

Ronaldo Tadeu Murguero Junior

**AVALIAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE
AUTÔNOMO PARA O MONITORAMENTO DE
ABRIGOS DE CULTIVO**

Dissertação submetida ao Programa
de Pós-Graduação em Tecnologias da
Informação e Comunicação para a ob-
tenção do Grau de Mestre em Tecno-
logias da Informação e Comunicação.
Orientador: Prof. Dr. Anderson Luiz
Fernandes Perez
Coorientadora: Prof^a Dr^a Eliane Poz-
zebon

Araranguá

2016

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Murguero Junior, Ronaldo Tadeu
Avaliação de um Sistema de Controle Autônomo Para o
Monitoramento de Abrigos de Cultivo / Ronaldo Tadeu
Murguero Junior ; orientador, Anderson Luiz Fernandes
Perez ; coorientadora, Eliane Pozzebon. - Araranguá, SC,
2016.
102 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Campus Araranguá. Programa de Pós-Graduação em
Tecnologias da Informação e Comunicação.

Inclui referências

1. Tecnologias da Informação e Comunicação. 2. Abrigos de
Cultivos. 3. Inteligência Computacional. 4. Lógica Fuzzy.
5. Rede Neural Artificial. I. Perez, Anderson Luiz
Fernandes. II. Pozzebon, Eliane. III. Universidade Federal
de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Tecnologias
da Informação e Comunicação. IV. Título.

Ronaldo Tadeu Murguero Junior

**AVALIAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE
AUTÔNOMO PARA O MONITORAMENTO DE
ABRIGOS DE CULTIVO**

Esta Dissertação foi julgada aprovada para a obtenção do Título de “Mestre em Tecnologias da Informação e Comunicação”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação.

Araranguá, 18 de Março 2016.

Prof^a Dr^a Simone Meister Sommer Bilessimo
Coordenadora

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Anderson Luiz Fernandes Perez
Orientador

Prof^a Dr^a Eliane Pozzebon
Coorientadora

Rafael Gustavo Ferreira Morales
Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa
Catarina

Alexandre Leopoldo Gonçalves
Universidade Federal de Santa Catarina - Campus Araranguá

João Bosco da Mota Alves
Universidade Federal de Santa Catarina - Campus Florianópolis

Dedico esta dissertação aos meus pais Ronaldo Tadeu Murguero e Sandra Regina Costa Murguero.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador e amigo Anderson Luiz Fernandes Perez que além de acreditar neste trabalho me inspirou e guiou em momentos complicados com seus sábios conselhos, sendo de grande apoio para a minha formação acadêmica e pessoal. Ao Rafael Gustavo Ferreira Morales, pesquisador da EPAGRI-SC, que nos ajudou a desenvolver esta pesquisa.

A minha família pelo apoio, carinho e dedicação constantes, em especial a minha irmã Juliana e meu cunhado Ricardo, pela compreensão de minha ausência em certos momentos. Aos meus avós, vô Niquinho (*in memoriam*) e a vô Delira o vô Nenê e a vô Cádía, que sempre me inspiraram com suas histórias de vida me dando coragem para sempre seguir em frente.

Aos amigos e colegas que de alguma forma contribuíram direta ou indiretamente para a elaboração deste trabalho. Aos amigos do Laboratório de Automação e Robótica Móvel - LARM, que acompanharam e contribuíram para a elaboração deste trabalho, em especial aos meus amigos Cristiano Santos Pereira de Abreu e Vinícios Luneburger Anacleto que ao longo desta caminhada se tornaram minha família.

Ao PPGTIC pela oportunidade em fazer parte deste programa com tantas pessoas distintas em formação, permitindo um enriquecimento de conhecimento. Aos docentes pela dedicação com aulas excepcionais.

A Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, pela oportunidade de estudo, tanto na obtenção da graduação quanto agora no mestrado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela bolsa de estudos.

Talvez não tenha conseguido fazer o melhor, mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou o que deveria ser, mas Graças a Deus, não sou o que era antes.
(Marthin Luther King Jr.)

RESUMO

A utilização de abrigos de cultivos, que são estruturas de madeira ou aço cobertas por algum material translúcido, vem crescendo a cada ano pelo fato de manter a cultura protegida das intempéries, pragas e doenças. O cultivo em abrigos demanda cuidados adicionais do agricultor, como o controle das variáveis climáticas no interior do abrigo, tais como temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade. Existem alguns sistemas de controle que podem auxiliar o agricultor nesta tarefa, porém muitas vezes a definição do que fazer fica por conta do próprio agricultor demandando atenção e tempo do mesmo. Nesta dissertação é proposto o uso de lógica *fuzzy* e redes neurais artificiais, duas técnicas de inteligência computacional, para o desenvolvimento de um sistema de controle autônomo para o monitoramento de abrigos de cultivos. O objetivo do trabalho é comparar o desempenho de ambas as técnicas a fim de avaliar a eficiência do sistema de controle. Para tanto, foram realizados experimentos em um mini abrigo para uma cultura específica, o tomate, sendo que os resultados obtidos com ambas as técnicas de inteligência computacional foram comparados entre si, bem como com dados de controle considerados ideais para este tipo de problema.

Palavras-chave: Abrigos de Cultivos. Inteligência Computacional. Lógica Fuzzy. Rede Neural Artificial.

ABSTRACT

The use of crop shelters, which are wooden structures or iron covered by a translucent material, is growing every year because of maintaining the culture protected from the weather, pests and diseases. Growing demand in shelters additional farmer's care, such as the control of climate variables inside the shelter, such as temperature, relative humidity and light. There are some control systems that can help the farmer in this task, but often the definition of what to do is for the farmer himself demanding attention and even time. This thesis proposes the use of fuzzy logic and neural networks, two computational intelligence techniques for the development of an autonomous control system for monitoring crops shelters. The objective is to compare the performance of both techniques in order to evaluate the control system efficiency. Therefore, experiments were performed in a mini under crops for a particular crop, the tomato, and the results obtained with both computational intelligence techniques were compared, as well as optimal considered control data for this type of problem.

