

**APLICAÇÃO DE SISTEMAS *FUZZY* E
NEURO-*FUZZY* PARA PREDIÇÃO DA
TEMPERATURA RETAL DE FRANGOS DE
CORTE**

LEANDRO FERREIRA

2009

LEANDRO FERREIRA

**APLICAÇÃO DE SISTEMAS *FUZZY* E NEURO-
FUZZY PARA PREDIÇÃO DA TEMPERATURA
RETAL DE FRANGOS DE CORTE**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas, área de concentração Modelagem de Sistemas Biológicos, para a obtenção do título de "Mestre".

Orientador

Prof. Dr. Tadayuki Yanagi Junior

Co-orientador

Prof. Dr. Wilian Soares Lacerda

LAVRAS
MINAS GERAIS - BRASIL

2009

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da
Biblioteca Central da UFLA**

Ferreira, Leandro.

Aplicação de sistemas *fuzzy* e *neuro-fuzzy* para predição da temperatura retal de frangos de corte / Leandro Ferreira. – Lavras : UFLA, 2009.

56 p. : il.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2009.

Orientador: Tadayuki Yanagi Junior.

Bibliografia.

1. Lógica *fuzzy*. 2. Redes *neuro-fuzzy*. 3. Avicultura. 4. Conforto térmico I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 515.39

LEANDRO FERREIRA

**APLICAÇÃO DE SISTEMAS *FUZZY* E NEURO-
FUZZY PARA PREDIÇÃO DA TEMPERATURA
RETAL DE FRANGOS DE CORTE**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas, área de concentração Modelagem de Sistemas Biológicos, para a obtenção do título de "Mestre".

APROVADA em 20 de fevereiro de 2009.

Prof. Dr. Sérgio Martins de Souza	DEX/UFLA
Prof. Dr. Wilian Soares Lacerda	DCC/UFLA
Prof. Dr. Paulo César Hardoim	DEG/UFLA
Profa. Dra. Késia Oliveira da Silva Miranda	ESALQ/USP

Prof. Dr. Tadayuki Yanagi Junior - UFLA
(Orientador)

Lavras
Minas Gerais - BRASIL

À minha mãe, Nenzinha, pelo imenso amor e por todo apoio nesta caminhada,

OFEREÇO

A meu amor, Simone, pelo incentivo, paciência e apoio em todas as horas. Sempre presente, trazendo o melhor para a minha vida,

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Ao Pai eterno, por tudo em minha vida, agradeço a oportunidade de estar aqui e crescer. Agradeço por cada passo, por cada página lida, por cada cálculo realizado, pelas pessoas maravilhosas presentes nesta minha caminhada, por cada tarefa cumprida e pela sabedoria, que é a Vossa sabedoria.

Ao grande Mestre e grande Homem, pelo amor infinito e gratuito.

À grande Mãe, pelo exemplo de amor, de família e de vida.

A toda espiritualidade maior, presente em cada pensar e agir.

Ao meu pai, Silvio Ferreira, de uma forma especial, agradeço por tudo.

À família, madrinha e mãe Vilma, queridas Nêm e Damiana, Tio Paulo, Tia Neli, Tio Hécio e tantos outros, pelo apoio e carinho.

Agradeço ao Eli e à Constança, sogros queridos, pela confiança e pelo amor de uma grande família.

Ao professor e orientador Tadayuki Yanagi Junior, por tantas oportunidades. Por ter acreditado em meu trabalho e ter me proporcionado o melhor de uma vida acadêmica. Obrigado pelos grandes ensinamentos, amizade e dedicação.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA), por intermédio do Departamento de Engenharia, pela oportunidade e apoio na realização do mestrado.

À CAPES, pela concessão da bolsa de estudos.

À FAPEMIG pelo financiamento da pesquisa.

Ao amigo Alison Zille Lopes, pelo grande auxílio no desenvolvimento deste trabalho. Obrigado pelo companheirismo.

Ao professor e co-orientador Wilian Soares Lacerda, pela importante colaboração na realização deste trabalho.

À banca examinadora, composta pelos professores, Sérgio Martins de Souza, Wilian Soares Lacerda, Paulo César Hardoim e Késia Oliveira da Silva Miranda, pela participação, procedentes correções e sábias e oportunas sugestões.

Aos colegas de trabalho, Leonardo Schiassi, Valcimar Ferreira de Carvalho, Gleice Cristina de Andrade e Silva, Raphaela Christina Costa Gomes, Adriana Garcia do Amaral e Flávio Alves Damasceno, pelo apoio e companheirismo.

Aos colegas do curso de Engenharia de Sistemas, Gabriel Jesus Alves de Melo, Crysttian Arantes Paixão, Cássia Marques Batista Nobre, Ricardo Marques da Costa e Marlon Marcon, pela amizade e apoio.

Aos grandes amigos, Luiz Gustavo Fernandes Julião, Augusto Maciel da Silva, Giselle Borges e Helker Silva Paixão, pela grande amizade.

As queridas Dona Júlia e Lôla, pelo auxílio especial.

Aos professores da UFLA, em particular à Maria do Carmo Pacheco de Toledo e Costa, Gilmar Tavares e Vicente Gualberto, pelos ensinamentos.

Às funcionárias do Departamento de Engenharia, Dayane, Daniela e Sandra, sempre prestativas e amigas.

Enfim, agradeço a todos que contribuíram por mais esta importante conquista.

Muito obrigado!

BIOGRAFIA

LEANDRO FERREIRA, filho de Silvio Ferreira e Maria Aparecida Ferreira, nasceu na cidade de Lavras, MG, em 29 de março de 1982. Formou-se em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal de Lavras (UFLA), em novembro de 2006. Durante a graduação, trabalhou no Programa de Treinamento Tutorial (PET - Engenharia) e com pesquisa, nas áreas de modelagem matemática e ambiência, sendo bolsista de iniciação científica pelo CNPq. No início do ano de 2007, iniciou o curso de graduação em Matemática, pela UFLA. Em março de 2007, iniciou o Mestrado em Engenharia de Sistemas na UFLA, concentrando seus estudos na área de Modelagem de Sistemas Biológicos.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	i
LISTA DE TABELAS.....	iii
LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS	iv
RESUMO.....	vii
ABSTRACT	viii
CAPÍTULO 1 - Introdução.....	1
1 Ambiência animal - Conforto térmico.....	2
2 Sistemas inteligentes	3
2.1 Sistemas <i>fuzzy</i>	3
2.2 Sistemas neuro- <i>fuzzy</i>	4
3 Objetivos gerais e específicos	5
4 Referências Bibliográficas.....	6
CAPÍTULO 2 - Sistema <i>fuzzy</i> aplicado à predição da temperatura retal de frangos de corte.....	8
Resumo	9
Abstract.....	10
1 Introdução.....	11
2 Material e Métodos.....	16
2.1 Desenvolvimento do sistema <i>fuzzy</i>	16
2.2 Simulações.....	21
3 Resultados e Discussão.....	22
4 Conclusões.....	30
5 Referências Bibliográficas.....	31
CAPÍTULO 3 - Desenvolvimento de uma rede neuro- <i>fuzzy</i> para predição da temperatura retal de frangos de corte	35
Resumo	36

Abstract.....	37
1 Introdução.....	38
2 Material e Métodos.....	41
2.1 Desenvolvimento da rede neuro- <i>fuzzy</i>	41
2.2 Simulações.....	44
3 Resultados e Discussão.....	45
4 Conclusões.....	51
5 Referências Bibliográficas.....	52
CAPÍTULO 4 - Conclusões.....	55

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

FIGURA 1	Estrutura de uma rede neuro- <i>fuzzy</i> (LOLIMOT).	05
----------	--	----

CAPÍTULO 2

FIGURA 1	Representação de uma função de pertinência triangular.	13
FIGURA 2	Esquema ilustrativo de um sistema <i>fuzzy</i> .	14
FIGURA 3	Curvas de pertinência para as variáveis de entrada, (A) temperatura do ar (T), (B) umidade relativa (UR) e (C) velocidade do ar (V).	18
FIGURA 4	Curvas de pertinência para a variável de saída temperatura retal (TR).	19
FIGURA 5	Conjunto <i>fuzzy</i> de saída.	24
FIGURA 6	Relação funcional entre os valores de temperatura retal medidos experimentalmente (TR_{ME}) e por meio do sistema <i>fuzzy</i> (TR_{SF}) em diversas pesquisas.	27
FIGURA 7	Estimativa da temperatura retal (TR, °C) pelo sistema <i>fuzzy</i> em função da temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidades do ar de (A) $0,6 \text{ m s}^{-1}$ e (B) $2,4 \text{ m s}^{-1}$.	28
FIGURA 8	Representação do comportamento da TR simulada pelo sistema <i>fuzzy</i> ao longo de um galpão climatizado.	29
FIGURA 9	Distribuição espacial da TR ao longo de um galpão climatizado.	30

CAPÍTULO 3

FIGURA 1	Superfície gerada segundo as partições realizadas no espaço de entrada.	47
FIGURA 2	Estimativa da temperatura retal (TR, °C) pela rede <i>neuro-fuzzy</i> em função da temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidades do ar de (A) 0,6 m s ⁻¹ e (B) 2,4 m s ⁻¹ .	49
FIGURA 3	Representação do comportamento da TR simulada pela rede <i>neuro-fuzzy</i> ao longo de um galpão climatizado.	50
FIGURA 4	Distribuição espacial da TR ao longo de um galpão climatizado.	50

LISTA DE TABELAS

CAPÍTULO 2

TABELA 1	Conjuntos <i>fuzzy</i> para as variáveis de entrada e saída.	17
TABELA 2	Conjuntos <i>fuzzy</i> atingidos para $T = 25^{\circ}\text{C}$.	19
TABELA 3	Sistema de regras.	20
TABELA 4	Componentes da estrutura do galpão com suas respectivas áreas.	22
TABELA 5	Conjuntos <i>fuzzy</i> atingidos para $T = 25^{\circ}\text{C}$, $\text{UR} = 55\%$ e $V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$.	23
TABELA 6	Regras atingidas para $T = 25^{\circ}\text{C}$, $\text{UR} = 55\%$ e $V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$.	23
TABELA 7	Método de inferência tipo Mamdani para as regras 6 e 18.	23
TABELA 8	Comparação dos valores de temperatura retal (TR) medidos experimentalmente (ME) e simulados por meio do sistema <i>fuzzy</i> (SF).	26

CAPÍTULO 3

TABELA 1	Componentes da estrutura do galpão com suas respectivas áreas.	45
TABELA 2	Modelos lineares, considerando as partições do espaço de entrada.	46
TABELA 3	Cortes inferiores e superiores referentes a cada partição do espaço de entrada.	46

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

c_{ij}	Centro da função peso tipo gaussiana do i-ésimo modelo linear referente à j-ésima entrada da rede neuro- <i>fuzzy</i> ;
$\Phi_i(x)$	Função peso normalizada do i-ésimo modelo linear;
\cap	Operação intersecção <i>fuzzy</i> ;
ME	Valores medidos experimentalmente;
$\mu_A(x_i)$	Grau de pertinência do valor x_i ao conjunto <i>fuzzy</i> A;
$\mu_i(x)$	Função peso tipo gaussiana referente ao i-ésimo modelo linear;
$\mu_{T1}(T)$	Grau de pertinência da temperatura T ao conjunto <i>fuzzy</i> T1;
$\mu_{T2}(T)$	Grau de pertinência da temperatura T ao conjunto <i>fuzzy</i> T2;
$\mu_{UR2}(UR)$	Grau de pertinência da temperatura UR ao conjunto <i>fuzzy</i> UR2;
$\mu_{V2}(V)$	Grau de pertinência da temperatura V ao conjunto <i>fuzzy</i> V2;
ω_i	Parâmetros do i-ésimo modelo linear;
ω_{ij}	Parâmetro do i-ésimo modelo linear referente à j-ésima entrada da rede neuro- <i>fuzzy</i> ;
Q_i	Matriz diagonal de pesos referente ao i-ésimo modelo linear;
q_k	Valor da função peso para um correspondente x_k ;
SF	Valores simulados pelo sistema <i>fuzzy</i> ;
σ_{ij}	Desvio padrão da função peso tipo gaussiana do i-ésimo modelo linear referente à j-ésima entrada da rede neuro- <i>fuzzy</i> ;
T	Temperatura do ar, °C;

T1	Conjunto <i>fuzzy</i> T1, °C;
T2	Conjunto <i>fuzzy</i> T2, °C;
T3	Conjunto <i>fuzzy</i> T3, °C;
T4	Conjunto <i>fuzzy</i> T4, °C;
TR	Temperatura retal da ave, °C;
TR1	Conjunto <i>fuzzy</i> TR1, °C;
TR2	Conjunto <i>fuzzy</i> TR2, °C;
TR3	Conjunto <i>fuzzy</i> TR3, °C;
TR4	Conjunto <i>fuzzy</i> TR4, °C;
TR5	Conjunto <i>fuzzy</i> TR5, °C;
TR6	Conjunto <i>fuzzy</i> TR6, °C;
TR7	Conjunto <i>fuzzy</i> TR7, °C;
TR _{ME}	Temperatura retal medida experimentalmente, °C;
TR _{SF}	Temperatura retal simulada pelo sistema <i>fuzzy</i> , °C;
UR	Umidade relativa do ar, %;
UR1	Conjunto <i>fuzzy</i> UR1, %;
UR2	Conjunto <i>fuzzy</i> UR2, %;
UR3	Conjunto <i>fuzzy</i> UR3, %;
U	Operação união <i>fuzzy</i> ;
V	Velocidade do ar, m s ⁻¹ ;
V1	Conjunto <i>fuzzy</i> V1, m s ⁻¹ ;

$V2$	Conjunto <i>fuzzy</i> $V2$, $m s^{-1}$;
$V3$	Conjunto <i>fuzzy</i> $V3$, $m s^{-1}$;
$V4$	Conjunto <i>fuzzy</i> $V4$, $m s^{-1}$;
X	Matriz de dados da rede neuro- <i>fuzzy</i> ;
x_i	Valor referente a um conjunto <i>fuzzy</i> ;
x_k	Valor de entrada no instante k ;
x^T	Medida referente a cada coluna da matriz de dados;
x_k^T	Medida referente a cada coluna da matriz de dados no instante k ;
Y	Valor de saída da rede neuro- <i>fuzzy</i> ;
y_i	Resultado do i -ésimo modelo linear.

