄKI M.; HUHTANEN P. **Prediction of indigestible cell wall fraction of grass silage by near infrared reflectance spectroscopy.** Anim. Feed Sci. Technol., 115, 295–311, 2004.

NUNES, Pedro G. A. 2008. **Uma nova técnica para seleção de variáveis em calibração multivariada aplicada às espectrometrias UV-VIS e NIR.** Tese. (Doutorado em Química). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa.

PARSONS, J.J. **Spread of African pasture grasses to the American.** Tropics Journal of Range Management, Denver, v. 25, n. 1, p. 12-17, 1972.

PEREIRA, Mariana A.; COSTA, Fernando P.; CARDOSO, Edson E. 2016. **Brachiaria bizantha cv. Piatã.** Relatório de avaliação dos impactos das tecnologias geradas pela Embrapa Gado de Corte. Campo Grande, Março de 2016.

PÉREZ-MAÍAN, D.; GARRIDO-VARO, A.; GUERRERO, J.E. 2007. Non-linear regression methods in NIRS quantitative analysis. Talanta, 72, 28–42.

SANTOS, Darliane de Castro; JÚNIOR, Roberto Guimarães.; VILELAB, Lourival.; PULRONLNIK, Karina.; BUFONB, Vinicius Bof.; FRANÇA, Aldi Fernandes de Souza. **Forage dry mass accumulation and structural characteristics of Piatã grass in silvopastoral systems in the Brazilian savannah.** *Agriculture, Ecosystems and Environment* 233, 16–24, 2016.

SILVA PT, DETMANN E, VALADARES FILHO SC, DETMANN KSC, BARROS LV, MARTINS SCV, MORAIS LE AND COSTA VAC. 2011. **Evaluation of total and non-fatty ether extract in feeds and cattle feces using two analytical methods.** *Anim Feed Sci Technol* 163: 111-117.

SILVA, D.J.; QUEIROZ, A.C. **Análise de alimentos.** Métodos químicos e biológicos. 3 ed. Viçosa: Editora UFV, 2002. 235p.

SOTELO, F.F. **Aplicação da espectroscopia de Infravermelho Próximo na caracterização de petróleo.** Simulação de uma unidade de destilação atmosférica. 2006. 77 f. Tese (Doutorado em Engenharia Química) - Universidade de São Paulo, São Paulo.

SOUZA, André M.; BREITKREITZ, Marcia C.; FILGUEIRAS, Paulo R.; ROHWEDDER, Jarbas J. R.; POPPI, Ronei J. 2013. **Experimento didático de quimiometria para calibração multivariada na determinação de paracetamol em comprimidos comerciais utilizando espectroscopia no infravermelho próximo: um tutorial, parte II.** *Quim. Nova*, Vol. 36, No. 7, 1057-1065.

SOUZA, Simon de S.; FERRÃO, Marco F. 2006. **Aplicações da espectroscopia no infravermelho no controle de qualidade de medicamentos contendo diclofenaco de potássio. Parte I : Dosagem por regressão multivariada.** *Revista Brasileira de Ciências Farmacêuticas, Brazilian Journal of Pharmaceutical Sciences* vol. 42, n. 3, jul./set.

Sumario **ABIEC**, 2018. **Perfil da Pecuária no Brasil**, Relatório anual da Associação Brasileira das Indústrias Exportadoras de Carnes (ABIEC). Disponível em: <<http://www.abiec.com.br/Sumario.aspx>>. Acesso em: 10 nov. 2018.

SYNYTSYA, Andriy.; DELGADILLO, Ivone.; CAPIKOVÁ, Jana.; COIMBRA, Manuel A. **Infrared spectroscopy and outer product analysis for quantification of fat, nitrogen, and moisture of cocoa powder.** *Analytica chimica acta* 601, p.77-86, 2007.

TAVARES, Carolyne Anjos; PERREIRA, Gabriela Oliveira; CAMARGO FILHO, Sergio Trabali. 010 - **Altura do dossel como parâmetro para estimativa da disponibilidade de massa seca de três capins estoloníferos no período seco.** *Cadernos de Agroecologia*, [S.l.], v. 7, n. 2, 2012. Disponível em: <<http://revistas.aba-agroecologia.org.br/index.php/cad/article/view/13026>>. Acesso em: 22 novembro. 2018.

TEIXEIRA, Fábio Andrade et al. **Produção anual e qualidade de pastagem de Brachiaria decumbens diferida e estratégias de adubação nitrogenada.** *Acta Scientiarum. Animal Sciences*, v. 33, n. 3, 2011.

THULIN, Susanne,; HILL, Michael J.; HELD, Alex,; JONES, Simon,; WOODGATE,; Peter. **Predicting Levels of Crude Protein, Digestibility, Lignin and Cellulose in Temperate Pastures Using Hyperspectral Image Data.** *American Journal of Plant Sciences*, 2014, 5, 997-1019.

TSUZUKIBASHI, Denise.; COSTA, JOÃO P.R.; MORO, Fabiola V.; RUGGIER, Ana C.; MALHEIROS, Euclides B. **Anatomia quantitativa, digestibilidade in vitro e composição química de cultivares de Brachiaria brizantha Quantitative anatomy, in vitro digestibility and chemical composition of Brachiaria brizantha cultivars.** *Revista de Ciências Agrárias*, 2016, 39(1): 46-53, 2016.

VAN SOEST, P.J.; ROBERTSON, J.B. **Analyses of forage and fibrous foods.** Ithaca: **Cornell University, 1985. 202p.**

II- OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Elaborar curvas de calibração para predição da composição físico-química das forrageiras tropicais e resíduos de nutrientes em fezes bovinas, por Espectroscopia de Refletância no Infravermelho Próximo.

2.2 Objetivos específicos

Elaborar curvas de calibração da Espectroscopia de Refletância no Infravermelho Próximo para determinar as frações de proteína bruta, fibra insolúvel em detergente neutro, fibra insolúvel em detergente ácido, cinzas, extrato etéreo, lignina e umidade da *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, pelos métodos de Regressão Linear Múltipla e Regressão por Mínimos Quadrados Parciais.

Elaborar curvas de calibração específica para determinar o resíduo de proteína bruta, fibra insolúvel em detergente neutro, cinzas, extrato etéreo e a umidade das fezes bovinas, pelos métodos Regressão Linear Múltipla e regressão por Mínimos Quadrados Parciais.

Comparar curvas da calibração dos modelos elaborados pelo método de Regressão Linear Múltipla e pelo método de regressão por Mínimos Quadrados Parciais quanto ao ajuste dos parâmetros de composição da forragem e fezes bovinas em função das absorvâncias no NIRS.

III– MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Local

As forragens foram coletadas em fazendas dos municípios de Ribeirão do Largo, Itapetinga, Itororó e Caatiba, região Sudoeste da Bahia, Brasil. As fezes bovinas foram coletadas de animais da fazenda Princesa do Mateiro, município de Ribeirão do Largo. As análises químicas foram realizadas no laboratório de Métodos e Separação Química (LABMESQ) da Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia.

3.2 Coletas e Amostragem

As amostras de forragem foram coletadas mensalmente por um período de um ano (novembro de 2015 a outubro de 2016). Foram coletadas 10 amostras de cada forrageira (*Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens* e *Panicum maximum* cv. Colonião) totalizando 120 amostras.

As amostras de forragem foram coletadas pelo período de um ano com intuito de se obter amostras heterogêneas que representassem a variação que ocorre na composição das forragens com finalidade de elaborar modelos de calibração robustos usando esses dados como base (referência para elaboração dos modelos). As coletas foram realizadas em regiões diferentes e pastos também com manejo distintos.

Para proceder tal avaliação, no primeiro dia de cada período (mês), em cada unidade experimental (Fazenda), um quadrado metálico de 0,25 m² foi lançado em zigue-zague 10 vezes de forma aleatória, ao percorrer toda área ao acaso, em piquetes já predeterminados. No momento da avaliação foi utilizada uma tesoura de poda, as forrageiras do gênero *Brachiaria* foram cortadas a 5 (cinco) cm do nível do solo e o *Panicum* a 20 (vinte) cm do solo. A massa de forragem (matéria natural) existente no interior do quadrado foi mensurada por meio de uma balança digital portátil com precisão de cinco gramas, considerando três casas decimais. As amostras de forragem

foram pré-secadas em estufa de circulação de ar forçada (60°C) até atingirem peso constante, em seguida, foram moídas à 1 mm em moinho tipo Willey.

As amostras de fezes bovinas foram coletadas em ensaios de digestibilidade de experimentos realizados pelo Programa de Pós- Graduação em Zootecnia da UESB, realizado na fazenda Princesa do Mateiro, Ribeirão do Largo, Bahia. As coletas de fezes foram realizadas entre os períodos de 05/06/2015 a 09/06/2015 (Estação chuvosa) primeiro ensaio; do segundo ensaio de 03/11/2015 a 06/11/2015 (Estação Seca) e do último ensaio de 10/04/2016 a 14/04/2016 (Estação chuvosa). Os três ensaios foram realizados com 40 animais experimentais, totalizando 120 amostras de fezes bovinas. Esses animais eram suplementados a pasto (*Brachiaria brizantha* cv. Marandu). Na estação chuvosa era fornecido aos animais sal nitrogenado *ad libitum* e na estação seca suplemento nitrogenado/energético.

As fezes foram coletadas uma vez ao dia, em quantidade aproximada de 300 gramas, no próprio piquete, logo após serem excretadas, atentando-se evitar contaminação por materiais de qualquer natureza. Os horários de coleta de fezes nos cinco dias foram estabelecidos da seguinte forma: 1º dia, às 16:00h; 2º dia 14:00h; 3º dia, às 12:00h; 4º dia, às 10:00h e o 5º dia às 8:00h, a fim de assegurar a coleta de amostras representativas do fluxo intestinal diário dos animais. O material coletado de cada animal foi colocado em sacos plásticos individuais, devidamente identificados e congelados a -10°C para análises posteriores. Em seguida, as amostras foram descongeladas, pré-secas separadamente por dia de coleta em estufa de ventilação forçada a 60°C, por 72 horas. Com base no peso pré-seco, foram formadas uma amostra composta por animal, referente aos cinco dias de coleta. Em seguida, foram moídas em moinho tipo *Willey* com peneira de malha de 1 mm.

3.3 Análises químicas

As 120 amostras de cada forrageira (120 x 4 espécies = 480 amostras) e 120 amostras de fezes bovinas, foram pré-secas em estufa de ventilação forçada a 60 °C por 72 horas, e moídas em moinho tipo Willey, a 1 mm. Após o processamento foram analisadas quanto aos teores de matéria seca MS (INCT–CA G-003/1), matéria mineral (MM) (método INCT– CA M-001/1); proteína bruta (PB) (método INCT–CA N-001/1);

extrato etéreo (EE) (método INCT-CA G-004/1); fibra em detergente neutro (FDN) (método INCT-CA F-002/1); e correções para proteína e cinzas (FDNcp), (método INCT-CA N-004/1 e INCT-CA M-002/1); fibra em detergente ácido (FDA) (método INCT-CA F-004/1); correções para proteína e cinzas (FDAcp), (método INCT-CA N-005/1 e INCT-CA M-003/1); e lignina (H_2SO_4 720 g.kg^{-1} ; método INCT- CA F-005/1); conforme descritos em Detmann et al., (2012). Estes valores obtidos pelos métodos tradicionais de análises foram utilizados como valores referência para a criação dos modelos de calibração multivariada.

3.4 Obtenção dos espectros

As amostras foram escaneadas em um espectrômetro de reflectância difusa de infravermelho próximo (NIRS) modelo Unity Scientific SpectraStar™ 2500 XL. Este modelo opera na faixa de comprimento de onda de 700 -2500 nm/ incremento de 1 nm. Utiliza um monocromador de varredura altamente sofisticado para medir o espectro NIR de uma amostra de um dado produto e, em seguida, aplica as calibrações apropriadas para gerar resultados analíticos para as várias propriedades ou constituintes de interesse.

Os dados espectrais foram transformados em dados numéricos e posteriormente foram tratados por meio de estatística multivariada com programas computacionais independentes.

