

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

Gráfico de controle para a formulação de ração de frango de corte

Jaqueline Trentino Silva Lemos

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestra em Ciências. Área de concentração: Estatística e Experimentação Agronômica

**Piracicaba
2024**

Jaqueline Trentino Silva Lemos
Bacharel em Estatística

Gráfico de controle para a formulação de ração de frango de corte

versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:

Profa. Dra. **TACIANA VILLELA SAVIAN**

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestra em Ciências. Área de concentração: Estatística e Experimentação Agrônômica

Piracicaba
2024

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP**

Lemos, Jaqueline Trentino Silva

Gráfico de controle para a formulação de ração de frango de corte / Jaqueline Trentino Silva Lemos. -- versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. -- Piracicaba, 2024 .

68 p.

Dissertação (Mestrado) -- USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Formulação de Ração 2. Gráfico de Controle 3. Método *Bootstrap* 4. Variabilidade Nutricional . I. Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me concedido o sopro da vida, por ter me cuidado e me sustentado nessa caminhada, estando sempre ao meu lado.

Aos meus pais Valdivio Barbosa Silva (*in memoriam*) e Edna Lourdes Trentino Silva, pela vida, por todo amor, carinho, incentivo e apoio, para que eu pudesse chegar até aqui.

Ao meu esposo Suéder Lemos Rodrigues da Silva, pelo incentivo, e cuidados com nossa casa e filho, para que eu tivesse tranquilidade para me dedicar aos meus estudos.

Ao meu filho Arthur Trentino Silva Lemos, que foi minha fonte de inspiração e persistência para continuar essa caminhada.

As minhas “filhas” peludas Moli, Petúnia e Luna, que nos dias cansativos e estressantes, trouxeram paz e conforto a minha alma e aos meus pensamentos.

As minhas irmãs Camila Trentino Silva Bezerra, Fernanda Trentino Silva e Beatriz Trentino Silva, por sempre me incentivarem nos meus objetivos.

Às Profs. Dras. Taciana Vilella Savian e Renata Alcarde Sermarini por todo apoio, confiança, paciência, orientação e amizade ao longo do trabalho.

Aos professores do Departamento de Estatística da Universidade Federal de Mato Grosso (UFMT), por todo apoio e incentivo, em especial a Profa. Dra. Evelyn Barroso da Silva, ao Prof. Dr. Juliano Bortolini e ao Prof. Dr. Kuang Hongyu, por toda a amizade, incentivo e parceria ao longo desses anos, e por serem minha inspiração de profissionais e professores e porque sem o ensinamento deles eu não estaria aqui hoje.

Aos demais professores do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agrônômica (PPGEEA) pelos conhecimentos passados ao longo desses anos.

À Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” e a Universidade de São Paulo pelo suporte e estrutura acadêmica, zelo pelos alunos e materiais que auxiliaram na realização deste trabalho.

Aos funcionários do Departamento de Ciência Exatas (LCE/ESALQ) pelo auxílio e disponibilidade.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES), pela disponibilidade de bolsa de estudos no período inicial do mestrado.

À Fundação de Estudos Agrários Luiz de Queiroz (Fealq) e a Adisseo, pela disponibilidade de participar do projeto que proporcionou os dados da minha pesquisa e a bolsa para a conclusão da execução desse trabalho.

Agradeço a todos os amigos e colegas que de forma direta e indireta me ajudaram durante todo o processo.

EPÍGRAFE

"O preço de qualquer coisa é a quantidade de vida que você dá em troca"
(Henry David Thoreau)

SUMÁRIO

Resumo	6
Abstract	7
Lista de Figuras	8
Lista de Tabelas	10
1 Introdução	11
2 Revisão Bibliográfica	13
2.1 Formulação da Ração	13
2.2 Gráfico de Controle	14
2.3 Coeficiente de Variação	17
2.4 Reamostragem	18
2.4.1 Método <i>Bootstrap</i>	18
2.4.2 Procedimento para Obtenção da Amostra <i>Bootstrap</i>	19
2.5 Método Bonferroni	20
3 Material e Métodos	21
3.1 Materiais. Característica dos Dados	21
3.2 Método. Análise estatística	22
4 Resultados e Discussão	25
5 Conclusão	53
6 Referências	55
Anexos	57

RESUMO

Gráfico de controle para a formulação de ração de frango de corte

O presente estudo aborda a formulação de rações na produção animal, destacando sua importância no alcance de resultados ótimos em desempenho, crescimento e saúde dos animais. A meticulosa combinação de ingredientes e aditivos é essencial para atender às exigências nutricionais específicas dos animais. Na produção de rações para frangos de corte, a eficiência na formulação é crucial, especialmente considerando desafios como a entrega adequada de energia e aminoácidos, sujeitos a variações nutricionais entre os lotes. O estudo se concentra na aplicação do Controle Estatístico de Processo (CEP), com ênfase no gráfico de controle, como ferramenta fundamental na garantia da precisão na composição nutricional das rações. A parceria com a Adisseo visa otimizar a qualidade e eficiência na produção de rações, com destaque para o uso do método *Bootstrap* na análise da variabilidade dos aminoácidos digestíveis e da energia metabolizável. Os resultados revelam pontos importantes para a melhoria contínua do processo, destacando a importância da integração de abordagens estatísticas avançadas e tecnologia aplicada à análise nutricional das rações, promovendo consistência, eficiência e qualidade na produção avícola.

Palavras-chave: Formulação de Ração, Gráfico de Controle, Método *Bootstrap*, Variabilidade Nutricional

ABSTRACT

Control chart for broiler feed formulation

This study addresses the formulation of feeds in animal production, emphasizing its importance in achieving optimal results in animal performance, growth, and health. The meticulous combination of ingredients and additives is essential to meet the specific nutritional requirements of animals. In the production of feeds for broiler chickens, formulation efficiency is crucial, especially considering challenges such as the proper delivery of energy and amino acids, subject to nutritional variations between batches. The study focuses on the application of Statistical Process Control (SPC), with an emphasis on the control chart, as a fundamental tool in ensuring precision in the nutritional composition of feeds. The partnership with Adisseo aims to optimize the quality and efficiency in feed production, highlighting the use of the Bootstrap method in analyzing the variability of digestible amino acids and metabolizable energy. The results reveal valuable insights for continuous process improvement, emphasizing the importance of integrating advanced statistical approaches and technology applied to nutritional analysis of feeds, promoting consistency, efficiency, and quality in poultry production.

Keywords: Feed Formulation, Control Chart, *Bootstrap* Method, Nutritional Variability

LISTA DE FIGURAS

2.1	Gráfico de Controle	14
2.2	Indícios do descontrole no processo	15
4.1	Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Energia Metabolizável ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Soja.	28
4.2	Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Energia Metabolizável ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Milho.	28
4.3	Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Lisina Digestível ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Soja.	29
4.4	Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Lisina Digestível ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Milho.	29
4.5	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para primeira e segunda semana.	31
4.6	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a segunda e terceira semana.	32
4.7	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a terceira e quarta semana.	33
4.8	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a terceira e quinta semana.	34
4.9	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a quinta e sexta semana.	35
4.10	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a sexta e sétima semana.	36
4.11	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a sétima e oitava semana.	37
4.12	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a oitava e nona semana.	38
4.13	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a nona e décima semana.	39
4.14	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima e décima primeira semana.	40
4.15	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima segunda semana.	41
4.16	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima terceira semana.	42
4.17	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima quarta semana.	43
4.18	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima quinta semana.	44
4.19	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima sexta semana.	45
4.20	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima sexta e décima sétima semana.	46
4.21	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima sétima e décima oitava semana.	47

4.22	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima oitava e décima nona semana semana.	48
4.23	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima nona e vigésima semana semana.	49
4.24	Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a vigésima e vigésima primeira semana semana.	50
4.25	Print do aplicativo, criado para a seleção das variáveis e análise de cada componente da ração	51

LISTA DE TABELAS

3.1	Nível mínimo necessário de cada nutriente para a composição da ração de frango de corte no crescimento e seu limite mínimo permitido dentro da ração, considerando uma tolerância de 3,5%	22
4.1	Descritiva para os valores médios semanais para a variável Energia Metabolizável (<i>kcal/kg</i>) presentes em 1kg de Farelo de Soja.	25
4.2	Descritiva para os valores médios semanais para a variável Lisina Digestível (<i>g/100g</i>) presentes em 1kg de Farelo de Soja.	26
4.3	Descritiva para os valores médios semanais para a variável Energia Metabolizável (<i>kcal/kg</i>) presentes em 1kg de Farelo de Milho.	27
4.4	Descritiva para os valores médios semanais para a variável Lisina Digestível (<i>g/100g</i>) presentes em 1kg de Farelo de Milho.	27

1 INTRODUÇÃO

A formulação de rações, um processo intrínseco na produção animal, desempenha um papel crucial no alcance de resultados ótimos em termos de desempenho, crescimento e saúde dos animais. A meticulosa combinação de ingredientes e aditivos é essencial para criar uma mistura pronta para alimentar animais de produção, atendendo integralmente às suas exigências nutricionais específicas (EMBRAPA, 2011). A escolha criteriosa dos ingredientes, como grãos, proteínas, vitaminas e minerais, é fundamental para a qualidade nutricional da ração final.

No contexto da produção de rações para frangos de corte, a eficiência na formulação é vital, uma vez que o desempenho e o desenvolvimento animal estão intrinsecamente ligados à ingestão de alimentos (SAXENA, 2011). O desafio central reside na entrega adequada de energia e aminoácidos, principalmente provenientes de ingredientes convencionais como milho e farelo de soja. No entanto, variações nutricionais entre lotes podem impactar a composição química desses ingredientes, afetando seus valores nutricionais (VIEIRA et al., 2007; ROUSH et al., 1996).

Nesse cenário, a aplicação de métodos estatísticos, como o Controle Estatístico de Processo (CEP) e, em particular, o uso do gráfico de controle, surge como uma ferramenta valiosa. O CEP visa medir, monitorar, controlar e melhorar a qualidade do processo (MONTGOMERY; RUNGER, 2002). No contexto da formulação de rações, onde a precisão na composição nutricional é crucial, o gráfico de controle destaca-se como uma ferramenta fundamental.

Este estudo, tem como objetivo otimizar a qualidade e eficiência na produção de rações para frangos, com ênfase na redução da variação nutricional. A análise centraliza-se no farelo de soja e farelo de milho, duas matérias-primas essenciais na composição das rações. A aplicação do método *Bootstrap* revelou-se importante na análise da variabilidade dos aminoácidos digestíveis e da energia metabolizável, proporcionando decisões importantes para a melhoria contínua do processo.

O gráfico de controle, uma ferramenta poderosa do CEP, é essencial para monitorar a estabilidade e variabilidade do processo de formulação. Composto por uma linha média e limites superior e inferior, o gráfico de controle permite a identificação precoce de desvios no processo, contribuindo para melhorias contínuas (MONTGOMERY; RUNGER, 2009; MCCRACKEN; CHAKRABORTI, 2013).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Formulação da Ração

A formulação de ração, conforme definida pela Embrapa (2011), é um processo essencial na produção animal, envolvendo a cuidadosa combinação de ingredientes e aditivos para criar uma mistura pronta para alimentar animais de produção, atendendo integralmente às suas exigências nutricionais específicas. Essa prática desempenha um papel vital no alcance de resultados ótimos em termos de desempenho, crescimento e saúde dos animais, exigindo considerações detalhadas sobre a composição química dos ingredientes e a interação entre diversos componentes para atingir o equilíbrio nutricional ideal em cada fase de produção.

A escolha criteriosa dos ingredientes é fundamental, influenciando diretamente a qualidade nutricional da ração final. Grãos, proteínas, vitaminas e minerais são selecionados com base em sua capacidade de fornecer os nutrientes essenciais necessários para atender às exigências específicas de cada espécie animal e fase de produção.

As proteínas são formadas pela ligação de aminoácidos. Os aminoácidos são os blocos de construção fundamentais das proteínas, essenciais para a vida em todos os organismos. (LEHNINGER; NELSON; COX, 1995).

Existem cerca de 20 aminoácidos comumente encontrados em proteínas. Destes, nove são considerados essenciais, o que significa que o animal não pode produzi-los e devem ser obtidos através da dieta. Os aminoácidos essenciais são: histidina, isoleucina, leucina, lisina, metionina, fenilalanina, treonina, triptofano e valina.

Além de sua função na síntese de proteínas, os aminoácidos desempenham papéis importantes em diversas outras funções biológicas, incluindo como neurotransmissores, precursores de hormônios e enzimas, e como fonte de energia em certas circunstâncias. Na indústria de alimentação animal, os aminoácidos também são utilizados como aditivos na formulação de rações para garantir a nutrição adequada dos animais.

A dinâmica da formulação de ração não é estática; ao contrário, é sujeita a ajustes constantes, considerando fatores como sazonalidade, disponibilidade de ingredientes e avanços na pesquisa nutricional. A aplicação de tecnologias avançadas e análise contínua das condições de produção são cruciais para otimizar a eficiência da formulação, garantindo a oferta de dietas nutricionalmente equilibradas.

Saxena (2011) destaca a importância da eficiência na formulação de ração como uma necessidade vital na indústria de produção animal. O desempenho e o desenvolvimento animal estão intrinsecamente ligados à ingestão de alimentos, ressaltando a necessidade crítica de formular dietas de maneira eficiente para atender às exigências específicas de cada fase de produção.

No contexto da formulação de rações para frangos de corte, Vieira et al. (2007) apontam o desafio central de fornecer energia e aminoácidos em quantidade adequada para as aves. Ingredientes convencionais como milho e farelo de soja, frequentemente utilizados, respondem majoritariamente pelo aporte de energia e proteína. No entanto, variações nutricionais entre lotes, condicionadas por fatores como plantio, secagem e armazenagem, podem afetar a composição química dos ingredientes, impactando seus valores nutricionais.

Roush et al. (1996) recomendam a aplicação de métodos estatísticos no controle de qualidade durante a recepção de matérias-primas e ingredientes, contribuindo para a gestão interna de qualidade das empresas. A variabilidade nos nutrientes dos ingredientes alimentares é reconhecida como um risco significativo, podendo comprometer a entrega adequada de nutrientes de acordo com as necessidades animais.

Para reduzir a variabilidade na composição das rações, torna-se necessário adotar controles de

qualidade que avaliem a excelência ao receber novos lotes de matérias-primas, sendo o gráfico de controle uma ferramenta eficaz para abordar esse desafio.

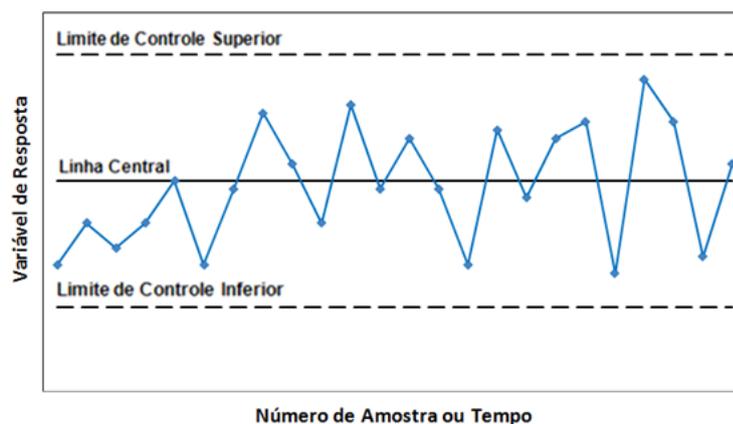
2.2 Gráfico de Controle

Na indústria de formulação de ração, onde a precisão na composição nutricional é fundamental, o gráfico de controle se destaca como uma ferramenta importante.

O gráfico de controle é uma ferramenta poderosa do Controle Estatístico de Processo (CEP). O CEP é composto por um conjunto de ferramentas de resolução de problemas, tem como objetivo medir, monitorar, controlar e melhorar a qualidade do processo. (MONTGOMERY e RUNGER, 2002).

O gráfico de controle é composto por uma linha média (LM) que representa o valor alvo de uma característica do produto ou serviço com os respectivos limites superior (LS) e inferior (LI), conforme a Figura 2.1. Os limites de controle são valores que definem a região na qual a variação é considerada como de origem aleatória. Eles são determinados “por critérios estatísticos e não são arbitrários nem são relativos a limites de especificação” (MONTGOMERY e RUNGER, 2009). Conforme esses autores, se os pontos amostrais apresentarem um padrão de comportamento essencialmente aleatório e caírem dentro do limite de controle, o processo é dito sob controle ou livre de causas especiais (também denominada causas atribuídas). Caso contrário, o processo é dito fora de controle e, então, uma ação corretiva deve ser implementada para encontrar e eliminar as causas especiais de variabilidade (MONTGOMERY, 2004).

Figura 2.1. Gráfico de Controle

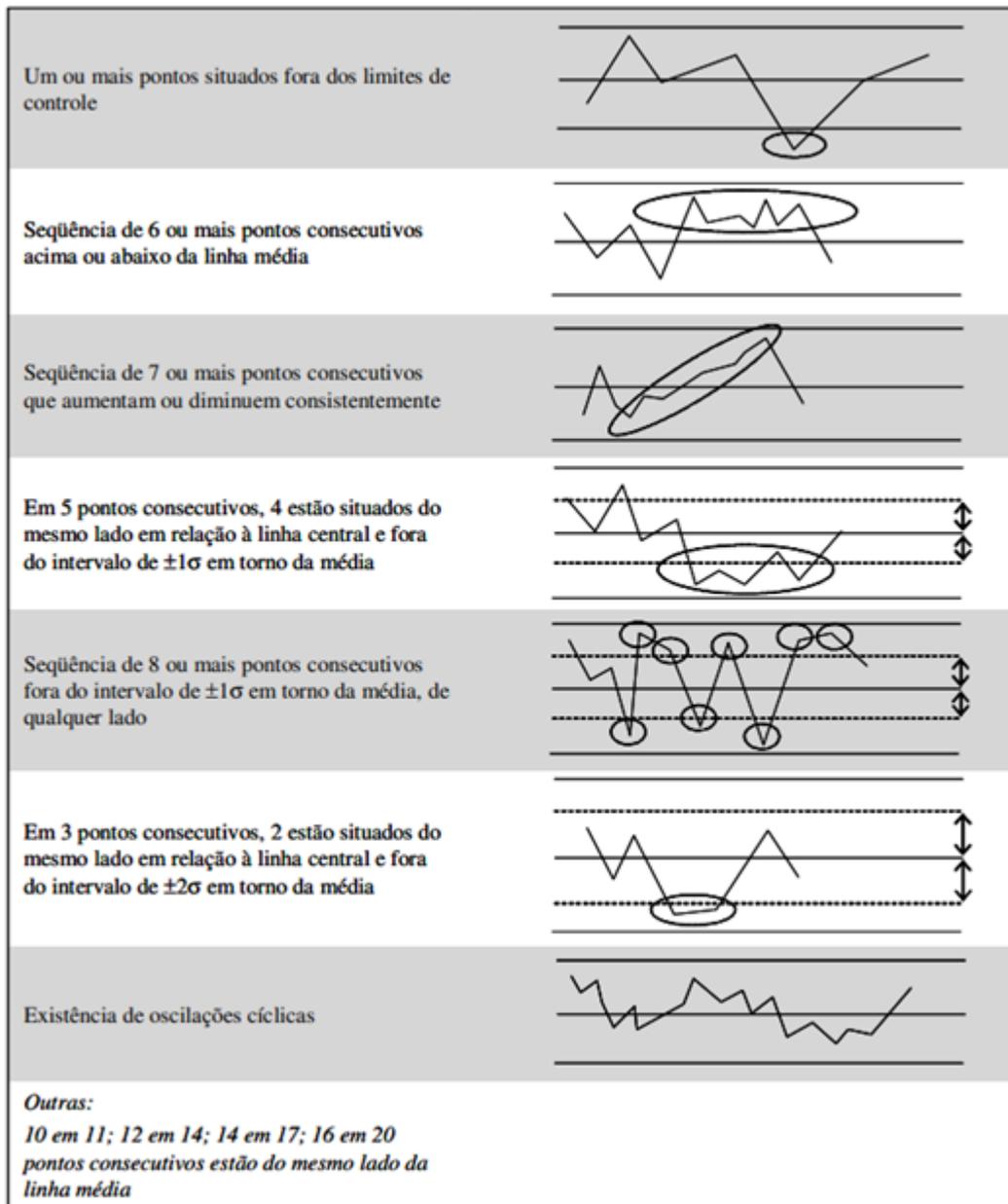


Fonte: Montgomery e Runger (2009)

Alguns autores explicam a questão da estabilidade do processo, esclarecendo as mudanças ocorridas nos parâmetros estatísticos do processo. Costa e Rahim (2006) por exemplo, explicam que um processo é considerado estabilizado quando possui média e variância constantes ao longo do tempo. Montgomery (2014) afirma que, quando ocorre a sinalização de um descontrole no processo, indicado pelo gráfico de controle, deve-se determinar quais parâmetros monitorados sofreram o deslocamento e investigar e caracterizar a causa especial. Toledo et al. (2013) reforçam a importância do monitoramento da dispersão do processo, de modo que um aumento desta poderá indicar a presença de causas assinaláveis. A Figura 2.2 mostra exemplos de casos, indicados pelos gráficos de controle, que podem ser indícios de descontrole no processo.

Na Figura 2.2 podemos encontrar as 8 Regras de Alarmes aplicadas aos Gráficos de Controle que atuam como indicadores de comportamentos pouco prováveis considerando que o processo esteja sob Controle Estatístico. Ponto acima ou abaixo dos limites de controle definitivamente é a regra usada frequentemente por quem trabalha com CEP, mas existem muitas outras regras que também auxiliam

Figura 2.2. Indícios do descontrole no processo



Fonte: Toledo (2013)

na identificação de processos que estejam sob a ação de uma causa especial, porém segundo Montgomery (2014) é necessário tomar cuidado nas interpretações para não gerar falsos alarmes.

Estas regras foram originalmente codificadas e publicadas em 1956 por um comitê especializado da Companhia *Western Eletronics*, e desde então as mesmas vem sendo utilizadas nas práticas de monitoramento do processo. Abaixo segue um resumo das principais regras e possíveis causas.

1ª Regra: Um ou mais pontos situados fora dos limites de controle. Quando essa situação acontece, conforme observamos na Figura 2.2, significa que houve grandes mudanças em relação a média, e alguma causa especial pode estar causando esse descontrole, podendo ser uma ação incorreta realizada por um operador, por exemplo.

2ª Regra: Sequência de 6 ou mais pontos consecutivos acima ou abaixo da linha média. Quando esse descontrole acontece, significa que houve uma mudança no processo, adoção de nova matéria-

prima, alterações de procedimentos operacionais, por exemplo, acarretando em pequenas mudanças em relação a média.