RESUMO

FERREIRA, Leandro. **Aplicação de sistemas *fuzzy* e neuro-*fuzzy* para predição da temperatura retal de frangos de corte.** 2009. 56 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG. *

Os objetivos do presente trabalho foram desenvolver e validar um sistema de suporte à decisão, utilizando sistema *fuzzy*, baseado na teoria dos conjuntos *fuzzy*, e um sistema neuro-*fuzzy* (rede neuro-*fuzzy*), baseado no algoritmo LOLIMOT (*Local Linear Model Tree*), para a predição da temperatura retal de frangos de corte. Os sistemas foram desenvolvidos com base em três variáveis de entrada: temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do ar (V), tendo como variável de saída, a temperatura retal (TR). A inferência do sistema *fuzzy* foi realizada por meio do método tipo Mamdani, que consistiu na elaboração de 48 regras e a defuzzificação por meio do Centro de Gravidade, utilizando o ambiente computacional MAPLE® 8. Para a confecção da rede neuro-*fuzzy*, foram utilizadas funções de pertinência tipo gaussiana (funções peso) com desvio padrão de 0,33 e número de partições do espaço de entrada igual a 10. A rede neuro-*fuzzy* foi desenvolvida no ambiente computacional SCILAB 4.1. Resultados experimentais, usados para a validação, mostraram que os desvios padrões médios entre os valores simulados e medidos de TR para os sistemas *fuzzy* e neuro-*fuzzy* foram de 0,13°C e 0,11°C, respectivamente. Os sistemas *fuzzy* e neuro-*fuzzy* propostos predizem satisfatoriamente a temperatura retal com base nas variáveis climáticas (T, UR e V), podendo ser utilizados como suportes à decisão em sistemas de criação de frangos de corte.

* Comitê Orientador: Dr. Tadayuki Yanagi Junior – DEG/UFLA (Orientador);
Dr. Wilian Soares Lacerda – DCC/UFLA (Co-Orientador).

ABSTRACT

FERREIRA, Leandro. **Application of fuzzy and neuro-fuzzy systems for rectal temperature prediction of broiler chickens.** 2009. 56 p. Dissertation (Master Program in Systems Engineering) - Federal University of Lavras, Lavras, MG.*

The aims of this research was to develop and validate a decision support system using fuzzy system, on the ground of fuzzy sets theory, and a neuro-fuzzy system (neuro-fuzzy network), based on the algorithm LOLIMOT (Local Linear Model Tree) for rectal temperature prediction of broiler chickens. The systems were developed based on the ground of three input variables: air temperature (T), relative humidity (RH) and air velocity (V). The output variable was the rectal temperature (RT). The fuzzy inference system was performed through the Mamdani's method which consisted in elaborating 48 rules. The defuzzification was done by Center of Gravity Method. The fuzzy system was developed using MAPLE[®] 8. Gaussian pertinence functions type with 0.33 standard deviation were used in order to perform the neuro-fuzzy network. Ten input data partitions were adapted by the system. The neuro-fuzzy network was developed using SCILAB 4.1. Experimental results, used for validation, showed that the average standard deviations between the simulated and measured values of RT by the fuzzy and neuro-fuzzy systems were 0.13°C and 0.11°C, respectively. The proposed fuzzy and neuro-fuzzy systems were found to satisfactorily predict rectal temperature based on climatic variables (T, RH and V). Therefore, they could be used as decision support system on broiler chicken growth.

* Guidance Committee: Dr. Tadayuki Yanagi Junior – DEG-UFLA (Adviser);
Dr. Wilian Soares Lacerda – DCC-UFLA (Co-Adviser).

CAPÍTULO 1

Introdução

1 Ambiência animal - Conforto térmico

O ambiente de criação compreende todos os fatores físicos, químicos, biológicos, sociais e climáticos que interagem com o animal, caracterizando a sua condição de conforto.

O conceito de conforto térmico, no interior de instalações avícolas, abrange todo o processo de trocas de calor do animal com o ambiente, o qual pode ocorrer de várias formas, tais como, por condução, convecção, radiação e evaporação. Dessa maneira, o animal procura o equilíbrio térmico pelos mecanismos de conservação ou dissipação de calor, mantendo a sua temperatura corporal aproximadamente constante.

Para avaliar a temperatura corporal de frangos de corte, poder-se-á utilizar a temperatura retal, que é uma excelente indicadora de conforto ou desconforto térmico. O aumento da temperatura retal é uma resposta fisiológica às condições de temperatura e umidade elevadas que resultam do armazenamento de calor metabólico (Silva et al., 2003).

Dessa maneira, o conforto térmico de frangos de corte está vinculado à condição ambiental, que pode ser manejada para evitar o desempenho negativo da produção. Para tanto, as variáveis ambientais podem ser estudadas, avaliando os seus efeitos negativos e positivos sobre a produção.

Nos últimos anos, novas ferramentas têm sido utilizadas na avicultura a fim de se avaliar o ambiente de produção. Dentre elas, temos os sistemas inteligentes, como análise de imagens (Sevegnani et al., 2005; Barbosa Filho et al., 2007), lógica *fuzzy* (Alves, 2006; Owada et al., 2007) e redes neurais artificiais (Lopes et al., 2008).

2 Sistemas inteligentes

2.1 Sistemas *fuzzy*

Sistemas *fuzzy*, baseados na lógica *fuzzy*, são sistemas capazes de trabalhar com informações imprecisas e transformá-las em uma linguagem matemática de fácil implementação computacional. A lógica *fuzzy* é uma ferramenta interessante na tomada de decisão, possibilitando, assim, o controle do ambiente térmico no interior de instalações avícolas.

A lógica *fuzzy* é baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy*, que é uma extensão da teoria dos conjuntos clássicos (lógica clássica). Um conjunto clássico é representado por sua função característica, em que $\mu_A(x)$ representa o grau de pertinência com que o elemento x assume no conjunto A , conforme especificado na equação 1 (Klir & Yuan, 1995; Tanaka, 1997; Barros & Bassanezi, 2006).

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (1)$$

Nos conjuntos clássicos, o elemento pode assumir apenas dois valores de pertinência (aspecto bivalente), em que o meio é excluído. Nos conjuntos *fuzzy*, ocorre a flexibilização do intervalo de pertinência, na qual a transição entre pertinência é gradual em vez de brusca. A função característica dos conjuntos *fuzzy* é dada pela equação 2 (Klir & Yuan, 1995; Tanaka, 1997; Barros & Bassanezi, 2006).

$$\mu_A(x) = [0, 1] \quad (2)$$

Dessa maneira, a lógica *fuzzy* modela as incertezas por meio do emprego de conjuntos *fuzzy* e de um sistema de regras.

2.2 Sistemas neuro-*fuzzy*

As redes neurais artificiais, baseadas no sistema nervoso biológico, são modelos computacionais de processamento de informação que consistem em um grande número de unidades computacionais simples, chamadas de neurônios. Cada neurônio processa os sinais de entrada da rede, os quais são controlados por pesos sinápticos que se adaptam, durante o treinamento, por um algoritmo de aprendizado (Tsoukalas & Uhrig, 1997).

A possibilidade de uma maior aproximação entre os sistemas artificiais e os sistemas nervosos biológicos, constitui uma das principais motivações para o desenvolvimento de neurônios lógicos *fuzzy* (Figueiredo, 1997). Dessa maneira, têm-se as redes neuro-*fuzzy*, que utilizam os sistemas *fuzzy* para processar o conhecimento de forma clara e aproveitam a capacidade de aprendizado das redes neurais.

Uma rede neuro-*fuzzy*, baseada no algoritmo LOLIMOT (*Local Linear Model Tree*), trabalha com a decomposição do espaço de entrada em subespaços. Cada subespaço corresponde a um modelo linear local. A saída da rede é calculada pelo somatório dos resultados de cada modelo linear local, com sua respectiva função de validação, que pode ser obtida por meio de uma função peso. Cada modelo linear, com sua respectiva função de validação, corresponde a um neurônio *fuzzy* (Nelles & Isermann, 1996).

A Figura 1 ilustra a estrutura de uma rede neuro-*fuzzy* (LOLIMOT), com p entradas, m neurônios, com suas funções de validação Φ_m e resultados y_m , e saída y .

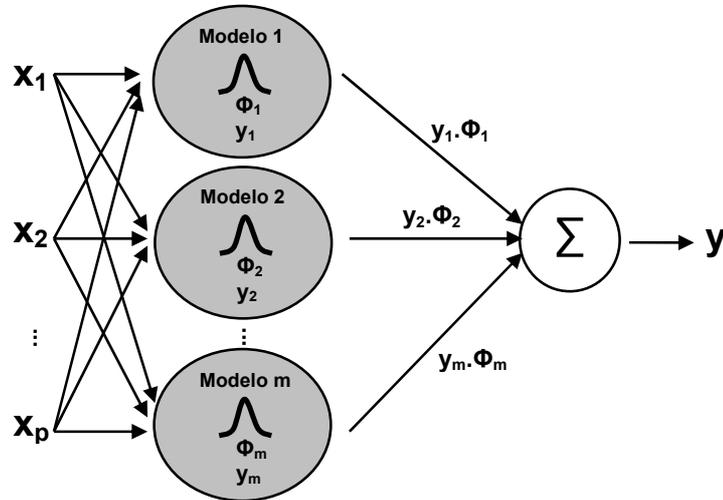


FIGURA 1 Estrutura de uma rede neuro-*fuzzy* (LOLIMOT).

3 Objetivos gerais e específicos

Objetivos gerais:

Diante das incertezas existentes sobre o conforto do animal em relação ao ambiente térmico, objetivou-se com a presente pesquisa, analisar a potencialidade do uso de sistemas inteligentes *fuzzy* (Capítulo 2) e neuro-*fuzzy* (Capítulo 3) para prever a temperatura retal de frangos de corte, resposta fisiológica considerada referência para estudos de conforto animal.

Objetivos específicos:

- desenvolver e validar um sistema *fuzzy*, utilizando inferência tipo Mamdani e defuzzificação pelo Centro da Gravidade (Capítulo 2) para a predição da temperatura retal de frangos de corte;
- desenvolver e validar um sistema neuro-*fuzzy*, baseado no algoritmo LOLIMOT (*Local Model Linear Tree*), com função peso tipo gaussiana (Capítulo 3) para a predição da temperatura retal de frangos de corte.

4 Referências Bibliográficas

ALVES, S. P. **Uso da zootecnia de precisão na avaliação do bem-estar bioclimático de aves poedeiras em diferentes sistemas de criação.** 2006.128 p. Tese (Doutorado em Agronomia - Física do Ambiente Agrícola) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.

BARROS, L. C.; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática.** Campinas, SP: IMECC-UNICAMP, 2006. 354 p.

BARBOSA FILHO, J. A. D.; SILVA, I. J. O.; SILVA, M. A. N.; SILVA, C. J. M. Avaliação dos comportamentos de aves poedeiras utilizando sequência de imagens. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 27, n. 1, p. 93-99, jan./abr. 2007.

FIGUEIREDO, M. F. **Redes neurais nebulosas aplicadas em problemas de modelagem controle autônomo.** 1997. 125 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP.

KLIR, G. J.; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic.** New Jersey: Prentice Hall PTR, 1995. 574 p.

LOPES, A. Z.; FERREIRA, L.; YANAGI JUNIOR, T.; LACERDA, W. S. Modeling productive performance of broiler chickens with artificial neural networks. In: CIGR INTERNATIONAL CONFERENCE OF AGRICULTURAL ENGINEERING - XXXVII BRAZILIAN CONGRESS OF AGRICULTURAL ENGINEERING - ILES VIII INTERNATIONAL LIVESTOCK ENVIRONMENT, 2008, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: SBEA, 2008. v. 1, p. 1-4.

NELLES, O.; ISERMANN, R. Basis function networks for interpolation of local linear models. In: CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 1996, Kobe. **Proceedings...** Kobe, Japan: IEEE, 1996, p. 470-475.

OWADA, A. N.; NÄÄS, I. A.; MOURA, D. J.; BARACHO, M. S. Estimativa de bem-estar de frangos de corte em função da concentração de amônia e grau de luminosidade no galpão de produção. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 27, n. 3, p. 611-618, set./dez. 2007.

SEVEGNANI, K. B.; CAIO, I. W.; PANDORFI, H.; SILVA, I. J. O.; MOURA, D. J. Zootecnia de precisão: análise de imagens no estudo do comportamento de frangos de corte em estresse térmico. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 9, n. 1, p. 115-119, jan./mar. 2005.