3.5 Análises estatísticas

3.5.1 Pré- tratamento das amostras

Para identificar as amostras anômalas ou outliers do conjunto de dados foi utilizado o método de regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLS), executado com os dados obtidos pelos métodos de referência e também com os dados espectrais. Os escores foram indicados graficamente podendo-se desta forma, obter uma melhor visualização da posição relativa entre as amostras de características diferentes e assim retirar as anômalas.

Do conjunto de dados de cada forrageira e do conjunto de dados de fezes bovinas foram selecionados dois subconjuntos, um para calibração, com 70% das amostras e o outro com 30% das amostras para validação externa do modelo. O método de separação do conjunto de dados foi baseado no algoritmo de Kennard-Stone (1969) e o objetivo foi obter conjuntos de calibração e de validação externa que representassem a população das amostras.

Esse pré-tratamento dos dados foi utilizado para os modelos elaborados por PLS (Mínimos quadrados parciais) e MLR (Regressão linear múltipla).

3.5.2 Calibração Multivariada

Para estimar os parâmetros de interesse nas forragens e fezes bovinas a partir da espectrometria NIR, fez-se necessário a construção de modelos de calibração multivariada, cuja função é relacionar as respostas instrumentais, nesse caso espectros, de cada uma das amostras (denominada de matriz X) com o valor referência das amostras obtidas por meio dos métodos padrões (denominado de matriz Y).

Os modelos de calibração foram criados por regressão pelo método dos Mínimos Quadrados Parciais (PLS) e pelo método de Regressão Linear Múltipla (MLR). Para criação dos modelos de calibração por PLS foi utilizado toda varredura do espectro (1100 a 2500nm) totalizando 1401 medidas de absorvância e para elaborar os modelos de calibração por MLR foram selecionados 16 picos (1203, 1349, 1478, 1541, 1595, 1701, 1734, 1781, 1940, 2076, 2118, 2172, 2275, 2319, 2360 e 2500 nm).

A figura 3 ilustra de maneira geral como se realiza o processo de calibração.

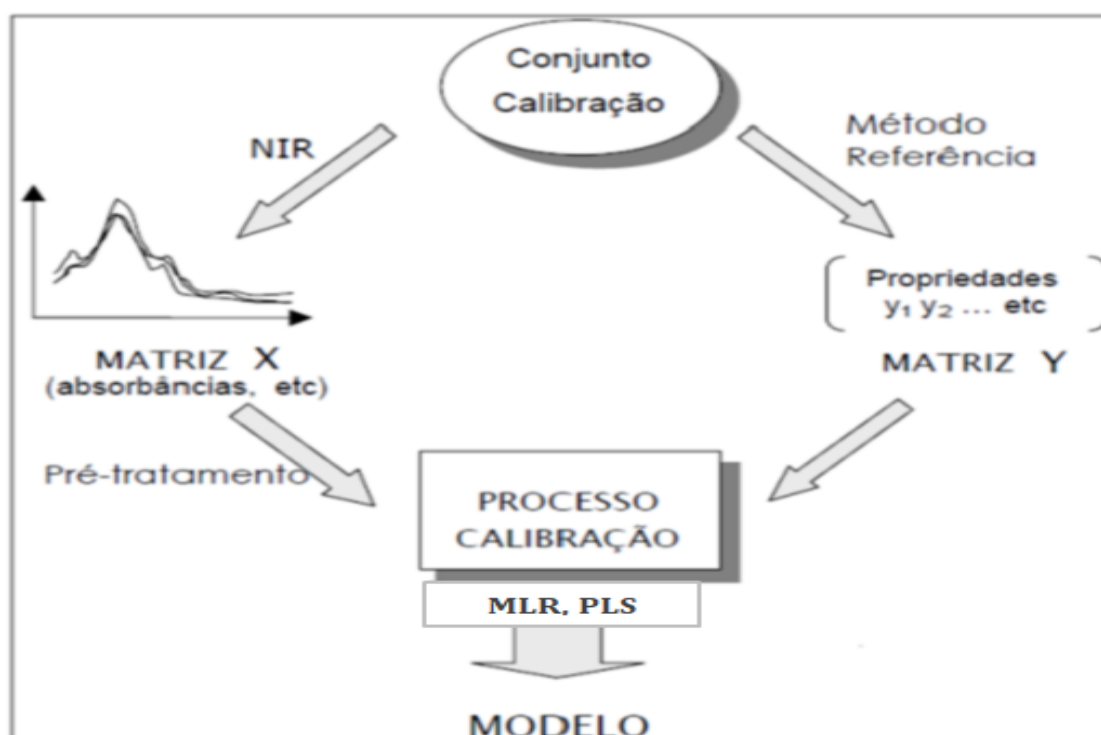


Figura 3.Esquema do processo de calibração (Adaptado de Sotelo,2006).

A capacidade preditiva dos modelos foi avaliada pelo coeficiente de correlação (R) e por parâmetros do Desvio Quadrático Médio (RMSE) descritos nas equações 1 e 2, respectivamente.

Equação 1

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

Equação 2

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

Onde: x e y são os valores medidos de ambas as variáveis e X- e Y - são as médias aritméticas de ambas as variáveis.

Valor de R entre 0,50 e 0,65, indica que mais de 50% da variância em Y é representada pela variância em X, um valor de R entre 0,66 e 0,81 indica previsão “aproximada” e um R entre 0,82 e 0,90 indica previsão “boa” e R acima de 0,90 são considerados “excelentes” (Saha et al., 2017).

Os modelos foram validados pelos métodos de validação externa.

Para as análises de mínimos quadrados parciais (PLS) e regressão linear múltipla (MLR), utilizou-se o programa estatístico SAS.

IV RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Modelos de calibração multivariada por regressão linear múltipla (MLR)

Na tabela 1 encontram-se os valores mínimos, máximos, médios e desvios padrão para proteína bruta, fibra insolúvel em detergente neutro corrigido para cinzas e proteínas, fibra insolúvel em detergente ácido, cinzas, extrato etéreo, lignina e umidade das forrageiras em estudo e de fezes bovinas.

Tabela 1- Valores mínimos, máximos, médios e desvios padrão dos dados obtidos pelos métodos tradicionais (dados referência).

Item	PB (%)	FDA(%)	FDN(%)	CINZAS(%)	EE(%)	LIG(%)	Umid(%)
<i>Brachiaria brizanta</i> cv. Marndu (B)							
Mínimo	6,36	27,39	57,75	5,76	1,05	3,09	8,59
Máximo	12,47	48,94	76,7	11,92	2,52	8,64	12,54
Médio	9,71	37,11	66,18	8,72	1,87	5,55	10,18
Desvio	1,24	4,37	4,86	1,28	0,26	1,26	0,80
<i>Brachiaria brizantha</i> cv. Piatã (P)							
Mínimo	5,97	35,19	62,25	5,33	1,05	3,25	8,32
Máximo	11,74	45,88	76,23	8,5	1,92	5,54	12,85
Médio	7,54	39,51	68,76	6,96	1,46	4,13	9,77
Desvio	1,39	2,20	3,27	0,64	0,18	0,40	0,85
<i>Brachiaria decumbens</i> (D)							
Mínimo	6,42	34,95	63,96	4,93	1,42	3,54	8,38
Máximo	9,41	44,94	76,79	8,97	2,26	9,72	12,44
Médio	7,88	40,13	72,21	6,83	1,76	5,68	10,63
Desvio	0,60	2,05	2,26	0,96	0,15	1,09	0,84
<i>Panicum maximum</i> cv. Colômbio (C)							
Mínimo	6,18	36,13	57,62	5,01	1,21	4,02	8,09
Máximo	10,69	42,64	66,26	8,04	1,75	5,81	11,99
Médio	9,59	43,41	66,89	6,64	1,52	5,64	10,02
Desvio	1,34	2,74	4,26	0,64	0,14	1,00	0,64
Fezes bovinas (F)							
Mínimo	11,16		53,25	11,58	0,78		9,23
Máximo	17,44		79,03	18,54	2,52		12,99
Médio	14,21		60,88	15,04	1,56		10,98
Desvio	1,45		3,62	1,53	0,33		0,94

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; LIG= lignina; Umid= Umidade.

Estes valores (Tabela 1) foram obtidos por meio de análises laboratoriais padrões.

Para a *Brachiaria brizantha* cv. Marandu foi observado valor mínimo de 6,36% e máximo de 12,47% e médio de 9,71% para a fração PB (Tabela 1). Coletas realizadas em pastagem adubada com manejo de entrada e saída de animais explicam esses valores, o manejo de entrada e saída evita o subpastejo e/ou superpastejo, assim sendo a rebrota do pasto não é afetada, a mesma explicação pode se estender as outras frações descritas na tabela 1. O valor máximo de proteína bruta é semelhante aos valores observados por Fernandes et al.(2010) e Fernandes et al. (2015) de 13,81% e 10,1% , respectivamente, quando avaliaram o capim Marandu no período chuvoso. No entanto, Silva-Marques et al. (2015a) e Mesacasa et al.(2015) relataram valores de 6,8% e 4,9% PB, respectivamente, ao avaliar o Marandu no período seco, valores próximos ao valor mínimo citado na tabela 1.

Os teores médios de FDA, FDN, cinzas (37,11; 66,18; 8,72%,) apresentados na tabela 1 se assemelham aos descritos por Silva-Marques et al. (2015b) os quais descrevem 67,8 % de FDN; 40,1 % de FDA e 8,7% de cinzas para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu no período chuvoso.

Ao tratar da *Brachiaria brizantha* cv. Piatã os teores médios encontrados para PB, FDA, FDN, cinzas, EE, lignina e umidade foram 7,54; 39,51; 68,76; 6,96; 1,46; 4,13 e 9,77% respectivamente (Tabela 1). Modesto (2012) encontrou valores de 5,9; 30,9; 68,1; 8,9 e 3,8% para PB, FDA, FDN, lignina e cinzas, respectivamente.

A *Brachiaria decumbens* apresentou valores médios para PB, FDA, FDN, cinzas, EE, lignina e umidade de 7,88; 40,13; 72,21; 6,83; 1,76; 5,68 e 10,63% respectivamente (Tabela1). Sendo o valor de PB e FDN semelhante aos relatados por Gracia et al. (2014) de 8,4 e 71,0% já o teor FDA e cinzas se assemelham aos valores descritos por Moraes et al. (2005) 38,7 e 7,4% respectivamente.

Os teores médios encontrados de PB, FDA, FDN, cinzas, EE, lignina e umidade foram 9,59; 43,41; 66,89; 6,64; 1,52; 5,64 e 10,02% (Tabela 1) do *Panicum maximum* cv. Colonião. Melo et al.(2015) ao analisarem pasto de Colonião sob pastejo contínuo de animais, observaram 6,03% de PB; 35,94% de FDA; 66,84 de FDN; 4,12% de cinzas e 1,59% de EE. Os valores de FDN, cinzas e EE são semelhantes nos dois estudos.

A precisão de cada um desses modelos de calibração foi avaliada com base nos Coeficientes de Correlação (R) e Desvio Quadrático Médio (RMSE).

Tabela 2. Coeficiente de Correlação (R) entre os valores experimentais e o valor predito pelo modelo RLM (regressão linear múltipla) no processo de calibração.

Item	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,91	0,72	0,86	0,77	0,84	0,71	0,86
Piatã	0,79	0,87	0,89	0,79	0,69	0,82	0,78
Decumbens	0,85	0,89	0,92	0,80	0,87	0,82	0,90
Colonião	0,92	0,85	0,92	0,82	0,79	0,87	0,90
Fezes Bovinas	0,83	-	0,53	0,86	0,67	-	0,91

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; LIG= lignina; Umid= Umidade.

De maneira geral, em se tratando das forragens avaliadas os parâmetros apresentaram bons coeficientes de correlação (Tabela 2), indicando que os modelos de calibração utilizados possuem potencial de predição.