- 3^a Regra: Sequência de 7 ou mais pontos consecutivos que aumentam ou diminuem consistentemente. A tendência consiste em um movimento contínuo de pontos em uma direção, podendo ser ascendente ou descendente. Isto pode ser resultado de desgastes ou deterioração gradual de equipamentos ou peças, dispositivo de medição mal calibrado, fatores humanos ou fatores ambientais, como temperatura, umidade, pressão. Outro indicativo nesse caso é que se nada for feito, há uma grande probabilidade do processo sair das médias de especificação.
- 4^a Regra: 5 pontos consecutivos, 4 estão situados do mesmo lado em relação à linha central e fora do intervalo de mais ou menos um desvio em torno da média. A aproximação dos limites de controle refere-se a pelo menos dois pontos consecutivos próximos às linhas limite. Apesar de aparentar que esteja operando em conformidade, este é um indicativo de grandes instabilidades no processo. Concentração de pontos em uma região de baixa probabilidade, podendo indicar também uma alteração na média.
- 5^a Regra: Sequência de 8 ou mais pontos consecutivos fora do intervalo de mais ou menos um desvio em torno da média para qualquer lado. Muito provavelmente em uma situação como esta, pode-se estar misturando dados de dois processos como se fossem de um único processo, onde os processos apresentam médias diferentes.
- 6^a Regra: 3 pontos consecutivos, 2 estão situados do mesmo lado em relação a linha central e fora do intervalo de mais ou menos dois desvios em torno da média. O ponto ainda não está fora dos limites, mas a concentração de pontos começa a ficar longe da média, em uma área onde não deveriam ter muitos pontos, o que pode ser uma indicação de que a média mudou.
- 7^a Regra: Existência de oscilações cíclicas. A periodicidade pode ser visualizada a longo prazo e ocorre quando os pontos distribuídos no gráfico apontam uma tendência alternada tanto para cima como para baixo. Esta indicação pode estar relacionada a alterações sazonais de matéria-prima ou até mesmo variação na voltagem dos equipamentos. Muito provavelmente também são dois processos misturados, forçando essa tendência de subir e descer.
- 8^a Regra: 10 ou mais pontos consecutivos do mesmo lado da linha média. Provavelmente a média se manteve mas ocorreu uma diminuição na variabilidade do processo. É importante ver que, nestes casos de sequências grandes, é mais difícil de investigar pois a mudança do processo não ocorreu exatamente naquele momento, e sim lá atrás, onde começou a sequência.

O princípio fundamental dos gráficos de controle é verificar a estabilidade dos processos (MC-CRACKEN; CHAKRABORTI, 2013). Este processo envolve duas fases: a fase I, que consiste na coleta de amostras para a definição dos limites de controle, e a fase II, que é o monitoramento propriamente dito. O objetivo é identificar causas não naturais ao processo, conhecidas como causas especiais, que podem impactar a qualidade do produto final. A identificação dessas causas permite a implementação de melhorias no processo de produção e na qualidade do produto final (RIBEIRO; CATEN, 2012).

O monitoramento da dispersão do processo, como enfatizado por Toledo et al. (2013), é crucial, pois um aumento nessa dispersão pode indicar a presença de causas assinaláveis. A Figura 2.2 ilustra exemplos de casos, indicados pelos gráficos de controle, que podem servir como indícios de descontrole no processo.

Assim, o gráfico de controle se revela como uma ferramenta fundamental no arsenal do CEP, permitindo a identificação precoce de desvios no processo e proporcionando pontos importantes para aprimorar a qualidade e eficiência operacional.

A aplicação do gráfico de controle na formulação de ração permite uma análise sistemática da estabilidade do processo, contribuindo para a entrega consistente de produtos de alta qualidade. Variações nas características dos ingredientes, como as discutidas por Vieira et al. (2007), podem ser identificadas e corrigidas a tempo, assegurando que as rações atendam às necessidades nutricionais dos animais de forma consistente.

Além disso, a simplicidade operacional do gráfico de controle, ressaltada por Castagliola et al. (2013), torna-o uma ferramenta acessível e eficaz na gestão da qualidade na formulação de ração. A combinação de monitoramento contínuo, análise estatística e ação corretiva baseada em dados contribui para a otimização do processo e a minimização de variações indesejadas.

2.3 Coeficiente de Variação

Na construção do gráfico de controle, o coeficiente de variação (CV) será utilizado como medida de variabilidade. O CV destaca-se como uma excelente métrica para avaliar a variabilidade dos dados, apresentando a vantagem de ser adimensional e, assim, permitindo comparações entre diferentes populações. Adicionalmente, o CV serve como indicador eficaz da confiabilidade do experimento, associando valores mais baixos de CV a uma maior confiabilidade no contexto do experimento (GOMEZ, 1984; STEEL; TORRIE, 1980).

Seja X uma variável aleatória com média μ e variância σ^2 , o coeficiente de variação populacional é definido da seguinte forma:

$$k = \frac{\sigma}{\mu}$$

Supondo que as observações X_i , $i = 1, \dots, n$, sejam independentes e identicamente distribuídas e sigam uma distribuição normal padrão $N(0, 1)$. A média amostral \bar{X} e a variância amostral S^2 são estimativas de μ e σ^2 . Sendo assim um estimador do parâmetro k é:

$$CV = \frac{S}{\bar{X}},$$

onde $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i$ e $S^2 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n-1}$.

Quando X é normalmente distribuída, a distribuição amostral de CV é dado por Hendricks e Robey (1936) como segue,

$$dF_{cv} = \frac{2}{\pi^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{n-1}{2})} e^{-\frac{ncv^2}{2\sigma^2(1+cv^2)}} \frac{cv^{n-2}}{(1+cv^2)^{\frac{n}{2}}} \sum_{i=0}^{n-1} \frac{(n-1)! \Gamma(\frac{n-i}{2})}{(n-1-i)! i!} \frac{n^{\frac{i}{2}}}{2^{\frac{i}{2}} (\frac{\sigma}{\mu})^i}$$

Notamos que na distribuição amostral do coeficiente de variação a presença da função Gama. A função Gama (Γ) segundo Melo (2020) é uma das funções mais importantes na matemática. A função Gama é conhecida pela extensão da função fatorial para o conjunto dos números reais e complexos estendida por uma continuação analítica (ou extensão analítica) para todos números complexos com, não estando definida apenas nos inteiros não-positivos (em que a função tem polos simples) sendo apresentada como uma integral ou como produtório, dependendo da adequação.

Lehmann (1986) também derivou a distribuição amostral de CV para fornecer uma estimativa exata para o método de construção do intervalo de confiança do CV . Supondo X_i , $i = 1, \dots, n$, sejam

independentes e identicamente distribuídas e sigam uma distribuição normal padrão $N(0, 1)$, temos:

$$\frac{\bar{X}}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim NCT_{n-1}\left(\frac{\mu\sqrt{n}}{\sigma}\right),$$

onde $NCT_{n-1}\left(\frac{\mu\sqrt{n}}{\sigma}\right)$ denota uma distribuição t não central com $n-1$ graus de liberdade e parâmetro de não centralidade $\frac{\mu\sqrt{n}}{\sigma}$. Por meio desta função de distribuição, é possível elaborar o intervalo de confiança para CV , porém usando essa metodologia o cálculo do intervalo de confiança tornar-se bastante complexo. Para contornar essa complexidade, vários autores propuseram métodos de aproximação relativamente precisos. A abordagem inicial foi apresentada por McKay (1932), que propôs um método de aproximação utilizando a quantidade fundamental aproximada. Posteriormente, David (1949) e Vangel (1996) introduziram métodos modificados com base em diferentes seleções de quantidade de pivô. Apesar da existência desses métodos, há uma solução mais simplificada para determinar o intervalo de confiança para CV , a qual pode ser alcançada por meio de métodos de reamostragem. Esta abordagem é particularmente útil quando não se dispõe de uma distribuição definida para a variável em estudo.

2.4 Reamostragem

As técnicas de reamostragem são úteis em especial quando o cálculo de estimadores por métodos analíticos for complicado. Devido a sua generalidade, a técnica *Bootstrap* se encaixa na solução de problemas complexos, pois possibilita a estimação pontual e por intervalo de diversos parâmetros. Muitas vezes a distribuição de probabilidade é desconhecida. Nesse caso o *Bootstrap* é muito útil, pois é uma técnica que não exige diferentes fórmulas para cada problema e pode ser utilizada em casos gerais, não dependendo da distribuição original do parâmetro estudado (RIZZO; CYMROT, 2006).

2.4.1 Método *Bootstrap*

O Método *Bootstrap* foi proposto por Efron (1979) e é basicamente uma técnica de reamostragem, que permite aproximar a distribuição de uma função das observações pela distribuição empírica dos dados baseada em uma amostra de tamanho finita. A amostragem é feita, com reposição, da distribuição da qual os dados são obtidos, se esta é conhecida (*Bootstrap* Paramétrico) ou da amostra original (*Bootstrap* não-paramétrico).

O elemento básico do método *Bootstrap* é a função de distribuição acumulada empírica. Então, dada uma amostra com valores observados $y = (y_1, \dots, y_n)$, proveniente de uma população com função de probabilidade ou densidade f e função de distribuição acumulada F que dependem de um parâmetro desconhecido $\theta \in \Theta$, a função distribuição acumulada empírica é definida como

$$F_n(y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{y_i \leq y\} \quad (2.1)$$

em que $I\{y_i \leq y\}$ é a função indicadora do evento $y_i \leq y$ para $y_{min} \leq y \leq y_{max}$. Além disso, podemos observar que $F_n(y)$ corresponde à proporção de valores menores ou iguais a y . Assim, de forma alternativa, a função em (2.1) pode ser reescrita em (2.2) como

$$F_n(y) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & y \leq y_{(1)} \\ \frac{k}{n} & y_{(k)} \leq y \leq y_{(k+1)} \\ 1 & y_{(n)} < y \end{array} \right\} \quad (2.2)$$

em que $y_{(i)}$ para $i = 1, \dots, n$ são as estatísticas de ordem e $k = \sum_{i=1}^n I\{y_i \leq y\}$. Em outras palavras, a função de distribuição acumulada empírica é uma distribuição discreta que atribui peso igual a cada ponto amostral, ou seja, atribui probabilidade $\frac{1}{n}$ a cada uma das n observações originais. Se o tamanho

da amostra for suficientemente grande, a lei dos grandes números nos diz que F_n deve se aproximar muito bem de F , ou seja, F_n deve ser um estimador não viciado de F .

Nesse contexto, de acordo com Chernick e LaBudde (2011), o princípio *Bootstrap* baseia-se na ideia de que F_n desempenha o papel de F e por sua vez F_n^* , a função de distribuição *Bootstrap*, desempenha o papel de F_n no processo de reamostragem. Isto é, dada uma amostra aleatória

$$\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n) \quad (2.3)$$

de uma população $Y \sim F$ e θ um parâmetro de interesse, então o estimador de θ é definido como

$$\hat{\theta} = T(F_n)$$

Analogamente, dada uma amostra *Bootstrap* denotada por

$$\mathbf{Y}^* = (Y_1^*, \dots, Y_n^*) \quad (2.4)$$

de uma “população” $Y \sim F$ podemos definir o estimador de θ como sendo

$$\hat{\theta}^* = T(F_n^*)$$

Denominamos o procedimento de coleta de amostras com reposição a partir da função de distribuição acumulada empírica F_n como *bootstrap* não-paramétrico. O método é não-paramétrico, pois utilizamos F_n definida em (2.2), uma vez que não conhecemos a distribuição dos dados F .

Uma amostra *Bootstrap* (2.4) é uma amostra de tamanho n retirada com reposição da amostra original (2.3), por essa razão, alguns elementos podem aparecer zeros vezes, alguns aparecendo uma vez, outros aparecendo duas vezes e assim por diante.

2.4.2 Procedimento para Obtenção da Amostra *Bootstrap*

Seja uma amostra original e a estatística de interesse abaixo:

$$y = \{y_1, \dots, y_n\}$$

$$\hat{\theta} = F(y)$$

1. Geram-se as amostras *Bootstrap* $y_{(1)}, \dots, y_n$ com reposição de y .
2. Calculam-se as estimativas da estatística de interesse:

$$\hat{\theta}_{(b)} = F[y_{(b)}], b = 1, \dots, B$$

3. Calcula-se o erro padrão *Bootstrap*, \hat{S}_{boot} , dado por:

$$\hat{S}_{boot} = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_b - \hat{\theta}_*)^2}{B - 1}},$$

$$\text{sendo } \hat{\theta}_* = \frac{\sum_{b=1}^B \hat{\theta}_{(b)}}{B}$$

O procedimento acima se aplica ao caso do *Bootstrap* não-paramétrico. Opta-se por utilizar o *Bootstrap* paramétrico, procede-se da mesma forma, com a única diferença de que cada amostra *Bootstrap* é obtida da distribuição paramétrica que originou os dados que se tem em mãos, ao invés de reamostrar as observações disponíveis.

Devido ao fato desta técnica atuar como um método de aproximação de distribuições, todas as provas de consistência e precisão dos estimadores são resultados assintóticos, mas sua validade pode ser estendida para espaços amostrais finitos. Para um estudo mais detalhado dos teoremas e demonstrações pode-se consultar Shao e Tu (1995), que oferecem um apanhado geral dos trabalhos que surgiram sobre o assunto. As conclusões a que chegaram estes autores são que a aproximação *Bootstrap* é válida para a maioria das estatísticas de interesse e que seus estimadores são consistentes.

Para o cálculo das estimativas *Bootstrap* geralmente é suficiente um valor de $B = 100$. Contudo, para se determinar a distribuição por amostragem com precisão deve considerar-se um valor para B substancialmente mais elevado. Segundo Efron (1982), geralmente $B = 1000$ proporciona bons resultados. E em ambos os casos, convém ensaiar diferentes valores para B até se verificar a convergência dos resultados.

Realizando a reamostragem conseguimos elaborar o gráfico de controle, juntamente com a região de confiança considerando a média e o coeficiente de variação dos dados, para encontrar um ponto limite, onde é seguro confiar na formulação da ração em relação a quantidade de nutrientes ao variar os lotes de entrega.

2.5 Método Bonferroni

O método de Bonferroni é o método usado para controlar o nível de confiança simultâneo para um conjunto completo de intervalos de confiança. É importante considerar o nível de confiança simultâneo ao examinar diversos intervalos de confiança porque a chance de que pelo menos um intervalo de confiança não contenha o parâmetro da população é maior para um conjunto de intervalos do que para um único intervalo (BONFERRONI, 1936).

Para compensar essa alta taxa de erro, o método Bonferroni ajusta o nível de confiança para cada intervalo individual de forma que o nível de confiança simultâneo resultante seja igual ao valor especificado.

A técnica de elipse de confiança permite uma interpretação rápida e simplificada dos resultados, sendo uma abordagem gráfica fundamentada na elaboração de um diagrama de dispersão dos resultados associado a uma região de confiança (TRIOLA, 1999).

3 MATERIAL E MÉTODOS

Na seção 3.1 deste trabalho são apresentados as características dos nutrientes das sacas de farelo de soja e milho, utilizados para a formulação da ração de frangos de corte, e de onde foram extraídas essas informações. Na seção 3.2 é descrita a metodologia utilizada para a análise desses dados.

3.1 Materiais. Característica dos Dados

Este estudo, realizado em parceria com a Adisseo, líder global no fornecimento de soluções nutricionais e aditivos para a indústria de alimentação animal, visa aprimorar a qualidade e eficiência na produção de rações específicas para frangos. Nosso principal objetivo é reduzir a variação nutricional, garantindo assim uma alimentação mais balanceada e adequada às necessidades dos animais.

A Adisseo destaca-se no cenário global como uma referência em inovação e excelência na área de nutrição animal. Seus produtos e soluções são desenvolvidos com base em pesquisas avançadas e tecnologias de ponta, visando sempre atender às demandas específicas de cada segmento da indústria pecuária.

A investigação está centralizada em duas das principais matérias-primas: farelo de soja e farelo de milho, consideradas fundamentais devido à sua significativa contribuição como as mais substanciais fontes de proteína na formulação das rações.

A agroindústria recebe regularmente lotes desses insumos, os quais são subdivididos para análise da qualidade dos aminoácidos digestíveis, com ênfase especial na lisina, metionina, cistina, treonina, triptofano, arginina e valina. Esses aminoácidos são considerados essenciais para processos vitais como crescimento muscular, produção de penas, desenvolvimento ósseo, entre outros, desempenhando um papel fundamental na nutrição das aves. Em virtude da natureza monogástrica dos frangos, incapazes de sintetizar todos os aminoácidos essenciais em quantidades adequadas, a formulação criteriosa da dieta, levando em consideração tanto a quantidade quanto a qualidade dos aminoácidos presentes nos ingredientes, revela-se crucial para alcançar um desempenho e eficiência ótimos na produção avícola (BRUSTOLINI, 2006).

A análise dos nutrientes por método infravermelho, tem se tornado popular entre os nutricionistas, as principais vantagens que este método oferece está na velocidade em que resultados são obtidos e o baixo custo.

Cada componente do alimento (proteína, gordura, fibra) irá refletir a luz infravermelha de formas distintas, a luz refletida é transformada em impulsos eletrônicos, a partir daí os impulsos são utilizados para fornecer os resultados da análise. Todo o processo de análise de alimentos via *Near Infrared Spectroscopy* NIRS dura apenas alguns segundos (MIRA, 1999).

Para a leitura no equipamento NIRS, ao chegar no laboratório a amostra é pré-secada e moída, as determinações geradas pelo equipamento possuem alta precisão e correlação com métodos de análise referenciais de laboratório.

O custo de uma análise via NIRS torna seu uso promissor, já que no momento de formular uma dieta, o nutricionista deve ter em mãos a composição de diferentes alimentos em frequência semanal ou mensal. Portanto determinar a composição química dos alimentos por um menor custo e em menos tempo, favoreceu a rápida tomada de decisões na nutrição animal.

Outro ponto interessante é que em uma leitura que dura segundos, o equipamento é capaz de mensurar vários nutrientes, o que contribui para reduzir custos.

Por meio da análise do NIRS recebemos o banco de dados, com as análises das semanas de recebimento dos lotes das matérias-primas. A análise dos dados compreende os registros dos lotes de matéria-prima, abrangendo o período de março a agosto de 2022. No desenvolvimento do modelo de

Tabela 3.1. Nível mínimo necessário de cada nutriente para a composição da ração de frango de corte no crescimento e seu limite mínimo permitido dentro da ração, considerando uma tolerância de 3,5%

Nutriente	Nível Mínimo	Limite Mínimo
Energia Metabolizável (<i>kcal/kg</i>)	3.100	2.992
Lisina Digestível (<i>g/100g</i>)	1,10	1,06
Metionina Digestível (<i>g/100g</i>)	0,55	0,53
Cistina Digestível (<i>g/100g</i>)	0,33	0,32
Treonina Digestível (<i>g/100g</i>)	0,85	0,82
Triptofano Digestível (<i>g/100g</i>)	0,28	0,27
Arginina Digestível (<i>g/100g</i>)	1,26	1,22
Valina Digestível (<i>g/100g</i>)	1,10	1,06

padronização nutricional da ração, foram contemplados aminoácidos digestíveis, como lisina, metionina e cistina, além da energia metabolizável (*kcal/kg*), identificada como um fator limitante para a vida e as funções produtivas dos animais (FREITAS, 2006). A variável energia metabolizável e lisina foram selecionadas para as análises preliminares e a subsequente definição do método.

A análise exploratória dos dados levou em consideração a data de recebimento dos lotes, organizados por semanas de entrega dos caminhões. Verificou-se que a frequência de entrega do farelo de soja era superior à do milho. Em situações em que um dos ingredientes estava ausente durante determinada semana, os dados da semana anterior foram replicados. Esse método foi aplicado ao longo de 21 semanas de entregas, compreendidas entre 17 de março de 2022 e 09 de agosto de 2022, validando, assim, a consistência dos resultados obtidos.

3.2 Método. Análise estatística

A variável de energia metabolizável foi utilizada como referência para a criação do modelo de padronização. Inicialmente, conduziu-se uma análise exploratória com o propósito de avaliar a variação na concentração dos aminoácidos digestíveis e da energia metabolizável ao longo da semana. Os resultados dessa análise estão apresentados na Tabela 4.1, fornecendo informações como valor mínimo, valor máximo, média de energia metabolizável por semana, desvio padrão, coeficiente de variação e intervalo de confiança, considerando 95% de confiança para 1 kg de farelo de soja e milho. É relevante ressaltar que, na análise, a origem do farelo foi desconsiderada, uma vez que, ao ser armazenado, tudo é misturado dentro dos silos.

Essa análise foi realizada para cada um dos 7 aminoácidos digestíveis citados e para a energia metabolizável, para cada uma das 21 semanas e para cada tipo de matéria-prima (farelo de soja e farelo de milho).

Para cada componente nutricional da ração, a Adisseo estabeleceu um limite mínimo. A composição da ração é alcançada por meio da mistura dos farelos de soja e milho, sendo crucial que a soma desses componentes permaneça dentro dos limites predefinidos pela empresa.

Cada formulação apresenta uma proporção distinta de farelo de soja e milho. Para alcançar a quantidade necessária de nutrientes, cada quilograma de ração foi multiplicado por essa proporção. Na Tabela 3.1, estão registradas as quantidades mínimas de cada nutriente essencial para a ração, considerando um limite de tolerância de mais ou menos 3,5% em relação ao valor mínimo de cada nutriente, além desses nutrientes existe uma quantidade constante de óleo inserida para que a ração atinja a caloria necessária, além de aminoácidos sintéticos.

Após a observação da variabilidade de cada nutriente, foi elaborado um gráfico de controle, somando a contribuição de cada um dos componentes das matérias-primas. Para esse procedimento, considerou-se a inclusão de 255 gramas de farelo de soja e 480 gramas de farelo de milho.

Os limites inferior e superior do gráfico de controle foram estabelecidos, levando em conta uma tolerância de 3,5%. Simultaneamente, foi desenvolvido um gráfico de região de confiança (elipse) com 90% de confiança, foi escolhida essa confiança, para ter mais flexibilidade na observação para cada semana, considerando a semana da formulação em conjunto com a respectiva semana a ser analisada, tanto para o farelo de soja quanto para o farelo de milho. Esse procedimento foi realizado para média e coeficiente de variação da ração formulada.

A elipse de confiança é implementada por meio do estudo estatístico entre variáveis aleatórias, utilizando reamostragem de *Bootstrap* repetida mil vezes, considerando o tamanho de cada entrega por semana. Enquanto as entregas permaneciam dentro dos limites, não havia necessidade de reformulação da ração para aquela semana. Entretanto, ao ultrapassar os limites superiores, a ração era reformulada, considerando novas proporções de inclusão para a energia metabolizável de soja e milho.

Os gráficos foram elaborados para todas as 21 semanas. No gráfico de controle, são apresentadas as somas dos valores mínimos de soja e milho para a entrega na semana, bem como os valores máximos, a fim de avaliar o pior cenário e a variabilidade das entregas.

Para todas essas análises, foi utilizado o *software* R, e o código de execução das análises está disponível em anexo. Posteriormente, para facilitar a visualização e o controle, foi desenvolvido um aplicativo, onde é necessário apenas fornecer os níveis mínimos do nutriente analisado, a semana de comparação, o nível de tolerância e a proporção dos farelos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Dada a lisina ($g/100g$) como o aminoácido limitante e considerando a significativa influência da energia metabolizável ($kcal/kg$) na formulação da ração, optou-se por utilizar essas duas variáveis como critérios padrão para potenciais reformulações. Inicialmente, foi realizada uma análise exploratória para avaliar a variabilidade desses parâmetros.

Os resultados desta análise foram condensados e apresentados de maneira abrangente nas Tabelas 4.1 e 4.2. Nessas tabelas são destacados os valores mínimos e máximos, o número de observações semanais (n) que podem ser diferentes devido as entregas dos lotes realizadas, a média semanal, o coeficiente de variação (CV), além dos limites inferior (LI) e superior (LS) de confiança, considerando um intervalo de 95% de confiança, para cada uma dessas variáveis citadas acima. Estas métricas foram calculadas para 1 kg de farelo de soja. Da mesma forma, as Tabelas 4.3 e 4.4 proporcionam informações análogas para 1 kg de farelo de milho.

Essa abordagem estratégica proporciona uma visão abrangente da variabilidade e tendências dessas variáveis-chave, permitindo a identificação de possíveis cenários que demandem ajustes na formulação da ração, garantindo, assim, a consistência nutricional ao longo do tempo.