SILVA, M. A. N.; HELLMMEISTER FILHO, P.; ROSÁRIO, M. F.; COELHO, A. A. D.; SAVINO, V. J. M.; GARCIA, A. A. F.; SILVA, I. J. O.; MENTEN, J. F. M. Influência do sistema de criação sobre o desempenho, condição fisiológica e o comportamento de linhagens de frango de corte. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v. 32, n. 1, p. 208-213, jan./fev. 2003.

TANAKA, K. **An introduction to fuzzy logic for practical applications**. Tokyo: Springer, 1997. 138 p.

TSOUKALAS, L. H.; UHRIG, R. E. **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering**. New York: John Wiley & Sons, 1997. 600 p.

CAPÍTULO 2

Sistema *fuzzy* aplicado à predição da temperatura retal de frangos de corte

Resumo

Objetivou-se com a presente pesquisa desenvolver e validar um sistema de suporte à decisão, utilizando a teoria dos conjuntos *fuzzy* para predição da temperatura retal de frangos de corte. O sistema *fuzzy* foi desenvolvido com base em três variáveis de entrada: temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do ar (V), tendo como variável de saída, a temperatura retal (TR). A inferência *fuzzy* foi realizada por meio do método tipo Mamdani, que consistiu na elaboração de 48 regras e a defuzzificação por meio do método do Centro de Gravidade. O sistema *fuzzy* foi desenvolvido no ambiente computacional MAPLE® 8. Resultados experimentais, usados para a validação, mostraram que o desvio padrão médio entre os valores simulados e medidos de TR foi de 0,13°C. O sistema *fuzzy* proposto prediz satisfatoriamente a temperatura retal com base nas variáveis climáticas, podendo ser utilizado como suporte à decisão em sistemas de criação de frangos de corte.

PALAVRAS-CHAVE: sistema inteligente, conjuntos *fuzzy*, ambiente térmico

Abstract

The aim of this research was to develop and validate a decision support system using the fuzzy set theory for rectal temperature prediction of broiler chickens. The fuzzy system was developed on the ground of three input variables: air temperature (T), relative humidity (RH) and air velocity (V). The output variable was the rectal temperature (RT). The fuzzy inference system was performed through the Mamdani's method which consisted in elaborating 48 rules. The defuzzification was done by Center of Gravity Method. The fuzzy system was developed using MAPLE[®] 8. Experimental results, used for validation, showed that the average standard deviation between simulated and measured values of RT was 0.13°C. The proposed fuzzy system was found to satisfactorily predict rectal temperature based on climatic variables. Thus, it could be used as a decision support system on broiler chicken growth.

KEYWORDS: intelligent system, fuzzy sets, thermal environment

1 Introdução

A produção de frangos de corte está diretamente vinculada às condições climáticas do ambiente de criação, tendo como meta o conforto térmico do animal e um adequado nível de produção. O potencial produtivo pode ser caracterizado pelas respostas produtivas e fisiológicas do animal, como conversão alimentar e temperatura corporal, respectivamente, e tendo como influência, as condições climáticas, como temperatura do ar (T), umidade relativa (UR), velocidade do ar (V), dentre outras.

O ambiente de criação tem um papel fundamental para a obtenção de condições climáticas adequadas à produção animal, cujos limites são caracterizados pela zona de termoneutralidade (Curtis, 1983). Segundo Smith (1964), nessa zona, o animal alcança seu potencial máximo, e a temperatura corporal é mantida com a mínima utilização dos mecanismos termorreguladores. Entretanto, quando as condições ambientais não estão dentro do limite adequado, o ambiente torna-se desconfortável. Nessa situação, o organismo animal tenta ajustar-se fisiologicamente para manter sua homeotermia, absorvendo ou dissipando calor, o que pode resultar em perdas produtivas.

Para frangos de corte, o conforto térmico é caracterizado por intervalos de T entre 15°C e 25°C (Curtis, 1983), UR entre 50% e 60% (Donald, 1998) e V em torno de 0,2 m s⁻¹ aproximadamente, no inverno e 0,5 m s⁻¹ no verão (Curtis, 1983).

A temperatura corporal de frangos de corte oscila em torno de 41°C, e o controle dessa temperatura se faz pelas trocas de calor com o meio. Em condições de desconforto térmico, com temperatura e umidade elevadas, o animal terá dificuldade de perder ou trocar calor com o ambiente, tendo como resultado o aumento da temperatura corporal. Para avaliar a temperatura corporal de frangos de corte, poder-se-á utilizar a temperatura retal, que é uma

excelente indicadora de conforto ou desconforto animal diante do ambiente térmico.

Cooper & Washburn (1998) avaliaram a temperatura corporal de frangos de corte em resposta ao estresse térmico e sua relação com o ganho de peso, consumo de ração e conversão alimentar. A correlação entre a temperatura corporal e as variáveis produtivas não foi significativa no ambiente com temperatura de 21°C, sendo altamente significativa no ambiente com temperatura de 32°C.

Lacey et al. (2000) verificaram que um pequeno aumento da temperatura do ar de 25 a 28°C resultou em uma variação da temperatura corporal com o aumento da umidade relativa de 50 para 80%.

Avaliando o efeito da umidade relativa sobre a termorregulação de frangos de corte, Lin et al. (2005) concluíram que, em ambiente com temperatura de 35°C, a umidade relativa influenciou o aumento da temperatura retal.

Sevegnani (2000) avaliou a temperatura corporal e trocas térmicas de frangos de corte causadas pela ventilação artificial em dois dispositivos de simulação climática, uma câmara com temperatura e umidade controladas e um “túnel de vento”. No experimento com câmara climática, a temperatura retal não sofreu grandes variações para as temperaturas ambientais, variando de 24 a 32°C.

Tendo em vista que as variáveis ambientais influenciam o conforto do animal e conseqüentemente, a produção, um sistema de suporte pode ser criado para controlar o ambiente térmico no interior de galpões, levando em consideração respostas produtivas ou fisiológicas. Nesse sentido, sistemas inteligentes, baseados na teoria dos conjuntos *fuzzy*, são uma alternativa para o gerenciamento de incertezas quanto ao ambiente de criação de frangos de corte.

A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi estudada primeiramente por Lofti Zadeh, na Universidade de Califórnia, em 1965 (Zadeh, 1965). Os conjuntos *fuzzy* representam as informações em função de termos lingüísticos, expressando conceitos vagos, assim como a linguagem natural (Klir & Yuan, 1995). Um conjunto *fuzzy* é representado por uma função de pertinência de forma arbitrária, sendo que as mais utilizadas são as triangulares, trapezoidais e gaussianas (Ortega, 2001). A Figura 1 apresenta uma função de pertinência triangular, na qual $\mu_A(x)$ representa o grau de pertinência com que a variável de estudo x pertence ao conjunto *fuzzy* A.

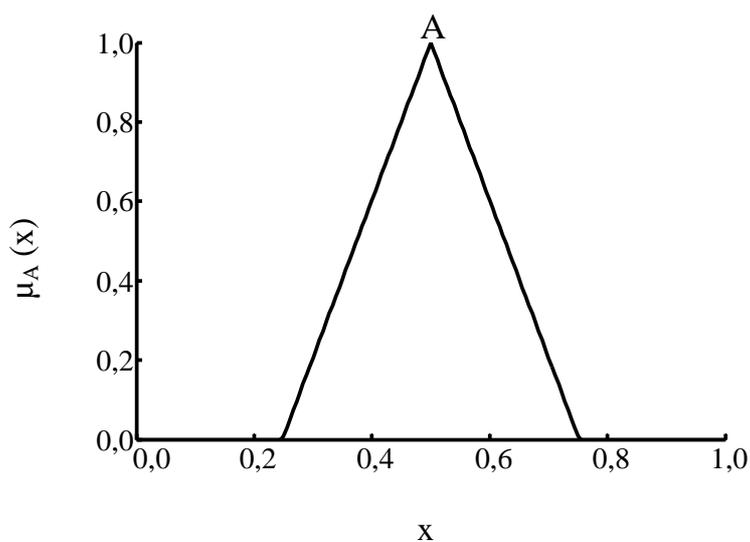


FIGURA 1 Representação de uma função de pertinência triangular.

As operações dos conjuntos *fuzzy* são obtidas a partir da teoria dos conjuntos clássicos, em que se tem o estudo das operações fundamentais (união, intersecção e complemento), números *fuzzy* e o princípio da extensão (Klir & Yuan, 1995; Tanaka, 1997; Pedrycz & Gomide, 1998).

De acordo com Mendel (1995), um sistema *fuzzy* é constituído pela fuzzificação, que traduz as variáveis de entrada em conjuntos *fuzzy*, pela inferência, que realiza o raciocínio *fuzzy* com base num sistema de regras que relaciona as variáveis de entrada com as de saída, e pela defuzzificação, que é a tradução da saída num valor numérico. A Figura 2 apresenta o esquema ilustrativo de um sistema *fuzzy*.

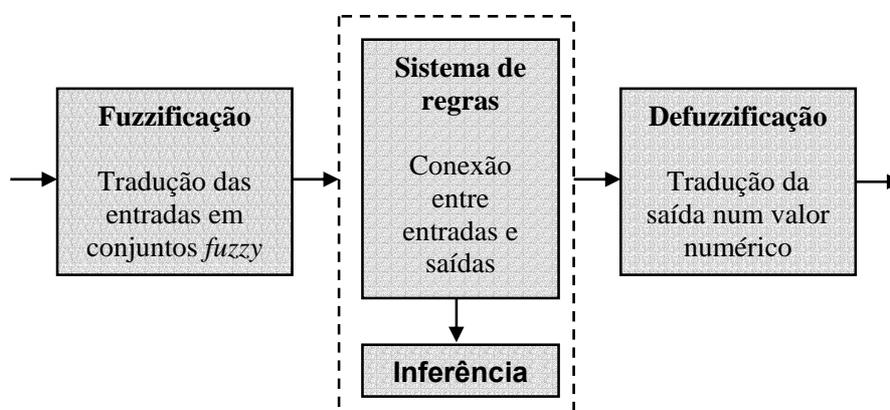


FIGURA 2 Esquema ilustrativo de um sistema *fuzzy*.

O sistema de regras pode ser construído com base em banco de dados e opiniões de especialistas. Cada regra é composta por conectivos lógicos (se, e, ou, então) e pelas partes antecedente e conseqüente, por exemplo, SE x é A E y é B ENTÃO z é C , em que, A , B e C são conjuntos *fuzzy*, x e y são as variáveis de entrada, z é a variável de saída, SE x é A E y é B é a parte antecedente e, ENTÃO z é C , é a parte conseqüente.

Um dos métodos de inferência mais utilizado é o tipo Mamdani, que aborda em cada regra o operador lógico E (operador mínimo – intersecção) e agrega as regras por meio do operador lógico OU (operador máximo – união). Além do método de inferência tipo Mamdani, tem-se o método de Takagi-

Sugeno, que está associado a um conjunto de regras que apresenta funções lineares nos consequentes de cada regra.

O método comumente utilizado na etapa de defuzzificação é o método do Centro de Gravidade ou Centróide que pode ser compreendido como uma média ponderada, na qual os pesos são representados por $\mu_A(x_i)$, que indicam o grau de pertinência do valor x_i com o conceito modelado pelo conjunto *fuzzy* de saída A. O resultado da defuzzificação (Z_o) pode ser encontrado de acordo com o tipo de conjunto *fuzzy* de saída, que pode ser discreto ou contínuo, como é apresentado nas equações 1 e 2, respectivamente (Tanaka, 1997; Barros & Bassanezi, 2006).

$$Z_o = \frac{\sum_{i=0}^n \mu_A(x_i)x_i}{\sum_{i=0}^n \mu_A(x_i)} \quad (1)$$

$$Z_o = \frac{\int_R \mu_A(x)x dx}{\int_R \mu_A(x) dx} \quad (2)$$

A teoria dos conjuntos *fuzzy* tem sido utilizada em várias áreas, como análise de dados, sistemas especialistas, controle e otimização, controle de aeronaves, biomedicina e biomatemática (Ribacionka, 1999; Lopes, 1999; Ortega, 2001; Weber & Klein, 2003; Barros & Bassanezi, 2006). Na área de ambiência animal, várias aplicações indicam o seu potencial de uso, como em ambiência avícola (Chao et al., 2000; Gates et al., 2001; Amendola et al., 2005, Yanagi Junior et al., 2006, Amaral et al., 2008; Schiassi et al., 2008) e suínos

(Queiroz et al., 2005; Pandorfi et al., 2007) e; na detecção de cio em vacas leiteiras (Firk et al., 2003; Ferreira et al., 2007; Brunassi, 2008).

Assim, objetivou-se com o presente trabalho desenvolver um sistema de auxílio à tomada de decisão com base na teoria dos conjuntos *fuzzy* para prever a temperatura retal de frangos de corte por meio de variáveis ambientais.

2 Material e Métodos

2.1 Desenvolvimento do sistema *fuzzy*

O desenvolvimento do sistema *fuzzy* baseou-se nas pesquisas desenvolvidas por Sevegnani (2000), Yahav et al. (2004), Souza et al. (2005) e Medeiros et al. (2005).

Foram definidas, como variáveis de entrada, temperatura do ar (T , °C), umidade relativa (UR, %) e a velocidade do ar (V , $m\ s^{-1}$). Com base nas variáveis de entrada, o sistema *fuzzy* prediz a temperatura retal (TR, °C).

Os conjuntos *fuzzy* das variáveis de entrada e saída são mostrados na Tabela 1. Os intervalos admitidos para as variáveis de entrada e saída estão, graficamente, representados pelas curvas de pertinência triangulares, conforme ilustrado nas Figura 3 e 4, respectivamente.