Keywords: Crop Shelters. Computational Intelligence. Fuzzy Logic. Neural Networks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Abrigo de cultivo com estrutura em aço.....	34
Figura 2	Modelos de Abrigos de Cultivo.....	35
Figura 3	Exemplo de funcionamento de um sistema de controle..	36
Figura 4	Tombamento-de-mudas em tomateiro.....	37
Figura 5	Podridão-de-colo em tomateiro.....	38
Figura 6	Murcha-de-fusário em tomateiro.....	38
Figura 7	Murcha-de-esclerócio em tomateiro.....	39
Figura 8	Diagrama de fluxo da lógica <i>fuzzy</i>	43
Figura 9	Exemplo de conjunto clássico para a temperatura diária.	44
Figura 10	Exemplo de um conjunto <i>fuzzy</i> modelado em Matlab...	45
Figura 11	Exemplo de conjuntos <i>fuzzy</i> para a sensação térmica...	46
Figura 12	Neurônio de McCulloch e Pitts.....	50
Figura 13	Neurônio biológico.....	51
Figura 14	Modelo não-linear de um neurônio.....	52
Figura 15	Rede de camada única.....	54
Figura 16	Rede de múltiplas camadas.....	55
Figura 17	Rede Recorrente.....	56
Figura 18	Aprendizagem por taxa de erro.....	57
Figura 19	Aprendizagem supervisionada.....	57
Figura 20	Arquitetura Geral do Sistema de Controle Proposto....	61
Figura 21	Diagrama do módulo de controle do abrigo.....	63
Figura 22	Estrutura do sistema de controle com lógica <i>fuzzy</i>	64
Figura 23	Exemplo de regra de inferência.....	64
Figura 24	Estrutura da rede neural artificial para o sistema de controle.....	65
Figura 25	Abrigo de cultivo utilizado para os testes.....	67
Figura 26	Comparativo da saída para o sombrite.....	73
Figura 27	Comparativo da saída para o exaustor.....	73
Figura 28	Comparativo da saída para o aspessor.....	74
Figura 29	Modelagem do Conjunto “Horario” no <i>MatLab</i>	89
Figura 30	Modelagem do Conjunto “TemperaturaDia” no <i>MatLab</i>	89
Figura 31	Modelagem do Conjunto “TemperaturaNoite” no <i>Ma-</i>	

<i>tLab</i>	90
Figura 32 Modelagem do Conjunto “Umidade” no <i>MatLab</i>	90
Figura 33 Modelagem do Conjunto “Luminosidade” no <i>MatLab</i> ..	91
Figura 34 Modelagem do Conjunto “Sombrite” no <i>MatLab</i>	91
Figura 35 Modelagem do Conjunto “Exaustor” no <i>MatLab</i>	92
Figura 36 Modelagem do Conjunto “Aspersor” no <i>MatLab</i>	92
Figura 37 Estrutura da RNA no <i>MatLab</i>	101
Figura 38 Histograma de erro no <i>MatLab</i>	102

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Saída esperada para o sistema de controle sem o uso de LF ou RNA.	69
Tabela 2	Saída do sistema de controle com lógica <i>fuzzy</i>	70
Tabela 3	Saída do sistema de controle com rede neural artificial.	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IC	Inteligência Computacional	27
IA	Inteligência Artificial	41
LF	Lógica Fuzzy	42
RNA	Redes Neurais Artificiais	49
EPAGRI	Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina	62
CIRAM	Centro de Informações de Recursos Ambientais e de Hi- drometeorologia de Santa Catarina	62

LISTA DE SÍMBOLOS

\in	Pertence	44
\notin	Não pertence	44
μ	Micro	45
Σ	Soma.....	48
θ	Teta.....	58
δ	Delta.....	58
α	Alfa.....	59

LISTA DE EQUAÇÕES

3.1	Equação de Pertinência.....	46
3.2	Equação Triangular	47
3.3	Equação Trapezoidal	47
3.4	Equação Centroide	48
3.5	Equação da Média dos Máximos.....	48
3.6	Equação de Ativação	52
3.7	Equação de Saída do Neurônio	52
3.8	Equação da Função de Limiar	53
3.9	Equação do Potencial de Ativação	53
3.10	Equação de Ativação Linear por Partes.....	53
3.11	Equação da Função Sigmoides.....	54
3.12	Equação de Saída do Nó j	58
3.13	Equação do Valor de Saída Produzido pelo Nó j	58
3.14	Equação de Gradiente do Erro.....	58
3.15	Equação de Gradiente do Erro para a Função Sigmoides....	58
3.16	Equação de Gradiente do Erro para Cada Nó j	59
3.17	Equação de Atualização da Rede	59

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	OBJETIVOS	28
1.1.1	Objetivo Geral	28
1.1.2	Objetivos Específicos	28
1.2	MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA	29
1.3	METODOLOGIA	29
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	30
2	CULTIVO PROTEGIDO	33
2.1	DEFINIÇÃO DE CULTIVO PROTEGIDO	33
2.2	ABRIGOS DE CULTIVO	34
2.3	SISTEMAS DE CONTROLE PARA ABRIGOS DE CULTIVO	36
3	INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL	41
3.1	DEFIÇÕES SOBRE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL	41
3.2	LÓGICA <i>FUZZY</i>	42
3.2.1	Conjuntos Clássicos versus Conjuntos Fuzzy	44
3.2.2	Funções de Pertinência	46
3.2.3	Métodos de Defuzzificação	47
3.2.4	Sistema de Controle Fuzzy	48
3.3	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	49
3.3.1	Redes Biológicas - Motivação para as RNAs	50
3.3.2	Neurônios Artificiais	51
3.3.3	Arquitetura de uma RNA	54
3.3.4	Processos de Aprendizagem	56
3.4	EXEMPLOS DO USO DE IC NA AGRICULTURA	59
4	DESCRIÇÃO DO SISTEMA AUTÔNOMO DE CONTROLE DE ABRIGOS DE CULTIVO	61
4.1	ARQUITETURA PROPOSTA	61
4.2	MÓDULO DE CONTROLE DO ABRIGO DE CULTIVO	62
4.3	SISTEMA DE CONTROLE COM LÓGICA FUZZY	63
4.4	SISTEMA DE CONTROLE COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	65
5	AVALIAÇÃO DO SISTEMA DE CONTROLE AUTÔNOMO PARA ABRIGOS DE CULTIVO	67
5.1	AMBIENTE PARA REALIZAÇÃO DOS TESTES	67
5.2	SISTEMA DE CONTROLE COM LÓGICA FUZZY	68

5.2.1	Resultados do Sistema de Controle com LF	69
5.3	SISTEMA DE CONTROLE COM REDE NEURAL ARTIFICIAL	70
5.3.1	Resultados do Sistema de Controle com RNA	71
5.4	COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS ENTRE LF E RNA	72
5.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE A AVALIAÇÃO DOS SISTEMAS DE CONTROLE	74
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS E PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	77
6.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
6.2	PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	78
	REFERÊNCIAS	79
	APÊNDICE A – Modelagem do Sistema de Controle com Lógica Fuzzy	89
	APÊNDICE B – Modelagem do Sistema de Controle com Redes Neurais Artificiais	101

1 INTRODUÇÃO

Atualmente a maioria dos cultivos são a céu aberto sujeitos ao ataque de pragas e doenças, fazendo com que o agricultor gaste cada vez mais com defensivos agrícolas, acarretando despesas extras e redução da rentabilidade da lavoura. Outro fator que interfere na produção são as intempéries climáticas como vento, extremos de temperatura e chuva, uma das principais causas de perdas da produção agrícola.

