

CAPÍTULO XX

MODELAGEM PARAMÉTRICA APLICADA NA ESTIMAÇÃO DO DESEMPENHO PRODUTIVO E PARÂMETROS FISIOLÓGICOS DE OVINOS MORADA NOVA

**Patrício Gomes Leite
Jordânio Inácio Marques
Gerônimo Barbosa Alexandre**

MODELAGEM PARAMÉTRICA APLICADA NA ESTIMAÇÃO DO DESEMPENHO PRODUTIVO E PARÂMETROS FISIOLÓGICOS DE OVINOS MORADA NOVA

Patrício Gomes Leite

Aluno do Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Campina Grande

E-mail: pgomesleite@gmail.com

Jordânio Inácio Marques

Aluno do Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Federal de Campina Grande

E-mail: jordanioinacio@hotmail.com

Gerônimo Barbosa Alexandre

Professor EBTT do Instituto Federal do Pernambuco – IFPE Campus Garanhuns

Aluno do Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande

E-mail: geronimo.alexandre@garanhuns.ifpe.edu.br

RESUMO: A caracterização (modelagem) da unidade de produção animal é de suma importância para o projeto e expansão (produção em escala industrial) de instalações de confinamento ou para simulações em tempo real de problemas rotineiros em galpões análogos. Diante disso, o objetivo desse trabalho foi apresentar modelos heurísticos, para a predição do desempenho produtivo e parâmetros fisiológicos de ovinos da Raça Morada Nova, em função da temperatura ambiente e umidade relativa do ar a que os animais foram submetidos. O modelo desenvolvido tem, como variáveis de entrada: temperatura do ar ($^{\circ}\text{C}$) e umidade relativa (%), sendo as variáveis de saída consideradas: consumo de água (CA, kg), consumo de ração (CR, kg), frequência respiratória (FR, $\text{mov}\cdot\text{min}^{-1}$), frequência cardíaca (FC, $\text{bat}\cdot\text{min}^{-1}$) e temperatura superficial (TS, $^{\circ}\text{C}$). Para tanto, neste projeto utilizou-se ferramenta computacional para construção dos modelos do processo o software SCILAB. Esta ferramenta oferece diversas funcionalidades para simulação de cenários e construção de diversos modelos que atenderam as necessidades do presente trabalho. Com base na comparação entre os resultados gerados pelo modelo e os experimentais, obtiveram-se coeficientes de determinação (R^2) – índice de confiança – na ordem de 0,97; 0,9; 0,96; 0,9957 e 0,9996, para CA, CR, FR, FC e TS, respectivamente.

PALAVRAS-CHAVE: Águas salinas, conforto térmico, modelagem matemática.

1. INTRODUÇÃO

Para a região semiárida do Nordeste brasileiro, a atividade pecuária é de considerável relevância, sobretudo a criação de caprinos e ovinos, apesar de ainda apresentarem baixa eficiência na produção. A interação do animal com o ambiente deve ser considerada quando se busca maior produtividade, sendo as diferentes respostas do animal às peculiaridades da região que determinam o sucesso da

atividade (COSTA, 2012).

O fornecimento adequado de água na produção animal é importante para suprir as necessidades dos animais e manter seu bem-estar, o que favorece o desenvolvimento e o ganho de peso. Os pequenos ruminantes, principalmente os caprinos e os ovinos, são animais eficientes na utilização da água quando comparado aos bovinos, tendo em vista que, além dos seus portes serem diferentes, um dos fatores importantes é quanto ao aproveitamento da água ingerida e a excreção, que apresentam um melhor rendimento nos pequenos ruminantes.

As águas profundas encontradas na região do Nordeste brasileiro apresentam ampla variação, contendo água com varias concentrações de minerais, variando de 0,00002 dS m⁻¹ ou 0,0128 mg.L⁻¹ de SDT a 75 dS m⁻¹ ou 48.000 mg.L⁻¹ de SDT (CPRM, 2012), apresentando água de boa qualidade quanto à condutividade elétrica e águas salinizadas imprópria ao consumo humano, podendo essas serem utilizadas na saciedade dos animais nos períodos de escassez, sendo necessário conhecer até quais concentrações de sais contidas nessas águas e que os animais conseguem ingerir sem afetar sua saúde.

Por essa razão, é fundamental conhecer a tolerância dos ovinos da raça Morada Nova criados no semiárido brasileiro à águas salinas e uma das formas de se ampliarem as fontes hídricas e propor alternativas para dessedentação para ovinos em confinamento ingerindo água com diferentes concentrações de sais, por um determinado período sem ocasionar efeitos nocivos à saúde dos animais.

A atividade de identificação e modelagem de sistemas é uma peça fundamental em estruturas de controle mais sofisticadas, tornando possível o conhecimento e quantificação das interações do ambiente com o animal assim como suas influencias. Diversos algoritmos, como controle preditivo e controle robusto, além de ferramentas de otimização em tempo real, dedicam boa parte de seus esforços para obter formas satisfatórias de se descrever os sistemas que se deseja controlar ou otimizar (ORENSTEIN, 2013). Uma das ferramentas que pode ser utilizada para construir os modelos matemáticos que fornecem a relação causa-efeito das variáveis de decisão do processo é a identificação de sistemas, em especial os modelos lineares e não lineares.

Não existe um roteiro padrão para obter bons modelos em Identificação de Sistemas (ALEXANDRE e LIMA, 2013). O processo de identificação é caracterizado como um processo de busca: busca de uma estrutura de modelo razoável, busca por um modelo representativo de uma dada estrutura, entre outros (AGUIRRE, 2004). Sendo este processo caracterizado por sua forte iteratividade. Além disso, ele não pode ser completamente automatizado; tornando-se necessário a decisões do especialista no sistema que serão agregadas a cálculos numéricos formais para se obter uma eficiência razoável no processo de identificação.

Algumas etapas típicas podem servir de roteiro inicial para se obter um modelo mais adequado, conforme LJUNG (2005), são elas: Tratamento dos dados – visualização, filtragem, remoção de média entre outros; Métodos de identificação não paramétrica: resposta ao impulso, resposta ao degrau, análise da resposta em

frequência, entre outros; Métodos de identificação de parâmetros em várias estruturas de modelos; Validação do modelo estimado com os dados experimentais coletados; Comparação com outros modelos estimados.