As equações de predição de PB possuem coeficiente de correlação R =0,91 para a cultivar Marandu, R =0,79 para a cultivar Piatã , R= 0,85 para a espécie Decumbens e R= 0,92 para a cultivar Colonião (Tabela 2), evidenciando que para a PB as melhores equações de predição foram as de *Brachiaria bizantha* cv.Marandu e *Panicum maximum* cv. Colonião. Ao comparar-se aos dados da literatura referentes à predição do teor proteico aos das forrageiras em questão, pode-se afirmar que a equação de predição está dentro dos parâmetros literários, reafirmando que o NIRS pode ser eficiente na predição de PB, conforme descrevem Thulin et al. (2014) que utilizaram o espectro de infravermelho para predizer valores de proteína bruta em pastagem temperada e encontraram um coeficiente de correlação de R= 0,85 para PB. Asekova et al. (2016) avaliando soja forrageira observaram R= 0,92 e Hărmănescu et al. (2011) ao avaliarem PB de pastagem permanente de um município romeno, alcançaram coeficientes de correlação de 0,93.

O coeficiente de correlação de PB das fezes no processo de calibração foi de $R=0,83$ (Tabela 2). Conhecer o valor dos nutrientes presentes nas fezes é importante na predição da ingestão e digestibilidade da dieta do animal. A previsão precisa de parâmetros nutritivos das dietas é a chave para aperfeiçoar os regimes alimentares para os animais ruminantes (Reddersen et al., 2013) e quantificar o resíduo de nutrientes existentes nas fezes é uma forma de prever a ingestão dos mesmos pelo animal.

Faz parte da FDA a celulose e a lignina presentes na parede celular das plantas, entretanto, vale ressaltar que pode haver alguns contaminantes como pectina, minerais e compostos nitrogenados (Van Soest et al. 1999). Neste estudo os valores de FDA foram corrigidos para cinzas e proteínas, com intuito de eliminar estes contaminantes.

O coeficiente de correlação dos modelos de calibração foi de $R=0,72$; $R=0,87$; $R=0,89$ e $R=0,85$ para predição da FDA das forrageiras *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colômbio, respectivamente (Tabela 2), estando em consonância com os descritos de Arzani et al.(2015) ao estudarem gramíneas e Asekove et al.(2016) que ao analisarem soja forrageira encontraram curvas de calibração de $R=0,94$ e $R=0,79$, respectivamente.

O coeficiente de correlação dos modelos de calibração foi de ($R=0,86$); ($R=0,89$); ($R=0,92$) e ($R=0,92$) para predição de FDN da *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colômbio, respectivamente (Tabela 2). Andueza et al. (2016) elaboraram curva de calibração para predição de FDN com coeficiente de correlação de ($R=0,97$), em outro estudo com forrageiras Asekove et al.(2016) observaram um coeficiente de correlação de ($R=0,85$).

A FDN mensura a hemicelulose, celulose e lignina. A ingestão pode ser afetada por fatores físicos relacionados ao alimento como teor de fibra, que pode limitar o consumo por meio do preenchimento ruminal (Mertens, 1994). Logo o teor de FDN pode ser utilizado para estimar a ingestão de forragem. À medida que as plantas amadurecem, se tornam mais fibrosas devido aos níveis aumentados do teor de lignina. Com altas concentrações de FDN em dietas, o preenchimento do rúmen limita a ingestão de matéria seca. A FDN é o melhor método para separar os carboidratos

estruturais e não estruturais nas plantas, e mede a maioria dos compostos químicos geralmente considerados como compostos fibrosos (Glass & Al-Hamdani, 2016).

O coeficiente de correlação do modelo de calibração para a predição da FDN das fezes foi de $R=0,53$ (Tabela 2), não podendo ser considerado um bom modelo de predição, por ter apresentado baixa correlação entre os valores preditos pelo NIRS e os valores obtidos por meio dos métodos tradicionais de análise.

Para predição de cinzas, o coeficiente de correlação dos modelos de calibração foi de $R= 0,77$; $R= 0,79$; $R= 0,80$ e $R= 0,82$ para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente (Tabela 2).

Roddersen et al. (2013) elaboraram curvas de calibração para predição de cinzas presentes no feno e silagem utilizando o NIRS, encontrando valores para coeficientes de correlação de $R=0,90$ e $R= 0,55$, respectivamente, e afirmam que o conteúdo de cinzas é muitas vezes considerado como um parâmetro problemático no NIRS. Embora os minerais não absorvam na região do infravermelho próximo, o NIRS é capaz de detectar conteúdo de cinzas em forragens, associadas em complexos com compostos orgânicos. Neste estudo, o NIRS foi eficiente para prever o teor de cinzas dos materiais analisados.

O coeficiente de correlação da equação de calibração para predição de cinzas das fezes bovinas foi de $R=0,86$ (Tabela 2). Esse coeficiente de correlação indica que este é um bom modelo de predição.

Os coeficientes de correlação do modelo de calibração para prever o teor de extrato etéreo das forragens foram de $R= 0,84$; $R= 0,69$; $R= 0,87$; $R= 0,79$, para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente.

A quantificação de EE de forragens pelos métodos tradicionais utilizados apresentam diferença entre si. Alguns fornecem estimativas mais elevadas do que outros, possivelmente devido a uma maior extração de EE não gordurosos como pigmentos e ceras. Quando se observa baixos coeficientes de correlação para predição de EE no NIRS o inconveniente pode estar relacionado aos dados de referência utilizados. O teor de EE pode ter sido superestimado pelo método usado, uma vez que as forragens verdes contém grande quantidade de pigmentos (Barbosa et al., 2017).

Apenas para a Marandu e a Decumbens os modelos de calibração para predição de EE foram eficientes. Um estudo prévio de comparações entre os métodos tradicionais para a escolha do melhor método para se quantificar o EE e posteriormente utilizá-lo como referência para predição no NIRS, seria pertinente.

O coeficiente de correlação do modelo de calibração para predição de EE das fezes bovinas foi de $R=0,67$ (Tabela 2), indicando uma previsão aproximada. Devem-se considerar as mesmas ressalvas feitas para predição do EE de forragens.

Os coeficientes de correlação do modelo de calibração para predizer o teor de lignina das forrageiras foram de $R= 0,71$; $R= 0,82$; $R= 0,82$ e $R= 0,87$ (Tabela 2) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente. Apenas a *Brachiaria brizantha* cv Marandu apresentou previsão aproximada. Para as demais forragens o R indica boa previsão.

Em estudo semelhante, Thulin et al. (2014) verificaram coeficiente de correlação para o modelo de predição de lignina de $R= 0,68$. O teor de lignina da forragem está correlacionado com a digestibilidade, tendo a mesma a função de proteção e sustentação da planta. Com a maturação da planta o teor de lignina aumenta e conseqüentemente há a diminuição da digestibilidade. Por isso, determinar o teor de lignina da forragem de forma rápida e juntamente com outros parâmetros já mencionados é uma forma de avaliar a qualidade da forragem, sendo de suma importância para elaborar dietas que intensifiquem a produção animal a pasto.

Os coeficientes de correlação do modelo de calibração para predizer o teor de umidade das forragens foram de $R= 0,86$; $R= 0,78$; $R= 0,90$ e $R= 0,90$ (Tabela 2) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente. Os cálculos das dietas dos animais são geralmente elaborados com base na matéria seca dos alimentos, por isso a importância de se predizer de forma eficiente e rápida a umidade da forragem.

O coeficiente de correlação do modelo de calibração das fezes foi de $R= 0,91$, um modelo eficiente para predizer o teor de umidade nas fezes bovinas.

Os coeficientes de correlação entre os valores experimentais, tidos como referenciais e os valores obtidos pelas absorvâncias por meio da técnica NIRS é um dos

parâmetros utilizados para avaliar a eficiência do modelo, entretanto o desvio quadrático médio (RMSE) é outra forma de avaliar sua qualidade.

Na tabela 3 encontram-se os valores de RMSEC (*Root Mean-Square Error*) de calibração das forragens e das fezes bovinas.

Tabela 3- Valores de RMSEC (Root Mean-Square Error) dos modelos de calibração de forragens e fezes bovinas por MLR.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,43	1,79	1,89	0,63	0,09	0,77	0,35
Piatã	0,59	0,76	1,02	0,30	0,10	0,15	0,61
Decumbens	0,20	0,62	0,63	0,42	0,05	0,38	0,23
Colonião	0,42	1,11	1,21	0,29	0,06	0,38	0,19
Fezes Bovinas	0,66	-	0,09	0,55	0,22	-	0,29

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; LIG= lignina; Umid= Umidade; MLR= regressão linear múltipla.

A raiz quadrada do erro médio (RMSE) fornece informações quanto ao desempenho do modelo sendo que quanto menor seu valor, menor a dispersão dos dados em torno do modelo. Quanto menor a dispersão mais eficiente pode ser considerado o modelo. Sendo assim, a menor dispersão de dados foi verificada no modelo de predição de PB de Decumbens, RMSE=0,20 (Tabela 2). O modelo que apresentou maior dispersão foi o de PB de fezes bovinas, RMSE= 0,66 (Tabela 2).

Considerando os valores de RMSE de calibração para forragens sugerido por Windham et al. (1989) para a PB (0,9), FDA (1,5) e FDN (2,0) e por Alves (2016) PB (0,62), FDN (1,97) e FDA (1,39) pode-se afirmar que os modelos desenvolvidos neste trabalho são acurados e em consonância com os dados da literatura.

A validação dos modelos elaborados é essencial para avaliar a eficiência dos mesmos, o modelo matemático só pode ser usado após validação.

Os coeficientes de correlação dos dados validação (Tabela 4) mostram a eficiência dos modelos para predição dos parâmetros avaliados.

Tabela 4. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valores referência) e os valores determinados pelo modelo MLR (regressão linear múltipla) no processo de validação.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,95	0,85	0,92	0,89	0,95	0,95	0,94
Piatã	0,91	0,90	0,93	0,82	0,77	0,90	0,78
Decumbens	0,85	0,92	0,93	0,91	0,91	0,89	0,97
Colonião	0,92	0,87	0,98	0,72	0,90	0,95	0,92
Fezes Bovinas	0,94	-	0,80	0,87	0,86	-	0,96

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; LIG= lignina; Umid= Umidade.

Observa-se na tabela 4 que para PB os modelos validados apresentam R acima de 0,90 para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Panicum maximum* cv. Colonião e fezes bovinas. Isso indica a semelhança existente entre os dados obtidos pelos métodos tradicionais e os dados de validação obtidos a partir das absorvâncias varridas pelo NIRS. Apenas a *Brachiaria decumbens* apresentou R menor que 0,90, ainda assim R=0,85 (Tabela 4) sugere boa correlação e um bom modelo.

Para FDA apenas *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e *Panicum maximum* cv. Colonião apresentaram R menor que 0,90. Os modelos para *Brachiaria brizantha* cv. Piatã e *Brachiaria decumbens* podem ser considerados excelentes com base no coeficiente de correlação.

Ao serem validados, todos os modelos para predição de FDN das forragens apresentaram R acima de 0,90. Indicando que os modelos elaborados pelo método de MLR podem ser utilizados no NIRS para predição de valores de FDN para todas as forrageiras estudadas.

Para predizer cinzas o melhor modelo validado foi pra *Brachiaria decumbens* que apresentou R= 0,91 (Tabela 4) e o menos eficiente foi o modelo para *Panicum maximum* cv. Colonião R= 0,72 (Tabela 4).

Os modelos para predição de EE apresentaram R acima de 0,90 para todas as forragens com exceção da *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (R=0,77). Como já foi descrito neste trabalho, as análises tradicionais de EE são laboriosas, obter modelos com R acima de 0,90 é de enorme ganho para o estudo dessas forragens comumente utilizadas na alimentação de bovinos.

Em relação à lignina os melhores modelos descritos foram para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e *Panicum maximum* cv. Colonião, ambas apresentando R=0,95 (tabela 4), considerados como excelentes. Os modelos para *Brachiaria brizantha* cv. Piatã e *Brachiaria decumbens* podem ser considerados bons modelos.

O R mais baixo encontrado para os modelos de predição de umidade foi para *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (R=0,78). Todos os outros modelos descritos para predição de cinzas apresentaram R acima de 0,90 (Tabela 4) podendo ser considerados excelentes.