Um método que vem sendo utilizado na agricultura são os chamados ambientes de cultivo, que são estruturas cobertas com material translúcido, geralmente plástico e que tem como objetivo controlar uma série de fatores ambientais, com o uso de instrumentos de controle, tais como aspersores, exaustores e cobertura de sombreamento (ABREU; BASTOS, 2015).

Porém, o cultivo em abrigos é mais complicado, exigindo uma maior experiência do produtor no manejo da cultura e disponibilidade de tempo para ficar observando as condições climáticas e realizar o acionamento dos instrumentos de controle, pois caso a cultura fique em uma condição adversa a seu ideal a mesma pode sofrer alguma doença, necessitando desta atenção maior do agricultor (JUNIOR, 2011).

O controle manual do abrigo de cultivos que é feito pelo agricultor pode resultar em falhas, pois o agricultor pode esquecer de realizar a manutenção ou até mesmo proceder o ajuste de algum atuador com atraso, o que pode contribuir para o aparecimento de alguma doença, por exemplo (LOPES; REIS, 2007).

Existem diversas ferramentas que auxiliam o agricultor no manejo em um abrigo de cultivo, seja realizando o controle dos exaustores conforme o aumento da temperatura, a abertura do sombreamento e em outros casos existem ferramentas que realizam a leitura de algumas variáveis ambientais no interior do abrigo e sugerem qual ação o agricultor deva executar.

Alguns desses sistemas de controle utilizam-se de técnicas de Inteligência Computacional (IC) para realizar o controle do abrigo. A IC é uma área de pesquisa que tenta compreender e também construir entidades que possam responder ao mundo como os humanos (RUSSELL; NORVIG; SOUZA, 2004).

A IC é uma técnica efetiva e seu uso já esta presente na agricultura como no trabalho de (TESIERO; NASSIF; SINGH, 2016; KAN et al., 2015; FERLITO et al., 2015) que propõe a utilização de uma técnica de IC para o controle de equipamentos, visando a economia de energia

elétrica no abrigo de cultivo. Também existem estudos com IC na automação da irrigação de plantas, visando a redução do desperdício de água a partir da análise do volume hídrico que a planta necessita como nos trabalhos de (NETO et al., 2015; ANAND et al., 2015).

O presente trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de controle inteligente com a finalidade de tornar o manejo de abrigos de cultivos autônomo. Existem várias técnicas de IC que podem ser utilizadas em um sistema de controle. Com o objetivo de analisar qual ou quais técnicas são mais eficientes, neste trabalho o sistema de controle proposto foi implementado tanto com Lógica Fuzzy como com Redes Neurais Artificiais.

1.1 OBJETIVOS

Esta seção apresenta os objetivos gerais e os objetivos específicos desta dissertação.

1.1.1 Objetivo Geral

Propor e desenvolver um sistema de controle autônomo para abrigos de cultivos baseados em duas técnicas de inteligência computacional, Lógica Fuzzy e Redes Neurais Artificiais.

1.1.2 Objetivos Específicos

1. Estudar os conceitos e os fundamentos da automação de abrigos de cultivo;
2. Propor um sistema de controle para abrigos de cultivo;
3. Implementar o sistema proposto em (2) com Lógica Fuzzy;
4. Testar e avaliar o sistema implementado em (3);
5. Implementar o sistema proposto em (2) com Redes Neurais Artificiais;
6. Testar e avaliar o sistema implementado em (5);
7. Comparar os resultados obtidos em (4) e (6).

1.2 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

A produção agrícola convencional é realizada em solo a céu aberto, deixando as culturas expostas às intempéries climáticas que podem comprometer a produção. Fatores como vento, extremos de temperatura, granizo, qualidade do solo podem prejudicar o cultivo causando prejuízos econômicos para o agricultor.

O cultivo em ambiente protegido é uma alternativa aos métodos convencionais, uma vez que é definido como uma estrutura de proteção ao cultivo de plantas com elevado grau de controle do seu ambiente interno (REDDY, 2015a).

O controle das variáveis ambientais em um abrigo de cultivos exige cuidados específicos. Variáveis como luminosidade, temperatura e umidade, precisam estar sob controle a fim de manter o ambiente nas condições ideais da cultura ali presente. No método convencional, para realizar este controle, o produtor deve executar o manejo dos atuadores disponíveis tais como, exaustores, sombrite e aspersor manualmente, demandando tempo e dedicação, pois se ocorrer alguma falha, por parte do agricultor, na operação desses instrumentos, o desenvolvimento da cultura poderá ser comprometido (REDDY, 2015b).

Os sistemas de automação para abrigos de cultivo existentes, em sua grande maioria, realizam a medição de apenas uma única variável do ambiente, como exemplo, se a umidade relativa do ar está baixa será acionado os aspersores a fim de aumentar a umidade. Porém se for realizado uma tomada de decisão sobre o abrigo tendo como base todas as variáveis do ambiente é possível melhorar a produção e a qualidade da cultura por exemplo, pois será tomada uma decisão precisa e correta (GOLNARAGHI; KUO, 2010).

Neste trabalho é proposto um sistema onde será realizado a coleta de algumas variáveis como, luminosidade, umidade relativa do ar e temperatura do ambiente protegido e será utilizado uma técnica de IC a fim de tomar uma decisão e agir sobre o ambiente protegido de forma automática e autônoma, oferecendo um controle mais preciso nas condições climáticas do ambiente, evitando erros e desperdícios, visando facilitar o dia a dia do produtor rural.

1.3 METODOLOGIA

O trabalho será desenvolvido com base em uma pesquisa aplicada materializada através da implementação de um sistema de controle

autônomo para o monitoramento de abrigos de cultivo. A metodologia de desenvolvimento deste trabalho foi definida como segue:

- Revisão da literatura científica sobre Cultivo Protegido, bem como, sobre Inteligência Computacional;
- Proposição de uma visão lógica e física do sistema que guia a implementação do mesmo;
- Desenvolvimento de um sistema (protótipo) voltado ao controle e monitoramento de abrigos de cultivo;
- Detalhamento das funcionalidades e discussão de um cenário de aplicação. Este cenário de aplicação é um mini abrigo desenvolvido no Laboratório de Automação e Robótica Móvel (LARM), onde foram simulados diversas condições existentes em um abrigo de cultivo real;
- Análise dos resultados obtidos através da utilização do protótipo;
- Apresentação das considerações finais do trabalho, assim como potenciais pontos de aprimoramento futuro.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Além desta introdução o texto desta dissertação está estruturado em mais seis capítulos e dois apêndices, sendo:

- No **Capítulo 2** é realizada uma apresentação de conceitos sobre o cultivo protegido, suas características e as principais variáveis climáticas que devem ser avaliadas para se ter o controle no interior de um abrigo de cultivo. Também serão descritos alguns exemplos de sistemas de controle para medição e tomada de decisão, tais como sistemas de controle de irrigação e de temperatura.
- No **Capítulo 3** são descritos os conceitos de inteligência computacional com ênfase nas duas técnicas utilizadas na elaboração deste trabalho, Lógica Fuzzy e Redes Neurais Artificiais, detalhando as principais características e estrutura de funcionamento.
- O **Capítulo 4** descreve o sistema proposto para controlar abrigos de cultivos. Também serão descritos em detalhes os componentes

que fazem parte do sistema, bem como as duas metodologias de controle que podem ser empregadas, uma com Lógica Fuzzy e outra com Redes Neurais Artificiais.