Neste projeto utilizou-se o Software SCILAB como ferramenta computacional para implementação dos modelos de Estimação do processo. Esta ferramenta, oferece diversas funcionalidades para simulação de cenários, diversos métodos, opções de estimação de função de transferência e do modelo do processo que atenderam as necessidades do trabalho.

2. OBJETIVOS

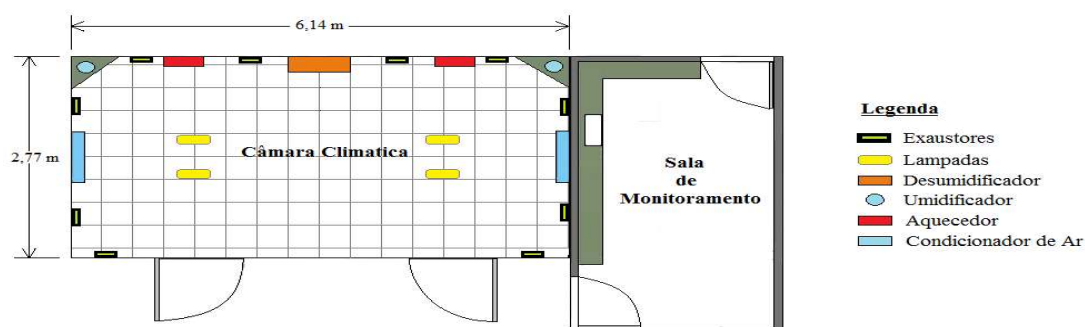
O objetivo deste Trabalho é apresentar um modelo heurístico, para a predição do desempenho produtivo e parâmetros fisiológicos de ovinos da Raça Morada Nova, submetidos a diferentes temperaturas e variação de umidade relativa do ar.

3. MATERIAIS E METÓDOS

O trabalho foi desenvolvido em câmara bioclimática pertencente ao LaCRA – Laboratório de Construções Rurais e Ambientais da Unidade Acadêmica de Engenharia da Universidade Federal de Campina Grande (Figura 1), no município de Campina Grande, Paraíba (7° 13' 51" Sul, 35° 52' 54" Oeste).

A iluminação do interior da câmara foi feita com luz fluorescente, que permaneceu acesa das 6 às 17h. Para o resfriamento e aquecimento da câmara, foi utilizado dois condicionadores de ar do tipo SPLIT com capacidade de 18.000 Btus, e dois aquecedores. A umidade relativa do ar foi controlada através de umidificadores e a velocidade do vento através de ventiladores laterais e exaustores. Para manutenção da temperatura e umidade relativa do ar no interior da câmara bioclimática, foi utilizado um controlador do tipo MT-530 PLUS da Full Gauge Controls®, controlado via computador através do SITRAD®, software para aquisição, controle, monitoramento e visualização dos dados no interior da câmara bioclimática (parâmetros bioclimáticos).

Figura 1. Ilustração da câmara climática para simulação das condições estressoras.



Foram utilizados 18 animais da raça Morada Nova, todas fêmeas, com idade média de 10 meses e pesando em torno de 25 ± 3 kg, alojadas em gaiolas metabólicas, providas de comedouros e bebedouros (Ver Figura 2). Os animais foram mantidos em duas diferentes temperaturas, a primeira de 26 °C e a segunda com 32 °C. Diariamente a câmara bioclimática era lacrada às 6h, sendo aberta apenas para a entrada do avaliador no momento da coleta dos dados, sendo posteriormente fechada. Após às 17h a porta da câmara bioclimática era aberta e os animais ficavam mantidos durante 13 horas em temperatura ambiente, que ficou com média de $23,45 \pm 2,75^\circ\text{C}$. O experimento foi realizado em duas etapas, cada uma com 9 animais, em função da capacidade da câmara. Foram utilizados três níveis de salinidade da água (Ver Tabela 2), quais sejam: 1200, 4800 e 7200 mg.L^{-1} , correspondendo a 3,0; 6,0 e 9,0 dS.m^{-1} . As soluções foram confeccionadas em caixa d'água de 200 litros, adicionando-se cloreto de sódio sem iodo à água proveniente da companhia de esgoto e saneamento da Paraíba para alcançar a condutividade elétrica desejada. Diariamente, foram realizadas leituras das condutividades da água de cada tratamento com o condutivímetro digital.

Os animais foram distribuídos em um delineamento inteiramente casualizado, em esquema de fatorial 2 (temperaturas) x 3 (níveis de sais) com seis repetições. O efeito da temperatura e a salinidade utilizando teste Tukey.

O período experimental foi de 15 dias por etapa, sendo 5 dias destinados ao período pré-experimental, para adaptação dos animais as condições experimentais, e dez dias destinados a coleta de dados, totalizando 60 dias.

Todos os animais foram inicialmente pesados, identificados e receberam ração completa, ofertadas duas vezes ao dia, às 6 e às 17h, estimando a quantidade de alimento ingerido para estabelecer 15% de sobras, realizando-se o reajuste diário da quantidade ofertada. A participação dos ingredientes e a composição química da dieta experimental encontram-se na Tabela 1.

Figura 2. Ilustração da disposição dos animais na câmara climática.