Ao analisar as Tabelas 4.1 e 4.2, destaca-se a ausência de repetição de qualquer semana para o farelo de soja em cada uma das variáveis, ao observar a quantidade de entregas (n) e o valor mínimo recido. A maior variabilidade em termos de qualidade de entrega foi observada na semana 5 para a variável energia metabolizável, com um total de 26 entregas (Tabela 4.1), e na semana 4 para a lisina digestível, com 19 entregas (Tabela 4.2).

Os valores mínimos e máximos médios de entrega de energia metabolizável foram registrados nas semanas 5 e 14 (Tabela 4.1), respectivamente. Além disso, as menores e maiores médias semanais foram observadas nas semanas 2 e 20 (Tabela 4.1). Para a variável lisina digestível, os valores mínimos e máximos médios de entrega foram registrados nas semanas 5 e 4 (Tabela 4.2), e as menores e maiores

Tabela 4.1. Descritiva para os valores médios semanais para a variável Energia Metabolizável ($kcal/kg$) presentes em 1kg de Farelo de Soja.

Semanas	n	Valor mínimo	Média	CV	LI95%	LS95%	Valor máximo
1	28	2089	2179	3,15	2153	2206	2370
2	23	2044	2171	2,26	2145	2192	2242
3	17	2140	2210	1,38	2195	2226	2257
4	19	2108	2258	2,10	2178	2223	2321
5	26	1892	2177	4,02	2142	2212	2290
6	21	2113	2191	2,29	2169	2215	2265
7	34	2079	2219	2,81	2197	2240	2348
8	22	2111	2222	2,11	2202	2243	2294
9	21	2165	2240	2,33	2216	2264	2364
10	19	2114	2207	2,51	2180	2235	2343
11	22	2098	2236	3,05	2206	2266	2349
12	31	2123	2207	2,80	2184	2230	2313
13	21	2143	2223	2,24	2200	2246	2347
14	27	2143	2251	2,38	2229	2272	2392
15	20	2152	2258	2,79	2229	2288	2391
16	19	2116	2249	2,49	2221	2275	2327
17	20	2167	2242	2,09	2227	2270	2350
18	18	2162	2252	1,71	2223	2261	2296
19	14	2224	2245	1,23	2236	2268	2310
20	16	2171	2277	2,07	2220	2270	2317
21	14	2202	2258	2,01	2250	2303	2366

Tabela 4.2. Descritiva para os valores médios semanais para a variável Lisina Digestível ($g/100g$) presentes em 1kg de Farelo de Soja.

Semanas	n	Valor mínimo	Média	CV	LI95%	LS95%	Valor máximo
1	28	2,56	2,65	1,99	2,63	2,67	2,75
2	23	2,61	2,69	1,41	2,67	2,70	2,80
3	17	2,56	2,72	2,01	2,69	2,74	2,79
4	19	2,62	2,73	2,94	2,69	2,77	2,88
5	26	2,48	2,70	2,76	2,67	2,73	2,80
6	21	2,66	2,73	1,77	2,71	2,76	2,85
7	34	2,64	2,71	1,45	2,69	2,72	2,78
8	22	2,56	2,71	2,28	2,68	2,74	2,80
9	21	2,55	2,71	2,40	2,68	2,75	2,84
10	19	2,65	2,73	1,52	2,71	2,76	2,80
11	22	2,57	2,71	1,84	2,68	2,73	2,79
12	31	2,58	2,71	1,89	2,69	2,73	2,82
13	21	2,60	2,70	1,66	2,67	2,72	2,76
14	27	2,55	2,72	2,03	2,70	2,74	2,81
15	20	2,65	2,70	1,25	2,69	2,72	2,78
16	19	2,57	2,71	2,07	2,69	2,74	2,79
17	20	2,65	2,72	1,81	2,71	2,74	2,77
18	18	2,60	2,68	1,53	2,66	2,70	2,76
19	14	2,63	2,70	1,30	2,68	2,72	2,75
20	16	2,68	2,73	1,33	2,71	2,75	2,81
21	14	2,70	2,75	1,12	2,73	2,77	2,81

médias semanais foram observadas nas semanas 1 e 21 (Tabela 4.2), respectivamente.

Ao analisar as Tabelas 4.3 e 4.4, nota-se que, nas semanas 3, 4 e 5, os valores de energia metabolizável e lisina digestível foram replicados com base nos dados da semana 2. Da mesma forma, na semana 13, os valores repetiram-se em relação à semana 12, e na semana 19 em relação à semana 18.

Os valores médios mínimos e máximos de entrega de energia metabolizável foram registrados na semana 7, com as menores e maiores médias semanais observadas nas semanas 18 e 7, respectivamente. A semana 7 também se destaca como a de maior variação, coincidindo com a semana de maior quantidade de entregas, conforme evidenciado na Tabela 4.3.

No que diz respeito à variável lisina digestível, os valores médios mínimos e máximos de entrega foram registrados nas semanas 7 e 12, respectivamente. As menores médias semanais foram observadas nas semanas 1, 2, 3, 4, 5, 7, 18 e 19, enquanto as maiores médias semanais foram registradas nas semanas 10, 11, 12, 13 e 21. A semana 7, novamente, se destaca pela maior variação e maior quantidade de entregas, conforme indicado na Tabela 4.4.

Esses padrões revelam momentos de repetição e variação expressiva, especialmente nas entregas da semana 7.

Ao examinar as Tabelas 4.1 e 4.3, torna-se evidente que a energia metabolizável oriunda do farelo de milho apresenta um valor calórico significativamente superior em comparação com aquela proveniente do farelo de soja. Surpreendentemente, mesmo diante da irregularidade nas entregas do farelo de milho, observa-se uma variação menor em comparação com as entregas provenientes do farelo de soja.

Essa discrepância é notável, destacando uma consistência relativa na qualidade do farelo de milho em termos de energia metabolizável, apesar das flutuações nas entregas. Em contraste, no que diz respeito à lisina digestível, observa-se que a maior concentração de entrega está associada ao farelo de soja, enquanto a maior variação nas entregas ocorre no farelo de milho.

Esses padrões ressaltam a importância de considerar não apenas a média, mas também a variabilidade nas características nutricionais dos ingredientes, proporcionando insights valiosos para a

Tabela 4.3. Descritiva para os valores médios semanais para a variável Energia Metabolizável (*kcal/kg*) presentes em 1kg de Farelo de Milho.

Semanas	n	Valor mínimo	Média	CV	LI95%	LS95%	Valor máximo
1	15	3128	3220	1,32	3196	3243	3296
2	3	3184	3247	1,45	3217	3275	3286
3	3	3184	3247	1,45	3217	3275	3286
4	3	3184	3247	1,45	3217	3275	3286
5	3	3184	3247	1,45	3217	3275	3286
6	2	3188	3219	1,00	2950	3534	3265
7	20	3085	3304	2,61	3149	3227	3394
8	5	3261	3227	1,32	3250	3358	3371
9	6	3201	3204	0,96	3195	3260	3286
10	5	3170	3221	0,95	3167	3242	3250
11	3	3157	3228	2,31	3036	3406	3303
12	3	3225	3228	0,07	3225	3230	3230
13	3	3225	3228	0,07	3225	3230	3230
14	5	3136	3180	1,17	3138	3231	3228
15	9	3133	3195	1,54	3142	3217	3273
16	6	3173	3175	0,49	3178	3211	3215
17	6	3141	3313	0,77	3149	3200	3205
18	9	3234	3113	1,52	3288	3338	3379
19	9	3234	3113	1,52	3288	3338	3379
20	6	3201	3238	0,84	3209	3266	3264
21	6	3208	3242	1,08	3205	3278	3291

Tabela 4.4. Descritiva para os valores médios semanais para a variável Lisina Digestível (*g/100g*) presentes em 1kg de Farelo de Milho.

Semanas	n	Valor mínimo	Média	CV	LI95%	LS95%	Valor máximo
1	15	0,17	0,18	3,15	0,17	0,18	0,19
2	3	0,17	0,18	5,56	0,16	0,20	0,19
3	3	0,17	0,18	5,56	0,16	0,20	0,19
4	3	0,17	0,18	5,56	0,16	0,20	0,19
5	3	0,17	0,18	5,56	0,16	0,20	0,19
6	2	0,19	0,19	0,00	0,19	0,19	0,19
7	20	0,15	0,18	7,28	0,17	0,18	0,19
8	5	0,18	0,19	3,72	0,18	0,20	0,20
9	6	0,19	0,19	2,80	0,19	0,20	0,20
10	5	0,19	0,20	2,79	0,19	0,20	0,20
11	3	0,19	0,20	2,93	0,18	0,21	0,20
12	3	0,19	0,20	5,00	0,17	0,22	0,21
13	3	0,19	0,20	5,00	0,17	0,22	0,21
14	5	0,19	0,19	2,82	0,19	0,20	0,20
15	9	0,19	0,19	1,74	0,19	0,19	0,20
16	6	0,18	0,19	3,33	0,18	0,20	0,20
17	6	0,19	0,19	2,67	0,19	0,18	0,19
18	9	0,17	0,18	3,35	0,17	0,18	0,19
19	9	0,17	0,18	3,35	0,17	0,18	0,19
20	6	0,19	0,19	2,13	0,19	0,19	0,20
21	6	0,19	0,20	2,06	0,19	0,20	0,20

formulação eficiente de rações destinadas à produção avícola.

Com a intenção de proporcionar uma representação visual da distribuição dos pontos relativos à energia metabolizável em relação ao intervalo de confiança, foram criadas as Figuras 4.1 e 4.2.

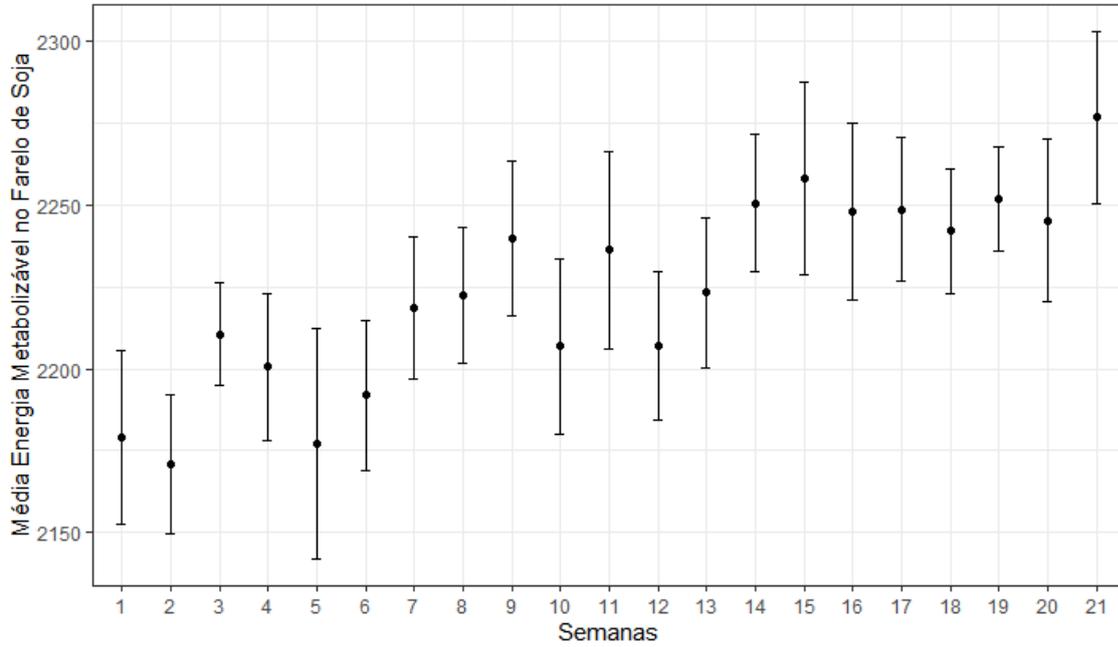


Figura 4.1. Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Energia Metabolizável ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Soja.

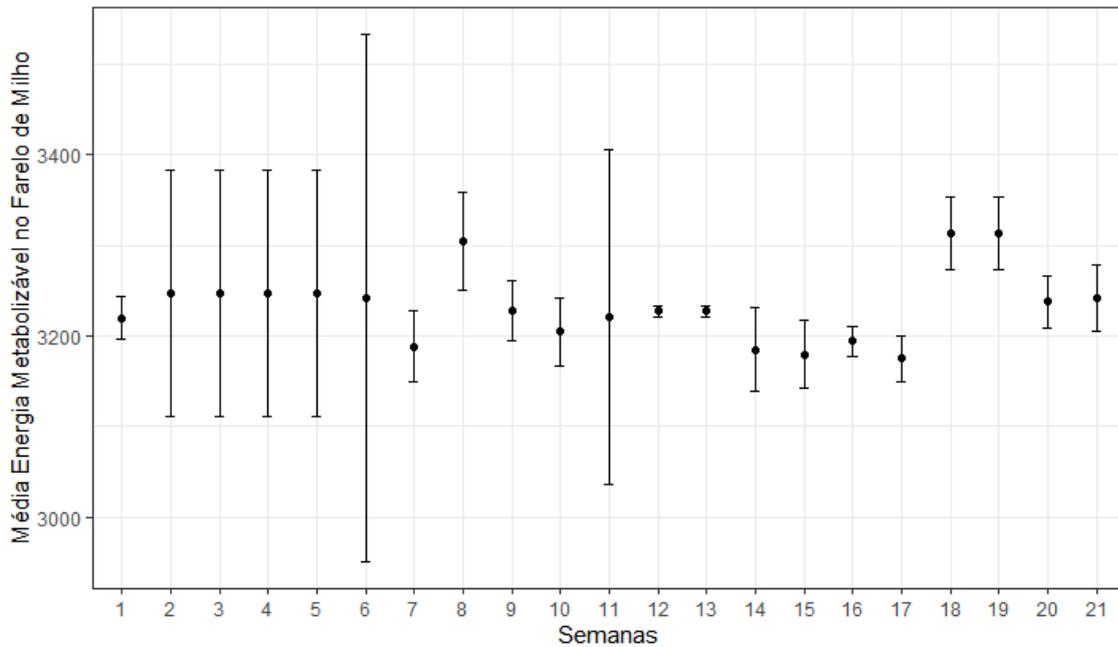


Figura 4.2. Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Energia Metabolizável ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Milho.

Na Figura 4.1, destaca-se uma tendência crescente nos valores médios de energia metabolizável entregue ao longo das semanas. Já na Figura 4.2, a semana 6 se destaca pela maior variabilidade,

evidenciada pela maior distância entre os limites no intervalo de confiança, enquanto a semana 12 se destacou pela entrega mais homogênea.

Para a variável lisina digestiva, é possível visualizar graficamente a distribuição dos pontos em relação ao intervalo de confiança nas Figuras 4.3 e 4.4.

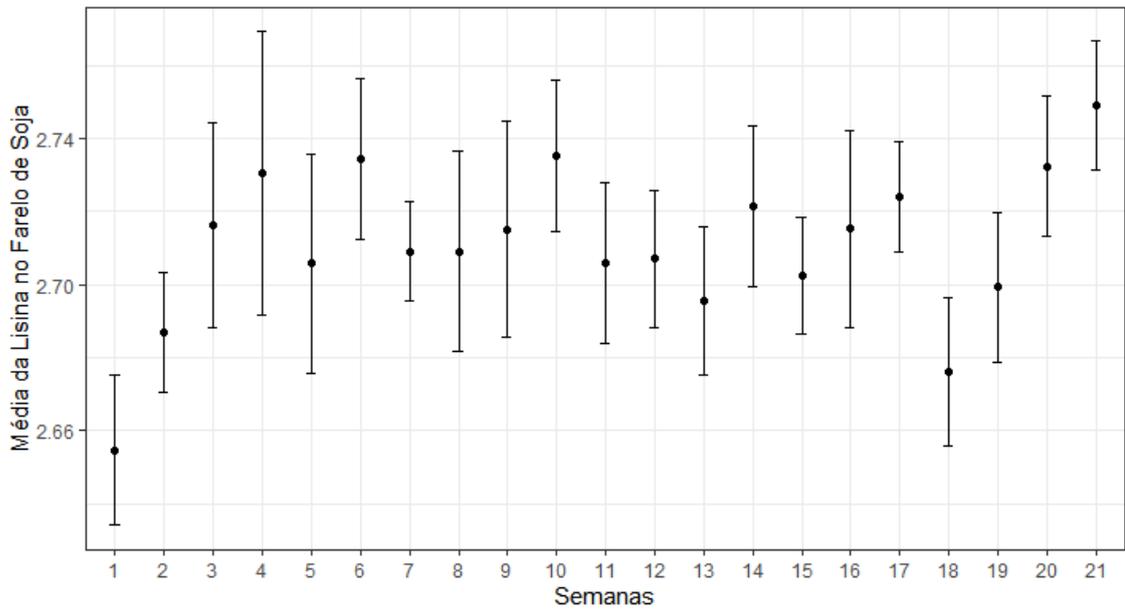


Figura 4.3. Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Lisina Digestível ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Soja.

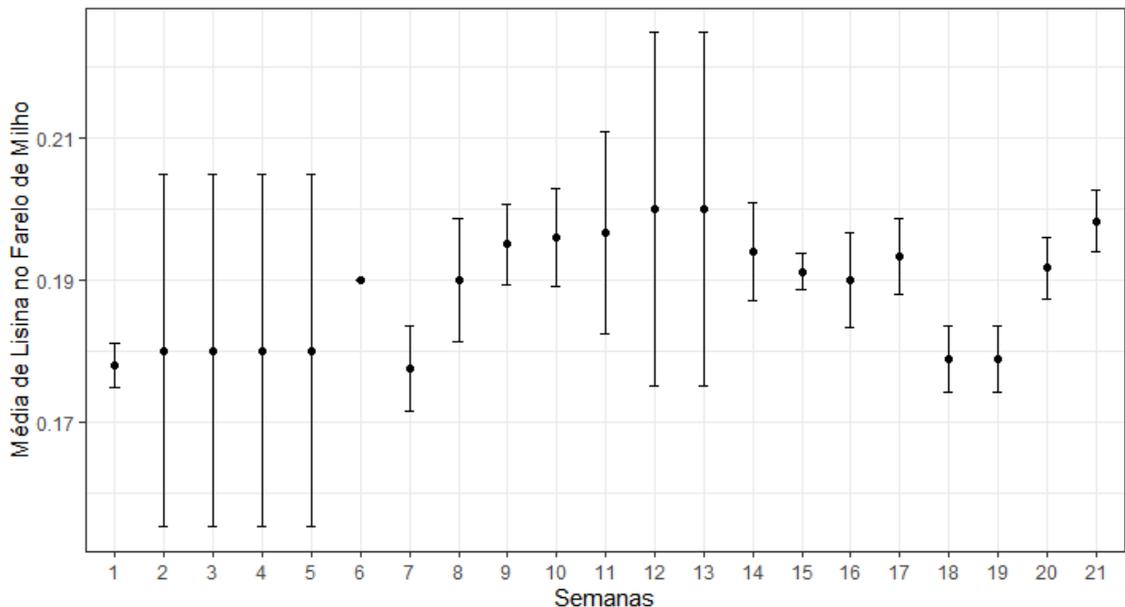


Figura 4.4. Gráfico de intervalo de confiança (95%) para as médias das observações de Lisina Digestível ao longo das semanas para 1kg de Farelo de Milho.

Observa-se considerável oscilação em relação à média da concentração de lisina digestível entregue no farelo de soja e de milho, conforme evidenciado nas Figuras 4.3 e 4.4. Notavelmente, a semana 15 para o farelo de milho se destacou ao entregar o lote de forma mais homogênea.

Após a conclusão das análises exploratórias, com o propósito de avaliar se a ração está em conformidade com as especificações de Energia Metabolizável (3100 kcal/kg) e Lisina Digestível (1,10) por quilo de ração, desenvolvemos um gráfico de controle. Nesse gráfico, a soma tanto da energia metabolizável quanto da lisina digestível foi considerada, levando em conta a inclusão de 255 gramas de farelo de soja e 480 gramas de farelo de milho.

Os limites inferior e superior desse gráfico de controle foram estabelecidos com uma tolerância de 3,5%, mantendo-se alinhados com o valor de 3100 kcal/kg para a energia metabolizável e 1,10 para a lisina. Paralelamente, criamos um gráfico de região de confiança (elipse) com 90% de confiança para cada semana, considerando a semana da formulação em conjunto com a respectiva semana a ser analisada para ambas as variáveis.

Essas representações visuais permitem uma avaliação abrangente, fornecendo insights valiosos sobre a conformidade com as especificações estabelecidas e identificando eventuais variações que possam requerer ajustes na formulação da ração.

A construção da elipse de confiança envolve uma abordagem estatística que emprega o estudo entre variáveis aleatórias, utilizando a técnica de reamostragem de *Bootstrap*, repetida mil vezes e levando em consideração o tamanho de cada entrega por semana, conforme ilustrado nas Figuras 4.5 a 4.24.

De acordo McCraccken e Chakborti (2013) ao longo do período em que as entregas permaneciam dentro dos limites preestabelecidos e do contorno de confiança para ambas as variáveis, não era necessário reformular a ração para aquela semana. No entanto, ao ultrapassar a linha dos limites inferiores ou estarem fora do contorno de confiança, a ração passava por reformulação, considerando as mesmas proporções de inclusão para a energia metabolizável e lisina digestível provenientes do farelo de soja e milho. A elaboração dos gráficos abrangeu todas as 21 semanas, apresentando no gráfico de controle as somas dos valores mínimos e máximos de soja e milho para as entregas na semana. Essa abordagem proporciona uma análise do pior cenário e da variabilidade das entregas, contribuindo para uma gestão mais eficaz e adaptável da formulação da ração ao longo do tempo.

No gráfico de controle apresentado na Figura 4.5, observamos que tanto a primeira semana (representada pelo ponto roxo) quanto a segunda semana (ponto vermelho) mantêm a média da soma da energia metabolizável e da lisina digestível dentro dos limites de tolerância (2º ponto). Os pontos primeiro e terceiro correspondem às somas dos valores máximos e mínimos para ambas as semanas. Um aspecto relevante é que o ponto médio da segunda semana está dentro do intervalo de confiança da primeira semana para a energia metabolizável e fora do intervalo para a lisina digestível, indicando a necessidade de uma reformulação da ração para a próxima semana.

Ao analisar o gráfico de contorno de confiança, evidenciamos que o milho exerce uma influência significativa ao aumentar o valor energético da ração para ambas as variáveis, já que sua média ultrapassa o contorno. Isso indica a necessidade de reformulação da ração para a próxima semana, mesmo que o valor observado no gráfico de controle esteja dentro dos limites. Notavelmente, está muito próximo ao valor do limite superior (energia metabolizável) e fora para a lisina digestível do intervalo de confiança da primeira semana, apontando para uma variabilidade significativa a ser considerada na nova formulação, o que pode resultar em economia de ingredientes, pois a qualidade do lote entregue na segunda semana está superior ao entregue na primeira semana.

Observando os pontos na Figura 4.6 no gráfico de controle, notamos que, para a variável energia, todos os três pontos estão dentro do limite de tolerância. No entanto, há uma variabilidade significativa, evidenciada pelo intervalo de confiança bastante amplo. Este cenário contrasta com o gráfico de controle para a lisina, onde existem pontos fora dos limites de tolerância, e o ponto médio da semana 3 está muito próximo do limite superior do intervalo de confiança para a semana 2.