- O **Capítulo 5** apresenta a avaliação realizada com o sistema de controle para abrigos de cultivo. Além de descrever o ambiente utilizado para a realização dos teste e os resultados dos mesmos tanto com Lógica Fuzzy como com a Rede Neural Artificial.
- No **Capítulo 6** são apresentadas as considerações finais sobre o sistema de controle autônomo para abrigos de cultivo, discutindo o resultado das avaliações observadas. O capítulo também apresenta algumas propostas para trabalhos futuros identificados durante a execução desta pesquisa;
- No **Apêndice A** é apresentado a modelagem do sistema de controle com Lógica Fuzzy.
- No **Apêndice B** é apresentado a modelagem do sistema de controle com a Rede Neural Artificial.

2 CULTIVO PROTEGIDO

Este capítulo descreve as características e as principais variáveis climáticas que devem ser avaliadas para se ter o controle de um abrigo de cultivo. Também são descritos alguns exemplos de sistemas de controle para medição e tomada de decisão, tais como sistemas de controle de irrigação e de temperatura.

2.1 DEFINIÇÃO DE CULTIVO PROTEGIDO

Em uma sociedade que busca uma qualidade de vida melhor, o consumo de alimentos saudáveis se torna um requisito importante neste objetivo. Porém, os alimentos hoje comercializados em grande escala são os produzidos a céu aberto onde muitas vezes são utilizados grandes quantidades de defensivos agrícolas. Como alternativa, as pessoas vêm consumindo mais produtos orgânicos, ou seja, livres de qualquer agrotóxico e produzidos com menor impacto ao meio ambiente (SCHALLENBERGER et al., 2008; ANDRADE et al., 2011).

O mercado de produtos orgânicos cresce a taxas exponenciais que segundo Tamiso (2005) fica em torno de 30% a 50% ao ano. Porém um dos grandes problemas enfrentados pelos produtores orgânicos é o de como realizar o cultivo sem a utilização de agroquímicos para o controle de pragas, já que é preconizado pelas normas brasileiras de produção orgânica de alimentos a não utilização de qualquer agrotóxico ou adubo solúvel (BRASIL, 1999; SCHALLENBERGER et al., 2013).

Um sistema alternativo ao cultivo em céu aberto onde, em alguns casos, não existe a necessidade de utilização de agrotóxicos em grande escala são os cultivos em ambientes protegidos, como os abrigos de cultivo, que são estruturas cobertas por um plástico transparente com alguns sensores e atuadores no seu interior para criar um microclima necessário para o crescimento da cultura ali presente (RURALNEWS, 2015; REDDY, 2015a).

Existem outros fatores que influenciam a utilização de abrigos de cultivo, tais como, o melhor desenvolvimento das plantas, aumento de produtividade, a proteção das plantações contra intempéries como chuva e granizo e a diminuição da emissão de gases responsáveis pelo efeito estufa. (RURALNEWS, 2015; ROMANINI CARLOS EB; GARCIA; K, 2010; LAMB et al., 2016).

Em 2010 foi realizado um levantamento e se estimava que existia

uma área de cerca de 3,7 milhões de hectares de cultivo em ambiente protegido no mundo, sendo que o Brasil é o líder neste seguimento em relação aos países da América do Sul (SILVA; MARTINS, 2015).

Cultivar em ambiente protegido vai além de oferecer um ambiente coberto a planta. Para que a cultura se desenvolva com eficiência é necessário que se conheça bem a espécie que se pretende cultivar, bem como as técnicas de cultivo a fim de controlar o ambiente adequadamente criando um microclima no interior do abrigo perfeito para o cultivo ali presente (SILVA; MARTINS, 2015; REIS, 2005).

2.2 ABRIGOS DE CULTIVO

A estrutura de um abrigo de cultivo depende muito de sua finalidade. De modo geral, é constituída por uma armação, que pode ser de madeira, concreto ou aço galvanizado, coberta por um plástico transparente ou do tipo difusor, podendo-se utilizar telas, como o sombrite ou aluminet, que auxiliam na regulação da temperatura interna e em alguns casos com telas anti-insetos nas laterais, que impossibilita a entrada de pragas (ABREU; BASTOS, 2015; ALBERONI, 1997). A Figura 1 ilustra um exemplo de estrutura em aço utilizada em abrigos de cultivo.

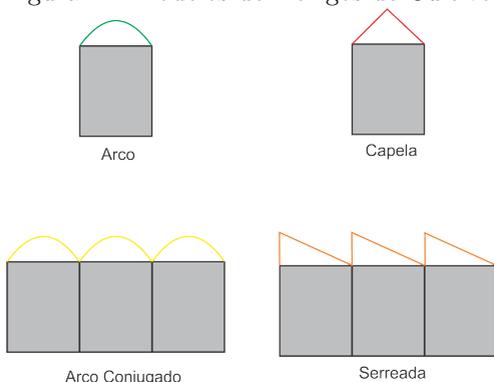
Figura 1 – Abrigo de cultivo com estrutura em aço.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

As principais estruturas utilizadas para a construção de abrigos de cultivo podem ser do tipo capela, arco e serreada, podendo ser conjugados ou não, conforme ilustrações da Figura 2.

Figura 2 – Modelos de Abrigos de Cultivo.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

O modelo comumente utilizado é o capela de duas águas que oferece um bom espaçamento interno possibilitando uma melhor circulação do agricultor, e um bom escoamento de água das chuvas e proteção da plantação. O modelo serreado é utilizado em localidades onde o clima tem como principal fator o excesso de pluviosidade, oferecendo um fácil escoamento e drenagem para estes climas (ALBERONI, 1997; TERUEL, 2010).

A utilização do modelo de arco ou arco conjugado é comumente utilizado quando existe a necessidade de realização do efeito estufa, já que sua estrutura tem um melhor aproveitamento da radiação solar. Além disso, essas estruturas oferecem uma boa fixação do plástico e uma maior proteção contra ventos (ABREU; BASTOS, 2015).

A divisão de um abrigo pode ser feita também segundo os seus parâmetros de controle do microclima em seu interior, sendo climatizados, semiclimatizados e não-climatizados (TERUEL, 2010).