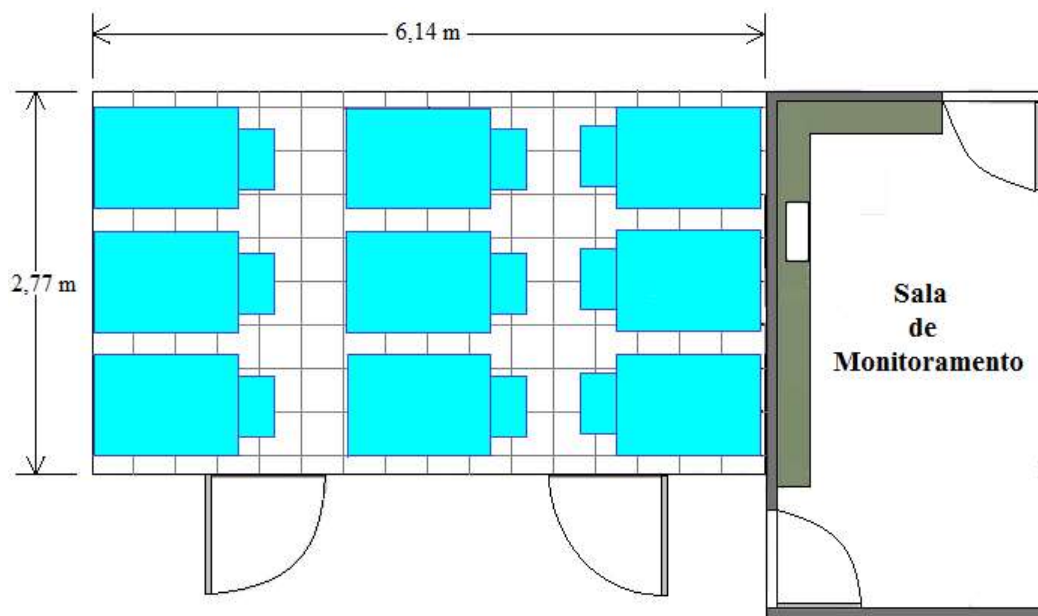


Tabela1. Dieta experimental baseado na matéria seca.

Ingredientes	Kg
Farelo de Milho	25,00
Farelo de Soja	18,00
Suplemento Mineral ¹	2,00
Feno de Tifton	55,00
Composição Química	(%)
Matéria Seca	90,00

Tabela 2. Os valores médios das variáveis condutividade, sólidos totais dissolvidos, pH, temperatura, sódio, cloro, cálcio, magnésio, potássio e alcalinidade das águas oferecidos aos ovinos experimentais.

Variáveis	Sólidos dissolvidos totais (mg.L ⁻¹)		
	1920	4800	7200
Condutividade (dS/m)	3,00	6,00	9,00
pH	7,57	7,2	7,1
Temp.(°C)	26,2	26	26,3
Na (mg.L ⁻¹)	-	-	-
Ca (mg.L ⁻¹)	70	80,8	90,5
Mg (mg.L ⁻¹)	196,4	188	190
K (mg.L ⁻¹)	-	-	-
Cl (mg.L ⁻¹)	399	432,09	903
AlCa. (mg.L ⁻¹)	94,6	95,5	96,4

A oferta de água também foi feita à vontade, sendo mensurado diariamente através de pesagem como modo de quantificação de consumo diário, sendo feito sempre pela manhã, em seguida era feita a reposição da água consumida pelo animal.

Para os parâmetros fisiológicos frequência respiratória (FR), frequência cardíaca (FC), temperatura retal (TR) e temperatura superficial (TPêlo), foram aferidas no 8º, 11º e no 14º dia experimental em todos os animais uma vez ao dia, às 9 às horas.

A FR foi medida pela observação dos movimentos laterais do flanco, durante o período 1 minuto e coletado o movimento por minuto. A FC foi quantificada com o auxílio de um estetoscópio na região da terceira costela do animal, na região lateral do tórax, durante 1 minuto. Para mensuração da TR foi utilizado um termômetro clínico veterinário com escala até 44 °C, introduzido no reto do animal, permanecendo por um período médio de um minuto, realizando-se a anotação da temperatura obtida. A Temperatura corporal foi determinada por meio de um termômetro infravermelho digital, e foi mensurada em três pontos determinados do corpo do animal: frente, dorso e canela, e depois calculado a média dessas três temperaturas.

Para avaliar o grau de dissipação de calor dos animais, foram calculados os

gradientes térmicos entre a temperatura retal e temperatura superficial (TR-TS) e entre temperatura superficial e temperatura ambiente (TS-TA).

O comportamento ingestivo dos animais foi realizado no final de cada fase (15º dia), sendo realizadas visualmente pelo método de varredura instantânea, em intervalos de cinco minutos, utilizando-se a metodologia proposta por JONHSON & COMBS (1991), por um período de 24 horas. As observações iniciaram às 7 h da manhã indo até às 7 horas do dia seguinte. A câmara climática foi mantida sob iluminação artificial à noite, durante todo o período de avaliação. As variáveis comportamentais observadas foram em pé ruminando (EPR), deitado ruminando (DR), ócio em pé (OEP), ócio deitado (OD) em pé comendo para determinação do tempo despendido em alimentação, ruminação e ócio. Para essas observações foi realizado um prévio treinamento com os observadores. Também foi registrado o número de vezes que o animal defecava, urinava e procurava por água.

Para avaliação da mastigação merícica, foram utilizados três animais de cada tratamento, em dois períodos, das 22 a 00 hora e das 2 às 4 h. Esse período foi determinado para observação da mastigação merícica, uma vez que a maior frequência de ruminação ocorre nesses horários, a partir de observações preliminares, determinando-se o número de mastigações merícicas e o tempo despendido na ruminação de cada bolo ruminal (segundos/bolo), com a utilização de cronômetro digital. Essa mastigação foi calculada através de três tempos de 20 segundos, sendo a média multiplicada por três para a obtenção do tempo de mastigação/minuto.

De posse dos dados é necessário realizar um pré-tratamento dos mesmos e, para isto, foi utilizado um aplicativo do SCILAB chamado “identification”. O Identification é, basicamente, uma interface gráfica para o usuário (GUI) das funções disponíveis no toolbox. Nele é possível selecionar os arquivos de dados que serão usados tanto para estimar o tipo de modelo (Working Data) como para validá-lo (Validation Data). É importante destacar que, sempre que possível, sejam utilizados arquivos de dados distintos para a estimação e para a validação evitando que o modelo “aprenda” com os dados usados na modelagem e perca a capacidade de generalização que é fundamental neste processo (Adaptado de ALEXANDRE e LIMA, 2013).