A tabela 5 mostra a baixa dispersão em torno dos dados validados reafirmando a eficiência do método MLR para predição dos parâmetros avaliados.

A dispersão dos dados em torno de cada modelo após a validação pode ser considerada baixa. Vale ressaltar que em relação ao RMSE os dados só podem ser comparados entre os mesmos tipos de frações, uma vez que os valores são obtidos levando em consideração a média de cada fração.

Tabela 5. Valores de RMSEV (Root Mean-Square Error) das curvas de validação de forragens e fezes bovinas por MLR.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,24	1,77	1,59	0,46	0,07	0,32	0,20
Piatã	0,49	0,87	0,88	0,28	0,08	0,16	0,40
Decumbens	0,27	0,68	0,76	0,31	0,05	0,32	0,14
Colonião	0,18	0,95	0,75	0,38	0,05	0,37	0,18
Fezes Bovinas	0,35	-	1,38	0,63	0,13	-	0,25

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; LIG= lignina; Umid= Umidade; MLR=regressão linear múltipla.

O valor médio de FDN para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu foi de 66,18 (Tabela1) e a média de EE foi de 1,87 (Tabela 1), não podendo ser comparado o RMSE dessas duas frações.

Os modelos para prever PB com menor dispersão foram *Panicum maximum* cv. Colônia (0,18), *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (0,24), *Brachiaria decumbens* (0,24), fezes bovinas (0,35) e *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (0,49) descritos na tabela 5.

Para FDA a menor dispersão foi observada no modelo de *Brachiaria decumbens* (0,68); para FDN foi o *Panicum maximum* cv. Colônia (0,75); para cinzas a menor dispersão foi notada no modelo de *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (0,28); para EE *Brachiaria decumbens* e *Panicum maximum* cv. Colônia (0,05); para lignina *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (0,16) e para umidade a menor dispersão observada foi para *Brachiaria decumbens* (0,14), descritos na tabela 5.

Ao observar os dados acima pode-se afirmar que a regressão linear múltipla (MLR) é uma ferramenta de calibração multivariada eficiente para elaboração de curvas de calibração e validação, para predição de nutrientes de forragens tropicais e resíduos de nutrientes nas fezes bovinas.

4.2 Modelos de calibração multivariada por Mínimos Quadrados Parciais (PLS)

O PLS é geralmente usado para configurar o modelo multivariado com base em dois conjuntos de dados (dos mesmos objetos). Neste caso, a composição química determinada por meio de técnicas laboratoriais padrão e os espectros gerados pelo NIRS ao escanear (analisar) as amostras no aparelho (Buning-Pfaue et al., 2003). Os coeficientes de correlação entre os dados referências e os dados de calibração por PLS para determinação de PB, FDA, FDN, cinzas, EE, lignina e umidade das forragens e PB, FDN, cinzas, EE e umidade das fezes bovinas podem ser visualizados na Tabela 6.

Para predição de PB, é considerado bom com base no valor de R o modelo de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Panicum maximum* cv. Colônia.

Tabela 6. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valores referência) e o valor predito pelo modelo PLS (Mínimos quadrados parciais) no processo de calibração.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,82	0,82	0,82	0,70	0,61	0,67	0,67
Piatã	0,82	0,70	0,78	0,64	0,36	0,54	0,73
Decumbens	0,72	0,78	0,73	0,69	0,55	0,75	0,75
Colonião	0,85	0,81	0,80	0,58	0,50	0,84	0,80
Fezes Bovinas	0,75	-	0,68	0,84	0,51	-	0,86

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; LIG= lignina; Umid= Umidade.

No processo de calibração por meio do método de regressão PLS todos os modelos elaborados apresentaram R menor que 0,90. Mas modelos que apresentam coeficiente de correlação (R) entre 0,82 e 0,90 indicam boa previsão (Saha et al., 2017).

O valor de R (que mede o ajuste do modelo) deve ser o mais próximo de 1 e os valores de RMSEC e RMSECV devem ser, o mais baixo possível, além de conter alta variância explicada (próxima a 100%) (Baddini et al., 2014).

Para FDA e FDN o melhor modelo foi para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu as quais apresentaram R= 0,82 (Tabela 6). No entanto, todos os modelos podem ser utilizados, uma vez que o valor de R indica uma previsão aproximada.

Em relação aos modelos para predição de cinzas podem ser usados o modelo elaborado para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria Decumbens* e de fezes bovinas que apresentaram R de 0,70; 0,69 e 0,84, respectivamente (Tabela 2).

Para EE nenhum dos modelos calibrados pode ser considerado eficiente para predição. Para a lignina, o melhor modelo foi o do *Panicum maximum* cv. Colonião (R=0,84) e o único modelo que não pode ser utilizado é o de predição de lignina da *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (0,54), (Tabela 6).

Para umidade todos os modelos podem ser utilizados, no entanto, o melhor modelo é o de predição de umidade para fezes bovinas (R=86), (Tabela 6).

Na figura 4 encontram-se as representações gráficas do modelo de calibração para determinação de PB de forragens por PLS (Mínimos Quadrados Parciais).

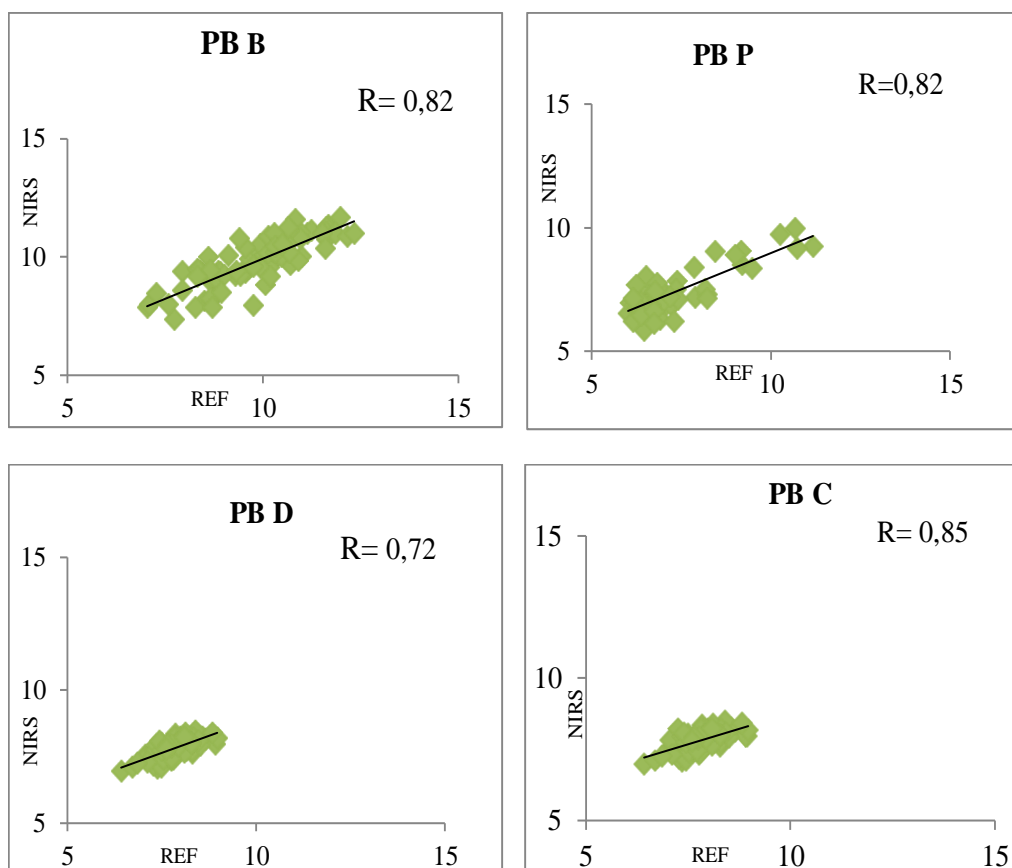


Figura 4. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de proteína bruta de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (PB B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (PB P), *Brachiaria decumbens* (PB D), *Panicum maximum* cv. Colonião (PB C). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Os coeficientes de correlação dos modelos de calibração pelo método PLS para predição de PB das forragens foram ($R = 0,82$); ($R = 0,82$); ($R = 0,72$) e ($R = 0,85$); para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente, indicando que as equações elaboradas tem potencial para predizer o teor proteico das forragens, a equação de predição menos eficiente para a predição de PB foi a de *Brachiaria decumbens* (Tabela 6).

Na figura 5 encontra-se a representação gráfica do modelo de predição de PB das fezes bovinas.

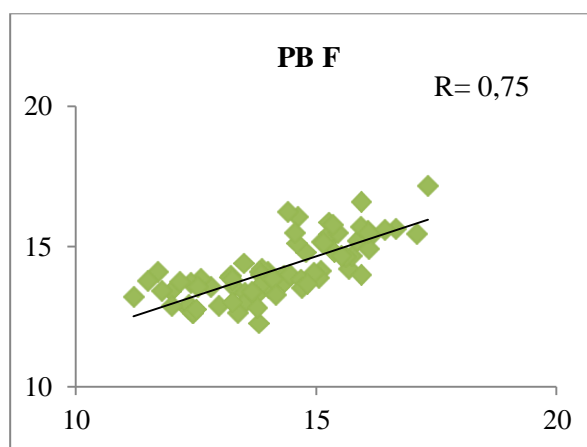


Figura 5. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de proteína bruta das fezes bovinas. Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

O coeficiente de correlação da equação de predição de PB das fezes foi de R= 0,75 (Tabela 6). Indicando uma previsão aproximada.

Na figura 6 encontram-se as representações gráficas dos modelos de predição da FDA das forragens.

Os coeficientes de correlação dos modelos de calibração pelo método PLS para predição da FDA foram de R= 0,82; R= 0,70; R=0,78 e R= 0,81 para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente.

As equações de predição de FDA para a Marandu foi mais eficiente que os modelos de calibração da Piatã, Decumbens e Colonião. Arzani et al. (2015) relataram coeficientes de correlação de (R= 0,94) para equações de predição de FDA de forragens. No entanto foi aplicado o ajuste de bias para esta equação mencionada, isso pode explicar a melhoria no seu coeficiente de correlação. Os valores de coeficientes de correlação das equações de calibração de predição do presente trabalho não passaram pelo ajuste de bias.

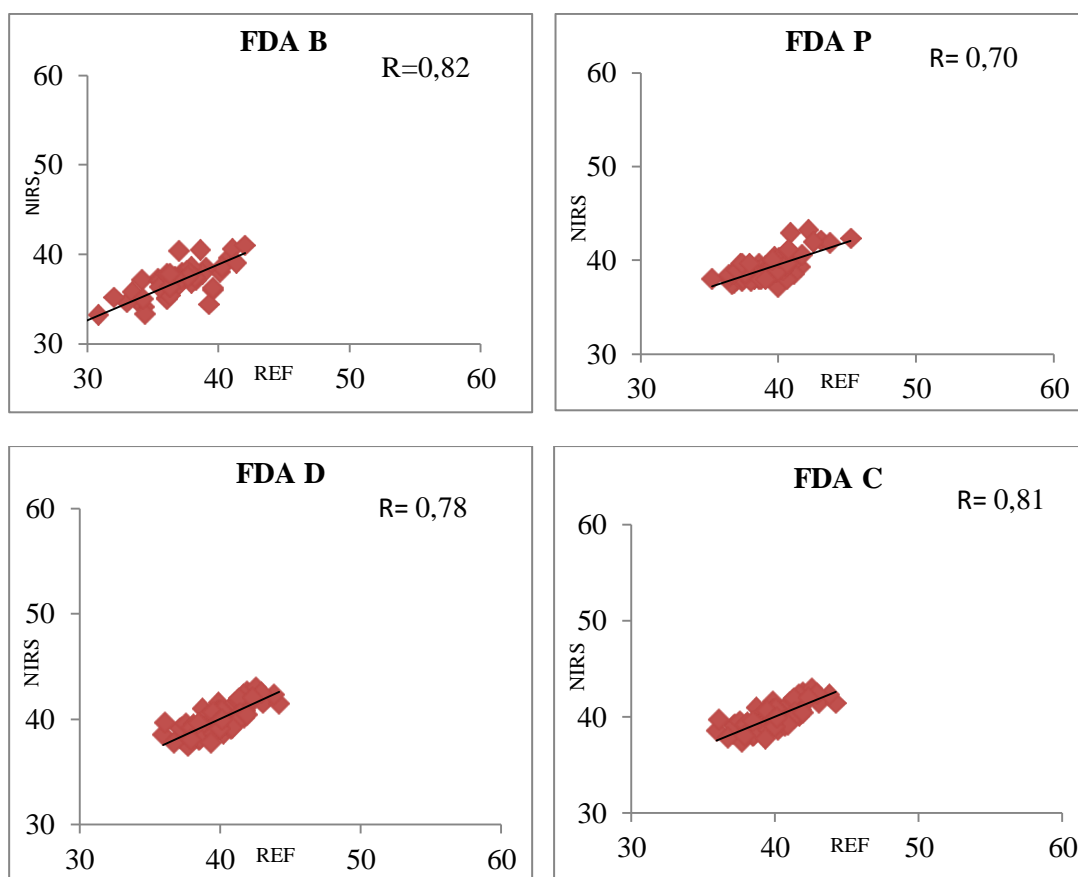


Figura 6. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente ácido (FDA) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (FDA B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (FDA P), *Brachiaria decumbens* (FDA D), *Panicum maximum* cv. Colonião (FDA C) Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Na figura 7 estão arranjadas as representações gráficas dos modelos de calibração para predição de FDN das forragens.