Ao analisarmos o gráfico de contorno de confiança, observamos comportamentos semelhantes para ambas as variáveis. Nota-se que o lote de farelo de soja para a semana 3 possui uma qualidade

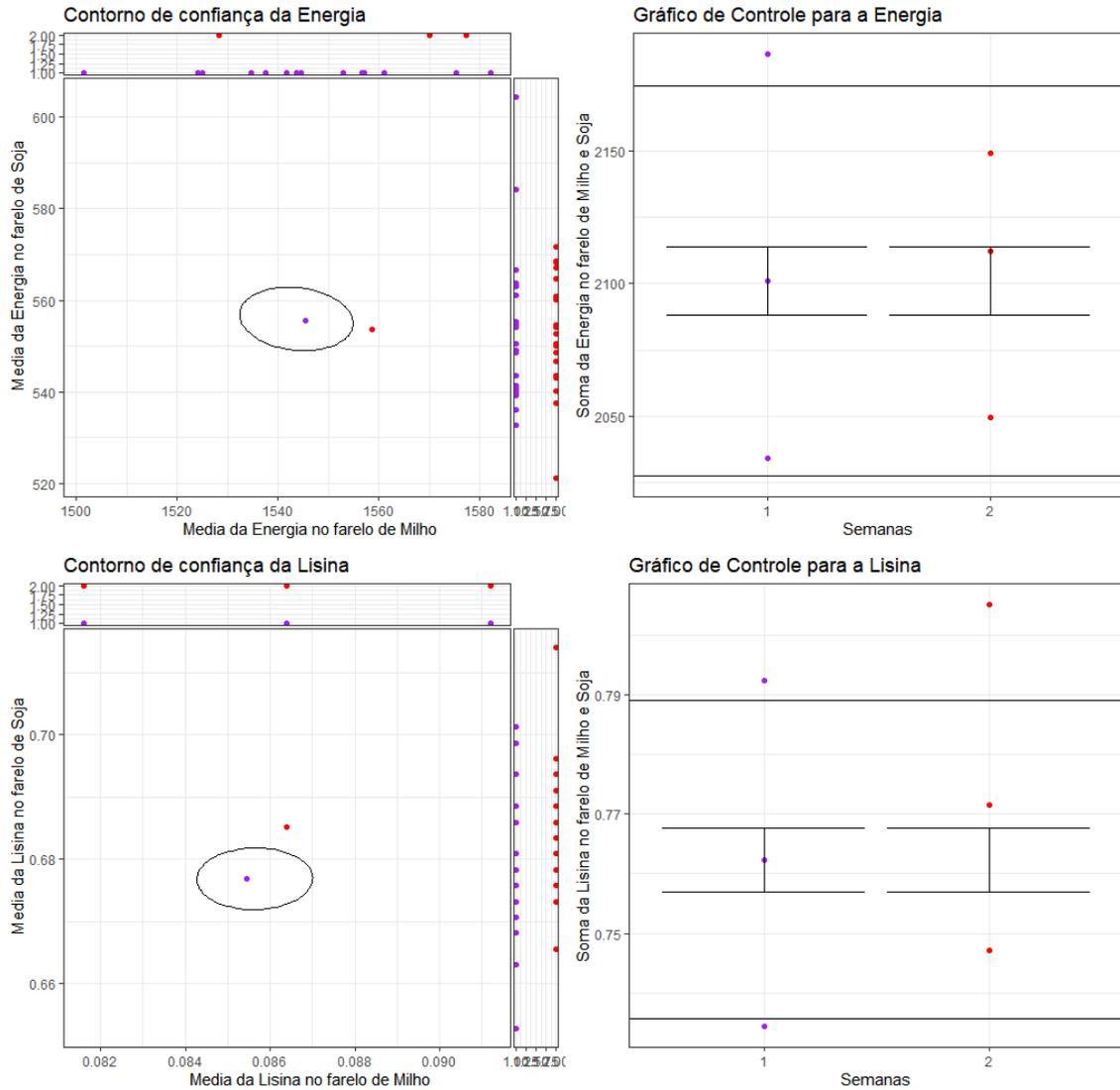


Figura 4.5. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para primeira e segunda semana.

nutricional superior ao entregue na semana 2. Isso indica a necessidade de reformulação da ração para a próxima semana, a fim de evitar que os pontos mínimos se encontrem abaixo da qualidade necessária e para obter ganhos no custo da ração.

Ao reformular a ração para a semana 4, utilizando a semana 3 como referência, observamos que, apesar dos pontos no gráfico de controle para a lisina digestível ultrapassarem o limite de segurança, uma análise mais aprofundada no gráfico de contorno revela que essa saída dos pontos não é tão significativa. Isso ocorre porque os pontos permanecem dentro da região de confiança, como ilustrado na Figura 4.7.

Ao examinarmos a Figura 4.8, notamos que, no gráfico de contorno para a lisina, os pontos permanecem dentro da região de confiança, mas para a energia metabolizável isso não ocorre. Apesar de estar dentro do limite para a lisina, observamos no gráfico de controle que os pontos mínimos e máximos ultrapassam o limite de tolerância estabelecido, indicando a necessidade de reformulação para manter o padrão de qualidade da ração e assegurar a proporção adequada de nutrientes. Além disso, ao analisar o gráfico de contorno, percebemos que a qualidade do lote em relação ao farelo de soja para a quinta semana está inferior à entregue na terceira semana, o que pode impactar na qualidade da ração ao fornecer menos nutrientes do que o necessário.

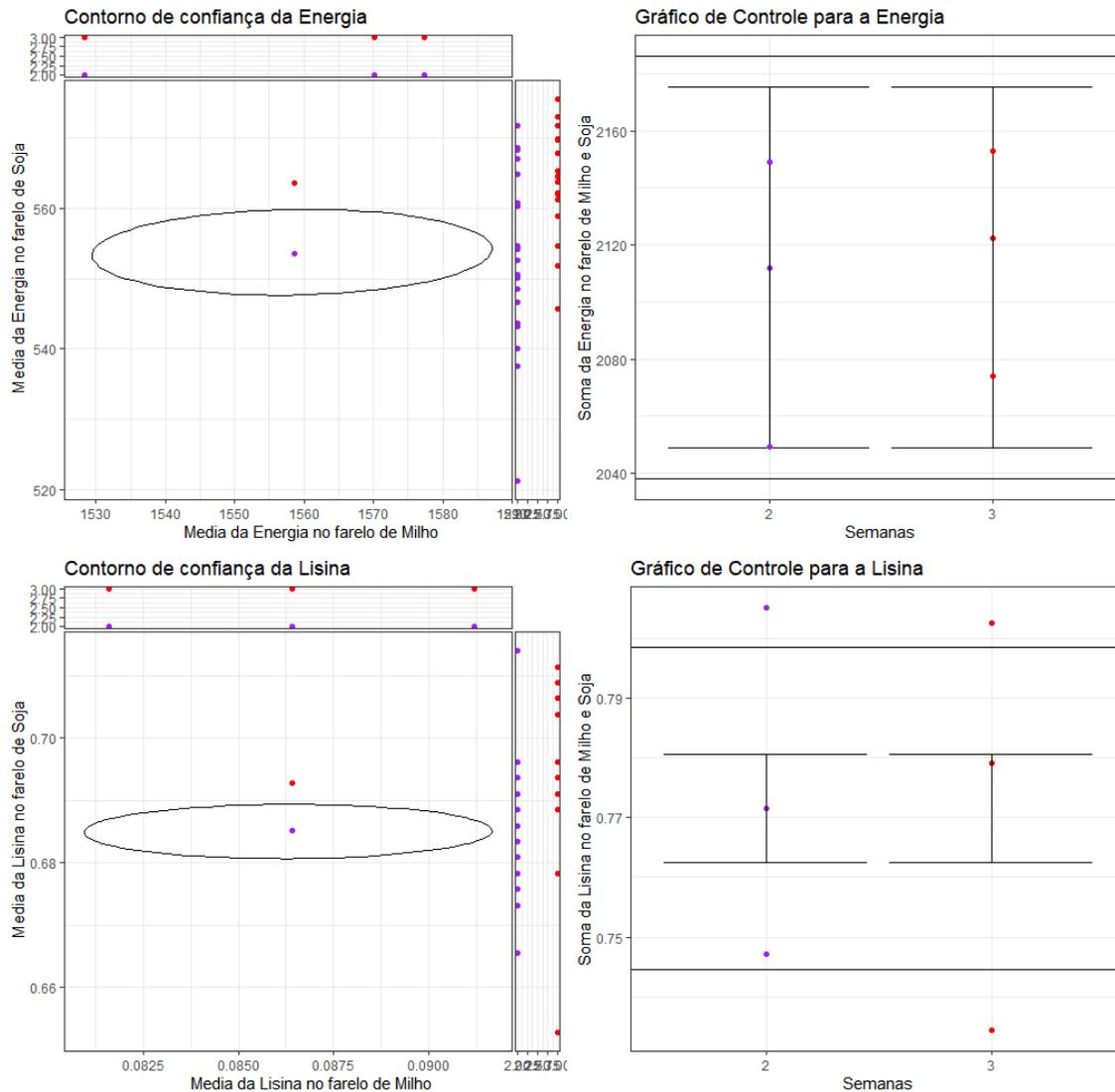


Figura 4.6. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a segunda e terceira semana.

No que diz respeito à energia metabolizável, é evidente, ao analisar o contorno de confiança na Figura 4.9, que os pontos referentes às semanas 5 e 6 estão dentro da região de confiança. No entanto, nota-se uma queda na qualidade do lote de milho entregue na semana 6 em comparação com a semana 5. Ao observar o mesmo gráfico para a lisina, o ponto correspondente à semana 6 está fora da região de confiança, indicando uma qualidade nutricional superior na sexta semana em relação à quinta semana. No entanto, ao examinar o gráfico de controle para a lisina na sexta semana, percebemos que o ponto médio ultrapassa o limite superior do intervalo de confiança estabelecido para a semana 5. Diante dessas considerações e com o intuito de otimizar os custos na formulação da ração, a reformulação para a sétima semana pode ser uma alternativa viável.

Ao examinar os gráficos apresentados na Figura 4.10, torna-se evidente a urgência de uma reformulação na ração para assegurar a qualidade nutricional desejada. Isso é notório, pois, para ambas as variáveis, os pontos extrapolam a região de confiança estabelecida, e, em particular, para a lisina digestível, eles ultrapassam o intervalo de confiança estipulado para a semana 5.

A recomendação de reformulação da ração para a oitava semana é respaldada pela análise da Figura 4.11. Nessa semana, observamos que o ponto encontra-se fora tanto da região de confiança quanto

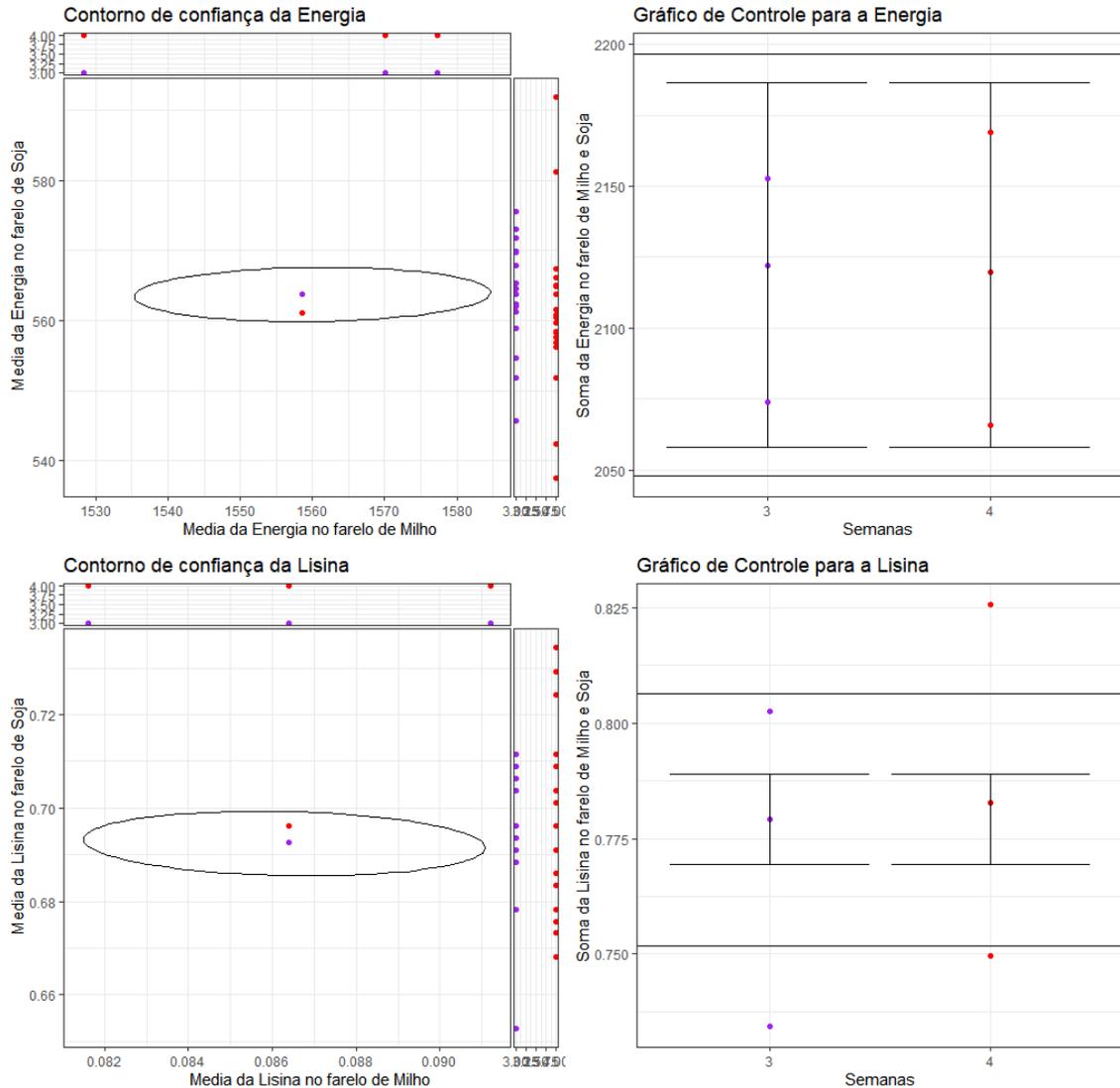


Figura 4.7. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a terceira e quarta semana.

no gráfico de controle. No entanto, a razão para essa reformulação não se deve apenas à necessidade de manter os padrões nutricionais, mas também visa a eficiência econômica e a redução de custos. Essa abordagem estratégica destaca a importância de otimizar a formulação da ração, alinhando-se não apenas aos requisitos nutricionais, mas também aos objetivos financeiros estabelecidos.

Embora os pontos para a lisina digestível estejam dentro da região de confiança, conforme evidenciado pelo contorno de confiança na Figura 4.12, a situação difere significativamente para a energia metabolizável. Especialmente devido à entrega do lote da semana 9, que se mostra inferior em relação ao farelo de milho. Essa disparidade destaca a necessidade iminente de reformulação da ração para a próxima semana, buscando manter não apenas a consistência na qualidade nutricional, mas também otimizando a eficiência no uso dos ingredientes, fundamental para garantir o equilíbrio entre a nutrição adequada e a gestão de custos.

De maneira análoga ao que ocorreu entre as semanas 8 e 9, observa-se uma situação semelhante entre as semanas 9 e 10, conforme ilustrado na Figura 4.13.

Analisando a Figura 4.14, fica evidente a necessidade de reformulação da ração para a próxima semana, uma vez que, nos gráficos de contorno, os pontos referentes à semana 11 estão fora da região de

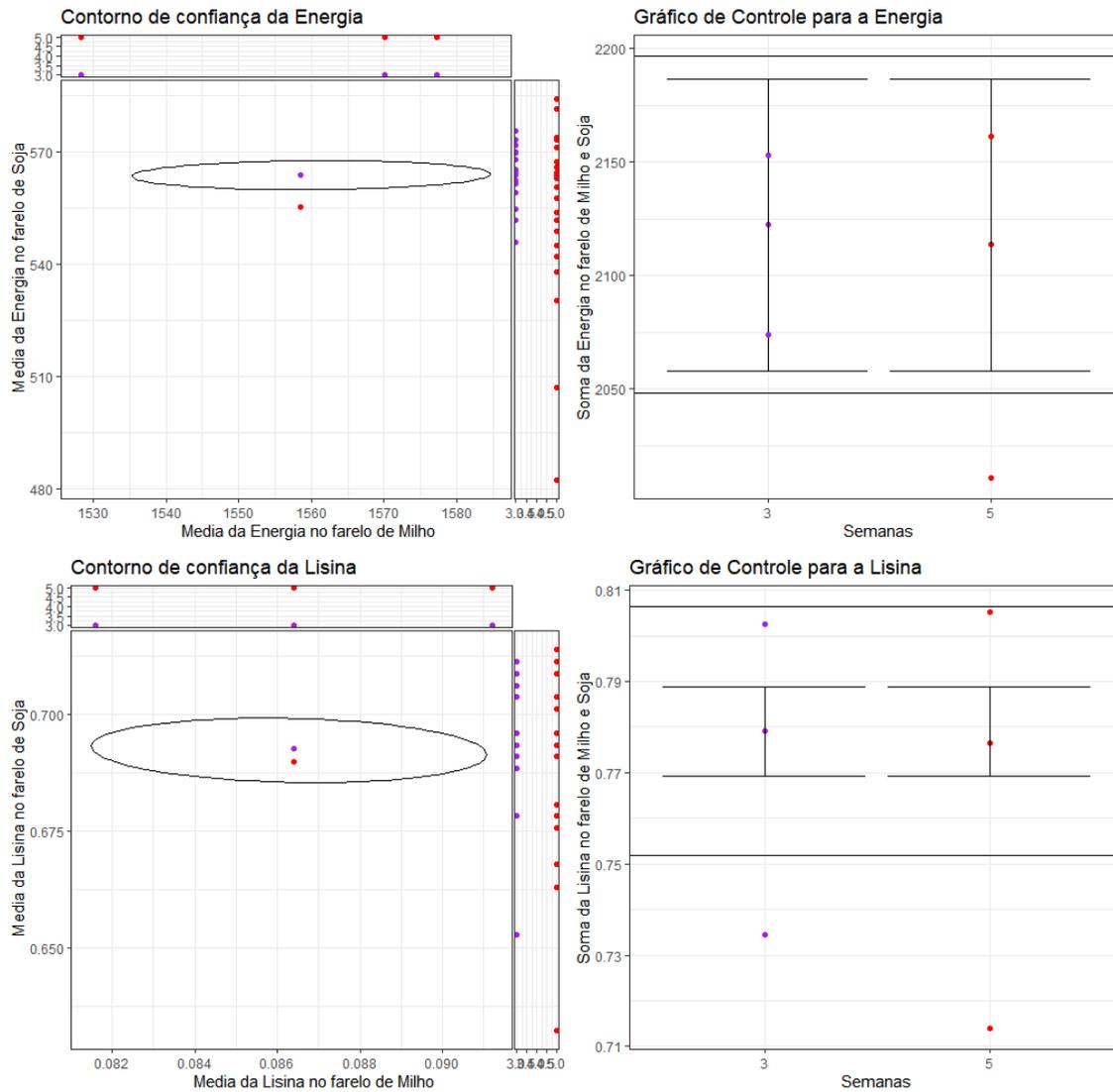


Figura 4.8. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a terceira e quinta semana.

confiança para ambas as variáveis.

Na Figura 4.15, ao analisar o gráfico de controle, nota-se a presença de alguns pontos fora do limite de tolerância. No entanto, ao observar o contorno de confiança, percebe-se que essa discrepância não é significativa, uma vez que ambos permanecem dentro da região segura. Isso indica que não há necessidade de reformular a ração, e podemos manter o mesmo padrão para a décima terceira semana.

Semelhante ao que foi observado entre as semanas 11 e 12, situações análogas ocorrem entre as semanas 11 e 13, assim como entre as semanas 11 e 14 e entre as semanas 11 e 15, conforme ilustrado nas Figuras 4.16, 4.17 e 4.18, respectivamente.

Observando a Figura 4.19, que se refere às semanas 11 e 16, percebemos, ao analisar o contorno de confiança, que as entregas do lote de milho para a semana 16 foram inferiores às entregas na semana 11, para ambas as variáveis. Mesmo que os pontos estejam dentro do contorno para a energia metabolizável, eles estão fora para a lisina, indicando a necessidade de reformulação para garantir a qualidade nutricional da ração.

Semelhante ao observado nas semanas 11 e 16, ocorre uma situação análoga entre as semanas 16 e 17, conforme ilustrado na Figura 4.20.

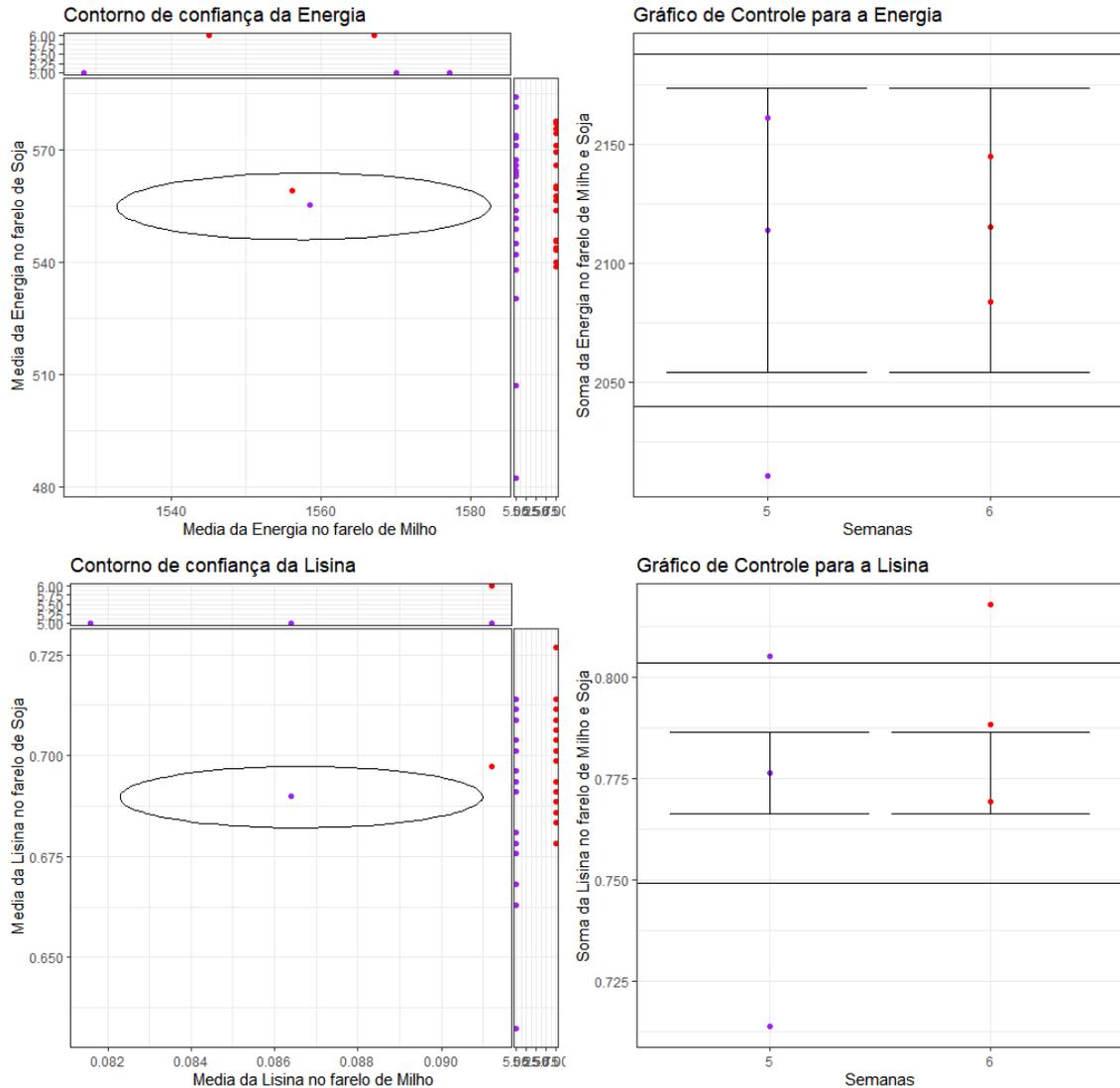


Figura 4.9. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a quinta e sexta semana.