As curvas de pertinência triangulares são as mais usadas e representam adequadamente o comportamento dos dados de entrada de acordo com a literatura (Amendola et al., 2005; Yanagi Junior et al., 2006; Ferreira et al., 2007; Schiassi et al., 2008).

TABELA 1 Conjuntos *fuzzy* para as variáveis de entrada e saída.

Tipo de variável	Variável	Conjunto <i>fuzzy</i>
Entrada	Temperatura do ar (T, °C)	T1 [20; 26]
		T2 [20; 32]
		T3 [26; 35]
		T4 [32; 35]
	Umidade relativa (UR, %)	UR1 [34; 55]
		UR2 [34; 76]
		UR3 [55; 76]
	Velocidade do ar (V, m s ⁻¹)	V1 [0,6; 1,5]
		V2 [0,6; 2,4]
		V3 [1,5; 3,0]
		V4 [2,4; 3,0]
	Saída	Temperatura retal (TR, °C)
TR2 [41,0; 42,0]		
TR3 [41,5; 42,5]		
TR4 [42,0; 43,0]		
TR5 [42,5; 43,5]		
TR6 [43,0; 44,0]		
TR7 [43,5; 44,0]		

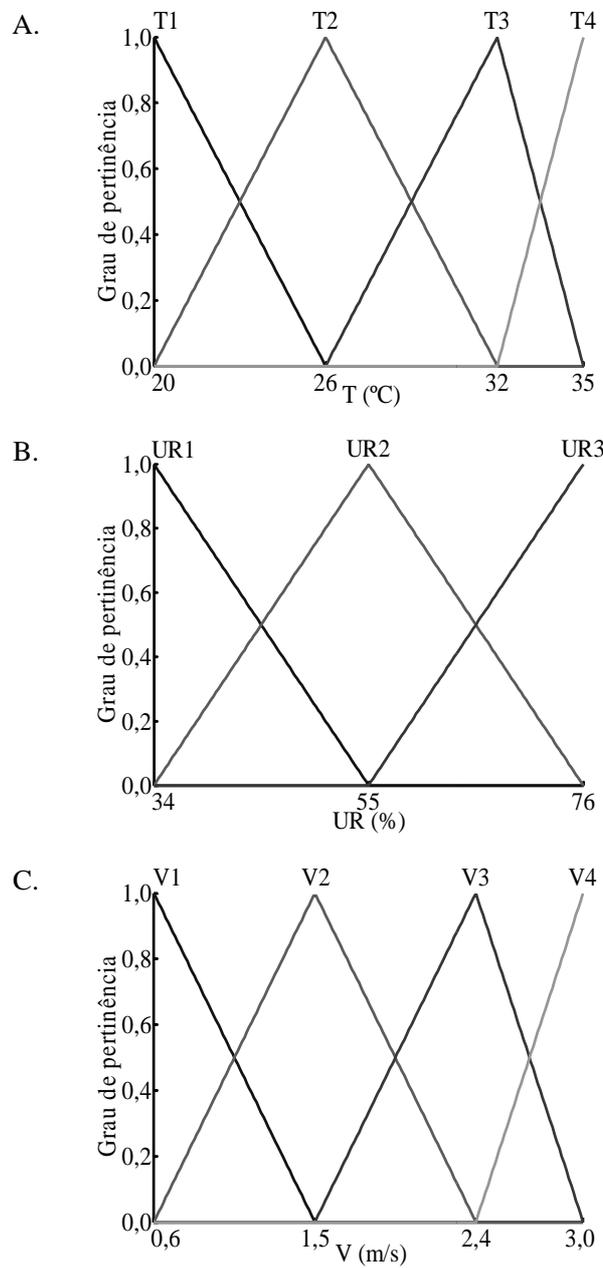


FIGURA 3 Curvas de pertinência para as variáveis de entrada, (A) temperatura do ar (T), (B) umidade relativa (UR) e (C) velocidade do ar (V).

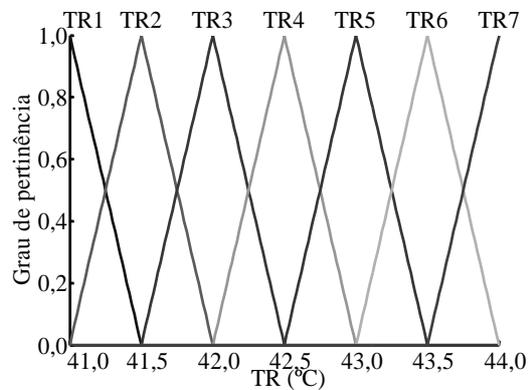


FIGURA 4 Curvas de pertinência para a variável de saída temperatura retal (TR).

Considerando, como exemplo, o valor de $T = 25^{\circ}\text{C}$, pode-se observar os conjuntos *fuzzy* que este valor atinge, assim como as suas funções de pertinência (Tabela 2). Para o valor de $T = 25^{\circ}\text{C}$, o processo de decisão admite que esse valor de T pertence ao conjunto *fuzzy* T2 por apresentar maior grau de pertinência.

TABELA 2 Conjuntos *fuzzy* atingidos para $T = 25^{\circ}\text{C}$.

Conjunto <i>fuzzy</i>	Função de pertinência	Grau de pertinência
T1	$\mu_{T1}(T) = \frac{-T + 26}{6}$	$\mu_{T1}(25) = 0,17$
T2	$\mu_{T2}(T) = \frac{T - 20}{6}$	$\mu_{T2}(25) = 0,83$

Para a inferência *fuzzy*, foi construído o sistema de regras (Tabela 3) com base nos dados médios obtidos por Sevegnani (2000), Yahav et al. (2004), Souza et al. (2005) e Medeiros et al. (2005), e por especialistas.

TABELA 3 Sistema de regras.

	Regra
1	SE (T é T1) E (UR é UR1) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR1)
2	SE (T é T1) E (UR é UR1) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
3	SE (T é T1) E (UR é UR1) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR1)
4	SE (T é T1) E (UR é UR1) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR1)
5	SE (T é T1) E (UR é UR2) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR1)
6	SE (T é T1) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
7	SE (T é T1) E (UR é UR2) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR1)
8	SE (T é T1) E (UR é UR2) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR1)
9	SE (T é T1) E (UR é UR3) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR1)
10	SE (T é T1) E (UR é UR3) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
11	SE (T é T1) E (UR é UR3) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR1)
12	SE (T é T1) E (UR é UR3) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR1)
13	SE (T é T2) E (UR é UR1) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR1)
14	SE (T é T2) E (UR é UR1) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
15	SE (T é T2) E (UR é UR1) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR1)
16	SE (T é T2) E (UR é UR1) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR1)
17	SE (T é T2) E (UR é UR2) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR1)
18	SE (T é T2) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
19	SE (T é T2) E (UR é UR2) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR1)
20	SE (T é T2) E (UR é UR2) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR1)
21	SE (T é T2) E (UR é UR3) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR2)
22	SE (T é T2) E (UR é UR3) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR2)
23	SE (T é T2) E (UR é UR3) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR3)
24	SE (T é T2) E (UR é UR3) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR2)
25	SE (T é T3) E (UR é UR1) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR2)
26	SE (T é T3) E (UR é UR1) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR2)
27	SE (T é T3) E (UR é UR1) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR2)
28	SE (T é T3) E (UR é UR1) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR2)
29	SE (T é T3) E (UR é UR2) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR3)
30	SE (T é T3) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR3)
31	SE (T é T3) E (UR é UR2) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR3)
32	SE (T é T3) E (UR é UR2) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR3)
33	SE (T é T3) E (UR é UR3) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR3)
34	SE (T é T3) E (UR é UR3) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR3)
35	SE (T é T3) E (UR é UR3) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR3)
36	SE (T é T3) E (UR é UR3) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR3)
37	SE (T é T4) E (UR é UR1) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR5)
38	SE (T é T4) E (UR é UR1) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR4)
39	SE (T é T4) E (UR é UR1) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR4)

...continua...

TABELA 3 Cont.

	Regra
40	SE (T é T4) E (UR é UR1) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR4)
41	SE (T é T4) E (UR é UR2) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR7)
42	SE (T é T4) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR6)
43	SE (T é T4) E (UR é UR2) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR5)
44	SE (T é T4) E (UR é UR2) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR5)
45	SE (T é T4) E (UR é UR3) E (V é V1) ENTÃO (TR é TR7)
46	SE (T é T4) E (UR é UR3) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR7)
47	SE (T é T4) E (UR é UR3) E (V é V3) ENTÃO (TR é TR6)
48	SE (T é T4) E (UR é UR3) E (V é V4) ENTÃO (TR é TR6)

A análise do sistema *fuzzy* foi desenvolvida com o auxílio do *software* MAPLE[®] 8, sendo utilizado o método de inferência tipo Mamdani, pela sua simplicidade e por se adaptar satisfatoriamente aos controladores *fuzzy*, e a defuzzificação, utilizando-se o método do Centro de Gravidade, sendo este o mais utilizado dentre todos os métodos de defuzzificação por considerar toda a distribuição de possibilidade do conjunto *fuzzy* de saída (Ortega, 2001).

2.2 Simulações

Para exemplificar o uso do sistema *fuzzy*, procederam-se algumas simulações, visando a prever a TR no interior de galpões climatizados de frangos de corte, com o auxílio do programa computacional ‘SisTúnel’ desenvolvido por Carvalho (2006), utilizando, como entrada, a temperatura do ar de 25,56°C e umidade relativa de 69,2% do ambiente externo, além dos dados referentes à estrutura do galpão, com dimensão de 12 x 125 x 2,5 m, cobertura de telhas de cimento amianto, alvenarias do tipo tijolo furado, dez exaustores succionando o ar externo e, ventilação em modo túnel (pressão negativa) e sistema de resfriamento evaporativo dos tipos material poroso umedecido e nebulização. Dessa forma, o programa computacional simulou o comportamento das variáveis do ambiente térmico no interior do galpão em 125 pontos (volume de controle), distanciados em 1 m, ao longo do comprimento do galpão. Os

frangos de corte estavam alojados na densidade de 14 aves m⁻², com idade 37±1 dia e peso médio de 2,40±0,13 kg. A Tabela 4 mostra os componentes da estrutura do galpão.

TABELA 4 Componentes da estrutura do galpão com suas respectivas áreas.

Região	Área (m ²)						
	1 ¹	2 ¹	3	4	5	6	7
VC	1- 1	2- 11	12- 64	65- 65	66- 66	67- 120	121- 125
Alvenaria	14,96	0	0	2,5	1,42	0	28,90
Cobertura	12	120	636	12	12	648	60
Cortinas	0	1,23	217,30	2,05	2,05	221,40	0
Muretas	1,40	14,00	47,70	0,45	0,45	48,60	0
Portões e pilares (metal)	4,80	0,41	4,51	0	0	4,92	8,41

¹Região com placa de resfriamento evaporativo. VC: volume de controle.

3 Resultados e Discussão

Considerando um ambiente térmico que apresente T = 25°C, UR = 55% e V = 1,5 m s⁻¹, têm-se os conjuntos *fuzzy* atingidos, conforme mostrado na Tabela 5.

TABELA 5 Conjuntos *fuzzy* atingidos para $T = 25^{\circ}\text{C}$, $UR = 55\%$ e $V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$.

Ambiente térmico	Conjunto <i>fuzzy</i>	Função de pertinência	Grau de pertinência
$T = 25^{\circ}\text{C}$	T1	$\mu_{T1}(T) = \frac{-T + 26}{6}$	$\mu_{T1}(25) = 0,17$
	T2	$\mu_{T2}(T) = \frac{T - 20}{6}$	$\mu_{T2}(25) = 0,83$
$UR = 55\%$	UR2	$\mu_{UR2}(UR) = 1$	$\mu_{UR2}(55) = 1$
$V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$	V2	$\mu_{V2}(V) = 1$	$\mu_{V2}(1,5) = 1$

Dessa maneira, duas regras foram atingidas com os conjuntos *fuzzy* T1, T2, UR2 e V2, conforme são apresentadas na Tabela 6.

TABELA 6 Regras atingidas para $T = 25^{\circ}\text{C}$, $UR = 55\%$ e $V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$.

Regra	
6	SE (T é T1) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)
18	SE (T é T2) E (UR é UR2) E (V é V2) ENTÃO (TR é TR1)

De acordo com as regras atingidas (6 e 18), realizou-se o método de inferência tipo Mamdani, obtendo, através do operador mínimo (operador lógico E - intersecção), o mínimo grau de pertinência do antecedente de cada regra. Em seguida, foi aplicado o operador máximo (operador lógico OU - união) entre os resultados obtidos pelo operador mínimo (Tabela 7).

TABELA 7 Método de inferência tipo Mamdani para as regras 6 e 18.

Regra	Operador mínimo (\cap)	Operador máximo (\cup)
6	$0,17 \cap 1 \cap 1 = 0,17$	$0,17 \cup 0,83 = 0,83$
18	$0,83 \cap 1 \cap 1 = 0,83$	

Os graus de pertinência de 0,17 e 0,83 obtidos na etapa de inferência pelo operador mínimo nas regras 6 e 18, respectivamente, foram os valores de corte no consequente de cada regra. Os cortes foram realizados no conjunto *fuzzy* TR1, pois ambas as regras apresentaram este conjunto como consequente. Em seguida, pelo operador máximo, obteve-se o conjunto *fuzzy* de saída (Figura 5).