O aplicativo fornece vários métodos (modelos) de identificação de sistemas dentre eles: modelo ARX (do Inglês Autoregressive with Exogenous Inputs), modelo ARMAX (do Inglês Auto Regressive Moving Average with Exogenous Inputs), modelo OE (Output Error), modelo FIR (Finite Impulse Response) e expansão ortogonal, modelo Box-Jenkins, mínimos quadrados linear e recursivo, RARX (ARX Recursive), modelos não lineares (Non Linear Model), State Space e By Initial Model.

O modelo usado considera um sistema de entrada $u(k)$ e saída $y(k)$, dado pela equação linear de diferenças (1),

$$y(k) + a_1y(k - 1) + \dots + a_ny(k - n) = b_1y(k - 1) + \dots + b_my(k - m) + e(k) \quad (1)$$

onde todas as amostras de entrada e saída são conhecidas. A amostragem é feita desta forma, T, 2T, 3T...NT onde T é o período de amostragem, no caso do período de amostragem unitário, T = 1, 1, 2 ,3...N, onde N é o número de

amostras, k é o tempo discreto, sendo $e(k)$ um ruído ou erro de medição. Reescrevendo (2), isolando $y(k)$, temos,

$$y(k) = -a_1y(k-1) - \dots - a_ny(k-n) + b_1y(k-1) + \dots + b_my(k-m) + e(k) \quad (2)$$

A expressão (2) pode ser escrita de forma compacta, introduzindo os vetores:

$$\theta = [a_1 \dots a_n \ b_1 \dots b_m]^T \quad (3)$$

$$\varphi = [-y(k-1) \dots -y(k-n) \ u(k-1) \dots u(k-m)]^T \quad (4)$$

Com base nas equações (3) e (4), podemos escrever (5), denominado de modelo de regressão linear,

$$y(t) = \varphi^T(k)\theta + e(k) \quad (5)$$

onde θ é o vetor de parâmetros desconhecido (vetor estimado), de dimensão $(n+m) \times 1$, $\varphi(k)$ é o vetor de medição entrada/saída do sistema (conhecido) e o sinal $e(k)$ representa o erro de modelagem, erro de medição ou ruído na saída do tipo estocástico, determinístico ou off-set. Sabendo o valor do vetor de parâmetros θ , teremos a saída estimada pelo identificador. Tal saída é dada como:

$$y_c(k|\theta) = \varphi^T(k)\theta \quad (6)$$

A representação matricial da expressão (5), admitindo N medições realizadas e suficientes para determinar os parâmetros $a_i, i = 1, \dots, n$ e $b_j, j = 1, \dots, m$, é dado como:

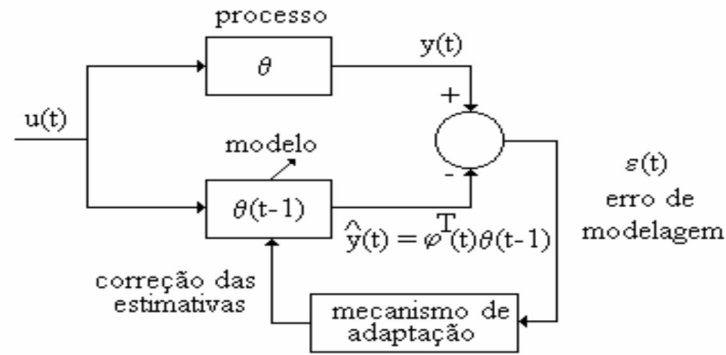
$$\begin{bmatrix} y_n \\ y_{n+1} \\ y_{n+2} \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y_{n-1} \dots & -y_0 & u_{n-1} \dots & u_{n-m} \\ -y_n \dots & y_1 & u_n \dots & u_{n-m+1} \\ -y_{n+1} \dots & y_2 & u_{n+1} \dots & u_{n-m+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -y_{N-1} \dots & -y_{N-n} & u_{N-1} \dots & u_{N-m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_n \\ e_{n+1} \\ e_{n+2} \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \quad (7)$$

Uma vez que o cálculo do vetor θ é dado por:

$$\theta = [\varphi\varphi^T]^{-1}\varphi^TY \quad (8)$$

A equação (8) é o estimador não recursivo de parâmetros. Muitas vezes o processo de inversão de matrizes pode ser complicado e a necessidade de se utilizar os dados sequencialmente para atualizar o vetor de parâmetros de um determinado modelo, torna-se vital para algumas aplicações. Daí surge à necessidade do estimador recursivo, cujo procedimento pode ser ilustrado pela Figura 3.

Figura 3. Procedimento iterativo na estimação de parâmetros.



Fonte: Aguirre (2004).

O algoritmo do estimador de mínimos quadrados recursivo pode ser descrito pelos seguintes passos:

- a. Medir a saída e entrada do sistema;
- b. Atualizar o vetor de medidas, com base na equação (9);

$$\varphi^T(k+1) = [-y(k) \quad -y(k-1) \quad \dots \quad u(k-d) \quad \dots \quad u(k-d-1)] \quad (9)$$

onde d é um atraso.

- c. Calcular o erro de previsão (estimação) usando a equação (10);

$$\varepsilon(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k+1)\theta_c(k) \quad (10)$$

- d. Calcular o ganho do estimador conforme equação (11);

$$K(k+1) = \frac{P(k)\varphi(k+1)}{1 + \varphi^T(k+1)P(k)\varphi(k+1)} \quad (11)$$

onde $P(k)$ é a matriz de covariância, que deve ser inicializada corretamente e calculada no passo (f).