O abrigo climatizado possui mecanismos eletrônicos, elétricos e mecânicos para controle de temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade de forma automática. Os semiclimatizados possuem algum grau de automatização na leitura das variáveis climáticas e atuação dos atuadores. Os não-climatizadas não possuem qualquer grau de automação na leitura e de controle do abrigo (TERUEL, 2010; KURPASKA, 2014).

O cultivo em ambientes protegidos nos últimos anos tem evoluído rapidamente. Nos modernos abrigos de cultivo são aplicados instrumentação de medição e controle automatizado visando a adaptação às demandas e exigências do mercado (TERUEL, 2010; REIS, 2005).

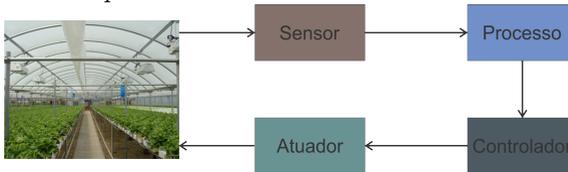
Na próxima seção serão apresentados conceitos sobre os sistemas de controle para cultivo protegido, bem como serão descritos alguns sistemas existentes.

2.3 SISTEMAS DE CONTROLE PARA ABRIGOS DE CULTIVO

A ferramenta comumente utilizada para realizar o monitoramento e controle do microclima são os sistemas de controle, sendo que através deles tem-se processos corriqueiros feitos de forma autônoma e precisa. Como um exemplo pode-se citar o processo de manufatura, onde existe um objetivo a ser atingido e são utilizados meios para a realização deste objetivo (GOLNARAGHI; KUO, 2010; REDDY, 2015b).

Os principais componentes de um sistema de controle são: os objetivos de controle, que no caso de um abrigo são as variáveis climáticas; o sistema de controle, onde são tomadas as decisões sobre o que deve ser realizado; e por fim os atuadores que são acionados conforme as regras de controle (GOLNARAGHI; KUO, 2010). A Figura 3 ilustra o fluxo de funcionamento de um sistema de controle.

Figura 3 – Exemplo de funcionamento de um sistema de controle.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Os sensores compõem um ponto importante nos sistemas de controle, pois são eles que fornecem os dados que serão utilizados na atuação dos componentes reguladores do microclima no interior do abrigo de cultivo. Segundo NGMA (2010) e Reddy (2015b) os principais fatores que devem ser sensoriados em um abrigo de cultivo são:

- Temperatura: é uma das principais variáveis que devem ser medidas devido a sua influência nas funções metabólicas das plantas;
- Umidade: controlar a umidade pode render benefícios para a produção como redução de doenças e melhoria na absorção de nutrientes favorecendo o crescimento da planta;

- Luminosidade: existem três tipos de medições para a luminosidade que são: a Radiação Global que mede todo o espectro da luz muito comum para controle de efeito estufa; Radiação Fotossinteticamente Ativa (PAR), utilizado para medir a banda estreita da luz sendo utilizado pelas plantas para realização da fotossíntese e os Medidores de Luz Fotométrico utilizado para diferenciação entre dia e noite;
- CO₂: normalmente é realizado a medição do volume de dióxido de carbono no interior do abrigo para verificação do processo de fotossíntese da planta.

Este controle do microclima é de suma importância para o desenvolvimento da planta, pois o condicionamento de uma temperatura muito acima do ideal ou irrigação em excesso pode ocasionar o aparecimento de doenças prejudicando a colheita.

O excesso de irrigação em mudas de tomates, por exemplo, pode ocasionar o aparecimento de doenças como a *podridão-de-colo* e tombamento-de-mudas (*Pythium* spp., *Phytophthora* spp. e *Rhizoctonia solani*), onde as mudas apresentam escurecimento ou aflamento na base do caule, o que provoca o tombamento da planta, conforme o exemplo ilustrado na Figura 4 (LOPES; REIS, 2007).

Figura 4 – Tombamento-de-mudas em tomateiro.



Fonte: Adaptado de (LOPES; REIS, 2007)

Em plantas com estágio avançado de crescimento é característico a podridão das raízes ou o escurecimento da base do caule, como consequência a murcha da parte aérea da planta como apresentado na Figura 5 (LOPES; REIS, 2007).

Figura 5 – Podridão-de-colo em tomateiro.



Fonte: Adaptado de (LOPES; REIS, 2007)

A exposição das plantas a temperaturas elevadas, aproximadamente 28°C , pode ocasionar o aparecimento da *murcha-de-fusário* (*Fusarium oxysporum* f.sp. *lycopersici*) tendo como principais sintomas o amarelecimento das folhas como apresentado na Figura 6 (LOPES; REIS, 2007).

Figura 6 – Murcha-de-fusário em tomateiro.



Fonte: Adaptado de (LOPES; REIS, 2007)

A *murcha-de-esclerócio* (*Sclerotium rolfsii*) é comumente ocasionada devido a alta temperatura e umidade, fazendo com que o cultivo em uma mesma área seja dificultada e desaconselhável. A principal característica é a presença de um mofo de cor branca na base da planta, sendo exemplificado na Figura 7 (LOPES; REIS, 2007).

Figura 7 – Murcha-de-esclerócio em tomateiro.



Fonte: Adaptado de (LOPES; REIS, 2007)

A monitoração do microclima no interior do abrigo é fundamental para o perfeito crescimento da planta, pois é possível prevenir e evitar o aparecimento de doenças como as mencionadas anteriormente. Porém, não é uma tarefa fácil ou possui algum procedimento padrão. Os abrigos devem ser monitorados por sistemas mecatrônicos, que realizam uma combinação entre processos físicos, como transferência de calor, e balanceamento desses fatores realizando o acionamento de atuadores como os exaustores, sempre dependendo do cultivo ali presente (RADOJEVIĆ et al., 2014; REDDY, 2015b).

Segundo Radojević et al. (2014) existem alguns fatores que controlam o microclima no interior do abrigo e estes podem ser classificados em:

- Sistema de aquecimento;
- Sistema de ventilação e nebulização;
- Sistema de sombreamento e iluminação;
- Sistema de fertilização;
- Sistema de injeção de CO₂.

Existem diversos estudos na área de sistemas de controle para abrigos de cultivos, como o trabalho de (ZANLORENSI; ARAÚJO; GUILMARÃES, 2016) onde é feito uma revisão sobre técnicas que estão sendo utilizadas como sistema de controle automático para irrigação e robôs que são utilizados na agricultura. Um exemplo de sistema que realiza a monitoração e o controle de abrigos de forma automática é o trabalho de (HASSAN et al., 2015), porém não utiliza uma IC para realizar a tomada de decisão, mas sim um conjunto de inferências.

Para a irrigação pode-se citar o trabalho de (DONG et al., 2015), onde foi implementado um sistema para controle de irrigação. Outro exemplo de trabalho realizado para o controle de irrigação é o de (HADE; SENGUPTA, 2014) que utiliza comunicação via wireless entre os sensores, que captam dados como salinidade, exigências de fertilizantes e o sistema de controle para processamento de um melhor plano de irrigação por gotejamento.