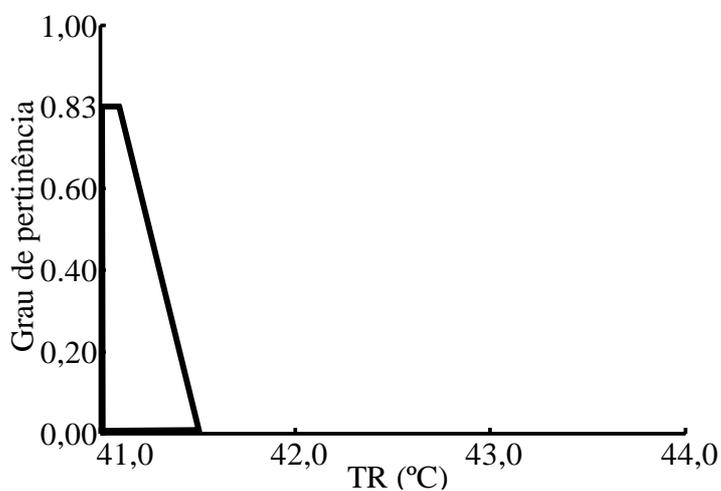


FIGURA 5 Conjunto *fuzzy* de saída.

O conjunto *fuzzy* de saída apresentou 0,83 como grau de pertinência máximo. A etapa seguinte foi defuzzificar o conjunto *fuzzy* de saída, obtendo um valor numérico (Z_0). Para a defuzzificação, foi utilizado o método do Centro de Gravidade, considerando que o conjunto *fuzzy* de saída é discreto, conforme apresentado na equação 3.

$$Z_o = \frac{\sum_{i=0}^n \mu_A(x_i) x_i}{\sum_{i=0}^n \mu_A(x_i)} = \frac{41,00 \cdot 0,83 + 41,05 \cdot 0,83 + \dots + 41,50 \cdot 0,00}{0,83 + 0,83 + \dots + 0,00} \approx 41,20 \quad (3)$$

Dessa maneira, considerando um ambiente térmico que apresente $T = 25^\circ\text{C}$, $UR = 55\%$ e $V = 1,5 \text{ m s}^{-1}$, tem-se como resultado, $TR = 41,20^\circ\text{C}$.

A Tabela 8 apresenta os valores de TR médias, medidos experimentalmente (ME) de acordo com as pesquisas desenvolvidas por Sevegnani (2000), Yahav et al. (2004), Souza et al. (2005) e Medeiros et al. (2005) e, os valores estimados por meio do sistema *fuzzy* (SF) proposto, utilizando o *software* MAPLE® 8.

Os valores médios dos desvios mostram que o sistema *fuzzy* simula satisfatoriamente os sistemas de criação propostos. Segundo especialistas, o desvio médio de $0,13^\circ\text{C}$ enquadra-se no limite aceitável aos obtidos pelos equipamentos de medição, que apresentam precisão em torno de $0,20^\circ\text{C}$.

A Figura 6 apresenta a relação funcional entre os valores medidos experimentalmente (ME) e pelo sistema *fuzzy* (SF) da TR. Pode-se observar pelo coeficiente de determinação (R^2), um ajuste ideal da TR, utilizando o sistema *fuzzy* proposto.

TABELA 8 Comparação dos valores de temperatura retal (TR) medidos experimentalmente (ME) e simulados por meio do sistema *fuzzy* (SF).

T (°C)	UR (%)	V (m s ⁻¹)	TR (°C)			FONTE
			ME	SF	DESVIO	
20,0	34	0,6	41,00	41,20	0,14	Medeiros et al. (2005)
20,0	34	2,4	41,10	41,20	0,07	Medeiros et al. (2005)
20,0	76	0,6	41,00	41,20	0,14	Medeiros et al. (2005)
20,0	76	2,4	41,10	41,20	0,07	Medeiros et al. (2005)
26,0	55	1,5	41,10	41,20	0,07	Medeiros et al. (2005)
26,0	55	3,0	41,00	41,20	0,14	Medeiros et al. (2005)
32,0	34	0,6	41,70	41,50	0,14	Medeiros et al. (2005)
32,0	34	2,4	41,70	41,50	0,14	Medeiros et al. (2005)
32,0	76	0,6	42,20	42,00	0,14	Medeiros et al. (2005)
32,0	76	2,4	42,10	42,00	0,07	Medeiros et al. (2005)
24,0	70	2,0	41,85	41,70	0,11	Sevegnani (2000)
24,0	70	3,0	41,73	41,50	0,16	Sevegnani (2000)
32,0	70	2,0	42,36	42,00	0,26	Sevegnani (2000)
32,0	70	3,0	42,16	42,00	0,11	Sevegnani (2000)
35,0	60	0,8	43,90	43,50	0,28	Yahav et al. (2004)
35,0	60	1,5	42,90	43,10	0,14	Yahav et al. (2004)
35,0	60	2,0	42,80	43,20	0,28	Yahav et al. (2004)
35,0	60	3,0	43,20	43,10	0,07	Yahav et al. (2004)
26,3	76	0,2	41,40	41,50	0,07	Souza et al. (2005)
32,3	63	0,2	42,15	42,20	0,04	Souza et al. (2005)
			MÉDIA	0,13		

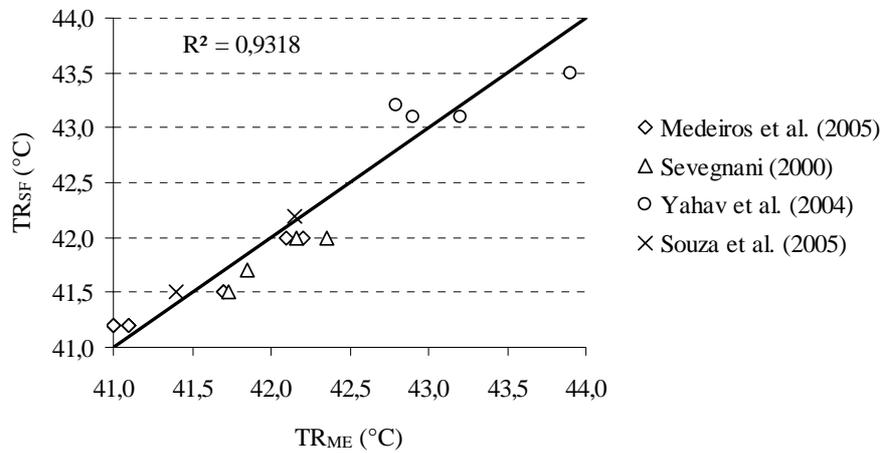


FIGURA 6 Relação funcional entre os valores de temperatura retal medidos experimentalmente (TR_{ME}) e por meio do sistema *fuzzy* (TR_{SF}) em diversas pesquisas.

A Figura 7 apresenta simulações da TR em função da T e UR, considerando a V constante em 0,6 e 2,4 $m s^{-1}$. Com base nos resultados obtidos pelo sistema *fuzzy*, a TR aumenta à medida que aumentam os valores da T. A V influencia a TR num ambiente com T elevadas, estando assim de acordo com os resultados encontrados por Yahav et al. (2004). Os resultados mostram que a TR aumenta com o aumento da UR, porém em magnitude menor quando comparado ao aumento de T.

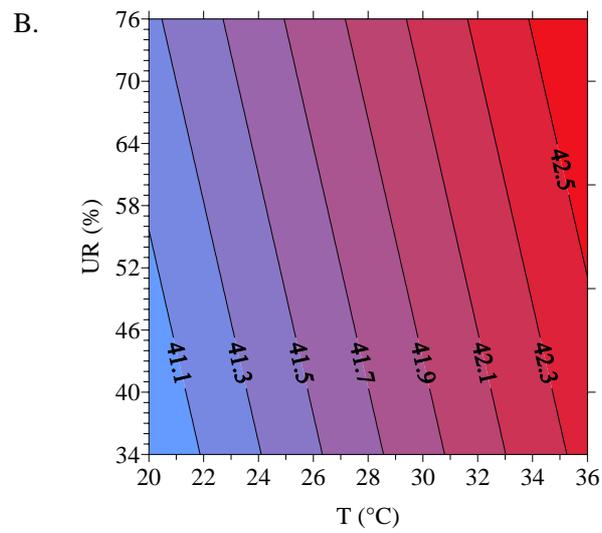
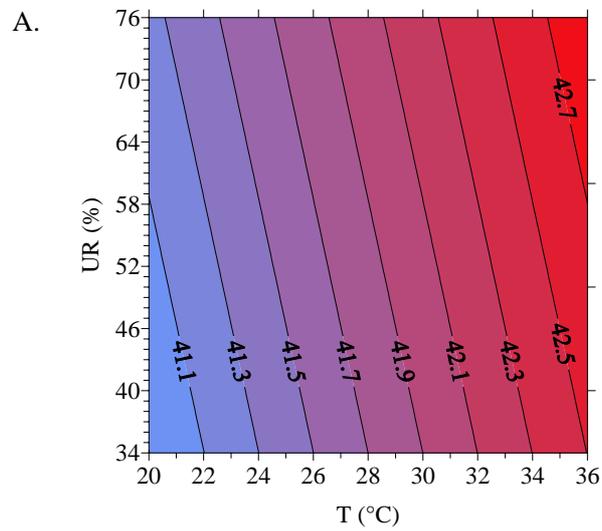


FIGURA 7 Estimativa da temperatura retal (TR, °C) pelo sistema *fuzzy* em função da temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidades do ar de (A) 0,6 m s⁻¹ e (B) 2,4 m s⁻¹.

A Figura 8 ilustra o comportamento da TR simulada pelo sistema *fuzzy* com o auxílio do programa computacional ‘SisTúnel’ (Carvalho, 2006), assim como a distribuição espacial da TR (Figura 9) ao longo do galpão. Pelo comportamento da TR, verifica-se que o ambiente térmico sofreu alterações ao longo do galpão. Nos primeiros metros do galpão, na região que compreende a placa porosa umedecida, as aves estavam em conforto térmico e, à medida que o ar se desloca em direção à saída do galpão, o ambiente se torna mais desconfortável, estando de acordo com o verificado por diversos pesquisadores (Carvalho, 2006; Damasceno, 2008).

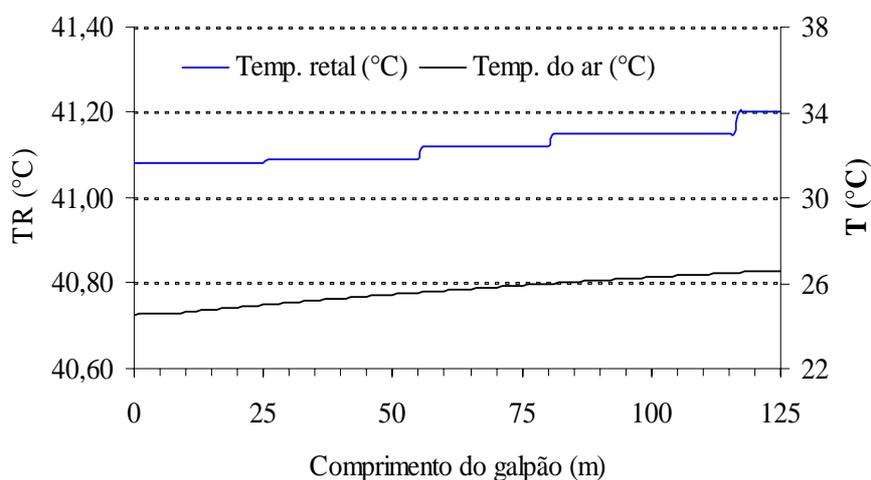


FIGURA 8 Representação do comportamento da TR simulada pelo sistema *fuzzy* ao longo de um galpão climatizado.

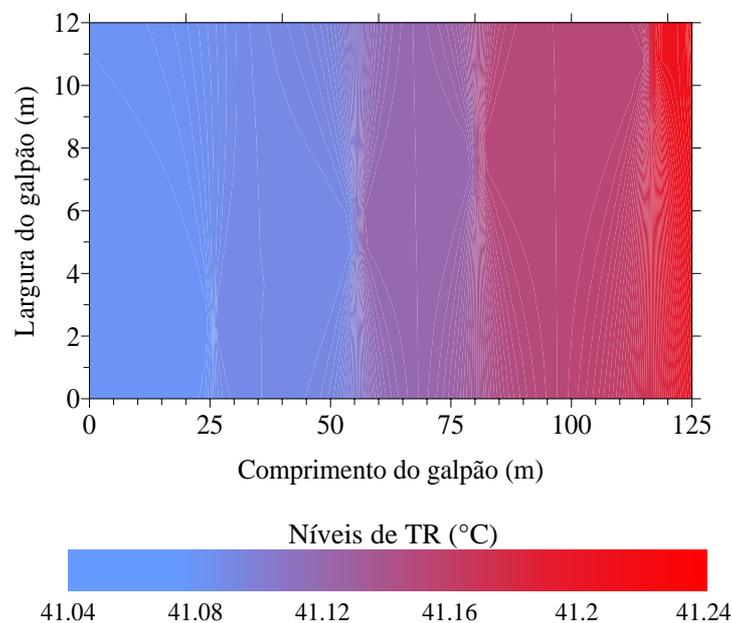


FIGURA 9 Distribuição espacial da TR ao longo de um galpão climatizado.

4 Conclusões

O sistema *fuzzy* desenvolvido para a predição da temperatura retal (TR) de frangos de corte, com base no ambiente térmico de criação, caracterizado pela temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do ar (V), proporcionou baixo desvio padrão ($\pm 0,13^{\circ}\text{C}$), simulando satisfatoriamente a TR e podendo auxiliar na tomada de decisão. Ademais, a teoria dos conjuntos *fuzzy* é uma tecnologia promissora na predição da temperatura corporal de frangos de corte, podendo ser usada como suporte à tomada de decisão sobre o sistema de criação a ser utilizado.