- e. Calcular o vetor de parâmetros estimados utilizando a equação (12);

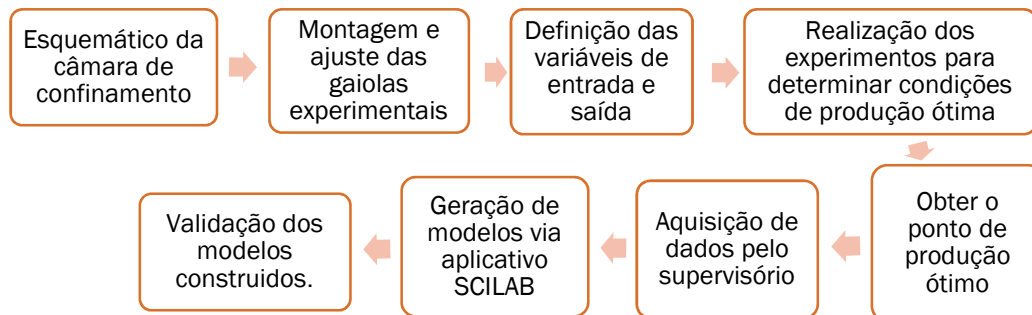
$$\theta_c(k+1) = \theta_c(k) + K(k)\varepsilon(k+1) \quad (12)$$

- f. Calcular a matriz de covariância com base na equação (13).

$$P(k+1) = P(k)[1 - K(k+1)\varphi^T(k+1)] \quad (13)$$

A metodologia proposta para consecução dos objetivos estabelecidos, consiste na implementação do diagrama de blocos da Figura 4.

Figura 4. Fluxograma descritivo da metodologia proposta.



4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os dados obtidos experimentalmente apresentam alto grau de correlação cruzada e não linearidade, para tal fato a literatura da área aconselha usar o modelo não linear ARX (do inglês, AutoRegressive with eXogenous Inputs), sendo usado neste trabalho o modelo de Hammerstein-Wiener, tendo duas entradas (Temperatura e umidade relativa do ar) e uma saída para cada resposta modelada, para corrigir a não linearidade de entrada e saída foi utilizada a transformada de Wavelet, a taxa (intervalo) de amostragem utilizada foi de um segundo e função peso da não linearidade de 10 unidades. Para cada variável estimada foi observado a função perdas (critério de parada do algoritmo) que variou para cada variável estimada. A ordem das funções de transferência ilustradas na equação (4) e os coeficientes a serem estimados da equação (1), foram respectivamente, $n_b = [2 \ 2]$ (matriz ponderada das entradas); $n_f = [3 \ 3]$ (matriz ponderada das saídas) e $n_k = [1 \ 1]$ (matriz ponderada do ruído de medição).

As Figuras 5-12 ilustram a estimação de parâmetros produtivos e fisiológicos dos ovinos em confinamento fornecidos pelo aplicativo “Identification” do SCILAB. A Figura 13 ilustra o comportamento dos dados medidos no experimento (no caso a resposta da frequência respiratória do animal em função da variação de temperatura ao longo do tempo - amostras), que são usados como entrada do aplicativo para fazer a análise de padrão pelo algoritmo (etapa de aprendizagem do modelo). Os dados utilizados neste trabalho foram coletados durante seis meses de experimento, organizados numa matriz de 8x6000, onde as colunas representam as variáveis medidas (duas entradas e quatro saídas) e as linhas representam as amostras ao longo do tempo. Estes dados foram utilizados para alimentar o estimador de parâmetros na identificação do modelo do processo.

Figura 5. Predição do consumo de água dos ovinos, índice de confiança de 0,9698.

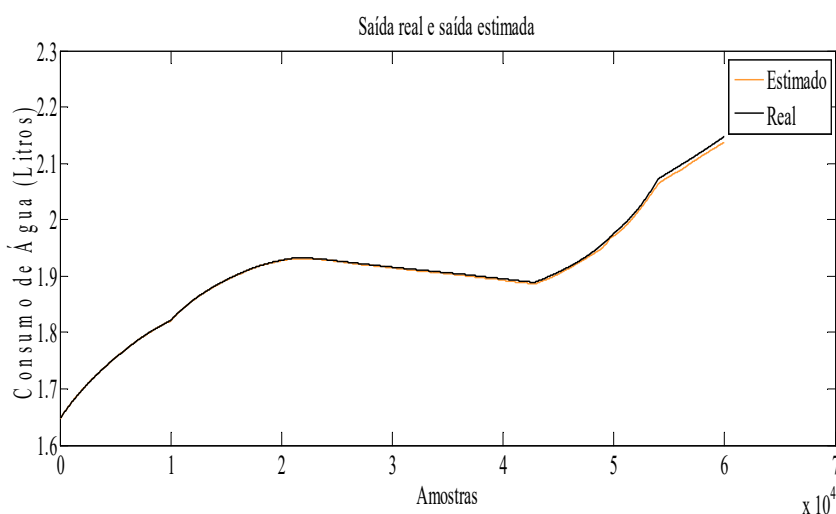


Figura 6. Resposta do modelo paramétrico do consumo de água ao degrau unitário. Percebe-se que em regime permanente a função converge para um valor fixo, mostrando que o modelo desenvolvido apresenta boa estabilidade e controlabilidade.

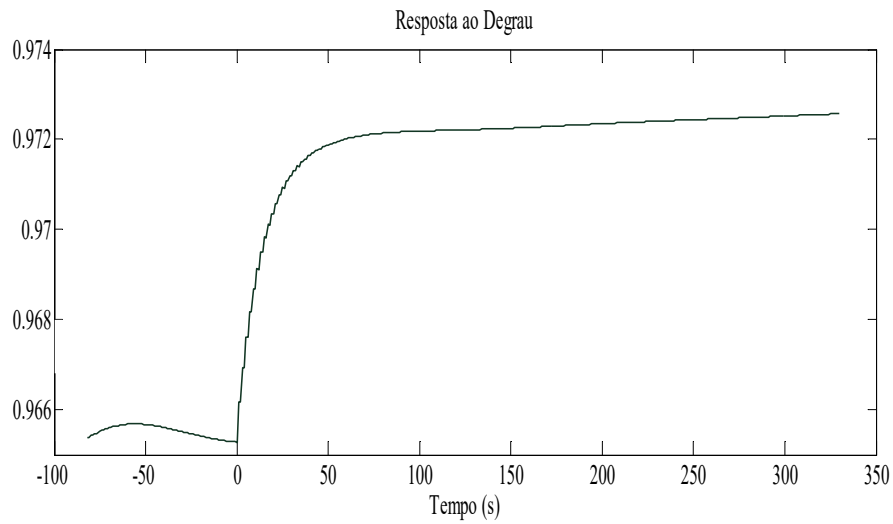


Figura 7. Predição do consumo de água dos ovinos, índice de confiança de 0,86.