Na Figura 4.21, observamos um cenário oposto para cada variável. Para a energia metabolizável, a quantidade de farelo de milho foi superior na semana 18 em comparação com a semana 17. Em contraste, para a lisina, ocorreu o inverso, com as entregas tanto de farelo de soja quanto de milho sendo inferiores na décima oitava semana. Devido a essa oscilação nas entregas para essa semana específica, torna-se necessária a reformulação da ração para garantir a consistência e a qualidade nutricional.

Na Figura 4.22, observa-se uma situação semelhante ao ocorrido nas semanas 2 e 3 (Figura 4.6). Isso sugere a necessidade de reformulação da ração para otimização de ingredientes e redução de custos.

Similar ao ocorrido nas semanas 17 e 18 (Figura 4.21), observa-se uma tendência análoga para as semanas 19 e 20 (Figura 4.23). Essa oscilação nas entregas reforça a importância de reformular a ração para manter a consistência e a qualidade nutricional.

Por fim, nas semanas 20 e 21 (Figura 4.24), observa-se uma situação semelhante ao mencionado anteriormente nas semanas 19 e 20. Essa consistência nas variações indica a necessidade contínua de reformulação para garantir a qualidade nutricional da ração.

Agrupando as semanas de acordo com os meses de recebimento dos dados, podemos dizer que no primeiro mês (considerando 4 semanas) seria necessário realizar três reformulações, no segundo mês

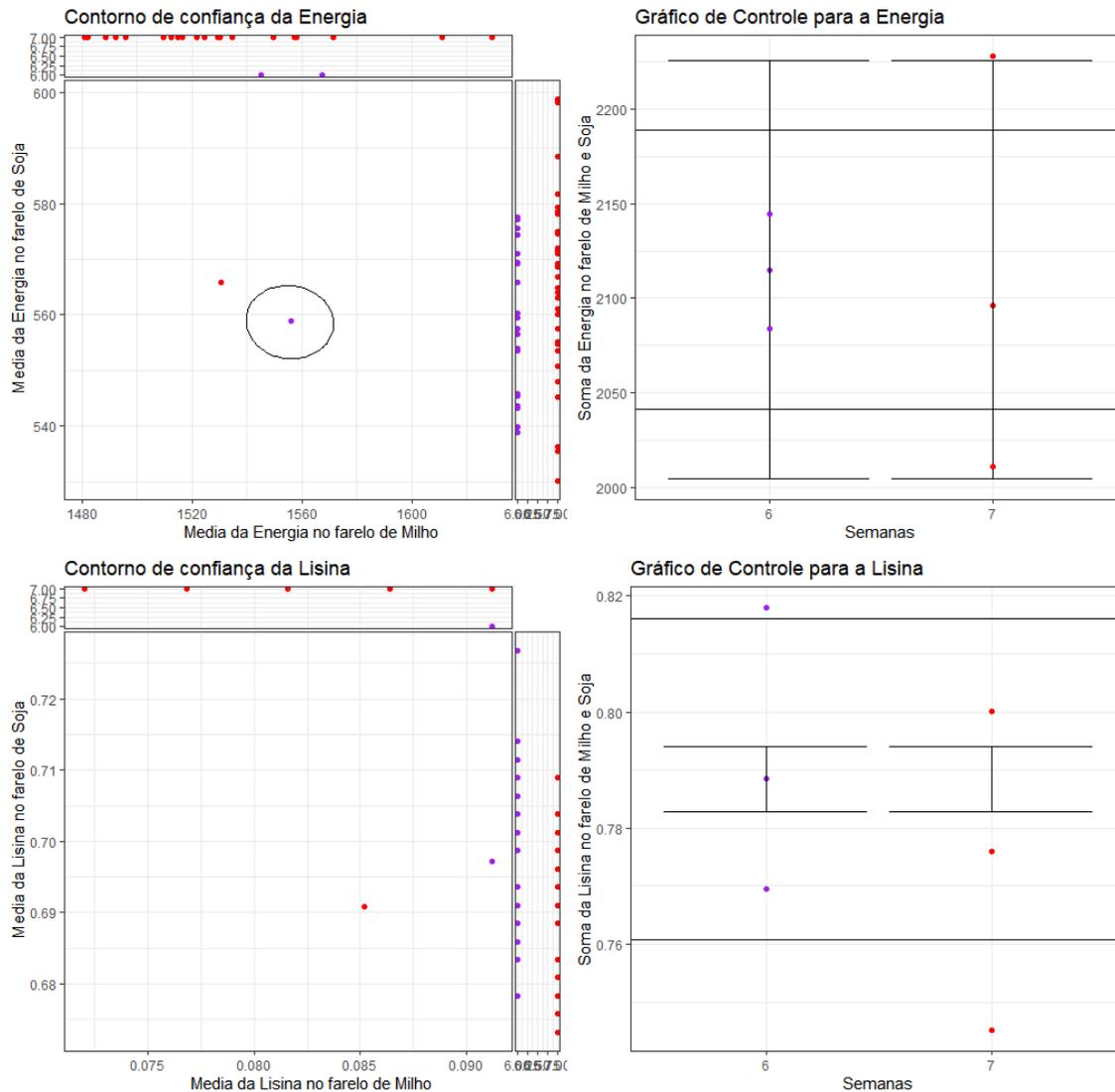


Figura 4.10. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a sexta e sétima semana.

(considerando 5 semanas) a reformulação seria feita 4 vezes, no terceiro mês e quarto mês (4 semanas) reformularíamos somente uma vez a formulação da ração, e por fim no quinto mês (4 semana) reformularíamos 4 vezes a ração. Dependendo da qualidade da matéria prima e da variação na qualidade dos nutrientes haveriam meses que seriam necessários maiores quantidades de reformulações, muitas vezes somente para reduzir custo, então nesse caso para evitar o trabalho das reformulações poderíamos manter a formulação anterior, o que para os meses reduziria em uma reformulação para cada.

A escolha da energia metabolizável e da lisina como ponto de partida para a reformulação da ração foi estratégica, considerando o impacto significativo dessas variáveis no valor nutricional e no desempenho do crescimento dos frangos.

Com o propósito de oferecer à empresa uma visão abrangente do status de cada nutriente, desenvolvemos um aplicativo (Figura 4.25) que possibilita a análise e comparação de diversos aspectos, apresentando gráficos conforme demonstrado anteriormente. Os códigos utilizados para as análises e a criação do aplicativo estão disponíveis no Anexo A.

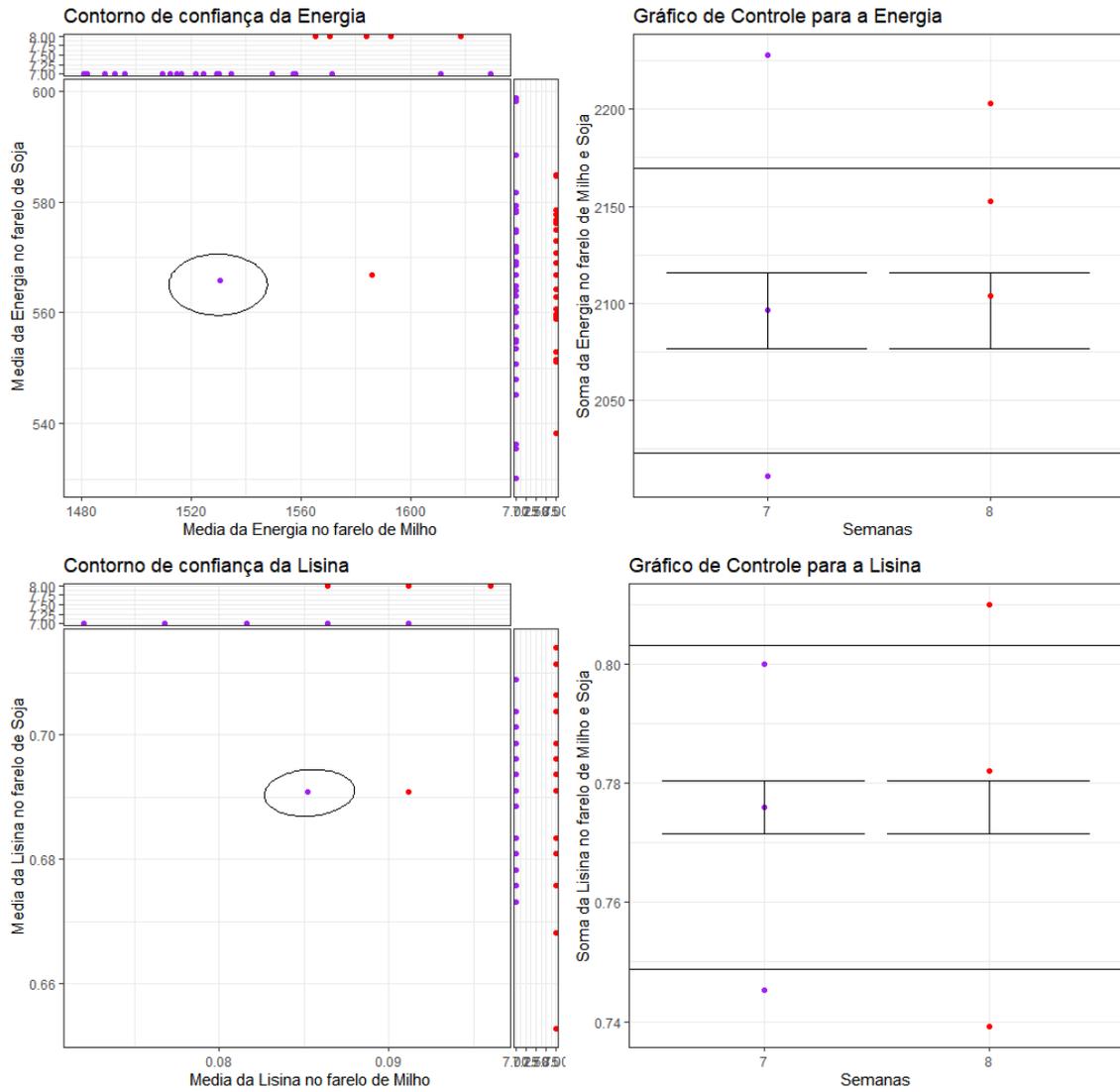


Figura 4.11. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a sétima e oitava semana.

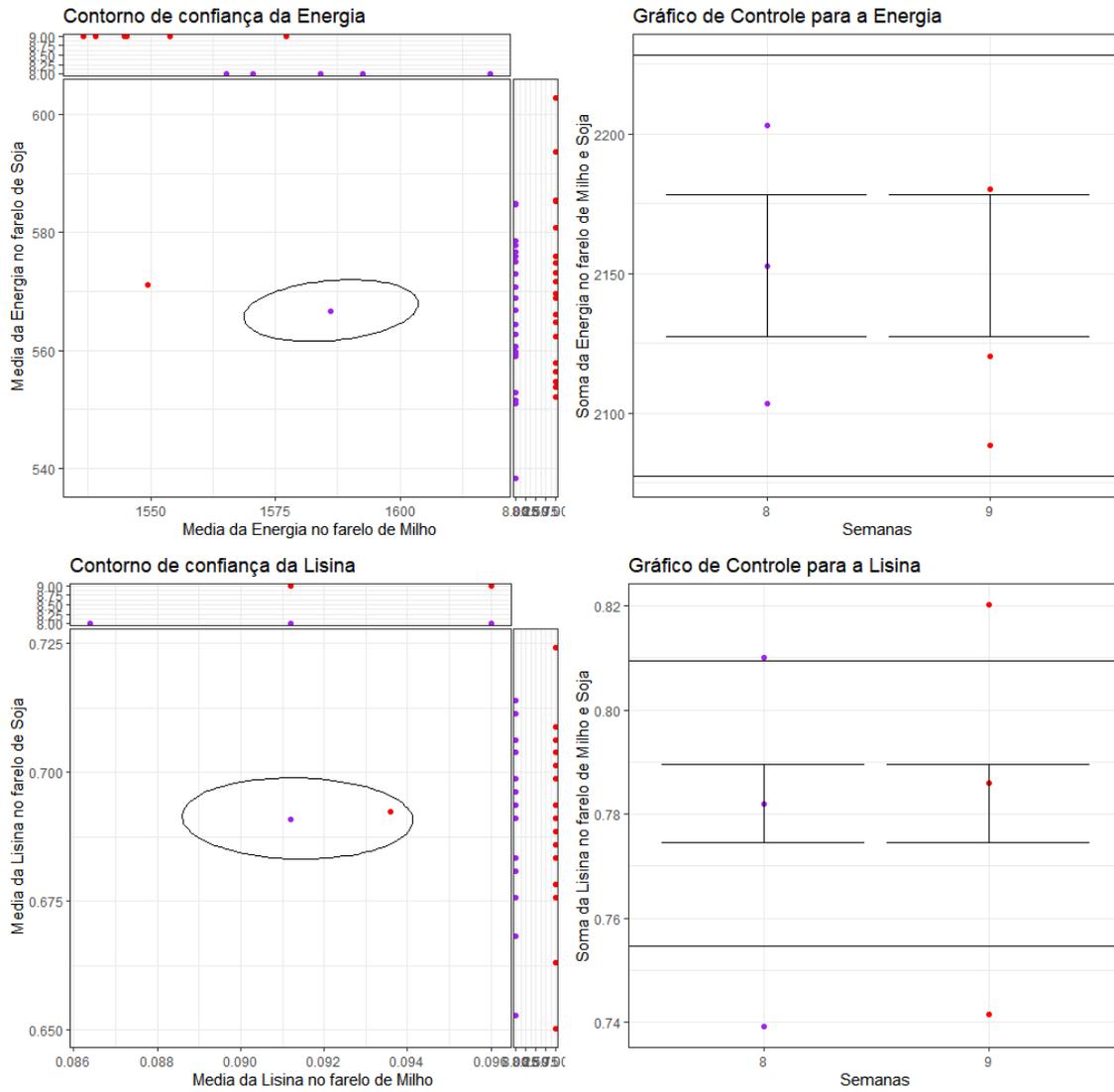


Figura 4.12. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a oitava e nona semana.

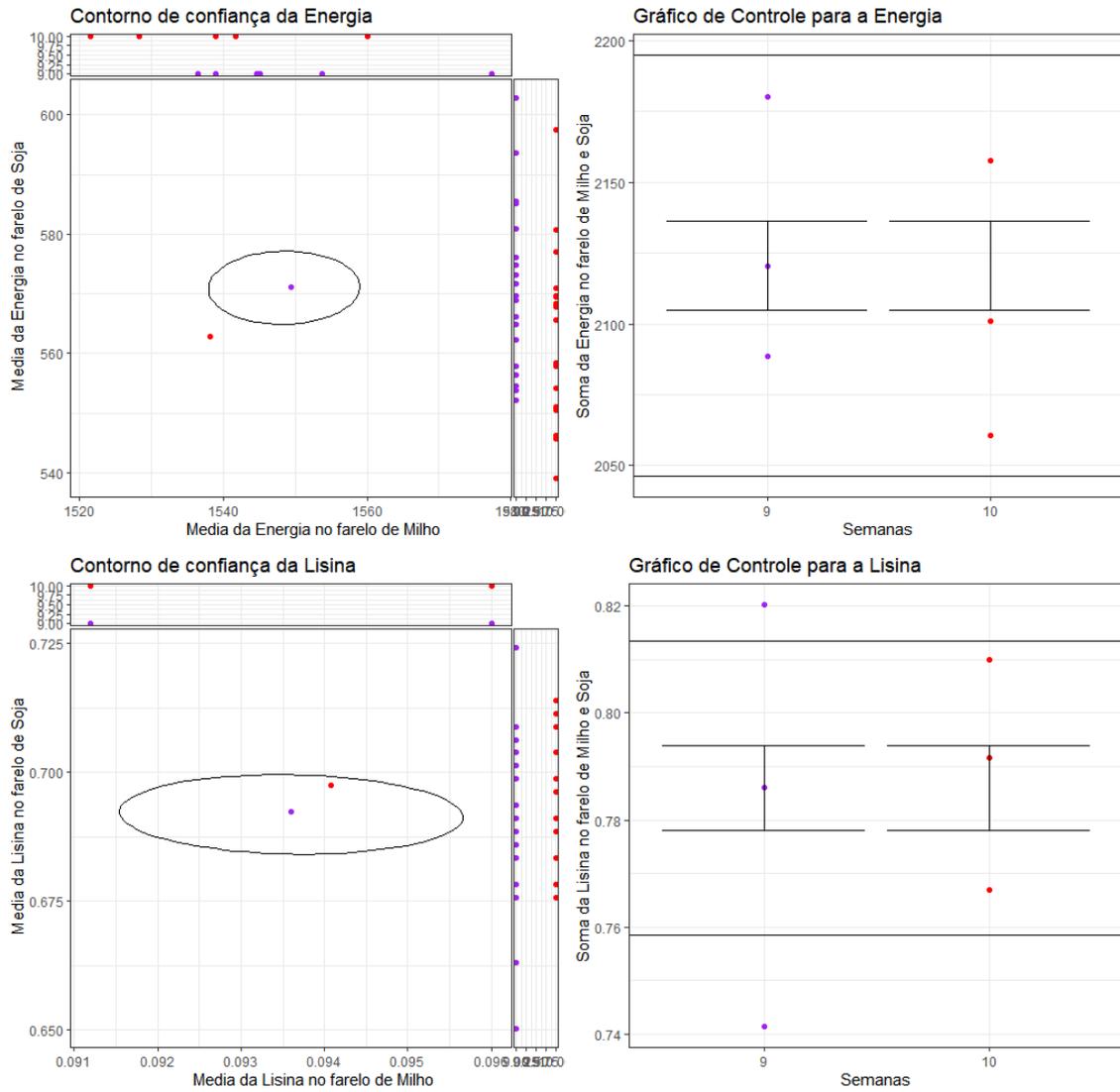


Figura 4.13. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a nona e décima semana.

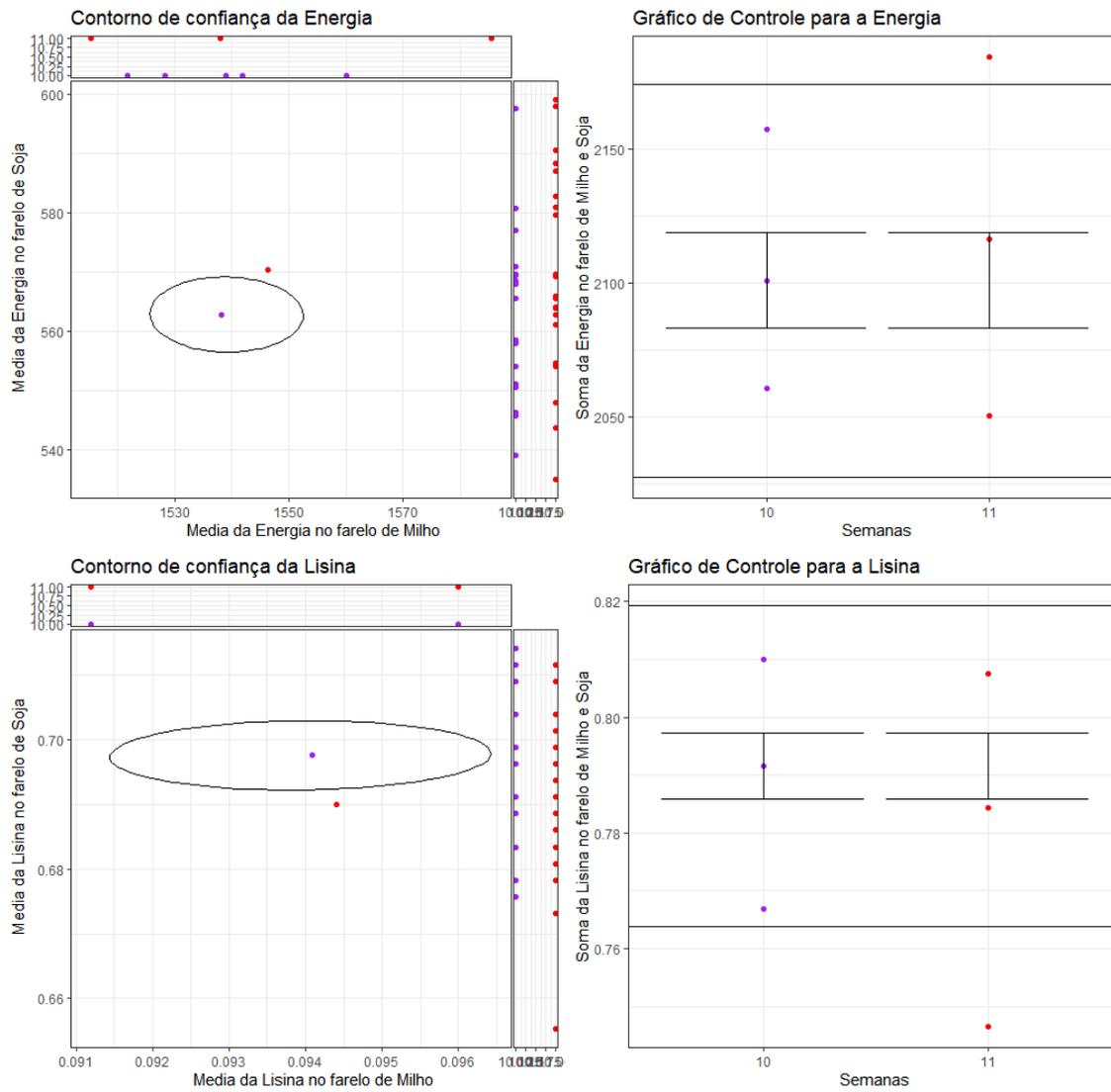


Figura 4.14. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima e décima primeira semana.