5 Referências Bibliográficas

- AMARAL, A.G.; YANAGI JUNIOR, T.; SCHIASSI, L.; GOMES, R.C.C.; FERREIRA, L. Fuzzy sets applied to productive performance prediction of broiler chickens. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF AGRICULTURAL ENGINEERING; BRAZILIAN CONGRESS OF AGRICULTURAL ENGINEERING, 37., INTERNATIONAL LIVESTOCK ENVIRONMENT, 8., 2008, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: SBEA, 2008. v.1, p. 1-4.
- AMENDOLA, M.; MOLLO NETO, M.; CRUZ, V.F. Using fuzzy sets to analyze environmental condition in order to improve animal productivity. **Biomatemática**, Campinas, n.15, p. 29-40, 2005.
- BARROS, L.C.; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática**. Campinas: IMECC-UNICAMP, 2006. 354 p.
- BRUNASSI, L.A. **Desenvolvimento de um sistema fuzzy para detecção de estro em rebanhos leiteiros**. 2008. 101 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade de Campinas, Campinas, SP.
- CARVALHO, V.F. **Modelagem e zoneamento do ambiente térmico para avaliar o desempenho de frangos de corte criados em galpões climatizados**. 2006. 77 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.
- CHAO, K.; GATES, R.S.; SIGRIMIS, N. Fuzzy logic controller design for staged heating and ventilating systems. **Transactions of the ASAE**, St. Joseph, v.43, n.6, p. 1885-1894, 2000.
- COOPER, M.A.; WASHBURN, K. W. The relationships of body temperature to weight gain, feed consumption, and feed utilization in broilers under heat stress. **Poultry Science**, Champaign, v.77, n.2, p. 237-242, Feb. 1998.
- CURTIS, S.E. **Environmental management in animal agriculture**. The Iowa State University: Ames, 1983. 410 p.
- DAMASCENO, F. A. **Bem-estar do animal e do trabalhador em galpões avícolas climatizados**. 2008. 220 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.

DONALD, J. Environmental Control options under different climate conditions. **World poultry**, Doetinchen, v.14, n.11, p. 22-27, 1998.

FERREIRA, L.; YANAGI JUNIOR, T.; NAAS, I.A.; LOPES, M.A. Development of algorithm using fuzzy logic to predict estrus in dairy cows: Part I. **Agricultural Engineering International: The CIGR Ejournal**, v.9, p. 1-16, 2007.

FIRK, R.; STAMER, E.; JUNGE, W.; KRIETER, J. Improving oestrus detection by combination of activity measurements with information about previous oestrus cases. **Livestock Production Science**, Amsterdam, n.82, p. 97-103, 2003.

GATES, R.S.; CHAO, K.; SIGRIMIS, N. Identifying design parameters for fuzzy control of staged ventilation control systems. **Computers and electronics in agriculture**, New York, v.31, p. 61-74, 2001.

KLIR, G.J.; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic**. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1995. 574 p.

LACEY, B.; HAMRITA, T. K.; LACY, M.P.; VAN WICKLEN, G.L.; CZARICK, M. Monitoring deep body temperature responses of broilers using biotelemetry. **Applied Poultry Science**, St. Joseph, v.9, p. 6-12, 2000.

LIN, H.; ZHANG, H.F.; DU, R.; GU, X. H.; ZHANG, Z. Y.; BUYSE, J.; DECUYPERE, E. Thermoregulation responses of broiler chickens to humidity at different ambient temperatures. II. Four weeks of age. **Poultry Science**, Champaign, v.84, n.8, p.1173-1178, Aug. 2005.

LOPES, G.T. **Proposta de um controlador ótimo de altura da plataforma de corte de colhedoras**. 1999. 155 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola)- Universidade de Campinas, Campinas, SP.

MEDEIROS, C.M; BAÊTA, F.C.; OLIVEIRA, R.F.M.; TINÔCO, I.F.F.; ALBINO, L.F.T.; CECON, P.R. Efeitos da temperatura, umidade relativa e velocidade do ar em frangos de corte. **Engenharia na Agricultura**, Viçosa, v.13, n.4, p. 277-286, out./nov. 2005.

MENDEL, J.M. Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial. **Proceedings of IEEE**, v.83, n.3, p. 345-377, Mar. 1995.

ORTEGA, N.R.S. **Aplicação da teoria de conjuntos *fuzzy* a problemas da biomedicina**. 2001. 152 p. Tese (Doutorado em Ciências) - Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.

PANDORFI, H.; SILVA, I.J.O.; GUISELINI, C.; PIEDADE, S.M.S. Uso da lógica *fuzzy* na caracterização do ambiente produtivo para matrizes gestantes. **Revista de Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.27, n.1, p. 83-92, jan./abr. 2007.

PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. **An introduction to fuzzy sets: analysis and design**. Cambridge: MIT, 1998. 461 p.

QUEIROZ, M.; NAAS, I.A.; SAMPAIO, C. Estimating thermal comfort of piglets considering ammonia concentration. **Agricultural Engineering International: The CIGR Ejournal**, v.3, p. 1-10, 2005.

RIBACIONKA, F. **Sistemas computacionais baseados em lógica *fuzzy***. 1999. 115 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Mackenzie, São Paulo, SP.

SCHIASSI, L.; YANAGI JUNIOR, T.; FERREIRA, L.; DAMASCENO, F.A.; YANAGI, S.N.M. Metodologia *fuzzy* aplicada à avaliação do aumento da temperatura corporal em frangos de corte. **Engenharia na Agricultura**, Viçosa, MG, v.16, n.2, p. 180-191, abr./jun. 2008.

SEVEGNANI, K.B. **Avaliação dos efeitos fisiológicos causados pela ventilação artificial em frangos de corte, em dispositivos de simulação climática**. 2000. 96 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade de Campinas, Campinas, SP.

SMITH, C.V.A. Quantitative relationship between environment, comfort and animal productivity. **Agricultural Meteorology**, Amsterdam, v.1, p. 249-270, 1964.

SOUZA, B.B.; BERTECHINI, A.G.; TEIXEIRA, A.S.; LIMA, J.A.F.; CONTE, A.J.; CARVALHO, C.H.O. Efeito do nível energético e da suplementação com cloretos de potássio e de amônia na dieta sobre as respostas fisiológicas e desempenho de frangos de corte no verão. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.29, n.1, p. 185-192, jan./fev. 2005.

TANAKA, K. **An introduction to fuzzy logic for practical applications**. Tokyo: Springer, 1997. 138 p.

WEBER, L.; KLEIN, P.A.T. **Aplicações de lógica *fuzzy* em software e hardware**. Canoas: ULBRA, 2003. 112 p.

YAHAV, S.; STRASCHNOW, A.; LUGER, D.; SHINDER, D.; TANNY, J.; COHEN, S. Ventilation, sensible heat loss, broiler energy, and water balance under harsh environmental conditions. **Poultry Science**, Champaign, v.83, n.2, p. 253-258, Feb. 2004.

YANAGI JUNIOR, T.; XIN, H.; GATES, R.S.; FERREIRA, L. Fuzzy logic model to predict laying hen body temperature rise during acute heat stress. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 35, 2006, João Pessoa. **Anais...** João Pessoa: SBEA, 2006. v.1, p. 1-4.

ZADEH, L.A. Fuzzy Sets. **Journal Information and Control**, n.8, p. 338-353, 1965.

CAPÍTULO 3

**Desenvolvimento de uma rede neuro-*fuzzy* para predição da temperatura
retal de frangos de corte**

Resumo

Objetivou-se com o presente trabalho desenvolver e validar uma rede neuro-*fuzzy*, baseada no algoritmo LOLIMOT, para a predição da temperatura retal de frangos de corte. A rede neuro-*fuzzy* foi desenvolvida com base em três variáveis de entrada: temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do ar (V), tendo como variável de saída, a temperatura retal (TR). Para a confecção da rede foram utilizadas funções de pertinência do tipo gaussiana (funções peso) com desvio padrão de 0,33. O número de partições do espaço de entrada adotado pelo modelo foi igual a 10. A rede neuro-*fuzzy* foi desenvolvida no ambiente computacional SCILAB 4.1. Resultados experimentais mostraram que o desvio padrão médio entre os valores simulados e medidos de TR foi de 0,11°C. A rede neuro-*fuzzy* se apresenta como um sistema inteligente híbrido satisfatório para a predição da temperatura retal de frangos de corte, agregando características da lógica *fuzzy* baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy*, às redes neurais artificiais.

PALAVRAS-CHAVE: sistema inteligente híbrido, modelos lineares locais, ambiente térmico

Abstract

The goal of this work was to develop and validate a neuro-fuzzy intelligent system (LOLIMOT) for rectal temperature prediction of broiler chickens. The neuro-fuzzy network was developed on the ground of three input variables: air temperature (T), relative humidity (RH) and air velocity (V). The output variable was rectal temperature (RT). Gaussian pertinence functions type with 0.33 standard deviation were used in order to perform the neuro-fuzzy network. Ten input data partitions were adapted by the system. The neuro-fuzzy network was developed using SCILAB 4.1. Experimental results, used for validation, showed that the average standard deviation between simulated and measured values of RT was 0.11°C. The neuro-fuzzy system presents as a satisfactory hybrid intelligent system for rectal temperature prediction of broiler chickens, which adds fuzzy logic features based on the fuzzy sets theory to artificial neural networks.

KEYWORDS: intelligent hybrid system, local linear models, thermal environment

1 Introdução

A criação de frangos de corte em galpões climatizados constitui uma das principais formas de otimização da produção. Em busca de um ambiente adequado para as aves, sistemas de controle são utilizados, por exemplo, para medirem as variáveis climáticas e concentração de gases, e controlar o sistema de ventilação e nebulização (Silva, 2001).

De acordo com a prática de manejo adotada e o ambiente térmico, que caracteriza toda a fase de produção, o animal pode encontrar-se em conforto ou desconforto. Quando o ambiente se torna desconfortável, o animal intensifica os mecanismos de conservação ou dissipação de calor, com o objetivo de manter a sua homeotermia (Curtis, 1983).

Em condições de desconforto térmico, com temperatura e umidade elevadas, o animal terá dificuldade de perder calor, tendo como resultado o aumento da temperatura corporal (Marchini et al., 2007).

Com o aumento da temperatura corporal, em função do aumento da temperatura do ar, o animal eleva a frequência respiratória e reduz o consumo de ração na tentativa de manter a temperatura corporal dentro de limites fisiológicos (Moura, 2001).

Para avaliar a temperatura corporal de frangos de corte, que oscila em torno de 41°C, utiliza-se a temperatura retal, que representa adequadamente o estado de conforto ou desconforto animal diante do ambiente térmico.

Macari & Furlan (2001) consideram o valor de 41,1°C como limite inferior da condição de desconforto térmico, sendo que quando este limite é ultrapassado, o animal procura manter a sua temperatura corporal constante através de mecanismos fisiológicos, o que caracteriza a condição de desconforto térmico.

De acordo com Skinner-Noble & Teeter (2004), a temperatura corporal é uma excelente indicadora do ganho de peso e conversão alimentar do animal diante de uma situação de estresse moderado.

Com relação ao ambiente de criação, Welker et al. (2008) observaram que a associação de ventilação forçada com nebulização influencia positivamente as condições ambientais de aviários, permitindo a redução da temperatura corporal das aves.

Avaliando o ambiente de criação, as variáveis ambientais influenciam o conforto do animal e conseqüentemente, a produção. Assim, um sistema inteligente híbrido pode ser utilizado para avaliar o ambiente térmico no interior de galpões, levando em consideração as respostas produtivas ou fisiológicas.

Nesse contexto, a lógica *fuzzy* e as redes neurais artificiais são técnicas importantes da área de inteligência artificial que podem ser aplicadas à predição da temperatura retal. Ao criar um sistema híbrido utilizando lógica *fuzzy* e redes neurais artificiais, surge um sistema de grande aplicabilidade, no qual se apresentam o raciocínio impreciso, caracterizado pela lógica *fuzzy*, e a capacidade de aprendizado, caracterizada pelas redes neurais artificiais.

A lógica *fuzzy* representa as informações em função de termos lingüísticos, expressando conceitos vagos, assim como a linguagem natural (Klir & Yuan, 1995). Um conjunto *fuzzy* é representado por uma função de pertinência de forma arbitrária, sendo que as mais utilizadas são as triangulares, trapezoidais e gaussianas (Ortega, 2001). As operações dos conjuntos *fuzzy* são obtidas a partir da teoria dos conjuntos clássicos em que se tem o estudo das operações fundamentais. Um sistema *fuzzy* é constituído pela fuzzificação, que traduz as variáveis de entrada em conjuntos *fuzzy* pelo mecanismo de inferência, que realiza o raciocínio *fuzzy* com base num sistema de regras que relaciona as variáveis de entrada com às de saída e, pela defuzzificação, que é a tradução da

saída num valor numérico (Mendel, 1995; Klir & Yuan, 1995; Tanaka, 1997; Pedrycz & Gomide, 1998).

As redes neurais artificiais são sistemas computacionais compostos por vários elementos (neurônios) que se interrelacionam de forma conexa, inspirados no funcionamento de neurônios biológicos. Os neurônios são dispostos em camadas e através de somatórios ponderados dos sinais de entrada, gera-se a saída. As redes neurais têm a habilidade de aprender de seu ambiente e com isso melhorar seu desempenho através de um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, o treinamento. Dessa maneira, o funcionamento de uma rede neural artificial pode ser dividido em três fases: aprendizado, representação e generalização (Fausset, 1994; Kröse & Smagt, 1996; Kasabov, 1996).