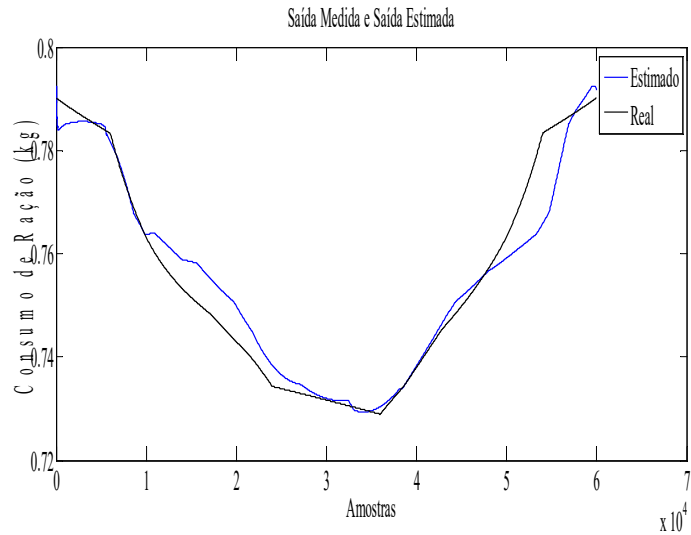


Figura 8. Resposta do modelo paramétrico para predição do consumo de ração ao degrau.

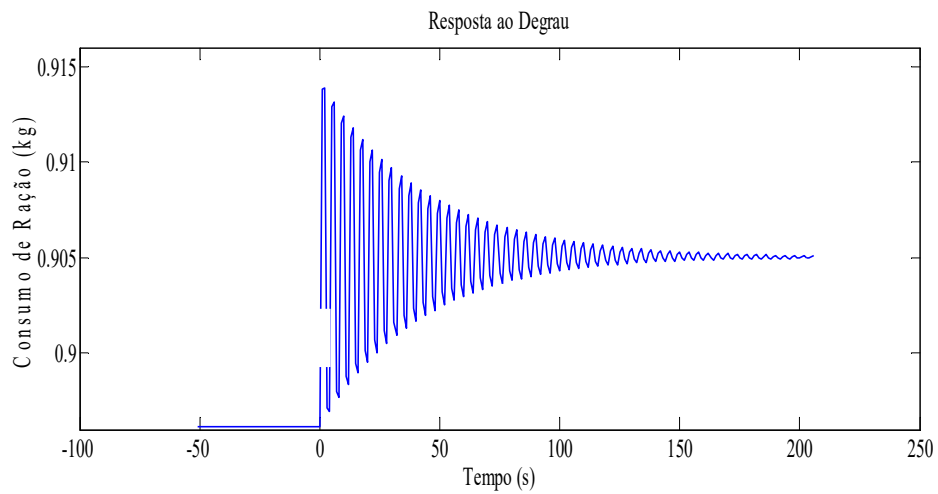


Figura 9. Predição da frequência cardíaca, índice de confiança de 0,9675.

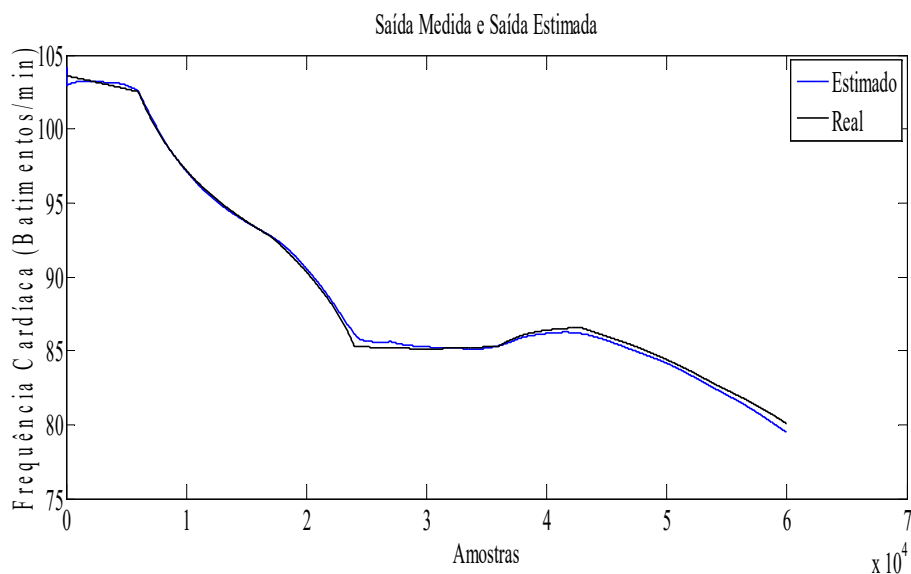
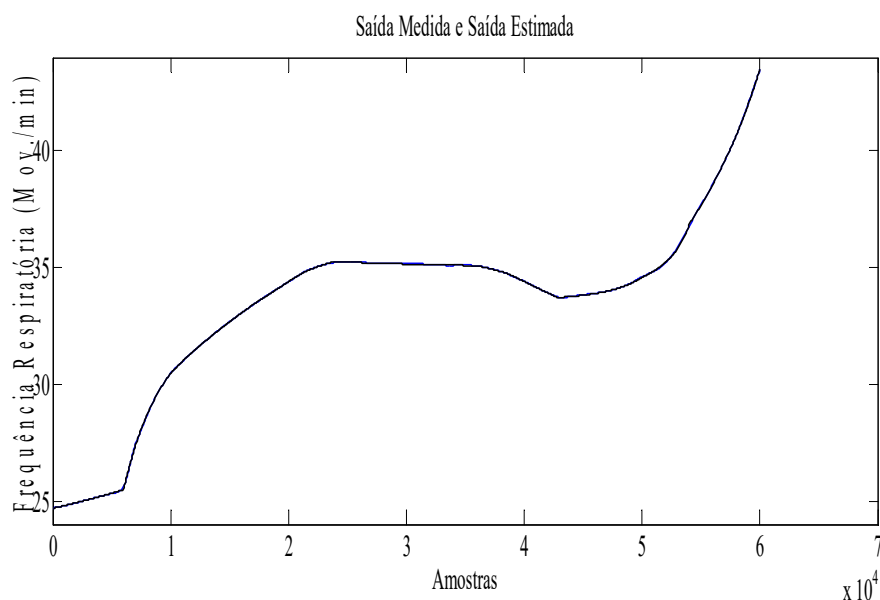


Figura 10. Predição da frequência respiratória, índice de confiança de 0,9957.