Uma tecnologia que teve um aumento em sua utilização e esta começando a ser utilizada na agricultura são os smartphones, sendo utilizados principalmente como um auxiliador no processo de controle das variáveis ambientais no interior do abrigo como é o caso de (LEE; PARK; KIM, 2015) que utiliza um smatphone para fazer o controle da umidificação do abrigo de cultivo.

3 INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

Este capítulo descreve os principais conceitos sobre inteligência computacional dando ênfase as duas técnicas utilizadas na elaboração deste trabalho, Lógica Fuzzy e Redes Neurais Artificiais.

3.1 DEFIÇÕES SOBRE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

A capacidade humana para perceber e compreender um mundo maior e mais complexo sempre intrigou os cientistas e estudiosos. O campo da Inteligência Artificial (IA) tenta compreender e também construir entidades que possam responder ao mundo como os humanos (RUSSELL; NORVIG; SOUZA, 2004).

A IA é uma das ciências mais recentes, os estudos nesta área iniciaram após a Segunda Guerra Mundial. Atualmente ela é utilizada em uma variedade de subcampos, desde áreas de uso geral até tarefas específicas, outras áreas de estudo também influenciaram o desenvolvimento da IA principalmente filosofia, linguística, psicologia e biologia (RUSSELL; NORVIG; SOUZA, 2004; COPPIN, 2010).

O teste de Turing, criado por Alan Turing, foi um marco na IA, pois tinha como intenção avaliar se é possível ou não produzir um computador pensante. O teste de Turing era baseado em um interrogador que fazia perguntas a dois indivíduos, uma pessoa e um computador, o objetivo é o interrogador descobrir qual é a pessoa (humano) e qual é o computador (COPPIN, 2010).

Pode-se afirmar que a IA tem o papel de fazer com que a forma de raciocinar, de perceber, e agir dos seres humanos sejam realizados por uma máquina. Por exemplo, um veículo com sensores ultrassônicos que ao perceber que está próximo de um obstáculo, deve acionar os freios automaticamente evitando um acidente (JÚNIOR; YONEYAMA, 2002; PEDRYCZ; SILLITTI; SUCCI, 2016).

Uma das áreas fundamentais de estudo da IA é a aprendizagem de máquina, campo de pesquisa também conhecido como Inteligência Computacional (IC) (ENGELBRECHT, 2007). A IC visa, a partir de técnicas e algoritmos específicos, fazer com que um sistema responda corretamente a estímulos do ambiente em que ele está inserido. O processo de aprendizagem, em uma solução baseada em IC, pode ocorrer com a presença de um tutor, aprendizado supervisionado, ou por estímulos primitivos através de algoritmos específicos, aprendizado não-

supervisionado.

As técnicas mais comumente empregadas na IC são:

- Sistema de produção: utiliza conjuntos de regras “Se (condição) Então (ação)” para realizar a tomada de decisão no sistema;
- Lógica Fuzzy: busca considerar as incertezas humanas sobre os fenômenos refletidas em expressões verbais;
- Redes Neurais Artificiais: visa a representação do sistema nervoso humano através de processadores simples denominados neurônios.

Nas seções 3.2 e 3.3 a Lógica *Fuzzy* e as Redes Neurais Artificiais, respectivamente, serão melhor detalhadas quanto a sua estrutura e funcionamento.

3.2 LÓGICA FUZZY

A lógica clássica, que teve suas primeiras definições a partir de Aristóteles (384 - 322 a.C.), foi um marco histórico na cultura ocidental com o atributo de bivalência, a qual define a utilização de dois valores, onde somente um estaria certo, como exemplo, verdadeiro ou falso, alto ou baixo, grande ou pequeno (SIMÕES; SHAW, 2007; FILHO et al., 2004).

Na computação, a bivalência é conhecida como álgebra *booleana*, que foi proposta por George Boole, e possibilita a aplicação de “leis da vida” em linguagem matemática. Isto tem se tornado indispensável no cotidiano das pessoas uma vez que a verdade e a precisão são fundamentais na construção científica (SIMÕES; SHAW, 2007; FILHO et al., 2004).

O mundo real é totalmente diferenciado da visão bivalente, a começar pelo fato que quando é medido a temperatura de um determinado ambiente alguém achará frio e uma outra pessoa um pouco mais quente, esta variação de respostas pode ser visto como uma característica da incerteza humana (FILHO et al., 2004).

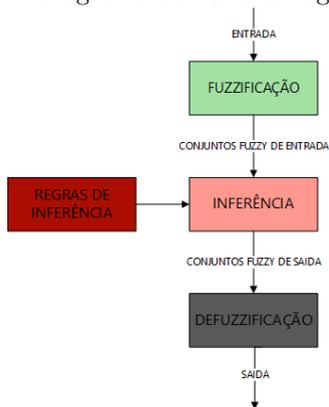
Em 1965 L. A. Zadeh (ZADEH, 1965), então professor da *University of California Berkeley*, apresentou o conceito de lógica *fuzzy* (LF) no *Journal of Information and Control* como sendo uma parte essencial para solucionar problemas em que existem várias formas de lidar com a informação.

A LF é uma teoria matemática que tem como principal função representar o raciocínio humano na tomada de decisão em ambiente de incertezas (SIMÕES; SHAW, 2007), como por exemplo quando se lida com

informações do tipo, “muito”, “pouco”, “quente”, “frio”, ou seja, existe uma resposta aproximada ou não totalmente confiável (ENGELBRECHT, 2007).

A LF é baseada em 3 (três) métodos, a Fuzzificação, Inferência e Defuzzificação. O processo de fuzzificação mapeia os valores de entrada, onde estes valores serão agrupados nos conjuntos *fuzzy* para o processo de inferência. No processo de inferência é realizado o processamento destes valores de entrada a partir de regras de inferência onde, a de maior grau de pertinência, definirá a ação a ser tomada. Por último, no processo de defuzzificação, é realizado a conversão do valor inferido na etapa anterior em um valor natural (CAMPONOGARA, 2006). A Figura 8 ilustra o fluxo de ações em um sistema baseado em lógica *fuzzy*.

Figura 8 – Diagrama de fluxo da lógica *fuzzy*.



Fonte: Adaptado de (SILVA, 2007)

Como exemplo, considerando um sistema para controle de temperatura de um abrigo de cultivo, conforme a temperatura interna do abrigo aumenta, o sistema deve acionar os exaustores. Assim, o conjunto *fuzzy* de entrada para a temperatura pode ser definida como “baixa”, “média” e “alta” e o conjunto de saída dos exaustores como “ligado” e “desligado”.