Com relação aos sistemas baseados em lógica *fuzzy*, dependendo da quantidade de variáveis a serem modeladas com os seus respectivos conjuntos *fuzzy*, a construção do sistema de regras se torna inviável. As redes neurais artificiais, por sua vez, apresentam grande capacidade de aprendizado e generalização, entretanto, não oferecem claramente o processo de obtenção dos seus resultados. Dessa maneira, surgem os sistemas híbridos *neuro-fuzzy*, os quais têm por finalidade otimizar o aprendizado e treinamento das redes neurais artificiais e permitir trabalhar com as incertezas e imprecisões dos dados avaliados.

Uma rede *neuro-fuzzy*, baseada no algoritmo LOLIMOT (*Local Linear Model Tree*), é caracterizada pela aproximação de um modelo não linear por uma série de modelos lineares, com aprendizado baseado em árvores.

O espaço de entrada é dividido em partições em que se têm os modelos lineares locais. Em cada partição, tem-se uma função de pertinência *fuzzy*, também denominada de função peso. Os modelos lineares e suas funções peso são apresentados na camada intermediária da rede, sendo que, para cada modelo, tem-se o produto entre o resultado y_i e a função peso normalizada $\Phi_i(x)$.

Dessa maneira, a solução final da rede *neuro-fuzzy* é obtida por meio do somatório da solução de cada modelo linear $y_i \cdot \Phi_i(x)$ (Nelles & Isermann, 1996; Nelles, 2001).

A solução final da rede *neuro-fuzzy* com algoritmo LOLIMOT pode ser interpretada como uma rede *neuro-fuzzy* Takagi-Sugeno, na qual tem-se a aproximação linear de um sistema não-linear.

Sendo assim, considerando uma rede *neuro-fuzzy* com p entradas e m neurônios, a equação 1 apresenta a saída da rede *neuro-fuzzy*, na qual ω_{ij} representa os parâmetros do i -ésimo modelo linear.

$$y = \sum_{i=1}^m (\omega_{i0} + \omega_{i1}x_1 + \omega_{i2}x_2 + \dots + \omega_{ip}x_p) \Phi_i(x) \quad (1)$$

Assim, objetivou-se com a presente pesquisa, desenvolver uma rede *neuro-fuzzy*, baseada no algoritmo LOLIMOT, que combina as técnicas de redes neurais artificiais e lógica *fuzzy* para prever a temperatura retal de frangos de corte por meio de variáveis ambientais.

2 Material e Métodos

2.1 Desenvolvimento da rede *neuro-fuzzy*

Para a construção da rede *neuro-fuzzy* foram utilizadas como variáveis de entrada, temperatura do ar (T, °C), umidade relativa (UR, %) e a velocidade do ar (V, m s⁻¹). Com base nas variáveis de entrada, a rede prevê a temperatura retal (TR, °C) de frangos de corte.

Foram utilizados 230 dados médios experimentais baseados nas pesquisas desenvolvidas por Sevegnani (2000), Yahav et al. (2004), Souza et al.

(2005) e Medeiros et al. (2005), sendo que 161 dados foram utilizados para o treinamento da rede e 69 para a validação.

O treinamento da rede neuro-*fuzzy* foi realizado com a validação, onde o treinamento é parado em caso de aumento do residual.

Para tanto, utilizou-se o toolbox LOLIMOT 1.0 disponível no *software* SCILAB 4.1, considerando o número de partições do espaço de entrada igual a 10, originando 10 modelos lineares, e funções peso tipo gaussiana com desvio padrão de 0,33, valores estes considerados ideais para um bom desempenho de uma rede neuro-*fuzzy* (Scilab - Toolboxes Center, 2008).

Para a construção da rede neuro-*fuzzy*, foi considerado como valor de saída para cada modelo linear y_i , o resultado da equação 2.

$$y_i = \omega_{i0} + \omega_{i1}x_1 + \omega_{i2}x_2 + \omega_{i3}x_3 \quad (2)$$

Os parâmetros de cada modelo linear foram estimados pela técnica de mínimos quadrados ponderados através das funções peso. Para tanto, considerou-se uma matriz de dados X , na qual cada coluna representou uma medida x^T no instante k (x_k^T), uma matriz diagonal de pesos Q_i , na qual cada entrada q_k foi o valor da função peso para um correspondente x_k , e as saídas desejadas y , obtendo, dessa forma, os parâmetros ω_i do i -ésimo modelo, de acordo com a equação 3 (Nelles & Isermann, 1996; Nelles, 2001).

$$\omega_i = \left(x^T Q_i X \right)^{-1} x^T Q_i y \quad (3)$$

A função peso tipo gaussiana $\mu_i(x)$ para cada modelo linear, definida pela equação 4, apresentou dois parâmetros: o centro c_{ij} e o desvio padrão σ_{ij} . Dessa maneira, a função peso foi normalizada conforme a equação 5.

$$\mu_i(x) = \exp\left(\frac{(x_1 - c_{i1})^2}{-2\sigma_{i1}^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{(x_2 - c_{i2})^2}{-2\sigma_{i2}^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{(x_3 - c_{i3})^2}{-2\sigma_{i3}^2}\right) \quad (4)$$

$$\Phi_i(x) = \frac{\mu_i(x)}{\sum_{i=1}^{10} \mu_i(x)} \quad (5)$$

Assim, a saída y da rede neuro-*fuzzy* foi obtida pela equação 6.

$$y = \sum_{i=1}^{10} (\omega_{i0} + \omega_{i1}x_1 + \omega_{i2}x_2 + \omega_{i3}x_3) \cdot \Phi_i(x) \quad (6)$$

Conforme o espaço de entrada proposto, ocorreu a partição através de hiper-quadriláteros. De acordo com Nelles & Isermann (1996), o algoritmo LOLIMOT foi realizado da seguinte maneira:

1. obteve-se o primeiro hiper-quadrilátero, que englobou todos os dados de entrada e estimou o modelo linear global $y = \omega_0 + \omega_1x_1 + \omega_2x_2 + \omega_3x_3$;
2. para cada uma das D dimensões ($j = 1, \dots, D$) que o hiper-quadrilátero i possuiu, procedeu-se da seguinte maneira:
 - cortou-se o hiper-quadrilátero i em duas metades ao longo da dimensão j ;
 - estimou-se o modelo linear local para cada metade;
 - calculou-se o erro de aproximação global para esse corte.
3. determinou-se qual o corte que apresentou o menor erro de aproximação;

4. considerou-se o corte com menor erro e ajustou-se uma função peso normalizada no centro de cada um dos novos hiper-quadriláteros formados através desse corte;
5. determinaram-se os modelos locais para cada partição e o erro local;
6. escolheu-se a partição que obteve o maior erro local e realizou um novo corte;
7. caso o critério de parada ainda não fosse atingido, retornava-se ao passo 2.

2.2 Simulações

Para exemplificar o uso da rede *neuro-fuzzy*, procederam-se algumas simulações, visando a prever a TR no interior de galpões climatizados de frangos de corte, com o auxílio do programa computacional 'SisTúnel' desenvolvido por Carvalho (2006), utilizando, como entrada, a temperatura do ar de 25,56°C e umidade relativa de 69,2% do ambiente externo, além dos dados referentes à estrutura do galpão, com dimensão de 12 x 125 x 2,5 m, cobertura de telhas de cimento amianto, alvenarias do tipo tijolo furado, dez exaustores succionando o ar externo e, ventilação em modo túnel (pressão negativa) e sistema de resfriamento evaporativo dos tipos material poroso umedecido e nebulização. Dessa forma, o programa computacional simulou o comportamento das variáveis do ambiente térmico no interior do galpão em 125 pontos (volume de controle), distanciados em 1 m, ao longo do comprimento do galpão. Os frangos de corte estavam alojados na densidade de 14 aves m⁻², com idade 37±1 dia e peso médio de 2,40±0,13 kg. A Tabela 1 mostra os componentes da estrutura do galpão.

TABELA 1 Componentes da estrutura do galpão com suas respectivas áreas.

Região	Área (m ²)						
	1 ¹	2 ¹	3	4	5	6	7
VC	1- 1	2- 11	12- 64	65- 65	66- 66	67- 120	121- 125
Alvenaria	14,96	0	0	2,5	1,42	0	28,90
Cobertura	12	120	636	12	12	648	60
Cortinas	0	1,23	217,30	2,05	2,05	221,40	0
Muretas	1,40	14,00	47,70	0,45	0,45	48,60	0
Portões e pilares (metal)	4,80	0,41	4,51	0	0	4,92	8,41

¹Região com placa de resfriamento evaporativo. VC: volume de controle.

3 Resultados e Discussão

A Tabela 2 apresenta os modelos lineares obtidos pela simulação, na qual foram realizadas 10 partições no espaço de entrada, originando 10 modelos lineares, e os resíduos de treinamento (RT) referentes a cada modelo. A Tabela 3 apresenta os cortes inferiores e superiores referentes a cada partição. Pela Figura 1 pode-se visualizar as partições realizadas.

TABELA 2 Modelos lineares, considerando as partições do espaço de entrada.

Partição	Modelo linear
1	TR = 40,25255 + 0,03376.T + 0,00021.UR + 0,05395.V RT = 0,48390
2	TR = 36,65065 + 0,16960.T + 0,00048.UR - 0,02613.V RT = 0,29848
3	TR = 46,22647 - 0,15670.T + 0,01573.UR + 0,00002.V RT = 0,42969
4	TR = 38,68580 + 0,01633.T + 0,07387.UR - 0,26871.V RT = 0,65616
5	TR = 37,43153 + 0,18677.T - 0,00114.UR - 0,03308.V RT = 0,00442
6	TR = 20,82760 + 0,64407.T + 0,00805.UR - 0,05849.V RT = 1,05348
7	TR = 32,90497 + 0,29911.T - 0,01010.UR - 0,13923.V RT = 1,19131
8	TR = 50,71253 - 0,37014.T - 0,00013.UR - 0,02885.V RT = 0,34299
9	TR = 40,39839 + 0,02893.T - 0,00169.UR + 0,07685.V RT = 0,47548
10	TR = 47,35860 - 0,02700.T - 0,05784.UR - 0,02285.V RT = 0,00516

TABELA 3 Cortes inferiores e superiores referentes a cada partição do espaço de entrada.

Partição	Corte inferior			Corte superior		
	T (°C)	UR (%)	V (m s ⁻¹)	T (°C)	UR (%)	V (m s ⁻¹)
1	16,0	20,0	0,0	21,0	90,0	2,0
2	26,0	20,0	0,0	31,0	90,0	4,0
3	31,0	20,0	0,0	33,5	55,0	4,0
4	33,5	20,0	0,0	36,0	90,0	4,0
5	21,0	20,0	0,0	23,5	90,0	4,0
6	31,0	55,0	0,0	33,5	90,0	1,0
7	31,0	55,0	2,0	33,5	90,0	4,0
8	23,5	20,0	0,0	26,0	90,0	4,0
9	16,0	20,0	2,0	21,0	90,0	4,0
10	31,0	55,0	1,0	33,5	90,0	2,0

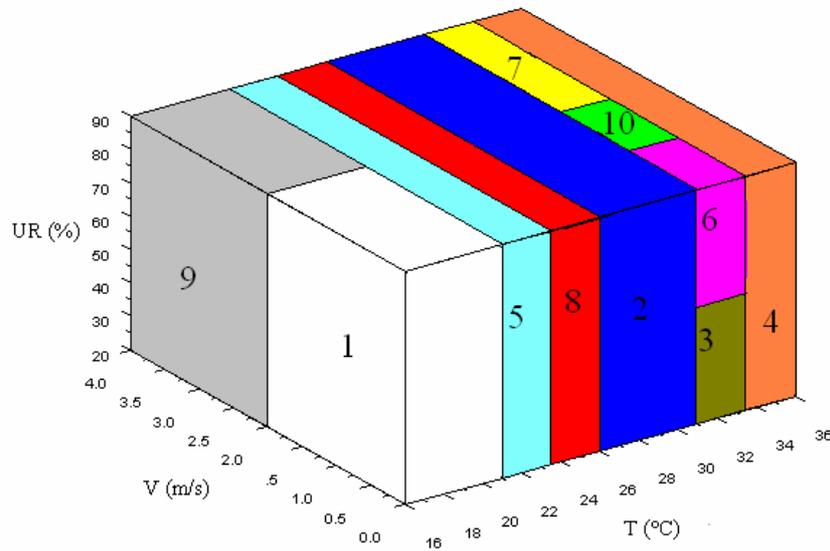


FIGURA 1 Superfície gerada segundo as partições realizadas no espaço de entrada.

Para construir um controlador neuro-*fuzzy*, baseado no algoritmo LOLIMOT, é necessário possuir a lista de cortes (inferior e superior) e os modelos lineares de acordo com cada partição.

A rede neuro-*fuzzy* apresentou erro quadrático médio de treinamento e validação iguais a 0,20 e 0,24, respectivamente. O coeficiente de determinação (R^2) obtido para o treinamento e validação foram de 0,91 e 0,85, respectivamente.

O desvio médio entre os resultados obtidos pela rede neuro-*fuzzy* e medidos experimentalmente, conforme as pesquisas realizadas por Sevegnani (2000), Yahav et al. (2004), Souza et al. (2005) e Medeiros et al. (2005), foi de 0,11 °C, obtendo um coeficiente de determinação (R^2) igual a 0,90. Por meio do desvio médio e coeficiente de determinação obtidos, pode-se verificar que a rede neuro-*fuzzy* simula satisfatoriamente a temperatura retal de frangos de corte.