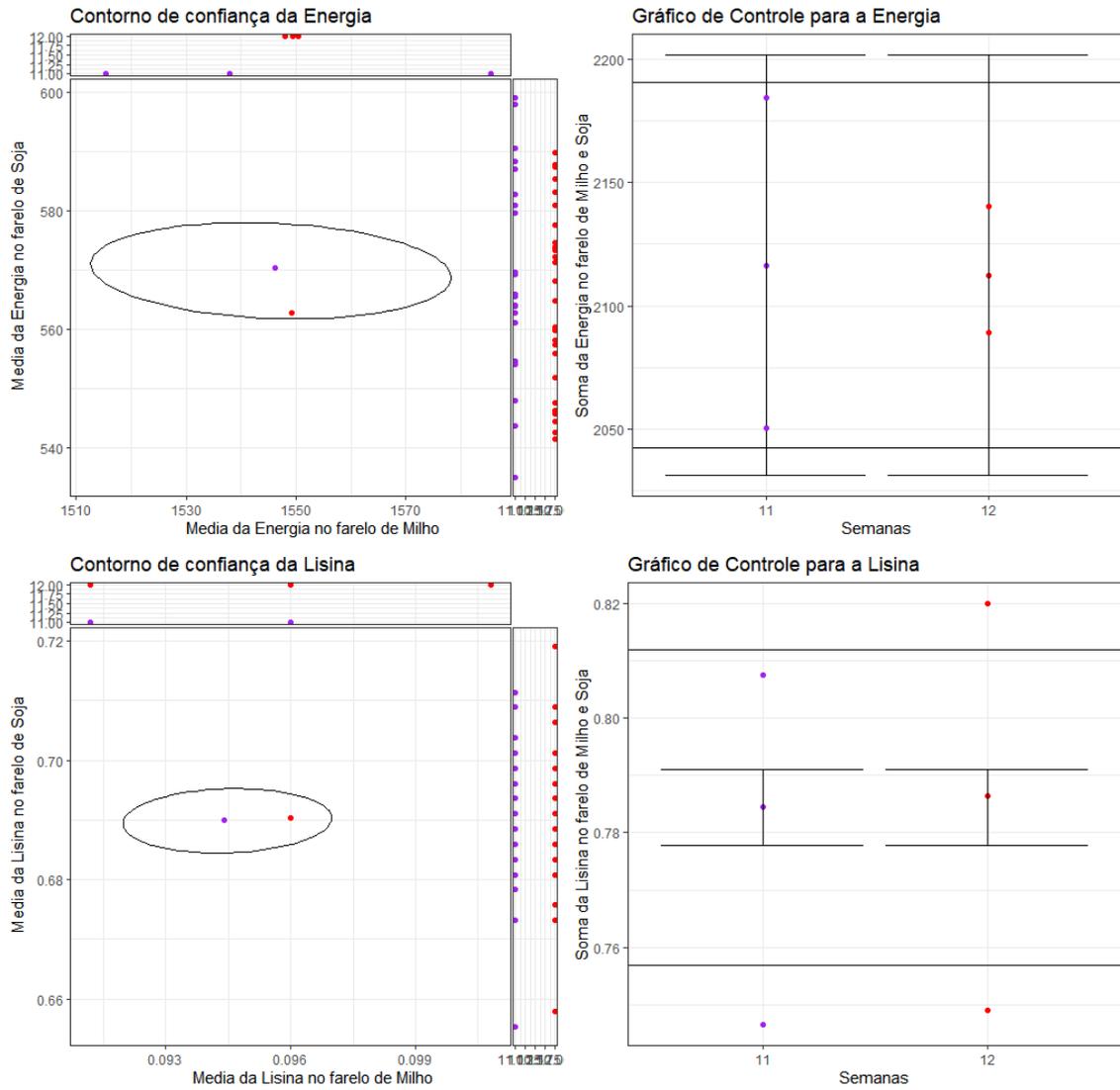


Figura 4.15. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima segunda semana.

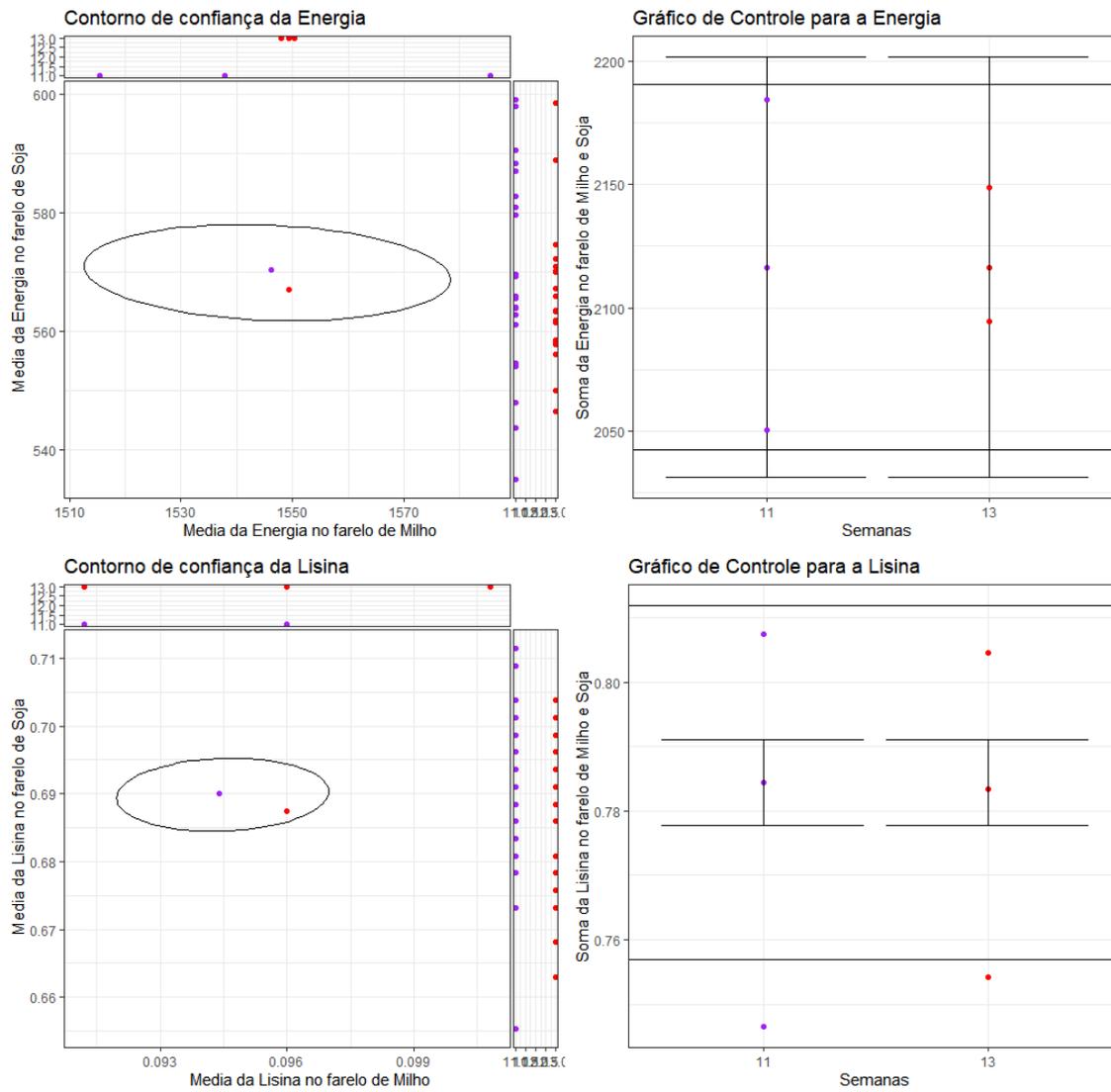


Figura 4.16. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima terceira semana.

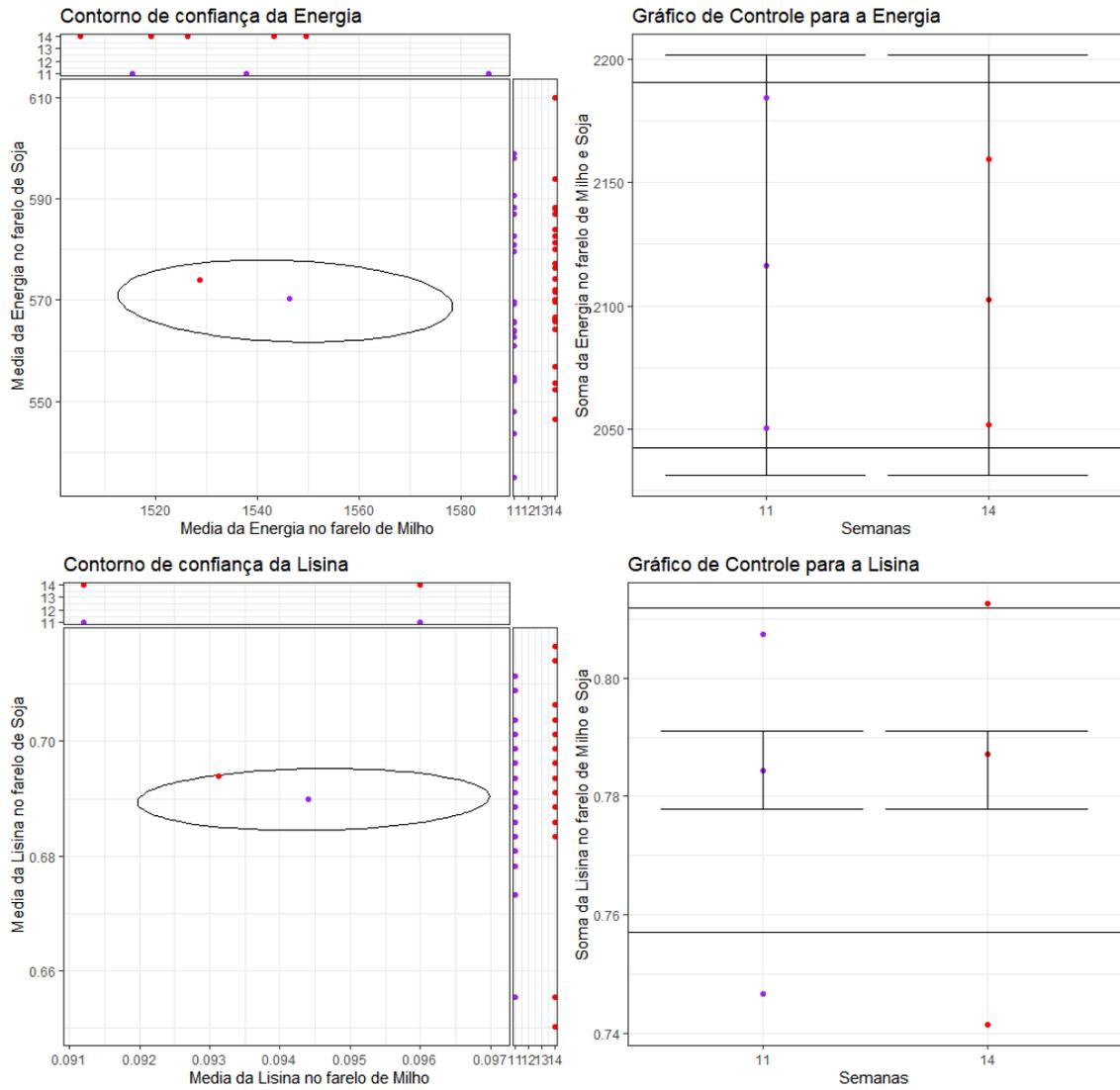


Figura 4.17. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima quarta semana semana.

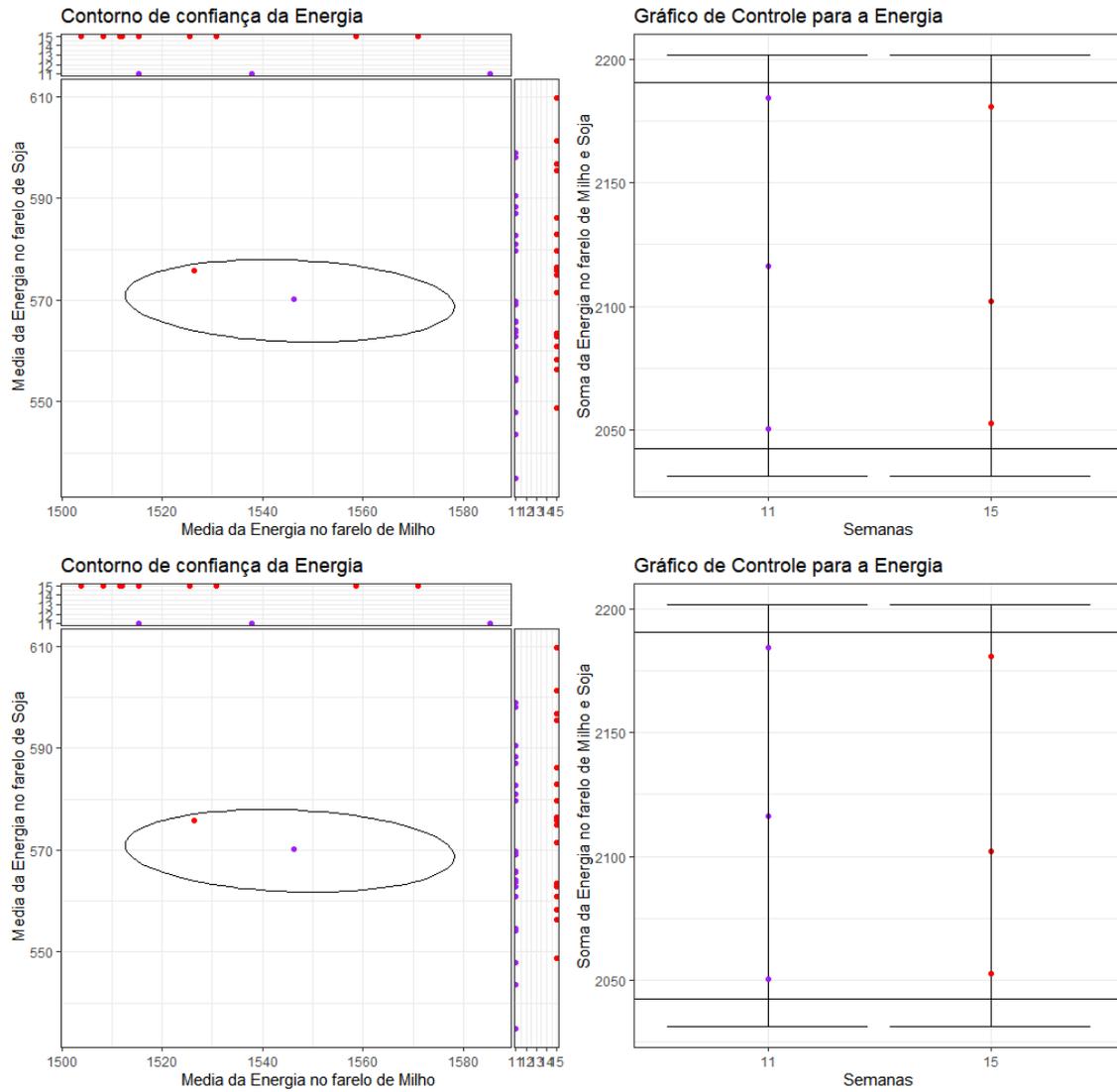


Figura 4.18. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima quinta semana.

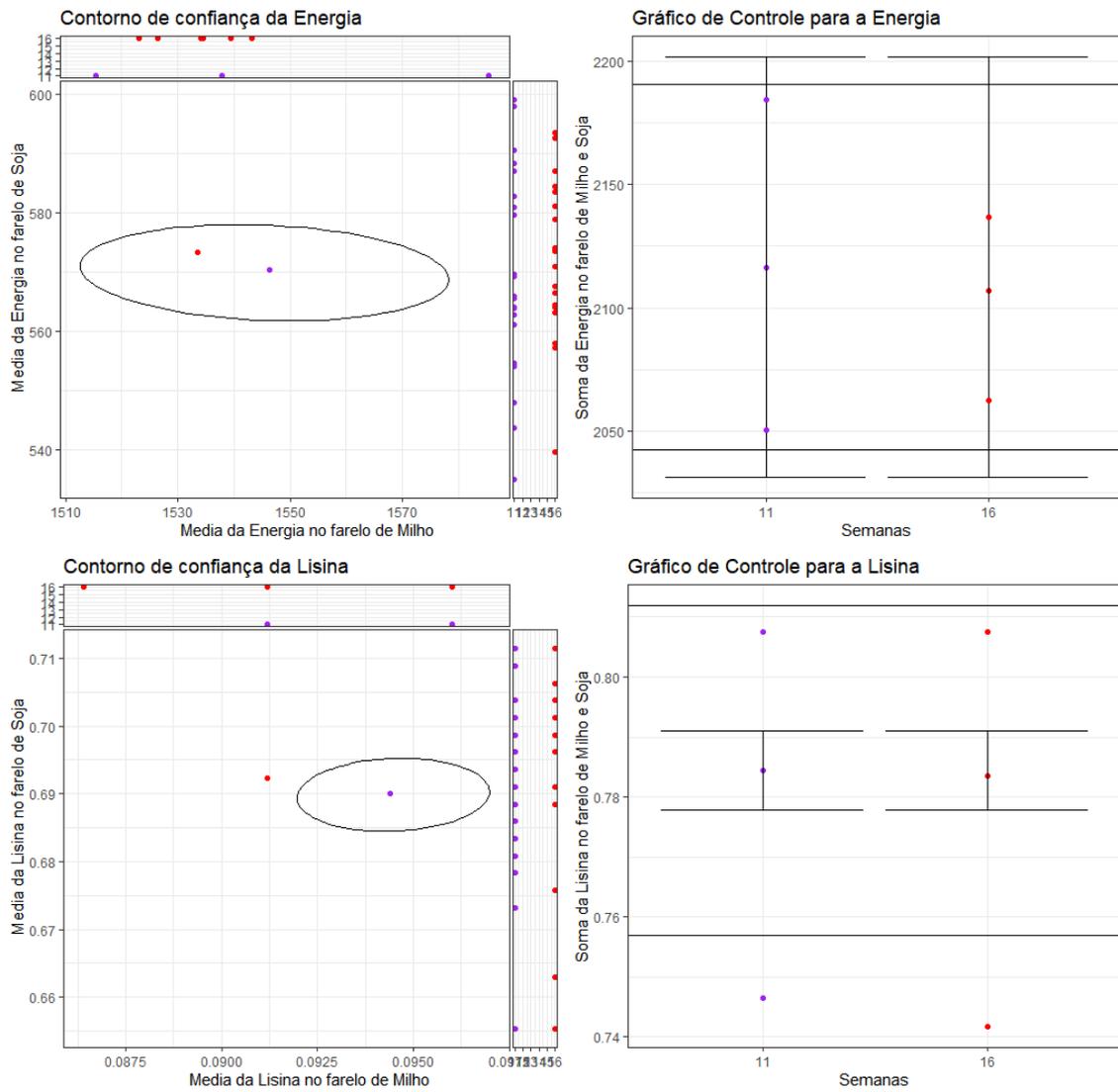


Figura 4.19. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima primeira e décima sexta semana semana.

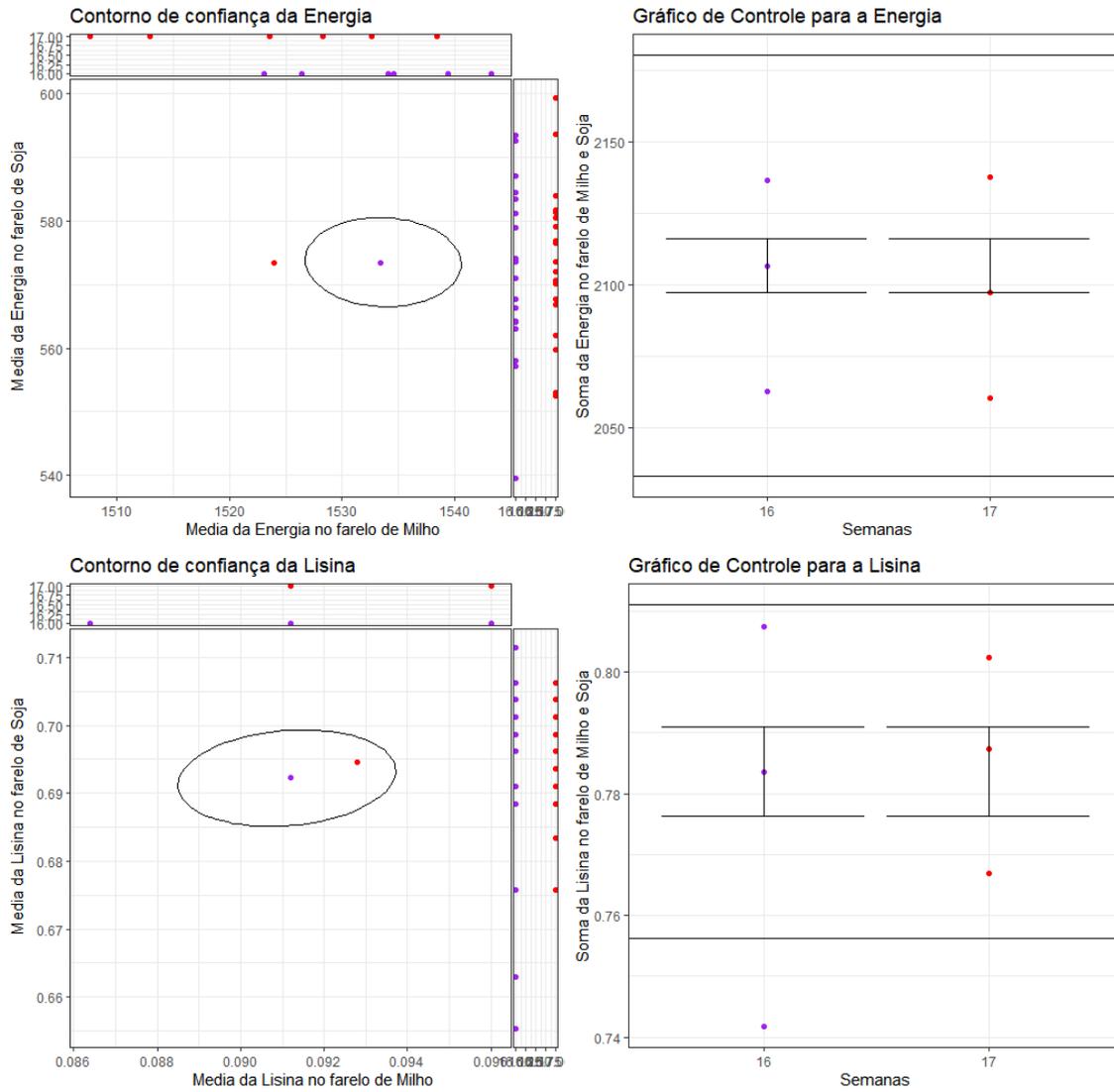


Figura 4.20. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima sexta e décima sétima semana semana.