Os coeficientes de correlação dos modelos de predição de FDN das forragens foram $R=0,82$; $R=0,78$; $R=0,73$ e $R=0,81$ (Tabela 6) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente.

As equações de calibração elaboradas para predição de FDN da Marandu e Colonião foram mais expressivas que as de Piatã, Decumbens, conforme os coeficientes de correlação. O valor de R quanto mais próximo de 1, indica melhor ajuste do modelo descrito.

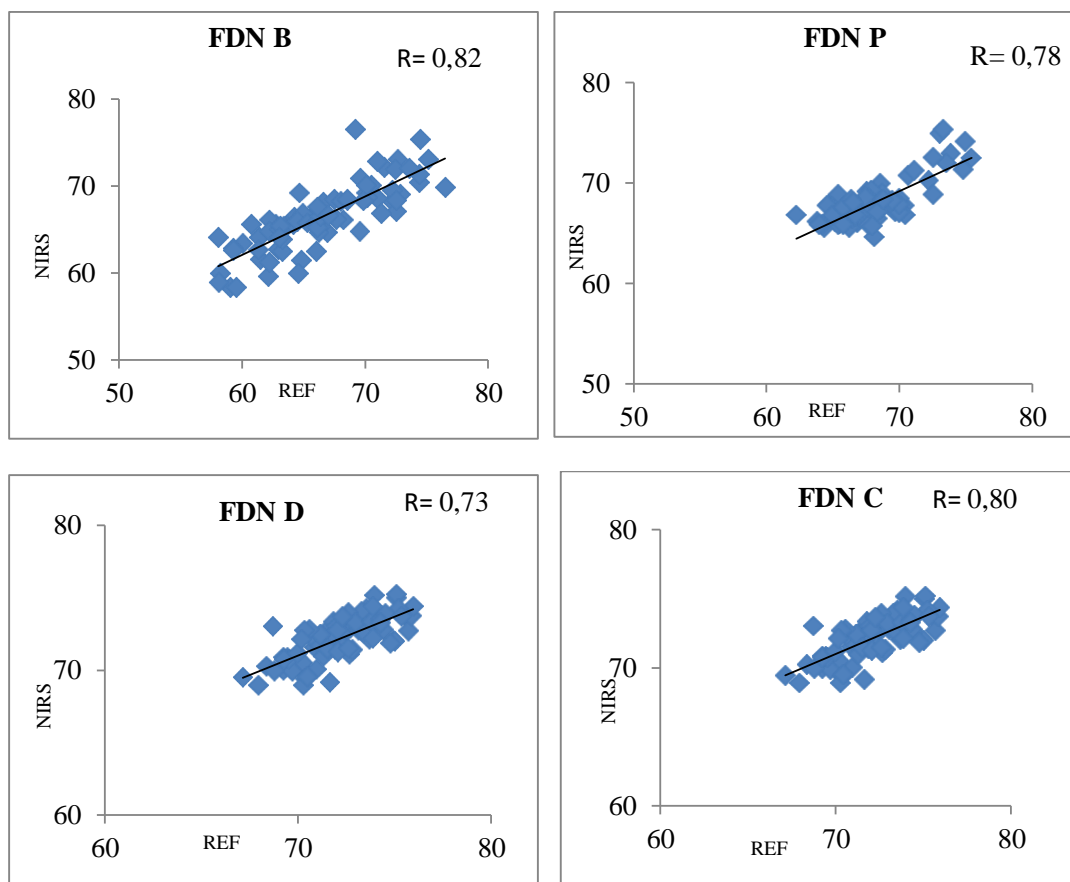


Figura 7. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente neutro (FDN) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandú (FDN B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (FDN P), *Brachiaria decumbens* (FD D), *Panicum maximum* cv. Colônião (FDN C). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Na figura 8 encontra-se a representação gráfica do modelo de calibração para predição de FDN das fezes bovinas.

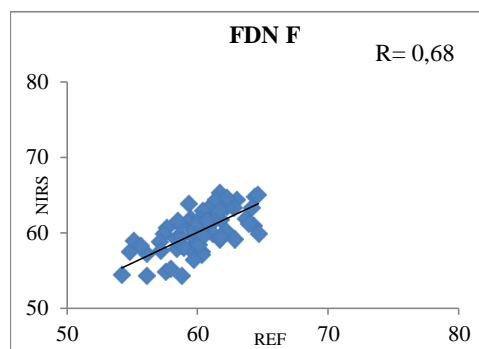


Figura 8. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de fibra insolúvel em detergente neutro (FDN) em fezes bovinas (F). Eixo X= valores de referência (REF); Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

O coeficiente de correlação do modelo de predição de FDN das fezes foi de $R=0,68$ (Tabela 6) considerado baixo para modelos de predição, não tendo uma boa acurácia para descrever o modelo em questão.

Na figura 9 encontram-se a representação gráfica dos modelos de calibração pelo método PLS pra predição de cinzas das forragens.

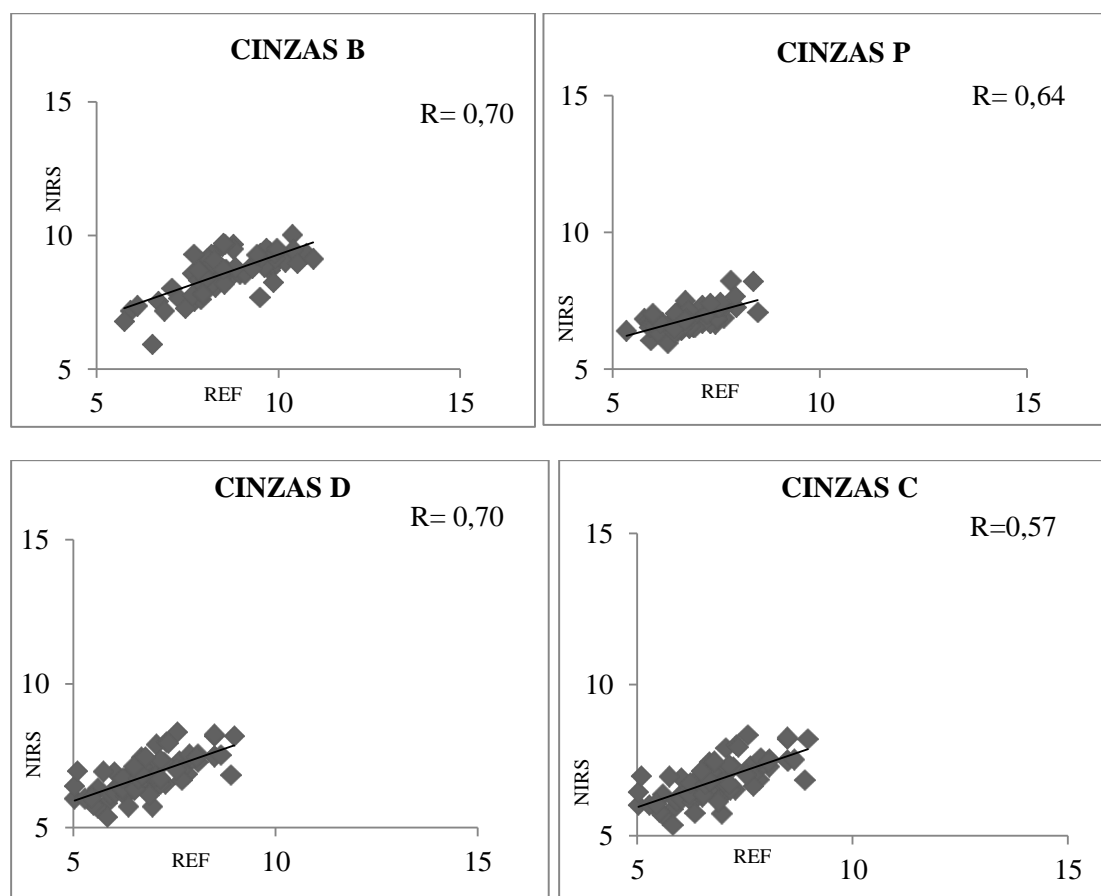


Figura 9. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de CINZAS de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (CINZAS B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (CINZAS P), *Brachiaria decumbens* (CINZAS D), *Panicum maximum* cv. Colônia (CINZAS C). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Os coeficientes de correlação dos modelos de predição de cinzas das forragens foram de $R=0,70$; $R=0,64$; $R=0,69$ e $R=0,58$ (Tabela 6) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colônia, respectivamente, sendo consideradas correlações aproximadas para modelos de predição.

Na figura 10 encontra-se a representação gráfica do modelo de calibração para predição de cinzas das fezes bovinas.

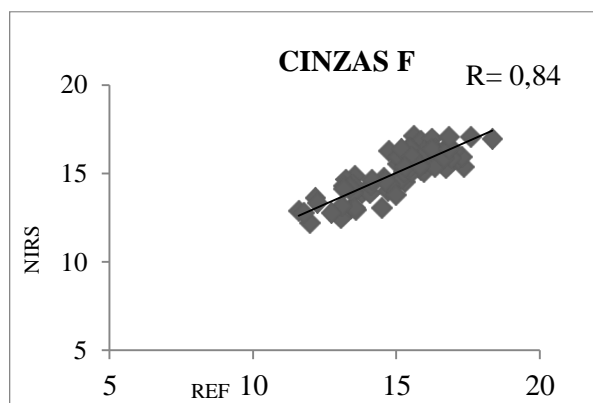


Figura 10. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de cinzas de fezes bovinas (F). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

O coeficiente de correlação do modelo de calibração para predição das cinzas das fezes de bovinos foi de $R=0,84$ (Tabela 6). O modelo de calibração de cinzas pode ser considerado um bom modelo para predizer o teor de cinzas nas fezes.

Na figura 11 encontram-se a representação gráfica dos modelos de calibração pelo método PLS pra predição de EE das forragens.

Os coeficientes de correlação dos modelos de predição de EE foram de $R=0,61$; $R=0,36$; $R=0,55$ e $R=0,50$ (Tabela 6) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colômbio, respectivamente.

Levando em consideração apenas o coeficiente de correlação de calibração, o método PLS não foi eficiente para elaboração de curvas de calibração para predição de EE de forragens. No entanto, os métodos tradicionais de análise de EE de forragens apresentam um inconveniente, a superestimação dos resultados, pois pigmentos e ceras muitas vezes podem ser quantificados como extrato gorduroso. Como o NIRS identifica e quantifica a concentração dos compostos com base nas ligações químicas, esses pigmentos e ceras que possivelmente foram quantificados no método padrão, não foram quantificados no NIRS, isso explica a baixa correlação entre os valores de ambos.