Observando as Figuras 7 e 8, percebe-se que o modelo de segunda ordem não conseguiu mapear as entradas e saídas medidas apresentando um baixo grau de confiança, esta característica pode ser observada com o degrau unitário aplicado a este modelo, pois a função apresenta comportamento oscilatório, introduzindo erros nas medições em campo. Este fato sugere que o modelo deve ser refinado, respeitando as limitações de hardware e software, neste um polo no numerador das funções de transferências ($n_b = [2 \ 2 \ 2]$; $n_f = [1 \ 1 \ 1]$ e $n_k = [3 \ 3 \ 3]$).

Figura 8. Resposta do modelo ao degrau unitário de umidade aplicado ao modelo paramétrico de estimação da respiração respiratória. Percebe-se que durante um intervalo de tempo há um transitório (oscilatório com overshoot de aproximadamente 0,04) e depois o modelo estabiliza.

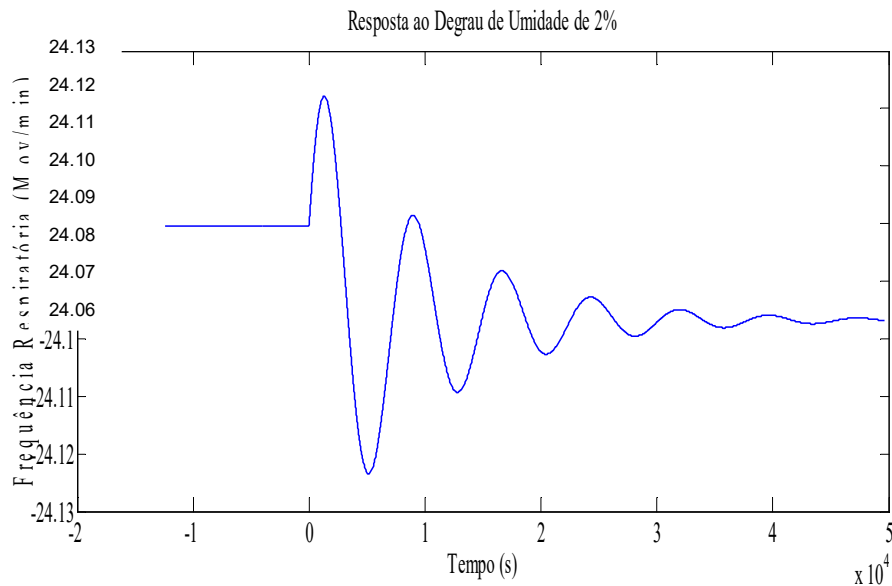
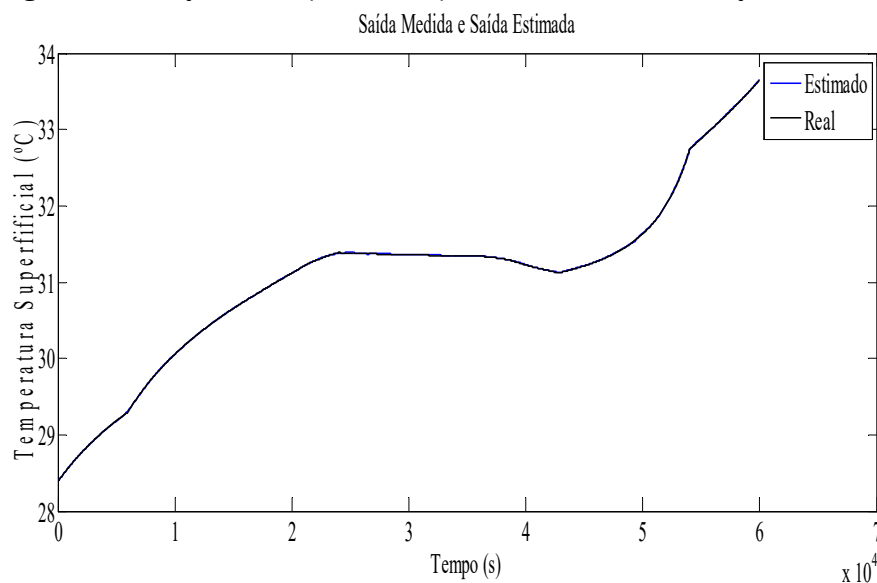


Figura 11. Predição da temperatura superficial, índice de confiança de 0,9996.



Construídos e validados os modelos heurísticos que descrevem a dinâmica do processo, constatado a estabilidade e a controlabilidade dos modelos, a próxima etapa é o projeto e validação dos sistemas de instrumentação e controle aplicados ao processo por meio de ferramentas especializadas.

O ajuste dos parâmetros de um controlador é chamado de sintonia (tuning). Quando se tem um modelo matemático, representativo, do sistema, a escolha dos parâmetros do controlador recai no desenvolvimento de um projeto, que pode ser feito com base no método do lugar geométrico das raízes, Ziegler e Nichols ou a sintonia por técnicas inteligentes baseadas no histórico do processo. Contudo o procedimento inicial é avaliar a resposta ao degrau e resposta em frequência para

verificar a estabilidade em malha aberta e em malha fechada. Por ser de fácil ajuste a técnica de controle, mas usada é a estratégia PID (controlador proporcional, integral e derivativo), implementada em um CLP (controlador lógico programável).