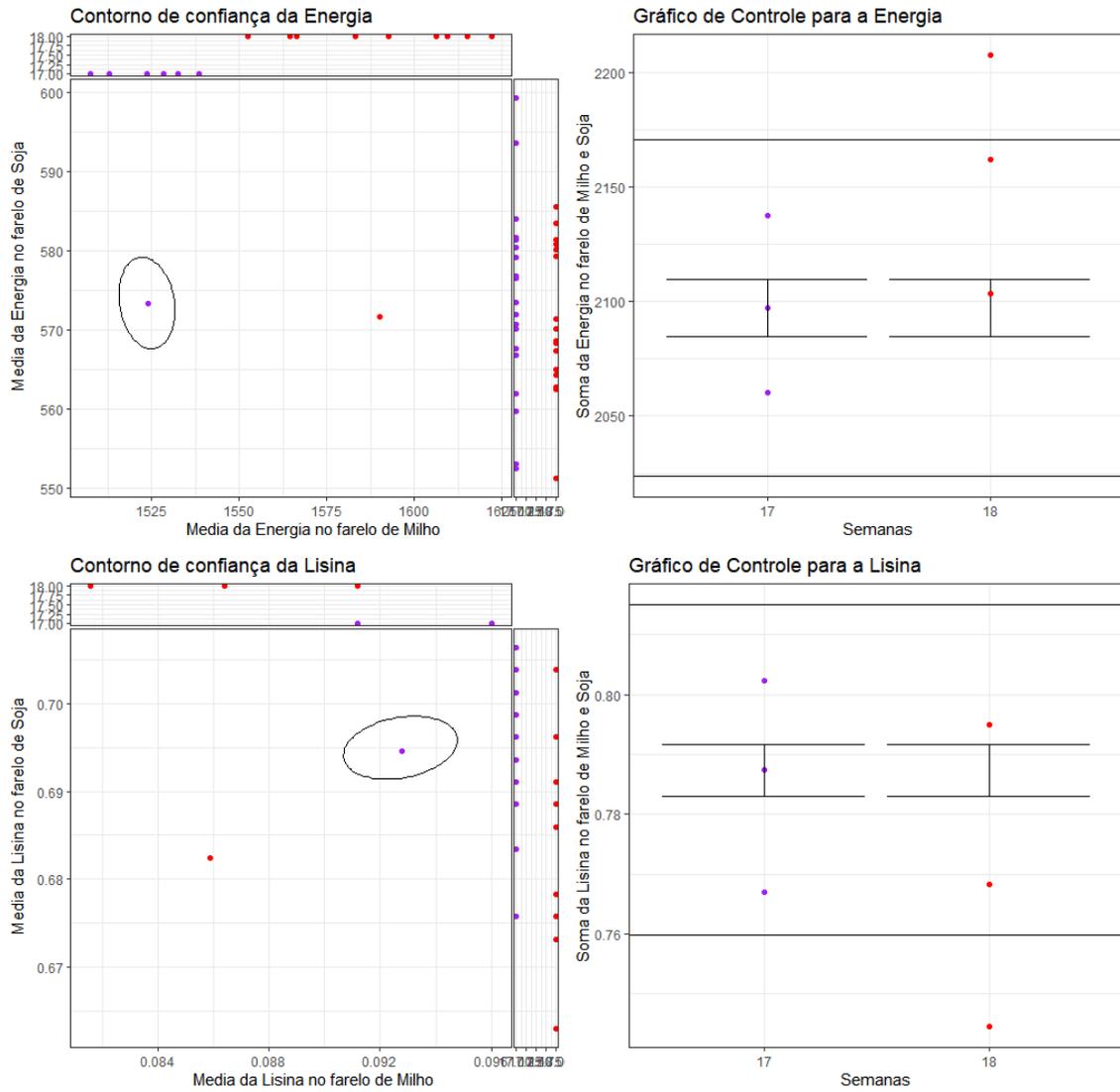


Figura 4.21. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima sétima e décima oitava semana semana.

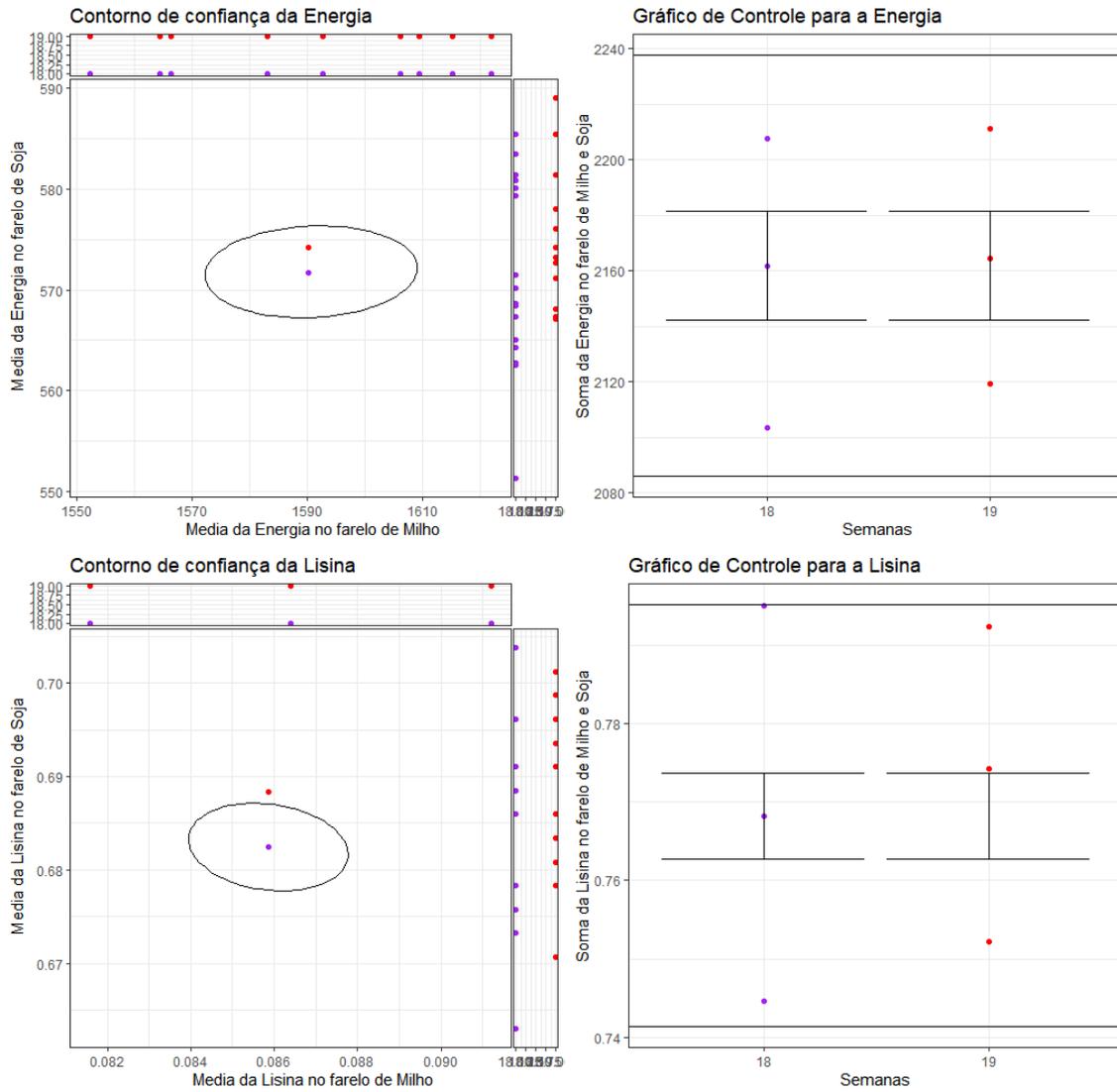


Figura 4.22. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima oitava e décima nona semana.

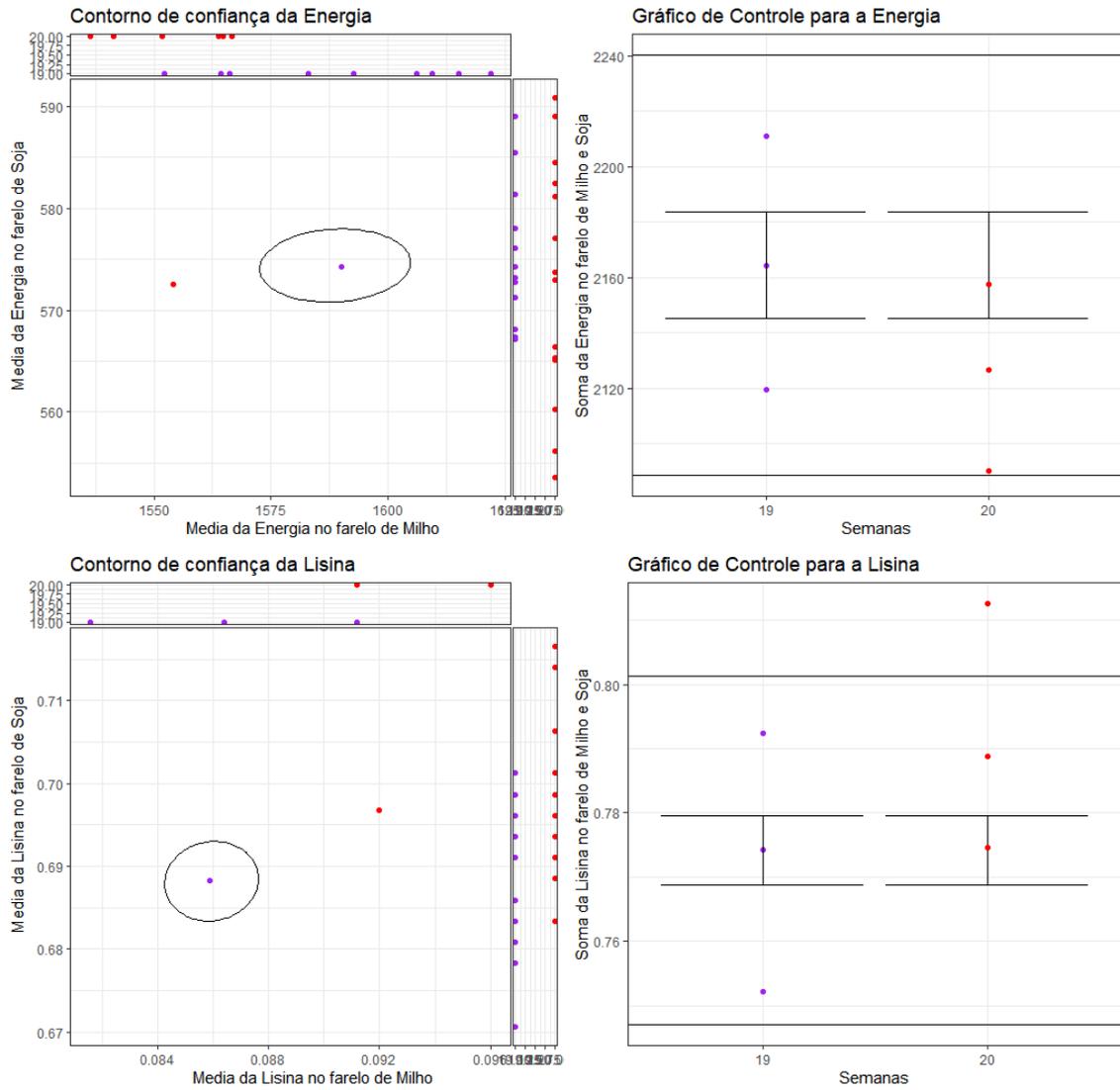


Figura 4.23. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a décima nona e vigésima semana semana.

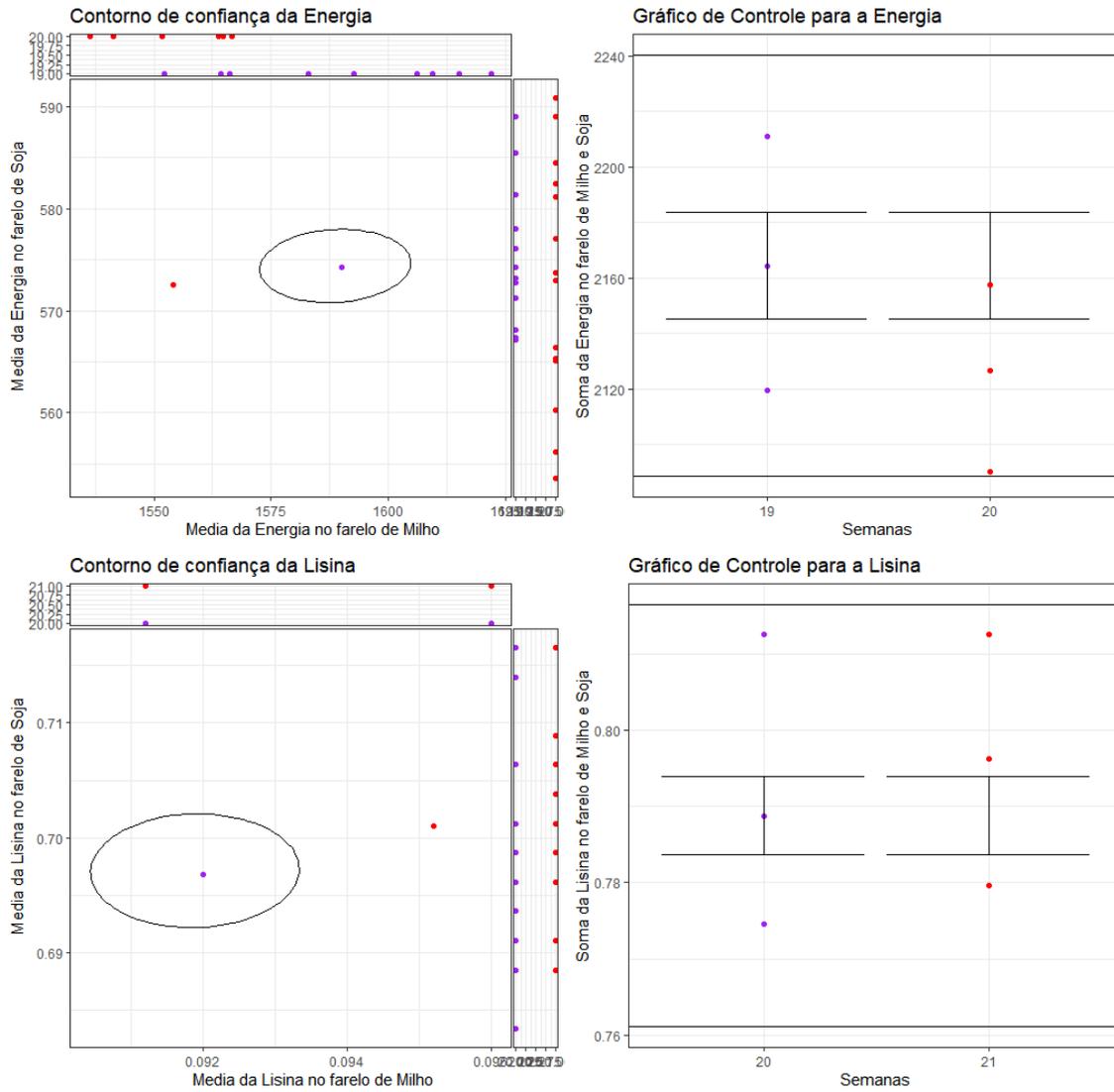


Figura 4.24. Contorno de confiança (90%) e gráfico controle para a variável Energia Metabolizável e Lisina Digestível para a vigésima e vigésima primeira semana.

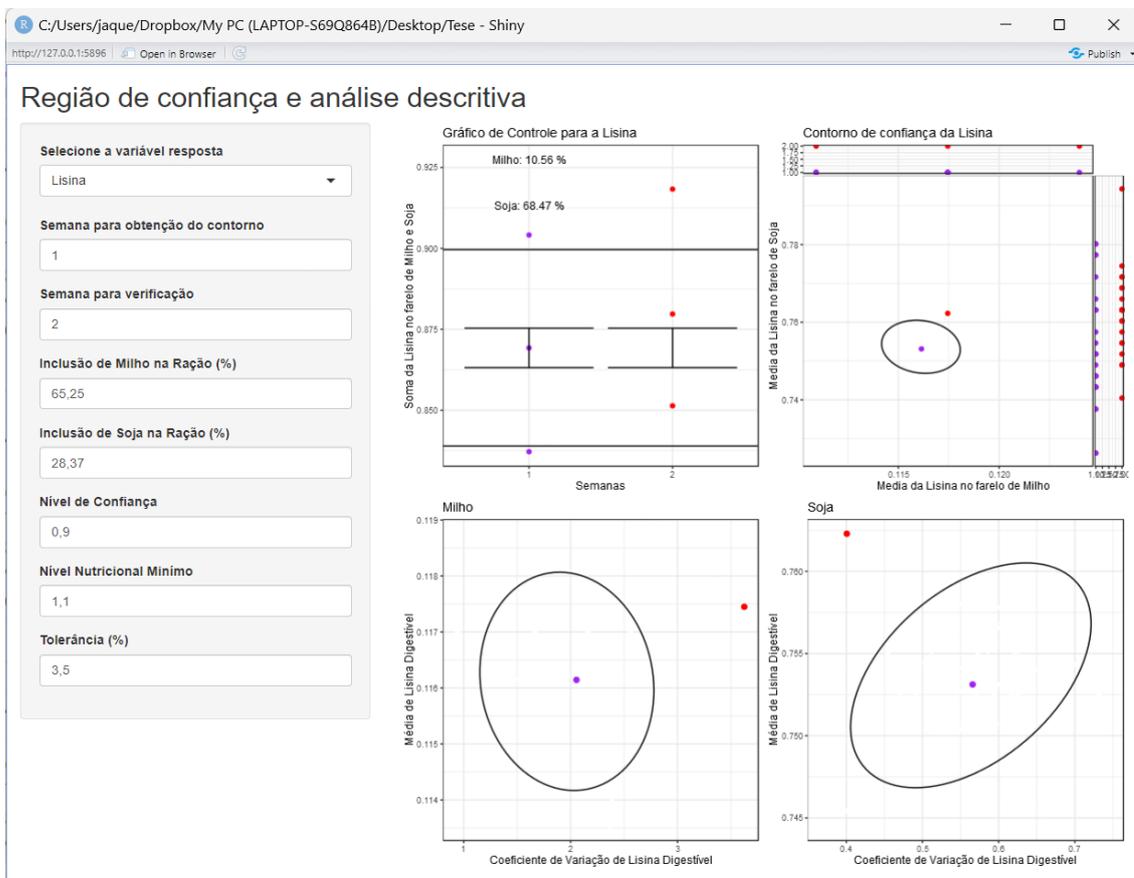


Figura 4.25. Print do aplicativo, criado para a seleção das variáveis e análise de cada componente da ração

5 CONCLUSÃO

A aplicação do *Bootstrap* não apenas proporcionou uma análise robusta da variabilidade, mas também contribuiu para a construção de gráficos de controle e elipses de confiança. Esses gráficos forneceram uma visualização clara da conformidade com as especificações nutricionais, permitindo decisões proativas em relação à reformulação da ração quando necessário.

Em suma, a integração de abordagens estatísticas avançadas, como o gráfico de controle e o método *Bootstrap*, demonstrou ser fundamental para garantir consistência, eficiência e qualidade na produção avícola. A parceria com a Adisseo permitiu insights importantes, destacando a importância da monitorização contínua e adaptação das formulações para atender às demandas nutricionais específicas.

Este estudo não apenas fornece contribuições significativas para a Adisseo, mas também estabelece uma base sólida para futuras melhorias na formulação de rações, promovendo a sustentabilidade e a excelência na indústria de alimentação animal. A escolha estratégica da energia metabolizável e lisina como pontos de partida para a reformulação, aliada à aplicação do *Bootstrap*, destaca-se como uma abordagem eficaz na busca pela excelência na produção avícola. O desenvolvimento de um aplicativo facilitou a interpretação e análise dos dados, proporcionando uma visão abrangente e permitindo decisões informadas no processo de formulação da ração.

6 REFERÊNCIAS

- BONFERRONI, C. E.; Teoria statistica delle classi e calcolo delle probabilità, Pubblicazioni del R Istituto Superiore di Scienze Economiche e Commerciali di Firenze, 1936.
- BRUSTOLINI, P. C.; DE OLIVEIRA SILVA, F. C.; DONZELE, J. L.; FERREIRA, A. S.; DE PAULA, E. (2006). Exigências de aminoácidos sulfurados digestíveis para suínos machos castrados e fêmeas de 15 a 30 kg1. **R. Bras. Zootec.**
- CASTAGLIOLA, P. et al. The variable sample size t control chart for monitoring short production runs. **Int. J. Adv. Manuf. Technol.**, v.66, p. 1353-1366, 2013.
- CHERNICK, M. R.; LABUDDE, R. A. A bootstrap test for comparing two variances: simulation of size and power in small samples. **Journal of biopharmaceutical statistics**, v. 21, n. 6, p. 1079-1093, 2011.
- COSTA, A. F. B.; RAHIM, M. A. A single EWMA chart for monitoring process mean and process variance. **Quality Technology and Quantitative Management**, v.3, n.3, p. 295-305, 2006.
- DAVID, F. N. (1949). Note on the application of Fisher's k-statistics. **Biometrika** 36: 383-393.
- EFRON, B. Computers and the theory of statistics: thinking the unthinkable. **SIAM review**, v. 21, n. 4, p. 460-480, 1979.
- EMBRAPA. Manual prático para formulação de ração para vacas leiteiras. SALMAN, A .K. D; OSMARI, E .K; SANTOS, M. G. R - Porto Velho, RO: **Embrapa Rondônia**, 2011.
- FREITAS, J.A.; QUEIROZ, A.C.; DUTRA, A.R.; DUTRA, A. R.; VIEIRA, R. A. M.; LANA, R. P.; LEONEL, F. P.; HENRIQUE, D. S.; LIMA, A. V.; SOUZA, J. C.. Composição do ganho e exigências de energia e proteína para ganho de peso em bovinos Nelore puros e mestiços, em confinamento. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa v.35, n.3, p.886-893, 2006.
- GOMEZ, K. A.; GOMEZ, A. A. (1984). Statistical Procedures for Agricultural Research. 2nd ed. **New York: John Wiley and Sons, Inc.**
- HENDRICKS, W. A.; ROBEY, K. W. The sampling distribution of the coefficient of variation. **The Annals of Mathematical Statistics** 7.3 (1936): 129-132.
- LEHMANN, E. L. (1986), Testing Statistical Hypothesis. 2nd ed. **New York: Wiley.**
- LEHNINGER, A. L.; NELSON, D. L.; COX, M. M. Princípios da Bioquímica. Ed. Sarvier, 1995.
- MCCRACKEN, A.K.; CHAKRABORTI, S. (2013). Control charts for joint monitoring of mean and variance: an overview, **Quality Technology and Quantitative Management**, 10(1), 17-36.
- MCKAY, A. T.(1932). Distribution of the coefficient of variation and the exextended t-distribution. **J. Roy. Statist. Soc. B** 95: 695-698.