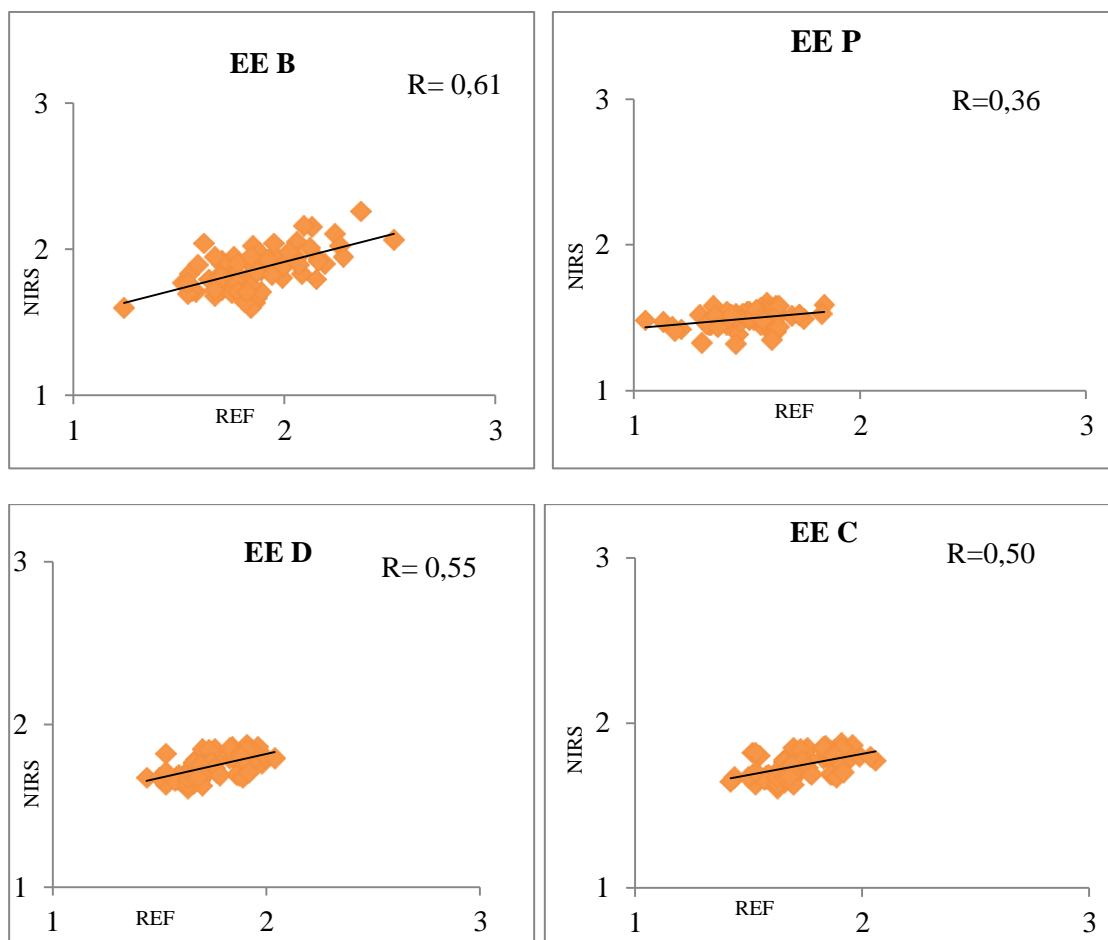


Figura 11. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de extrato etéreo (EE) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (EE B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (EE P), *Brachiaria decumbens* (EE D), *Panicum maximum* cv. Colômbio (EE C). Eixo X= valores de referência (REF); Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Os valores de R das curvas de calibração quando se utilizou o método de regressão PLS para extrato etéreo de todas as forrageiras estudadas indicam baixo ajuste do modelo, podendo resultar em baixo potencial de predição na validação dos mesmos. O que leva a classificá-los como não seguro para predição deste constituinte.

Na figura 12 encontra-se a representação gráfica do modelo de calibração pelo método PLS para predição de EE para as fezes bovinas.

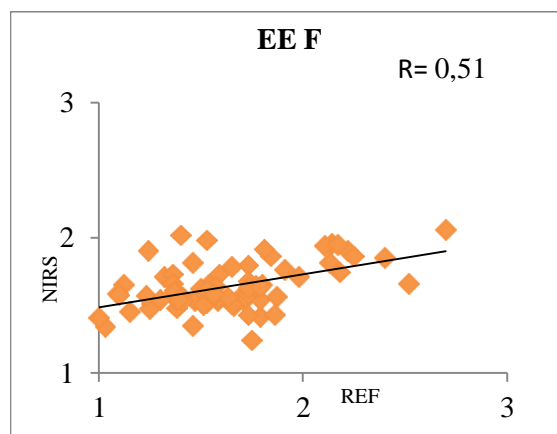


Figura 12. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de extrato etéreo (EE) de fezes bovinas (F). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

O coeficiente de correlação do modelo de calibração para predição de EE das fezes bovinas foi de $R=0,51$ (Tabela 6). O mesmo inconveniente relatado para a predição de EE das forragens se aplica a predição de EE das fezes bovinas.

Na figura 13 estão arranjadas as representações gráficas dos modelos de predição de lignina das forragens.

Os coeficientes de correlação dos modelos de predição de lignina foram de $R=0,67$; $R=0,54$; $R=0,75$ e $R=0,85$ (Tabela 6) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente. A melhor equação de predição de lignina foi para o capim Colonião.

A lignina é uma substância amorfa, de natureza aromática e muito complexa, que faz parte da parede celular dos vegetais. A lignina contém vários grupos químicos funcionais, como hidroxila (fenólico ou alcoólico), metoxil, carbonil e carboxil, dependendo da origem e do processo de isolamento aplicado. No entanto, é praticamente impossível isolar quantitativamente a lignina pura das paredes celulares em estado intacto. A lignina isolada por métodos conhecidos (tratamentos físicos, químicos ou enzimáticos) é uma mistura de lignina degradada ou solubilizada de várias regiões morfológicas não identificadas da parede celular das plantas (Boeriu et al., 2004).

Possivelmente esta foi a razão para que os coeficientes de correlação da calibração para predição da lignina serem baixos quando comparados aos coeficientes de predição de PB e FDN.

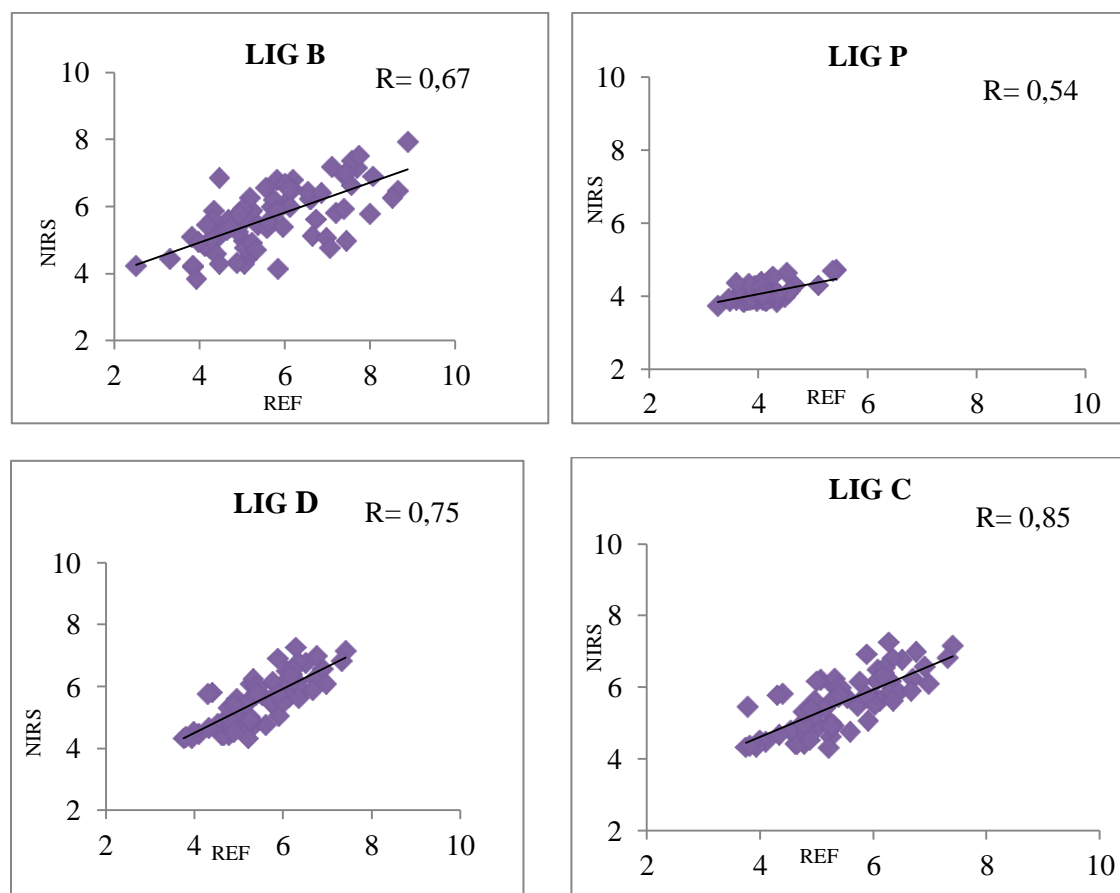


Figura 13. Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de lignina (LIG) de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (LIG B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (LIG P), *Brachiaria decumbens* (LIG D), *Panicum maximum* cv. Colonião (LIG C). Eixo X= valores de referência (REF); Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Na figura 14 estão arranjadas as representações gráficas dos modelos de predição de umidade das forragens.

Os coeficientes de correlação dos modelos de predição de umidade foram de $R=0,67$; $R=0,73$; $R=0,75$ e $R=0,80$ (Tabela 6) para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã, *Brachiaria decumbens*, *Panicum maximum* cv. Colonião, respectivamente. O melhor modelo de calibração pelo método PLS para previsão de umidade foi o da forragem de colonião.

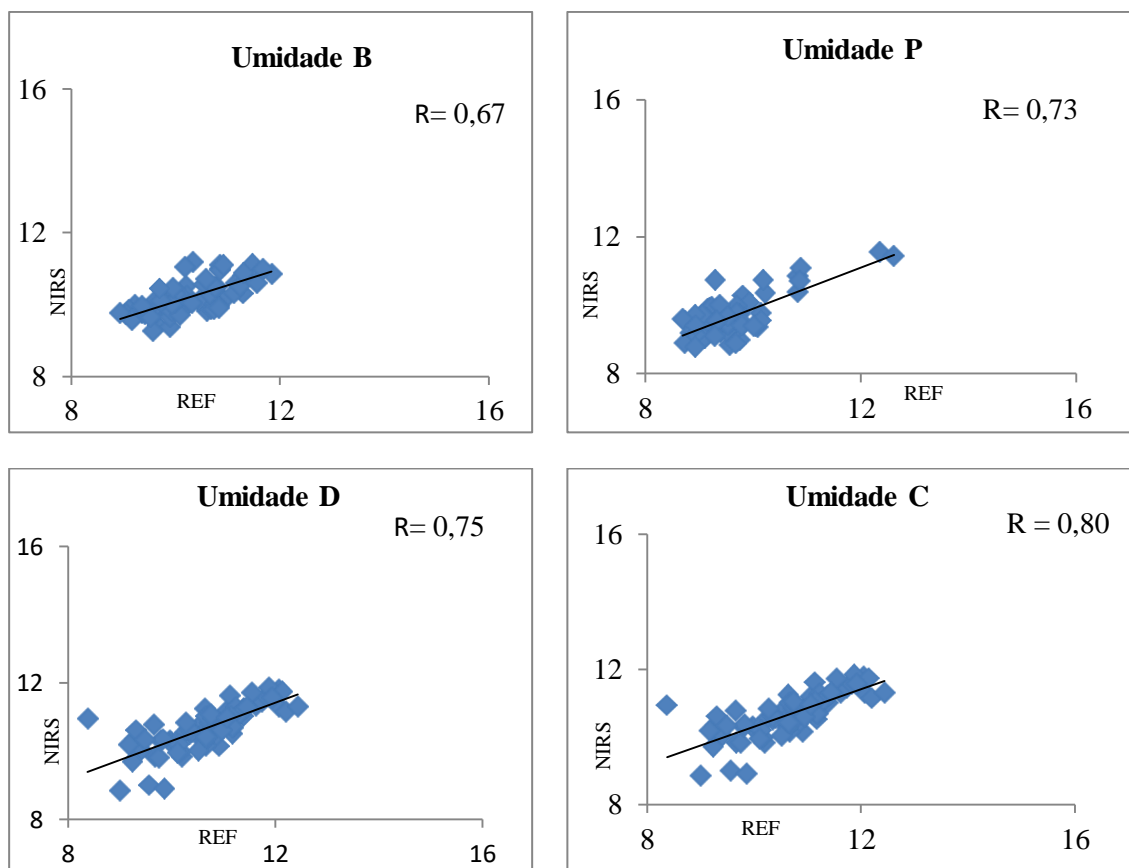


Figura 14 .Gráficos dos modelos de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de umidade de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (Umidade B), *Brachiaria brizantha* cv. Piatã (Umidade P), *Brachiaria decumbens* (Umidade D), *Panicum maximum* cv. Colônião (Umidade Colônião). Eixo X= valores de referência (REF); Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

Na figura 15 encontra-se a representação gráfica do modelo de calibração para predição de umidade das fezes.