Figura 12. Resposta do modelo paramétrico ao degrau unitário de $-6\text{ }^{\circ}\text{C}$ na temperatura da câmara bioclimática. Percebe-se que a resposta é estável e controlável.

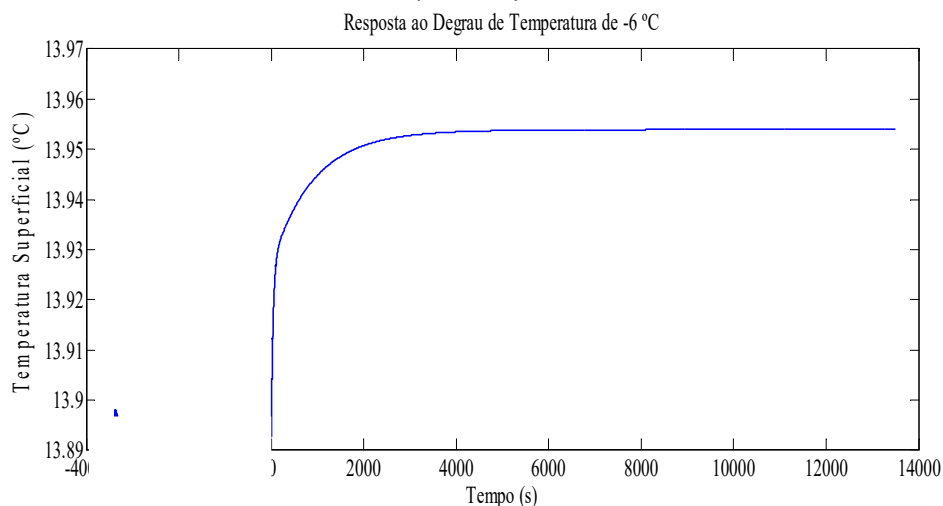
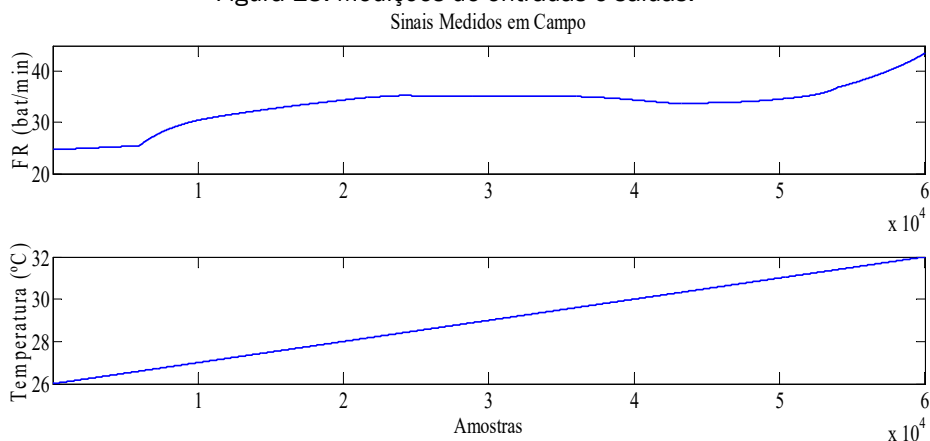


Figura 13. Medições de entradas e saídas.



5. CONCLUSÕES

Os modelos heurísticos propostos permitem estimar, com eficiência, o consumo de água, consumo de ração, frequência respiratória e frequência cardíaca de ovinos da raça Morada Nova, submetidos a diferentes temperaturas e níveis de salinidade. Tais modelos possibilitam o desenvolvimento de estratégias de controle para a câmara bioclimática, o que pode ser uma motivação para estudos futuros, que visem à automação do processo e conseqüentemente, o re-projeto do sistema de instrumentação e controle da câmara de confinamento, visando à otimização da produção e o bem estar animal.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Laboratório de Construções Rurais e Ambiente da UFCG e o apoio financeiro do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução a Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. 2005. 2ª edição, Editora UFMG.

ALEXANDRE, G. B. & LIMA, A.M.N. **Diagnose de Falhas e Gestão de Alarmes em Sistemas de Instrumentação e Controle Industrial**. Trabalho de Conclusão de Curso, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, 2013, Campina Grande, Brasil.

COSTA, S.A.P. **Oferta de águas com níveis de salinidade para ovinos Morada Nova**. Petrolina, UNIVASF, 2012. 45p. Dissertação (Mestrado).

JOHNSON, T.R.; COMBS, D.K. Effects of prepartum diet, inert rumen bulk, and dietary polyethylene glycol on dry matter intake of lactating dairy cows. **Journal Dairy Science**, v.74, n.3, p.933-944, 1991.

LJUNG L. **System Identification: Theory for the User**. 2005. Second edition, Prentice Hall Information and System Sciences Series.

ORENSTEIN, L. P. **Procedimento para identificação de sistemas dinâmicos em ambiente industrial**. Dissertação de mestrado, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013, Rio de Janeiro, Brasil.

ABSTRACT: The characterization (modeling) of the animal production unit is extremely importance to the project and expansion (industrial scale production) of containment facilities or for real-time simulations of routine problems like sheds. Thus, the aim of this study was to present heuristic models to predict growth performance and physiological parameters of sheep race Morada Nova, depending on the ambient temperature and relative humidity to which the animals were submitted. The model developed has, as input variables: air temperature ($^{\circ}\text{C}$) and relative humidity (%), and the output variables considered: water consumption (WC, kg), feed intake (FI, kg), respiratory frequency rate (RF, $\text{mov}\cdot\text{min}^{-1}$), heart rate (HR, $\text{beat}\cdot\text{min}^{-1}$) and surface temperature (ST, $^{\circ}\text{C}$). Therefore, this project used a computational tool build the process models SCILAB software. This tool offers

several functionalities for simulation scenarios and construction of several models that met the needs of this work. Based on the comparison enters the results generated by the model and the experimental yielded coefficients of determination (R^2) - confidence index - on the order of 0.97; 0.9; 0.96; 0.9957 and 0.9996, for WC, FI, RF, HR and ST respectively.

KEYWORDS: Saline water, thermal comfort, mathematical modeling.