MIRA, R. T. Utilização da técnica da espectrofotometria de reflectância no infravermelho proximal na predição da composição química de uma pastagem consorciada de gramínia mais leguminosa. Dissertação Mestrado. Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 1999.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. Applied statistics and probability for engineers. 3.ed. **Nova York: Wiley, 2002.**

MONTGOMERY, D. C. Introduction to Statistical Quality Control. 6.ed. **Wiley, 2004.**

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C.; HUBELE, N. F. Engineering statistics. **John Wiley & Sons, 2009.**

MONTGOMERY, D. C. The future of industrial statistics. **Orion, v. 16 2014.**

RIBEIRO, J. L. D.; CATEN, C. S. T. Cartas de Controle para Variáveis, Cartas de Controle para Atributos, Função de Perda Quadrática, Análise de Sistemas de Medição. **2012. 172 f. FEENG/UFRGS. Porto Alegre.**

RIZZO, A. L. T.; CYMROT, R. Utilização da Técnica de Reamostragem Bootstrap em Aplicação na Engenharia de Produção. **Universidade Presbiteriana Mackenzie/ São Paulo. 2006.**

ROUSH W. B.; CRAVENER T. L.; ZHANG, F. Computer formulation observations and caveats. **Journal of Applied Poultry Research, v. 5, p. 116–125, 1996.**

SAXENA, P. Application of Nonlinear Programming for Optimization of Nutrient Requirements for Maximum Weight Gain in Buffaloes. **International Journal of Food Science and Nutrition Engineering, Greater Noida, p. 8-10. 2011**

SHAO, J.; TU, D. (1995) The Jackknife and Bootstrap. **Springer-Verlag, Inc., New York.**

STEEL, R. G. D.; TORRIE, J. H. (1980). Principles and procedures of statistics. **A biometrical approach. 2nd edition. McGraw-Hill, New York.**

TOLEDO, J. C. de et al. Qualidade: Gestão e Métodos. **Rio de Janeiro: LTC, 2013.**

TRIOLA, M. F. Introdução à Estatística. 7^a ed. **Rio de Janeiro, 1999.**

VANGEL, M. G. (1996). Confidence intervals for a normal coefficient of variation. **Am. Statist.**

VIEIRA, R.O.; RODRIGUES, P.B.; FREITAS, R.T.F.; NASCIMENTO G.A.J.; SILVA, E.L.; HESPANHOL, R. Composição química e energia metabolizável de híbridos de milho para frangos de corte. **Revista Brasileira de Zootecnia, v. 36, n. 4, p. 832-838, 2007.**

ZHANG, Y.; CASTAGLIOLA, P. Run rules X charts when process parameters are unknown. **International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, v.17, n.4, p. 381- 399, 2010.**


```

53 colnames(var.obs.semana.soja) <- c("Semana",
54                                   names(dados.soja %>%
55                                       filter(Semana == 1) %>%
56                                       select(Lisina:Energia)))
57
58 rownames(var.obs.semana.soja) <- paste("Semana",
59                                       1:nlevels(dados.soja$Semana),
60                                       sep = "")
61
62 #Coeficiente de Variação
63 cv.obs.semana.soja <- matrix(0,
64                               nrow = nlevels(dados.soja$Semana),
65                               ncol = (8+1))
66
67 colnames(cv.obs.semana.soja) <- c("Semana",
68                                   names(dados.soja %>%
69                                       filter(Semana == 1) %>%
70                                       select(Lisina:Energia)))
71
72 rownames(cv.obs.semana.soja) <- paste("Semana",
73                                       1:nlevels(dados.soja$Semana),
74                                       sep = "")
75
76 #Valores mínimos
77 min.obs.semana.soja <- matrix(0,
78                               nrow = nlevels(dados.soja$Semana),
79                               ncol = (8+1))
80
81 colnames(min.obs.semana.soja) <- c("Semana",
82                                   names(dados.soja %>%
83                                       filter(Semana == 1) %>%
84                                       select(Lisina:Energia)))
85
86 rownames(min.obs.semana.soja) <- paste("Semana",
87                                       1:nlevels(dados.soja$Semana),
88                                       sep = "")
89
90 #Valores máximos
91 max.obs.semana.soja <- matrix(0,
92                               nrow = nlevels(dados.soja$Semana),
93                               ncol = (8+1))
94
95 colnames(max.obs.semana.soja) <- c("Semana",
96                                   names(dados.soja %>%
97                                       filter(Semana == 1) %>%
98                                       select(Lisina:Energia)))
99
100 rownames(max.obs.semana.soja) <- paste("Semana",
101                                       1:nlevels(dados.soja$Semana),
102                                       sep = "")
103
104 ###Loop para calcular a media dos dados observados
105 for (i in 1:nlevels(dados.soja$Semana)){
106   # media
107   media.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
108                                   sapply(

```

```

105 for(i in 1:nlevels(dados.soja$Semana)){
106   # media
107   media.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
108     sapply(
109       dados.soja %>%
110         filter(Semana == i) %>%
111         select(Lisina:Energia),
112         function(x){mean(x)})
113   # var
114   var.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
115     sapply(
116       dados.soja %>%
117         filter(Semana == i) %>%
118         select(Lisina:Energia),
119         function(x){var(x)})
120   # cv
121   cv.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
122     sapply(
123       dados.soja %>%
124         filter(Semana == i) %>%
125         select(Lisina:Energia),
126         function(x){100*sd(x)/mean(x)})
127   # minimo
128   min.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
129     sapply(
130       dados.soja %>%
131         filter(Semana == i) %>%
132         select(Lisina:Energia)

```

```

130     sapply(
131       dados.soja %>%
132         filter(Semana == i) %>%
133         select(Lisina:Energia),
134         function(x){min(x)})
135   # maximo
136   max.obs.semana.soja[i,] <- c(i,
137     sapply(
138       dados.soja %>%
139         filter(Semana == i) %>%
140         select(Lisina:Energia),
141         function(x){max(x)})
142 }
143
144 ###Reamostragem de Bootstrap
145 loop = 1000
146 amostra.soja <- list()
147 for(i in 1:nlevels(dados.soja$Semana)){
148   amostra.soja[[i]] <- list()
149   for(j in 1:loop){
150     amostra.soja[[i]][[j]] <-
151       (dados.soja %>%
152         filter(Semana == i))[c(sample(1:(filter(n.s.soja, Semana == i) %>%
153           pull(n)),
154           replace = T)),]
155   }
156 }
157 names(amostra.soja) <- paste("Semana", 1:nlevels(dados.soja$Semana), sep = "")

```

```

155 }
156 }
157 names(amostra.soja) <- paste("Semana", 1:nlevels(dados.soja$Semana), sep = "")
158
159 media.semana.soja <- list()
160 cv.semana.soja <- list()
161
162 for(i in 1:nlevels(dados.soja$Semana)){
163
164   # medias para o primeiro loop
165   media.semana.soja[[i]] <- c(i,
166                               sapply(
167                                 amostra.soja[[i]][[1]] %>%
168                                   select(Lisina:Energia),
169                                   function(x){mean(x)}))
170   names(media.semana.soja[[i]][1]) <- "Semana"
171
172   # cvs para o primeiro loop
173   cv.semana.soja[[i]] <- c(i,
174                             sapply(
175                               amostra.soja[[i]][[1]] %>%
176                                 select(Lisina:Energia),
177                                 function(x){100*sd(x)/mean(x)}))
178   names(cv.semana.soja[[i]][1]) <- "Semana"
179
180   for(j in 2:loop){
181
182     # para a media (demais loops)

```

```

183     media.semana.soja[[i]] <- rbind(media.semana.soja[[i]],
184                                     c(i,
185                                         sapply(
186                                           amostra.soja[[i]][[j]] %>%
187                                             select(Lisina:Energia),
188                                             function(x){mean(x)}))
189
190     # para o cv (demais loops)
191     cv.semana.soja[[i]] <- rbind(cv.semana.soja[[i]],
192                                   c(i,
193                                       sapply(
194                                         amostra.soja[[i]][[j]] %>%
195                                           select(Lisina:Energia),
196                                           function(x){100*sd(x)/mean(x)}))
197
198   }
199 }
200
201 ###Gráfico de contorno
202 contorno2. <- function(x,
203                       y,
204                       variavel,
205                       niveis,
206                       inclusao.s,
207                       alpha = 0.9){
208   semana.mu <- c(mean(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)),
209                 mean(cv.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))

```

```

210 semana.sigma <- cov(cbind(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100),
211                          cv.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))
212
213
214 semana.cor <- cor(cbind(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100),
215                          cv.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))
216
217 alpha_levels <- alpha
218 names(alpha_levels) <- alpha_levels
219 contour_data <- plyr::ldply(alpha_levels,
220                             ellipse,
221                             x = semana.cor,
222                             scale = c(sd(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)),
223                                       sd(cv.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100))),
224                             centre = semana.mu)
225
226 names(contour_data)[1] <- "conf"
227
228 plt.s <- ggplot() +
229   geom_point(aes(x = cv.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100),
230                 y = media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)),
231             color = "white") +
232   geom_path(data = contour_data,
233            aes(x = y, # cv
234                y = x, # media
235                group = conf)) +
236   theme_bw() +
237   geom_point(aes(x = cv.obs.semana.soja[x, variavel]*(inclusao.s/100),

```

```

235     group = conf)) +
236   theme_bw() +
237   geom_point(aes(x = cv.obs.semana.soja[x, variavel]*(inclusao.s/100),
238                 y = media.obs.semana.soja[x, variavel]*(inclusao.s/100)),
239             color = "purple",
240             size = 2) +
241   geom_point(aes(x = cv.obs.semana.soja[y, variavel]*(inclusao.s/100),
242                 y = media.obs.semana.soja[y, variavel]*(inclusao.s/100)),
243             color = "red",
244             size = 2) +
245   xlab(glue('Coeficiente de Variação de {variavel} Digestível')) +
246   ylab(glue('Média de {variavel} Digestível')) +
247   ggtitle("Soja")
248   return(plt.s)
249 }
250 }
251
252 contorno2.(x = 1,
253            y = 2,
254            niveis = 3100,
255            inclusao.s = 25.5,
256            variavel = "Energia")
257
258
259 ##### Faz a mesma coisa que foi feita para os dados de soja para os dados do farelo de milho
260 ##Produzindo os contornos conjunto para o farelo de milho e soja
261
262 media.obs.semana.milho <- as.data.frame(media.obs.semana.milho)

```

```

257
258
259 ##### Faz a mesma coisa que foi feita para os dados de soja para os dados do farelo de milho
260 ##Produzindo os contornos conjunto para o farelo de milho e soja
261
262 media.obs.semana.milho <- as.data.frame(media.obs.semana.milho)
263 min.obs.semana.milho <- as.data.frame(min.obs.semana.milho)
264 max.obs.semana.milho <- as.data.frame(max.obs.semana.milho)
265
266 media.obs.semana.soja <- as.data.frame(media.obs.semana.soja)
267 min.obs.semana.soja <- as.data.frame(min.obs.semana.soja)
268 max.obs.semana.soja <- as.data.frame(max.obs.semana.soja)
269
270 contorno. <- function(x,
271                       y,
272                       variavel,
273                       inclusao.m,
274                       inclusao.s,
275                       alpha = 0.90,
276                       niveis,
277                       #inclusao,
278                       tolerancia){
279   (valor.soja=round(((inclusao.s/100)),2))
280   (valor.milho=round(((inclusao.m/100)),2))
281   semana.mu <- c(mean(media.semana.milho[[x]][,variavel]*(inclusao.m/100)),
282                 mean(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))
283
284   semana.sigma <- cov(cbind(media.semana.milho[[x]][,variavel]*(inclusao.m/100),

```

```

283
284   semana.sigma <- cov(cbind(media.semana.milho[[x]][,variavel]*(inclusao.m/100),
285                             media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))
286
287
288   semana.cor <- cor(cbind(media.semana.milho[[x]][,variavel]*(inclusao.m/100),
289                             media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100)))
290
291   alpha_levels <- alpha
292   names(alpha_levels) <- alpha_levels
293   contour_data <- plyr::ldply(alpha_levels,
294                               ellipse,
295                               x = semana.cor,
296                               scale = c(sd(media.semana.milho[[x]][,variavel]*(inclusao.m/100)),
297                                         sd(media.semana.soja[[x]][,variavel]*(inclusao.s/100))),
298                               centre = semana.mu)
299
300   names(contour_data)[1] <- "conf"
301   milho.soja. <- data.frame(
302     milho.c = ((filter(media.obs.semana.milho, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.m/100)),
303     soja.c = ((filter(media.obs.semana.soja, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.s/100)),
304     milho.min = ((filter(min.obs.semana.milho, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.m/100)),
305     soja.min = ((filter(min.obs.semana.soja, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.s/100)),
306     milho.max = ((filter(max.obs.semana.milho, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.m/100)),
307     soja.max = ((filter(max.obs.semana.soja, Semana == x)[,variavel]*(inclusao.s/100)),
308     soja.n = n.s.soja$n[x],
309     milho.n = n.s.milho$n[x]
310   )

```

```

310 )
311 milho.soja.c <- data.frame(
312   milho.c = ((filter(media.obs.semana.milho, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.m/100)),
313   soja.c = ((filter(media.obs.semana.soja, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.s/100)),
314   milho.min = ((filter(min.obs.semana.milho, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.m/100)),
315   soja.min = ((filter(min.obs.semana.soja, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.s/100)),
316   milho.max = ((filter(max.obs.semana.milho, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.m/100)),
317   soja.max = ((filter(max.obs.semana.soja, Semana == y)[,variavel])*(inclusao.s/100)),
318   soja.n = n.s.soja$n[y],
319   milho.n = n.s.milho$n[y]
320 )
321
322 plt.contorno <- ggplot() +
323   geom_path(data = contorno_data,
324     aes(x = x,
325       y = y,
326       group = conf)) +
327   theme_bw() +
328   geom_point(data = milho.soja.,
329     aes(x = milho.c,
330       y = soja.c),
331     color = "purple",
332     size = 1.5) +
333   geom_point(data = milho.soja.c,
334     aes(x = milho.c,
335       y = soja.c),
336     color = "red",
337     size = 1.5)+

```

```

335   y = soja.c),
336   color = "red",
337   size = 1.5)+
338   xlab(glue('Media da {variavel} no farelo de Milho')) +
339   ylab(glue('Media da {variavel} no farelo de Soja')) +
340   ggtitle(glue('Contorno de confiança da {variavel}')) +
341   geom_xsidepoint(data = filter(dados.milho,
342     Semana == x),
343     aes(x = filter(dados.milho,
344       Semana == x)[,variavel]*(inclusao.m/100),
345       y = x),
346     color = "purple") +
347   geom_ysidepoint(data = filter(dados.soja,
348     Semana == x),
349     aes(y = filter(dados.soja,
350       Semana == x)[, variavel]*(inclusao.s/100),
351       x = x),
352     color = "purple") +
353   geom_xsidepoint(data = filter(dados.milho,
354     Semana == y),
355     aes(x = filter(dados.milho,
356       Semana == y)[, variavel]*(inclusao.m/100),
357       y = as.numeric(Semana)),
358     color = "red") +
359   geom_ysidepoint(data = filter(dados.soja,
360     Semana == y),
361     aes(y = filter(dados.soja,
362       Semana == y)[,variavel]*(inclusao.s/100),

```

```

363     x = as.numeric(Semana)),
364     color = "red")
365
366
367 milho.soja.$Semana <- x
368 milho.soja.c$Semana <- y
369 milho.soja.$soma <- ((inclusao.m/100)*media.obs.semana.milho[x,variavel] +
370   ((inclusao.s/100)*media.obs.semana.soja[x,variavel]
371 milho.soja.c$soma <- ((inclusao.m/100)*media.obs.semana.milho[y,variavel] +
372   ((inclusao.s/100)*media.obs.semana.soja[y,variavel]
373 milho.soja.$soma.min <- ((inclusao.m/100)*min.obs.semana.milho[x,variavel] +
374   ((inclusao.s/100)*min.obs.semana.soja[x,variavel]
375 milho.soja.c$soma.min <- ((inclusao.m/100)*min.obs.semana.milho[y,variavel] +
376   ((inclusao.s/100)*min.obs.semana.soja[y,variavel]
377 milho.soja.$soma.max <- ((inclusao.m/100)*max.obs.semana.milho[x,variavel] +
378   ((inclusao.s/100)*max.obs.semana.soja[x,variavel]
379 milho.soja.c$soma.max <- ((inclusao.m/100)*max.obs.semana.milho[y,variavel] +
380   ((inclusao.s/100)*max.obs.semana.soja[y,variavel]
381 milho.soja.soma <- rbind(milho.soja.,
382   milho.soja.c)
383
384 ic.m <- function(x, conf = 0.95){
385   nx <- n.s.milho$n[x]
386   ny <- n.s.soja$n[x]
387   mediax <- media.obs.semana.milho[x,variavel]
388   mediay <- media.obs.semana.soja[x,variavel]
389   varianciax <- var.obs.semana.milho[x,variavel]
390   varianciay <- var.obs.semana.soja[x,variavel]
391   gl <- (varianciax*(((inclusao.m/100))^2)/nx +
392     varianciay*(((inclusao.s/100))^2)/ny)^2/
393     (((varianciax*(((inclusao.m/100))^2)/nx)^2)/(nx-1)+
394     ((varianciay*(((inclusao.s/100))^2)/ny)^2)/(ny-1))
395   quantis <- c(qt((1-conf)/2, df = gl),
396     qt(1-(1-conf)/2, df = gl))
397   ic <- (mediax*(((inclusao.m/100)) + mediay*(((inclusao.s/100)))
398     + quantis * (sqrt(varianciax*(((inclusao.m/100)))^2/nx +
399     varianciay*(((inclusao.s/100)))^2/ny))
400   return(ic)
401 }
402
403 (valor.soja=round(media.obs.semana.soja[x,variavel]*(inclusao.s/niveis),2))
404 (valor.milho=round(media.obs.semana.milho[x,variavel]*(inclusao.m/niveis),2))
405
406 milho.soja.soma$LI <- ic.m(x)[1]
407 milho.soja.soma$LS <- ic.m(x)[2]
408
409 plt.soma <-
410   ggplot(milho.soja.soma,
411     aes(x = as.factor(Semana),

```

```

385   nx <- n.s.milho$n[x]
386   ny <- n.s.soja$n[x]
387   mediax <- media.obs.semana.milho[x,variavel]
388   mediay <- media.obs.semana.soja[x,variavel]
389   varianciax <- var.obs.semana.milho[x,variavel]
390   varianciay <- var.obs.semana.soja[x,variavel]
391   gl <- (varianciax*(((inclusao.m/100))^2)/nx +
392     varianciay*(((inclusao.s/100))^2)/ny)^2/
393     (((varianciax*(((inclusao.m/100))^2)/nx)^2)/(nx-1)+
394     ((varianciay*(((inclusao.s/100))^2)/ny)^2)/(ny-1))
395   quantis <- c(qt((1-conf)/2, df = gl),
396     qt(1-(1-conf)/2, df = gl))
397   ic <- (mediax*(((inclusao.m/100)) + mediay*(((inclusao.s/100)))
398     + quantis * (sqrt(varianciax*(((inclusao.m/100)))^2/nx +
399     varianciay*(((inclusao.s/100)))^2/ny))
400   return(ic)
401 }
402
403 (valor.soja=round(media.obs.semana.soja[x,variavel]*(inclusao.s/niveis),2))
404 (valor.milho=round(media.obs.semana.milho[x,variavel]*(inclusao.m/niveis),2))
405
406 milho.soja.soma$LI <- ic.m(x)[1]
407 milho.soja.soma$LS <- ic.m(x)[2]
408
409 plt.soma <-
410   ggplot(milho.soja.soma,
411     aes(x = as.factor(Semana),

```

```

412     y = soma)) +
413   geom_point(aes(x = as.factor(Semana),
414                 y = soma),
415             color = c("purple",
416                       "red")) +
417   geom_errorbar(aes(x = as.factor(Semana),
418                    y = soma,
419                    ymin = LI,
420                    ymax = LS,
421                    group = as.factor(Semana)))+
422   geom_point(aes(x = as.factor(Semana),
423                 y = soma.min),
424             color = c("purple",
425                       "red")) +
426   geom_point(aes(x = as.factor(Semana),
427                 y = soma.max),
428             color = c("purple",
429                       "red")) +
430   xlab("Semanas") +
431   ylab(glue('Soma da {variavel} no farelo de Milho e Soja')) +
432   ggtitle(glue('Gráfico de Controle para a {variavel}')) +
433   theme_bw() +
434   geom_text(aes(label=c(paste("Soja:", valor.soja, "%"), paste("Milho:", valor.milho, "%")),
435                x = 1,
436                y = soma.max*1.01))+
437   geom_hline(yintercept = (milho.soja.soma$soma[1]*(1-(tolerancia/100))) +
438   geom_hline(yintercept = (milho.soja.soma$soma[1]*(1+(tolerancia/100)))
439

```

```

440   return(list(plt.contorno = plt.contorno,
441             plt.soma = plt.soma))
442
443 }
444
445
446
447 ctrn1.2 <- contorno.(x = 18,
448                    y = 19,
449                    variavel = "Energia",
450                    inclusao.m = 48,
451                    inclusao.s = 25.5,
452                    alpha = 0.90,
453                    niveis = 3100,
454                    tolerancia = 3.5)
455
456 ctrn1.3 <- contorno.(x = 15,
457                    y = 18,
458                    variavel = "Lisina",
459                    inclusao.m = 48,
460                    inclusao.s = 25.5,
461                    alpha = 0.90,
462                    niveis = 1.1,
463                    tolerancia = 3.5)
464
465 grid.arrange(
466   ctrn1.2$plt.contorno,
467   ctrn1.3$plt.soma

```

```

467 ctrn1.2$plt.soma,
468 ctrn1.3$plt.contorno,
469 ctrn1.3$plt.soma,
470 ncol = 2,
471 nrow = 2)
472
473 ##Aplicativo
474 library(shiny)
475 load("MilhoSoja250923.RData")
476
477 # Define UI for application that draws a histogram
478 ui <- fluidPage(
479
480 # Application title
481 titlePanel("Região de confiança e análise descritiva"),
482
483 # Sidebar with a slider input for number of bins
484 sidebarLayout(
485   sidebarPanel(
486     selectInput(inputId = "variavel",
487               label = "Selecione a variável resposta",
488               choices = c("Lisina" = "Lisina",
489                          "Metionina" = "Metionina",
490                          "Cistina" = "Cistina",
491                          "Treonina" = "Treonina",
492                          "Triptofano" = "Triptofano",
493                          "Valina" = "Valina",
494                          "Arginina" = "Arginina",

```

```

495     "Energia" = "Energia")),
496     numericInput(inputId = "x",
497                 label = "Semana para obtenção do contorno",
498                 value = 1),
499     numericInput(inputId = "y",
500                 label = "Semana para verificação",
501                 value = 2),
502     numericInput(inputId = "inclusao.m",
503                 label = "Inclusão de Milho na Ração (%)",
504                 value = 65.25),
505     numericInput(inputId = "inclusao.s",
506                 label = "Inclusão de Soja na Ração (%)",
507                 value = 28.37),
508     numericInput(inputId = "alpha",
509                 label = "Nível de Confiança",
510                 value = 0.9),
511     numericInput(inputId = "niveis",
512                 label = "Nível Nutricional Mínimo",
513                 value = 1.1),
514     # numericInput(inputId = "inclusao",
515     #label = "Inclusão",
516     #value = 0.7),
517     numericInput(inputId = "tolerancia",
518                 label = "Tolerância (%)",
519                 value = 3.5)),
520
521 # Show a plot of the generated distribution
522 mainPanel(

```

```

519     value = 3.5)),
520
521     # Show a plot of the generated distribution
522     mainPanel(
523       plotOutput("distPlot"),
524       plotOutput("distPlot2")
525     )
526   )
527 )
528
529 # Define server logic required to draw a histogram
530 server <- function(input, output) {
531
532   output$distPlot2 <- renderPlot({
533
534     ctrn1.2 <- contorno1.(x = input$x,
535                          y = input$y,
536                          inclusao.m = input$inclusao.m,
537                          niveis = input$niveis,
538                          alpha = input$alpha,
539                          variavel = input$variavel)
540
541     print(ctrn1.2)
542
543     ctrn1.3 <- contorno2.(x = input$x,
544                          y = input$y,
545                          inclusao.s = input$inclusao.s,
546                          alpha = input$alpha,

```

```

539     variavel = input$variavel)
540
541     print(ctrn1.2)
542
543     ctrn1.3 <- contorno2.(x = input$x,
544                          y = input$y,
545                          inclusao.s = input$inclusao.s,
546                          alpha = input$alpha,
547                          niveis = input$niveis,
548                          variavel = input$variavel)
549
550     print(ctrn1.3)
551
552     grid.arrange(
553       ctrn1.2,
554       ctrn1.3,
555       ncol = 2,
556       nrow = 1)
557   })
558
559   output$distPlot <- renderPlot({
560
561     ctrn1.2 <- contorno.(x = input$x,
562                        y = input$y,
563                        variavel = input$variavel,
564                        inclusao.m = input$inclusao.m,
565                        inclusao.s = input$inclusao.s,
566                        alpha = input$alpha

```

```
556     nrow = 1)
557   })
558
559   output$distPlot <- renderPlot({
560
561     ctrn1.2 <- contorno.(x = input$x,
562                         y = input$y,
563                         variavel = input$variavel,
564                         inclusao.m = input$inclusao.m,
565                         inclusao.s = input$inclusao.s,
566                         alpha = input$alpha,
567                         niveis = input$niveis,
568                         #inclusao = input$inclusao,
569                         tolerancia = input$tolerancia)
570
571     grid.arrange(
572       ctrn1.2$plt.soma,
573       ctrn1.2$plt.contorno,
574       ncol = 2,
575       nrow = 1)
576   })
577 }
578
579
580 # Run the application
581 shinyApp(ui = ui, server = server)
582 |
583
```