Para se poder manusear de forma coerente os conjuntos *fuzzy* são utilizados regras de inferência, estas regras são precedidas de um antecedente, que serão aplicadas a um consequente, conforme o modelo que segue:

se x quente (antecedente) **então** ligar exaustor (consequente)

Na próxima seção será melhor detalhado as características que diferem os conjuntos *fuzzy* dos conjuntos clássicos.

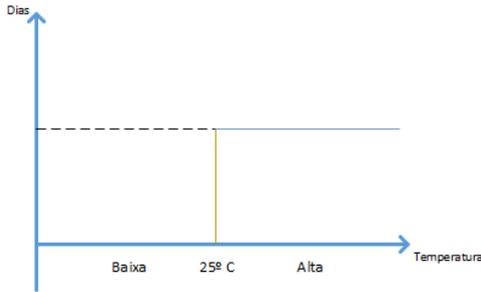
3.2.1 Conjuntos Clássicos versus Conjuntos Fuzzy

Um conjunto pode ser visto como um arranjo que pode ser tratado como um todo. Um determinado valor pode ou não estar contido em um conjunto. Por exemplo, o conjunto dos números pares, é formado pelos valores 2, 4, 6 etc. Números como 3, 5 e 7 não pertencem ao conjunto dos números pares (COPPIN, 2010; ENGELBRECHT, 2007).

A teoria empregada aos conjuntos clássicos tem como premissa um elemento z pertencente ao conjunto A ($z \in A$) ou não pertencente ao conjunto A ($z \notin A$) (IBRAHIM, 2004).

Por exemplo, a representação de temperatura diária de um determinado ambiente, por meio dos conjuntos clássicos, pode ser alta (maior que 25°C) ou baixa (menor que 25°C). A Figura 9 representa o conjunto de dias onde a temperatura pode ser quente ou baixa.

Figura 9 – Exemplo de conjunto clássico para a temperatura diária.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Utilizando a teoria dos conjuntos clássicos é impossível determinar que a temperatura foi “pouco alta” ou “muito baixa”, para isto são utilizados os conjuntos *fuzzy*.

Sendo que os conjuntos *fuzzy* têm como princípio a utilização de graus de pertinência, onde, quanto maior o grau de pertinência de uma determinada variável, maior a chance desta pertencer a um determinado conjunto.

Os conjuntos *fuzzy* permitem a representação da aproximação

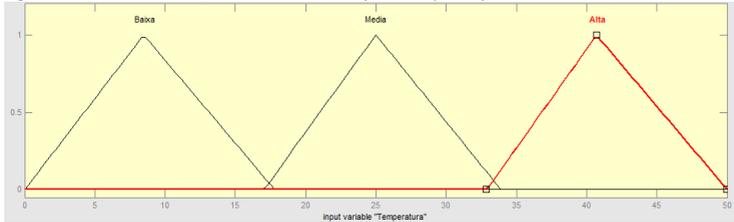
do raciocínio humano, sendo estas incluídas nas operações para realizar as inferências em LF. O processo de inferência é realizado através de representação analógica que variam através de um intervalo de valores contínuos (BIAZIN, 2002; TERRA et al., 2002).

Segundo Simões e Shaw (2007), em um conjunto a existem rótulos que determinam os valores *fuzzy* representados por $T(a)$. Estes são conhecidos como variáveis linguísticas, por exemplo se a for considerado um conjunto de temperatura então seu conjunto de variáveis linguísticas será:

$$T(\text{temperatura}) = \{\text{baixa}, \text{media}, \text{alta}\}$$

Sobre o conjunto A são inferidos determinados valores entre $[0, 50]$ por exemplo, sendo que as variáveis linguísticas da temperatura são $T(\text{temperatura}) = \{\text{baixa}, \text{media}, \text{alta}\}$ (Figura 10) (SIMÕES; SHAW, 2007).

Figura 10 – Exemplo de um conjunto *fuzzy* modelado em Matlab.



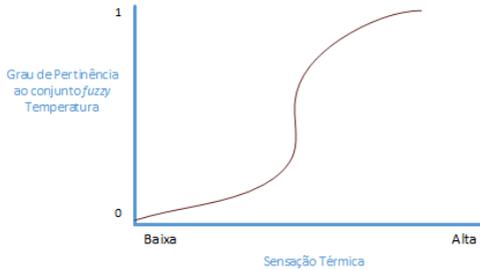
Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Assumindo que $\mu_A(z)$ é uma função de pertinência que determina o grau em que z está contido em A tem-se a seguinte estrutura para as variáveis linguísticas (eixo y do gráfico ilustrado na Figura 10):

- $\mu_A(z) = 1$, onde z pertence totalmente ao conjunto A ;
- $0 < \mu_A(z) < 1$, onde z pertence parcialmente ao conjunto A ;
- $\mu_A(z) = 0$, onde z não pertence ao conjunto A .

No gráfico ilustrado na Figura 11 é possível observar que quanto maior o grau de pertinência para o conjunto da sensação, maior será a sensação térmica. Sendo assim, a sensação térmica será determinada conforme o seu grau de pertinência e não com grupos fixos para temperatura baixa ou alta, conforme mencionado no exemplo da Figura 9.

Figura 11 – Exemplo de conjuntos *fuzzy* para a sensação térmica.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

3.2.2 Funções de Pertinência

As funções de pertinência determinam o quanto um determinado elemento pertence ao conjunto *fuzzy* (AMENDOLA; SOUZA; BARROS,). Na Equação 3.1, onde o elemento z pertence ao conjunto A , o grau de pertinência do elemento ao conjunto é representado por $\mu_A(z)$, que pode assumir valores entre zero e um. Quanto mais próximo de um o valor de $\mu_A(z)$ significa que este elemento pertence ao conjunto, e quando for igual a zero significa que o elemento não pertence ao conjunto (GOLDSCHMIDT, 2010; IZA; HORBE; SILVA, 2016).

$$\mu_A : z \longrightarrow [0, 1] \quad (3.1)$$

As seguintes funções podem ser utilizadas para o cálculo da pertinência como sugerem (BRUNO et al., 2016; NAYAGAM; JEEVARAJ; SIVARAMAN, 2016):

- Função triangular;
- Função trapezoidal;
- Função gaussiana;
- Função sino;
- Função sigmoide;
- Função senoidal.