O coeficiente de correlação do modelo de calibração para predição de umidade das fezes bovinas foi de $R=0,86$ (Tabela 6). Valores de R superiores a 0,82 indicam um bom modelo de predição conforme descreve Saha et al. (2017).

O modelo para umidade das fezes possui ajuste suficiente para possibilitar uma boa capacidade de predição após o processo de validação. Apresentando assim potencial para substituir os métodos tradicionais de quantificação da umidade nas fezes bovinas após a pré-secagem da amostra.

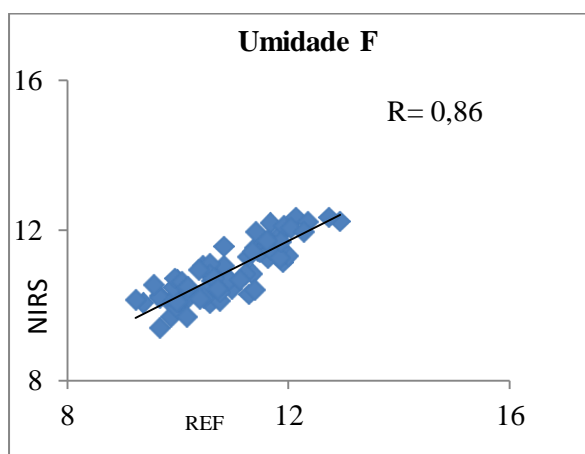


Figura 15. Gráfico do modelo de calibração por PLS (Mínimos Quadrados Parciais) para predição de umidade de fezes bovinas (F). Eixo X= valores de referência; Eixo Y= valores preditos pelo NIRS.

O coeficiente de correlação não é o único parâmetro utilizado para visualizar de forma estatística o modelo de calibração, outro parâmetro comumente utilizado para este fim é o RMSEC.

Na tabela 7 encontram-se os valores de RMSEC das equações de calibração pelo método PLS.

Tabela 7. Valores de RMSEC (Root Mean-Square Error de calibração) de calibração pelo método PLS.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,58	1,40	1,09	0,67	0,15	0,80	0,45
Piatã	0,59	1,08	1,38	0,37	0,11	0,24	0,37
Decumbens	0,28	0,89	1,17	0,53	0,09	0,46	0,40
Colonião	0,55	1,23	1,91	0,42	0,09	0,41	0,27
Fezes Bovinas	0,76	-	1,94	0,65	0,24	-	0,34

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; LIG= lignina; Umid= Umidade.

Quanto menor o RMSE menor a dispersão de dados e conseqüentemente melhor é o modelo. Lobos et al. (2013) relataram RMSE de calibração de PB de forragens de

0,46 e Gontijo Neto et al. (2012) relataram 0,61 para PB de *Brachiaria brizantha* em Minas Gerais, próximos aos encontrados no presente trabalho (0,58; 0,59; 0,28; e 0,55).

Monrroy et al. (2017) trabalhando com *Brachiaria brizantha* no Panamá relataram RMSE de 1,71 para calibração de modelo para estimar FDN e 1,36 para FDA, valores próximos aos encontrados neste trabalho para FDN (1,09; 1,38; 1,17; 1,91) e FDA (1,40; 1,08; 0,89; 1,25).

Boeriu et al (2004) relataram RMSE de 0,71 para lignina. Os valores observados neste trabalho que foram 0,80; 0,24; 0,46 e 0,41 para Marandu, Piatã, Decumbens e Colonião, respectivamente, sendo assim com exceção do capim Marandu, os modelos de predição de lignina deste trabalho foram mais eficientes.

Além da criação das equações de calibração, a validação do modelo ainda é necessária para avaliá-la. A validação é utilizada para avaliar a eficiência de predição das equações elaboradas no processo de calibração.

Tabela 8. Coeficiente de correlação (R) entre os valores experimentais (valor referência) e o valor predito pelo modelo PLS (Mínimos quadrados parciais) no processo de validação.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,91	0,85	0,89	0,86	0,84	0,85	0,90
Piatã	0,84	0,87	0,94	0,80	0,52	0,87	0,79
Decumbens	0,78	0,91	0,88	0,95	0,54	0,85	0,96
Colonião	0,89	0,71	0,95	0,61	0,70	0,91	0,88
Fezes Bovinas	0,93	-	0,77	0,87	0,82	-	0,95

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; LIG= lignina; Umid= Umidade.

Os coeficientes de correlação na validação dos modelos (Tabela 8) foram superiores aos coeficientes de correlação da calibração (Tabela 6), para todos os parâmetros analisados.

Para PB os melhores modelos foram o de fezes bovinas e *Brachiaria brizantha* cv. Marandu (R=0,93 e R= 0,91, respectivamente). Os modelos para *Brachiaria*

brizantha cv. Piatã e *Panicum maximum* cv. Colonião são considerados bom ($R=0,84$ e $R=0,89$, respectivamente).

Em relação a FDA o modelo mais eficiente foi da *Brachiaria decumbens* ($R=0,91$) e os modelos para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e *Brachiaria brizantha* cv. Piatã podem ser considerados bons modelos após a validação.

Modelos considerados excelentes foram os elaborados para predição de FDN de *Brachiaria brizantha* cv. Piatã ($R=0,94$) e *Panicum maximum* cv. Colonião ($R=0,95$). Pode ser considerado bom modelo para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu ($R=0,89$) e *Brachiaria decumbens* ($R=0,88$), (Tabela 8).

Para predição de cinzas o melhor modelo foi para *Brachiaria decumbens* ($R=0,95$), (Tabela 8) e os modelos para predição de cinzas em *Brachiaria brizantha* cv. Marandu, *Brachiaria brizantha* cv. Piatã e fezes bovinas podem ser considerados bons modelos de predição com base no valor de R .

Para EE os modelos de validação eficientes foram para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e fezes bovinas. *Brachiaria brizantha* cv. Piatã e *Brachiaria decumbens* não apresentaram bons modelos de previsão.

Todos os modelos elaborados para predição de lignina das forragens podem ser utilizados no NIRS, para mensurar a lignina do material forrageiro pré-seco.

Em relação à umidade todos os modelos elaborados tem potencial de uso, no entanto os melhores modelos foram os de *Brachiaria brizantha* cv. Marandu ($R=0,90$), *Brachiaria decumbens* ($R=0,96$) e fezes bovinas ($R=0,95$) (Tabela 8).

O potencial de predição dos modelos elaborados pelo método PLS são melhor evidenciados ao se analisar além dos valores de correlação de validação dos métodos, os valores de RMSEV (Tabela 9).

A RMSEV (raiz quadrada do erro médio quadrático) é raiz quadrada da média do somatório de erros de calibração. Quanto menor o valor de RMSEV melhor o modelo de predição. Valores de RMSEV para predição de PB de forragens de 1,3; 0,99 e 0,78 foram relatados por Thulin et al.(2014); Azzouz et al.(2003) e Monrroy et al.(2017), respectivamente, superior aos valores observados neste trabalho (0,33; 0,65; 0,36 e 0,48).

Tabela 9. Valores de RMSEV (Root Mean-Square Error) de validação por PLS.

TIPO	PB	FDA	FDN	CINZAS	EE	LIG	Umid
Marandu	0,33	1,66	1,59	0,50	0,14	0,57	0,30
Piatã	0,65	0,97	0,88	0,31	0,10	0,18	0,30
Decumbens	0,36	0,72	0,76	0,20	0,11	0,37	0,18
Colonião	0,48	1,33	1,05	0,45	0,08	0,39	0,22
Fezes Bovinas	0,40	-	1,38	0,66	0,15	-	0,26

PB= proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; LIG= lignina; Umid= Umidade.

Monrroy et al. (2017) relataram RMSEV para predição de FDA de *Brachiaria* de 1,47 semelhante ao do capim Marandu e Colonião 1,66 e 1,33, respectivamente, no entanto superior aos RMSEV para o capim Piatã e capim Decumbens 0,97 e 0,73, respectivamente.

Em relação aos modelos de Validação para predição da FDN das forragens os RMSEV encontrados no presente trabalho, 1,59; 0,87; 0,76; 1,05 e 1,38 foram menores que o relatado por Monrroy et al.(2017) de 1,85.

Em relação a predição de lignina, valores de RMSEV de 1,26 e 0,95 foram relatados por Boeriu et al.(2004) e Thulin et al.(2015), respectivamente. O RMSEV para os modelos de predição de lignina nesse trabalho de 0,57; 0,18; 0,37 e 0,39 para o capim Marandu, capim Piatã, capim Decumbens, capim Colonião e fezes bovinas, respectivamente.

A relação dos reagentes químicos, utilizados nas análises bromatológicas durante o processo das análises padrão e seus respectivos valores encontram-se na tabela 10.

Observa-se que a aquisição de diversos reagentes se faz necessário para o preparo de soluções específicas para a análise química de cada fração.

Observa-se (Tabela 10) um custo de R\$ 3.930,30 para aquisição de reagentes. Isso nos mostra a importância econômica da elaboração de modelos matemáticos específicos para predição dessas frações no NIRS.

Tabela 10. Custos com reagentes para realização das análises bromatológicas.

PB (600 amostras)				
Reagente	Quantidade/ amostra	Quantidade/ total de amostra	Preço do produto (R\$)	Valor total(R\$)
Sulfato de sódio	1,8g	1080g	74,00 (500 g)	159,84
Sulfato de cobre	0,2 g	120g	24,00 (1000g)	2,88
Ácido sulfúrico	5 ml	3000 mL	50,00 (1000mL)	150,00
Ácido clorídrico	0,04 ml	25 mL	20,00 (1000 mL)	0,50
Ácido bórico	0,8 g	480 g	15,00 (250 g)	28,80
Hidróxido de sódio	12,5 g	7500 g	160,00 (20 kg)	60,00
				402,02x2*=804,04
FDA (480 amostras)				
Brometo de cetil tri.	1,60g	768g	375,00 (1000g)	288,00
Ácido sulfúrico	2,21 mL	1060,8 mL	50,00 (1000mL)	53,04
				341,04,x2* = 682,08
FDN (600 amostras)				
Sulfato láurico de sódio	2,4,g	1440g	35,00 (250g)	201,6
EDTA sal dissódico	1,487g	893,3g	81,00 (1000g)	72,35
Tetraborato de sódio	0,544g	326,88g	13,20 (500g)	8,62
Fosfato de sódio	0,364g	218,88	20,00 (500g)	8,75
Trietilenoglicol	0,8mL	480mL	30,00 (1000mL)	14,40
Acetona	1,66mL	1000mL	26,00 (1000ML)	26,00
				331,72x2*=663,44
EE (600 amostras)				
Éter de petróleo	6,7 mL	4000ml	49,50 (1000mL)	198,00
				198x2*=396,00
LIGINA (480 amostras)				
Brometo de cetil tri.	1,60g	768g	375,00 (1000g)	288,00
Ácido sulfúrico	8,46	4060,8 mL	50,00 (1000mL)	203,04
				491,04 x2* = 982,08
PIDN (600 amostras)				
Sulfato de sódio	1,8g	1080g	74,00 (500 g)	159,84
Sulfato de cobre	0,2 g	120g	24,00 (1000g)	2,88
Ácido sulfúrico	5 ml	3000 mL	50,00 (1000mL)	150,00
Ácido clorídrico	0,04 ml	25 mL	20,00 (1000 mL)	0,50
Ácido bórico	0,8 g	480 g	15,00 (250 g)	28,80
Hidróxido de sódio	12,5 g	7500 g	160,00 (20 kg)	60,00
				= 402,02
CUSTO TOTAL= 3930,38				

PB=proteína bruta; FDA= fibra insolúvel em detergente ácido; FDN= fibra insolúvel em detergente neutro; EE= extrato etéreo; PIDN= Proteína insolúvel em detergente neutro (usado para fazer a correção da FDN). 2* = indica que as amostras foram feitas em duplicatas e o valor total foi multiplicado por dois.