A Figura 2 apresenta simulações da TR em função da T e UR, considerando a V constante em 0,6 e 2,4 m s⁻¹. Com base nos resultados obtidos pela rede neuro-*fuzzy*, a TR aumenta à medida que aumentam os valores da T. A V influencia a TR num ambiente com T elevadas, estando assim de acordo com os resultados encontrados por Yahav et al. (2004). Os resultados mostram que a TR aumenta com o aumento da UR, porém em magnitude menor quando comparada ao aumento de T.

A Figura 3 ilustra o comportamento da TR simulada pela rede neuro-*fuzzy* com o auxílio do programa computacional 'SisTúnel' (Carvalho, 2006), assim como a distribuição espacial da TR (Figura 4) ao longo do galpão. Pelo comportamento da TR, verifica-se que o ambiente térmico sofreu alterações ao longo do galpão. Nos primeiros metros do galpão, na região que compreende a placa porosa umedecida, as aves estavam em conforto térmico e, à medida que o ar se desloca em direção à saída do galpão, o ambiente se torna mais desconfortável, estando de acordo com o verificado por diversos pesquisadores (Carvalho, 2006; Damasceno, 2008).

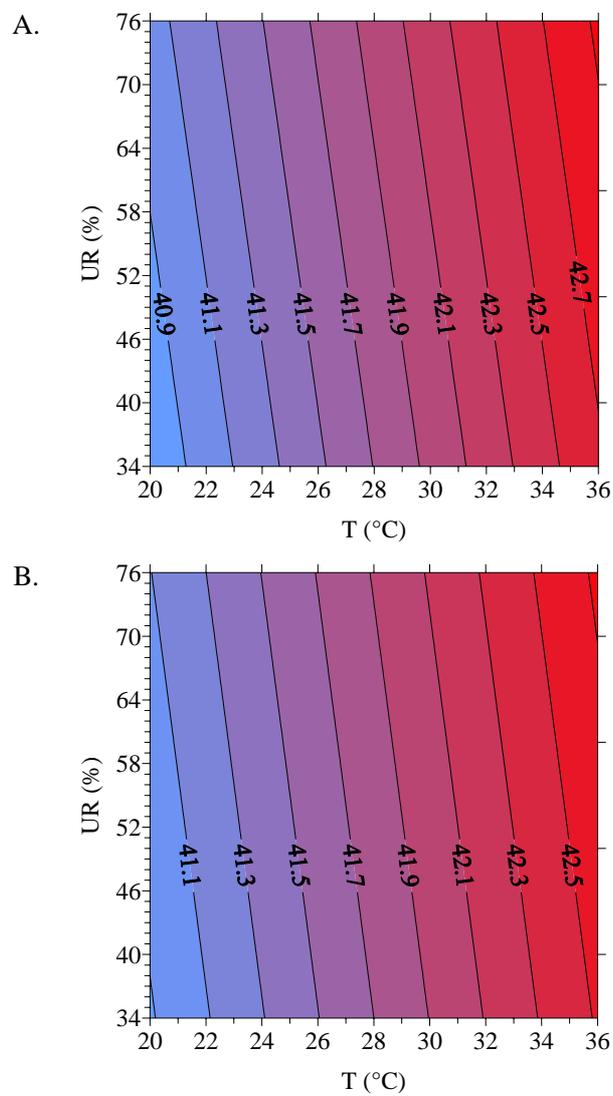


FIGURA 2 Estimativa da temperatura retal (TR , $^{\circ}\text{C}$) pela rede *neuro-fuzzy* em função da temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidades do ar de (A) $0,6 \text{ m s}^{-1}$ e (B) $2,4 \text{ m s}^{-1}$.

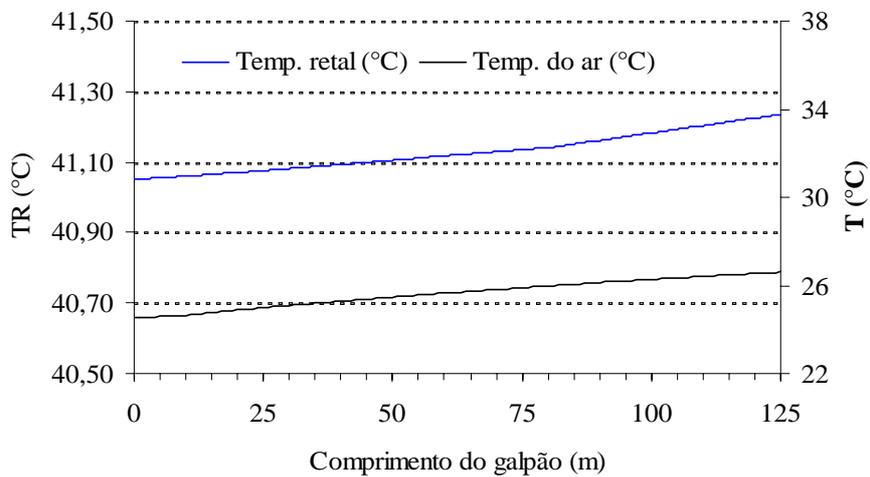


FIGURA 3 Representação do comportamento da TR simulada pela rede neuro-fuzzy ao longo de um galpão climatizado.

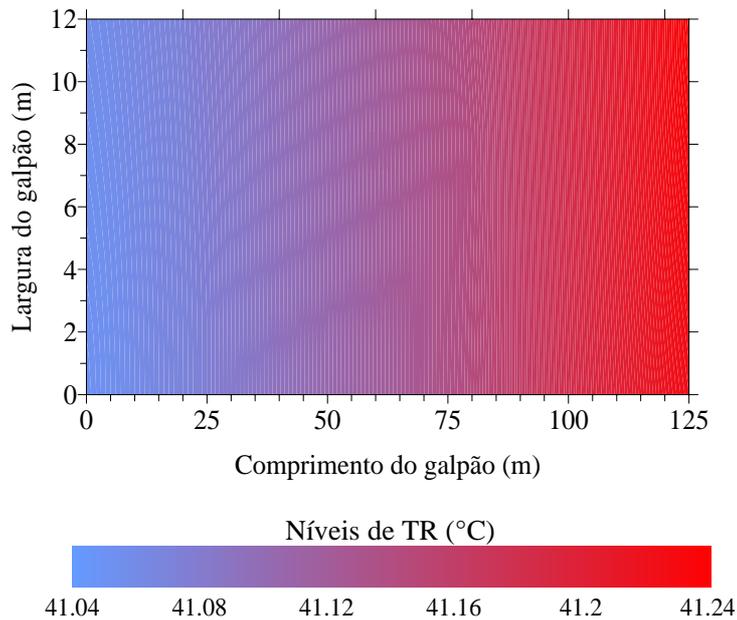


FIGURA 4 Distribuição espacial da TR ao longo de um galpão climatizado.

4 Conclusões

Por meio de um sistema inteligente híbrido, que utiliza a teoria dos conjuntos *fuzzy* e redes neurais artificiais, foi possível avaliar, satisfatoriamente, o ambiente de produção de frangos de corte, predizendo, com base nas variáveis ambientais, temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do ar (V), a temperatura retal do animal (TR). A rede neuro-*fuzzy* proposta, baseada no algoritmo LOLIMOT (*Local Linear Model Tree*), apresentou a capacidade de autoaprendizado, sem a necessidade de conhecimento da relação entre as variáveis estudadas, e a potencialidade de trabalhar com as incertezas quanto ao ambiente de produção animal, com um mínimo processamento computacional.

5 Referências Bibliográficas

CARVALHO, V.F. **Modelagem e zoneamento do ambiente térmico para avaliar o desempenho de frangos de corte criados em galpões climatizados.** 2006, 77 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.

CURTIS, S. E. **Environmental management in animal agriculture.** The Iowa State University: Ames, 1983. 410 p.

DAMASCENO, F. A. **Bem-estar do animal e do trabalhador em galpões avícolas climatizados.** 2008. 220 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.

FAUSSET, L. **Fundamentals of neural networks architectures, algorithms, and applications.** Upper Saddle River: Prentice Hall, 1994. 461 p.

KASABOV, N.K. **Foundations of neural networks, fuzzy systems and knowledge engineering.** Cambridge: The MIT, 1996. 566 p.

KLIR, G.J.; YUAN, B. **Fuzzy sets and fuzzy logic.** New Jersey: Prentice Hall PTR, 1995. 574 p.

KRÖSE, B.; SMAGT, P.V.D. **An introduction to neural networks.** Amsterdam: University of Amsterdam, 1996. 135 p.

MACARI, M.; FURLAN, R.L. **Ambiência na produção de aves de corte.** In: SILVA, I.J.O. **Ambiência na produção de aves em clima tropical.** Piracicaba: FUNEP, 2001. p. 31-87.

MARCHINI, C.F.P.; SILVA, P.L.; NASCIMENTO, M.R.B.M.; TAVARES, M. **Frequência respiratória e temperatura cloacal em frangos de corte submetidos à temperatura ambiente cíclica elevada.** **Archives of Veterinary Science,** Curitiba, v.12, n.1, p. 41-46, 2007.

MEDEIROS, C.M; BAÊTA, F.C.; OLIVEIRA, R.F.M.; TINÔCO, I.F.F.; ALBINO, L.F.T.; CECON, P.R. **Efeitos da temperatura, umidade relativa e velocidade do ar em frangos de corte.** **Engenharia na Agricultura,** Viçosa, v.13, n.4, p. 277-286, out./nov. 2005.

MENDEL, J.M. **Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial.** **Proceedings of IEEE,** v.83, n.3, p. 345-377, Mar. 1995.

MOURA, D.J. **Ambiência na avicultura de corte**. In: SILVA, I.J.O. **Ambiência na produção de aves em clima tropical**. Piracicaba: FUNEP, 2001. p. 75-149.

NELLES, O. **Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks and fuzzy models**. Berlin: Springer-Verlag, 2001. 785 p.

NELLES, O.; ISERMANN, R. Basis function networks for interpolation of local linear models. In: CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 1996, Kobe. **Proceedings...** Kobe: IEEE, 1996, p. 470-475.

ORTEGA, N.R.S. **Aplicação da teoria de conjuntos *fuzzy* a problemas da biomedicina**. 2001. 152 p. Tese (Doutorado em Ciências) - Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.

PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. **An introduction to fuzzy sets: analysis and design**. Cambridge: MIT, 1998. 461 p.

SCILAB - TOOLBOXES CENTER. Modeling and control tools - Lolimot 1.0. Disponível em: <<http://www.scilab.org>>. Acesso em: 15 maio. 2008.

SEVEGNANI, K.B. **Avaliação dos efeitos fisiológicos causados pela ventilação artificial em frangos de corte, em dispositivos de simulação climática**. 2000. 96 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade de Campinas, Campinas, SP.

SILVA, I.J.O. **Ambiência na produção de aves em clima tropical**. Jaboticabal: Editora Jaboticabal: SBEA, 2001. v.1, 200 p.

SKINNER-NOBLE, D.O.; TEETER, R.G. Components of feed efficiency in broiler breeding stock: the use of fasted body temperature as an indicator trait for feed conversion in broiler chickens. **Poultry Science**, Champaign, v.83, n.2, p. 515-520, Feb. 2004.

SOUZA, B.B.; BERTECHINI, A.G.; TEIXEIRA, A.S.; LIMA, J.A.F.; CONTE, A.J.; CARVALHO, C.H.O. Efeito do nível energético e da suplementação com cloretos de potássio e de amônia na dieta sobre as respostas fisiológicas e desempenho de frangos de corte no verão. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.29, n.1, p. 185-192, jan./fev. 2005.

TANAKA, K. **An introduction to fuzzy logic for practical applications**. Tokyo: Springer, 1997. 138 p.

WELKER, J.S.; ROSA, A.P.; MOURA, D.J.; MACHADO, L.P.; CATELAN, F.; UTPATEL, R. Temperatura corporal de frangos de corte em diferentes sistemas de climatização. **Revista Brasileira de Zootecnia**, Viçosa, v.37, n.8, p.1463-1467, 2008.

YAHAV, S.; STRASCHNOW, A.; LUGER, D.; SHINDER, D.; TANNY, J.; COHEN, S. Ventilation, sensible heat loss, broiler energy, and water balance under harsh environmental conditions. **Poultry Science**, Champaign, v.83, n.2, p. 253-258, Feb. 2004.

CAPÍTULO 4

Conclusões

Dois sistemas inteligentes, *fuzzy* e *neuro-fuzzy*, foram desenvolvidos para predição da temperatura retal de frangos de corte em função das variáveis do ambiente, temperatura do ar, umidade relativa e velocidade do ar. Os sistemas apresentaram coeficientes de ajuste adequados, podendo ser aplicados na tomada de decisão quanto o ambiente de produção.

Os sistemas inteligentes propostos simularam adequadamente os diversos cenários de criação propostos, sendo que o sistema *fuzzy* apresentou como característica principal o processamento do conhecimento de forma clara. A construção do sistema de regras, assim como os conjuntos *fuzzy* relacionados a cada variável, foram etapas primordiais para a elaboração do sistema *fuzzy*.

Procurando abortar a criação de um sistema de regras, foi proposto um sistema *neuro-fuzzy*, no qual o algoritmo LOLIMOT (*Local Model Linear Tree*) confeccionou cada regra por meio da partição do espaço de entrada, originando modelos lineares locais. O sistema *neuro-fuzzy* apresentou a facilidade de compreensão do processo devido ao emprego da teoria dos conjuntos *fuzzy* e a capacidade de treinamento por meio das redes neurais.