Os recursos financeiros que até então são designados para compra de reagentes podem ser utilizados para outros fins, otimizando cada vez mais o cotidiano do pesquisador e conseqüentemente melhorando a qualidade da pesquisa.

Além do custo com os reagentes descritos (Tabela 10), existe um custo adicional que é o consumo de água durante o preparo de soluções, na qual utiliza-se água deionizada, mas consumo exorbitante se dá na lavagem das vidrarias utilizadas.

No processo de destilação da PB o aparelho (destilador) precisa de água corrente durante todo processo, pois precisa ser resfriado o compartimento condensador do aparelho, sendo assim uma mangueira é acoplada à torneira de água de forma que a água passe contínua em um compartimento externo do destilador para que ocorra o resfriamento do mesmo.

Processo semelhante ocorre durante a extração de extrato etéreo.

Os resíduos desses reagentes utilizados são descartados, causando grandes males ao meio ambiente ao longo do tempo, por serem poluidores.

A exposição contínua a esses produtos químicos podem causar danos à saúde humana, tornando o local insalubre.

As análises pelos métodos tradicionais quando mais simples necessitam de no mínimo 24 horas para obtenção do resultado. No NIRS o valor de uma fração pode ser obtido em 40 segundos, otimizando o tempo do pesquisador.

V CONCLUSÕES

A técnica NIRS pode ser usada para determinar os teores de PB, FDA, FDN, CINZAS, EE, lignina e umidade de forragens e de fezes bovinas.

O método de regressão MLR foi eficiente para elaborar modelos de predição de PB, FDA, FDN, cinzas, EE, lignina e umidade. Quando se utilizou o MLR apenas o modelo para predição de cinzas do Colonião, EE e umidade da Piatã apresentou capacidade preditiva aproximada.

Após a validação os modelos elaborados pelo método de regressão PLS, para predição de PB, apresentaram bons resultados para todo material testado. A curva de *Brachiaria decumbens* não apresentou boa capacidade preditiva para FDA. Para predizer FDN, com exceção da FDN das fezes bovinas, foram todos eficientes.

Em relação às cinzas, o único modelo que apresentou R baixo foi *Panicum maximum* cv. Colonião. Em relação ao EE, só pode ser indicado o modelo elaborado para *Brachiaria brizantha* cv. Marandu e fezes bovinas. Para lignina e umidade, todos os modelos podem ser utilizados.

O método de regressão multivariada MLR assim como o PLS podem ser utilizados. Mas, o método MLR foi mais eficiente neste trabalho, por apresentarem maiores coeficientes de correlação.

VI REFERÊNCIAS

- ANDUEZA, Donato.; PICARD, Fabiane.; MARTIN-ROSSET, William.; and AUFRÉRE, Jocelyne. **Near-Infrared Spectroscopy Calibrations Performed on Oven-Dried Green Forages for the Prediction of Chemical Composition and Nutritive Value of Preserved Forage for Ruminants.** Applied Spectroscopy, 2016, Vol. 70
- ARZANI, Hossein.; SANAEI, Anvar.; Barker, Alen V.; GHAFARI, Sahar.; MOTAMEDI, Javad. **Estimating Nitrogen and Acid Detergent Fiber Contents of Grass Species using Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS).** Journal of Rangeland Science, Vol. 5, No. 4, 2015.
- ASEKOVA, S.; HAN,S.I.; CHOI, H.J.; PARK,S.j.; SHIN, D.H.; Kwon, C.H.; Shannon, J.G.; Lee, J.D. **Determination of forage quality by near-infrared reflectance spectroscopy in soybean.** Turkish Journal of Agriculture and Forestry, 40, 45-52, 2016.
- AZZOUZ, T.; Puigdoménech,A.; Aragay, M.; Tauler, R. **Comparison between different data pre-treatment methods in the analysis of forage samples using near-infrared diffuse reflectance spectroscopy and partial least-squares multivariate calibration method.** Analytica Chimica Acta. 484, 121–134, 2003.
- BADDINI, A. L. Q.; NETTO, A. D. P.; TEIXEIRA, V. L. **Metabolômica baseada em RMN e no Método dos Mínimos Quadrados Parciais Discriminante.** Rev. virtual quim., v. 6 (2), p. 396-415, 2014.
- BARBOSA, M. M.; Detmann, Edenio.; Valadares Filho, Sebastião C.; DETMANN, Kely S.C.; FRANCO, Marcia O.; BATISTA, Erick D. and ROCHA, Gabriel C. **Evaluation of methods for the quantification of ether extract contents in forage and cattle feces.** Anais da Academia Brasileira de Ciências 89(2): 1295-1303, 2017.
- BOERIU, C.G.; Bravo, D.; Gosselink, R.J.A.; Van Dam, J.E.G. **Characterisation of structure-dependent functional properties of lignin with infrared spectroscopy.** Industrial Crops and Products. 20, 205–218, 2004.
- BUNING-PFAUE, H. **Analysis of water in food by near infrared spectroscopy.** Food Chemistry. 82,107–115, 2003.
- DETMANN, E.; SOUZA, M. D.; VALADARES FILHO, S. D. C.; QUEIROZ, A. D.; BERCHIELLI, T. T.; SALIBA, E. O. S.; AZEVEDO, J. A. G.. **Métodos para análise de alimentos.** Visconde do Rio Branco, MG: Suprema, p. 214, 2012.
- FERNANDES, L. O.; REIS, R. A.; PAES, J. M. V. **Efeito da suplementação no desempenho de bovinos de corte em pastagem de Brachiaria brizantha cv. Marandu.** Ciência e Agrotecnologia, v. 34, n. 1, p. 240-248, 2010.

FERNANDES, L. O.; REIS, R. R.; PAES, J. M. V.; TEIXEIRA, R. M. A.; QUEIROZ, D. S.; PASCHOAL, J. J. Desempenho de bovinos da raça Gir em pastagem de *Brachiaria brizantha* submetidos a diferentes manejos. *Revista Brasileira de Saúde e Produção Animal*, v. 16, n. 1, p. 36-46, 2015.

GLASS, D & S AI-HAMDAN, S. **Kudzu Forage Quality Evaluation as na Animal Feed Source.** *American Journal of Plant Sciences*, 7, 702-707, 2016.

GONTIJO NETO, M.M.; Simenone, M. L. F.; Guimarães, C.C. **Predição do teor de proteína bruta em biomassa de capins braquiária por meio de espectroscopia NIR.** Comunicado Técnico 205 da Embrapa. ISSN 1679-0162 ,Sete Lagoas, MG Dezembro, 2012.

HARMANESCU, M.; Moibus, A.; Gergen, I. **First derivative in nir spectroscopy calibration for Protein content of forages from hill permanente Grassland.** *Scientific papers , Agronomy series - vol. 54, Nr. 2/2011.*

KENNARD, R.W.; Stone, L.A. **Computer aided design of experiments, Technometrics** 11 (1969) 137-148. M. Daszykowski, B. Walczak, D.L. Massart, Representative subset selection, *Analytica Chimica Acta*, 468, 91-103, 2002.

LOBOS, I.; Gou, P.; Hubel, S.; Saldana, R.; Alfaro, M. **Evaluation of potential nirs to predict pastures nutritive value.** *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*. V.13 (2), 463-468, 2013.

MESACASA, A. C.; ZERVOUDAKIS, J. T.; HATAMOTO-ZERVOUDAKIS, L. K.; CABRAL, L. S.; ABREU, J. G.; SILVA-MARQUES, R. P.; ALONSO, M. K.; SILVA, R. G. F.; SOARES, J. Q. **Torta de girassol em suplementos múltiplos para bovinos em pastejo no período seco do ano: parâmetros nutricionais.** *Revista Semina: Ciências Agrárias, Londrina*, v. 36, n. 3, p. 1559-1570, 2015.8) 1321–1327, 2016.

MONRROY, Mariel.; GUTIÉRREZ, Dehylis.; MIRANDA, Marissa.; HERNÁNDEZ, Karla and GARCIA, José Renan. **Determination of *Brachiaria spp.* forage quality by near-infrared spectroscopy and partial least squares regression.** *Journal of the Chilean Chemical Society.*; Vol.62, Nº 2 3472, 2017.

REDDERSEN, B.; FRICKE, T.; WANCHENDORF, M. **Effects of sample preparation and measurement standardization on the NIRS calibration quality of nitrogen, ash and NDFom content in extensive experimental grassland biomass.** *Animal Feed Science and Technology*, 183, 77-85,2013.

ROBERTS, C.A., Workman, J., Reeves, J.B. **Near-Infrared Spectroscopy in Agriculture.** *American Society of Agronomy.* Crop Science Society of America; Soil Science Society of America, Madison, Wis. (Eds.), 2004.

SAHA, U.; Endale, D.; Tillman, G.; Johnson, W.; Gaskin, J.; Sonon, L.; Schomberg, H. Yang, Y. **Analysis of Various Quality Attributes of Sunflower and Soybean Plants by Near Infrared Reflectance Spectroscopy: Development and Validation Calibration Models.** *American Journal of Analytical Chemistry*, 8, 462-492, 2017.

SILVA-MARQUES, R. P.; ZERVOUDAKIS, J. T.; HATAMOTO-ZERVOUDAKIS, L. K.; CABRAL, L. S.; ALEXANDRINO, E.; MELO, A. C. B.; SOARES, J. Q.; DONIDA, E. R.; PESQUEIRA-SILVA, L. C. R. **Suplementos múltiplos para novilhas de corte em pastejo no período seco.** Semina: Ciências Agrárias, v. 36, n. 1, p. 525-540, 2015a.

SILVA-MARQUES, R. P.; ZERVOUDAKIS, J. T.; HATAMOTO-ZERVOUDAKIS, L. K.; CABRAL, L. S.; ALEXANDRINO, E.; NETO, A. J.; SOARES, J. Q.; MELO, A. C. B.; **Suplementos múltiplos para novilhas de corte a pasto no período seco: características nutricionais.** Semina: Ciências Agrárias, v. 36, n. 1, p. 509-524, 2015b.

THULIN, Susanne,; HILL, Michael J.; HELD, Alex,; JONES, Simon,; WOODGATE,; Peter. **Predicting Levels of Crude Protein, Digestibility, Lignin and Cellulose in Temperate Pastures Using Hyperspectral Image Data.** American Journal of Plant Sciences, 2014, 5, 997-1019.

VAN SOEST, P.J.; ROERTSON, J.B.; LEWIS, B.A. **Methods for dietary fiber, neutral detergent fiber, and nonstarch polysaccharides in relation to animal nutrition.** Journal Dairy Sciences. V.74, p.3583,1991.

WINDHAN, W.R.; MERTENS, D.R.; BARTON, F.E. **Protocol for NIRS calibration: sample selection and equation development and validation. In: Definition of NIRS analysis.** Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS): analysis of forage quality. Washington: USDA, 1989.