As funções de pertinência mais utilizadas são as de forma triangular e a trapezoidal. A função de pertinência triangular possui três valores escalares (a, b, c) com um ponto máximo de valor, conforme a Equação 3.2 (NAYAGAM; JEEVARAJ; SIVARAMAN, 2016).

$$f(z : a, b, c) = \begin{cases} 0, & z \leq a \\ \frac{z - a}{b - a}, & a < z \leq b \\ \frac{c - z}{c - b}, & b < z \leq c \\ 0, & z > c \end{cases} \quad (3.2)$$

A função trapezoidal possui quatro valores escalares (a, b, c, d), onde é possível representar todo um intervalo de pontos máximos. A Equação 3.3 representa a função de pertinência trapezoidal (BIAZIN, 2002; VAZ, 2006).

$$f(z : a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & z \leq a \\ \frac{z - a}{b - a}, & a < z \leq b \\ 1, & b < x \leq c \\ 0, & z > d \\ \frac{d - z}{d - c}, & c < z \leq d \end{cases} \quad (3.3)$$

3.2.3 Métodos de Defuzzificação

Após o processo de fuzzificação é necessário chegar à um valor natural para a variável de saída. Para tanto é utilizado um processo de defuzzificação. Os dois processos de defuzzificação mais conhecidos são o método da centróide (Centro de Massa) e o método da Média dos Máximos (CAMPONOVARA, 2006; ENGELBRECHT, 2007).

O método da centróide realiza o cálculo do centro da área que representa o conjunto *fuzzy* (SIMÕES; SHAW, 2007). A Equação 3.4 (COPPIN, 2010) representa este cálculo, onde o resultado é obtido a

partir do somatório de cada área multiplicado pelo respectivo centro de gravidade e dividido pelo somatório das áreas, ou seja, é encontrado o valor que representa o centro do conjunto *fuzzy* e a partir dele é encontrado os valores com maior e menor inferência sobre o conjunto.

$$C = \frac{\sum P_A(x)x}{\sum P_A(x)} \quad (3.4)$$

No método da média dos máximos é retornado o valor com maior grau de pertinência, porém o conjunto pode ter mais de um valor com grau máximo. Para tanto, é calculada a média dos pontos máximos a partir da Equação 3.5 (KOHAGURA, 2007).

$$u = \sum_{m=1}^M \frac{u_m}{M} \quad (3.5)$$

3.2.4 Sistema de Controle Fuzzy

Um sistema de controle *fuzzy* pode ser visto como um modelo que contém conjuntos *fuzzy* que representam cada variável de controle, onde é processado as variáveis de entrada e as de saída por meio de um conjunto de regras, transformando os valores do conjunto *fuzzy* em uma variável com valor natural (COX, 1994).

Segundo Sugeno (1985), os sistemas de controle *fuzzy* possuem dois tipos de raciocínio, um com base em regras de inferência e outro que dispensa a utilização de funções de implicação e operadores para a inferência. De acordo com Andrade e Jacques (2008), os sistemas de controle *fuzzy* do tipo Mandani se enquadram na primeira classificação, enquanto que o sistema Fuzzy proposto por Takagi e Sugeno pertence a segunda classificação. Em ambos, as ações tomadas são definidas com base em regras contidas e acionadas no processo de inferência (ELRAGAL, 2014).

Em um sistema Mandani o valor da função de pertinência para o conjunto de saída é obtido a partir da área que representa os valores inferidos, sendo então utilizados os conjunto *fuzzy* de saída e um método de defuzzificação (apresentados na Seção 3.2.3) para processar o valor real de saída (PEDRYCZ; SILLITTI; SUCCI, 2016).

Em um sistema de controle do tipo Takagi e Sugeno, após o processamento dos dados de entrada, são calculados os graus de per-

tinência nos conjuntos *fuzzy* de saída. Entretanto, os consequentes não são formados pelas relações *fuzzy*, mas sim pela composição de equações que relacionam as entradas e saídas (ALMEIDA; EVSUKOFF, 2003; LIN; ZHAO; WAN, 2016).

3.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Os estudos em Redes Neurais Artificiais (RNA) tem sido motivados desde o seu início pelo modo como o sistema nervoso central dos seres vivos processa informações. Este tem a capacidade de organizar seus neurônios de forma a realizar processamentos, como controle motor ou percepção, muito mais rapidamente que o computador digital mais rápido atualmente. Um exemplo é o sistema visual, onde o cérebro fornece informações para a interação com o ambiente, ou seja, o cérebro executa rotineiramente tarefas de reconhecimento específico (HAYKIN, 2000; REINER, 2015).

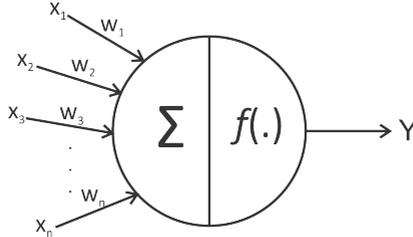
Os neurônios são compostos por um corpo celular, dendritos e axônio. Os dendritos recebem o impulso elétrico de outro neurônio e o conduzem até o corpo celular, o impulso, por meio do axônio, é transmitido ao outro neurônio. Esta conexão entre o axônio e o dendrito só é possível por causa das sinapses que por meio de neurotransmissores realizam a transferência do impulso elétrico de um neurônio para outro (HAYKIN, 2000).

Um dos principais pontos levados em consideração no estudo das RNAs é a plasticidade do cérebro humano, que faz com que o sistema nervoso, rede de neurônios biológicos, se adapte ao seu meio ambiente, sendo um dos pontos essenciais para as RNAs. Genericamente, uma RNA é uma máquina modelada para solucionar problemas, projetada a maneira como o cérebro realiza uma função ou tarefa específica (HAYKIN, 2000).

A primeira RNA teve início com o neurônio proposto por McCulloch e Pitts em 1943 (MCCULLOCH; PITTS, 1943), baseado no que se sabia a respeito dos neurônios biológicos na época. Eles assumiram que o seu modelo seguia uma lei de “tudo ou nada”. Com um número suficiente dessas unidades e com conexões ajustadas McCulloch e Pitts assumiram que uma rede assim constituída poderia realizar a computação de qualquer problema computável. O modelo proposto por McCulloch e Pitts é ilustrado na Figura 12, onde \sum representa a soma ponderada das entradas; $f(.)$ a função de ativação; os valores de entrada são representados por $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ e os pesos sinápticos

por $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007; HAYKIN, 2000).

Figura 12 – Neurônio de McCulloch e Pitts.



Fonte: Adaptado de (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007)

Em 1949 Hebb propôs (HEBB, 1949) uma formulação explícita de aprendizagem ao qual os pesos sinápticos sofreriam modificações conforme a aprendizagem da rede neural. Hebb quis provar que a conectividade do cérebro é continuamente modificada ao longo da aprendizagem de novas tarefas funcionais, criando novos agrupamentos neurais, ou seja, a eficiência de aprendizagem de um neurônio é causado pelo peso sináptico de ativação do neurônio anterior (HAYKIN, 2000).

Com a junção das teorias de McCulloch e Pitts sobre como deve ser implementado um neurônio artificial e a proposta de Hebb para que exista uma aprendizagem sobre o ambiente ao qual a rede neural esta inserida, outros pesquisadores sugeriram modificações e melhoramentos nas RNAs, como (ROSENBLATT, 1958; MALSBURG, 1973; WIDROW, 1962), sendo que hoje pode-se dizer que as RNAs são uma das teorias de IC mais utilizada.

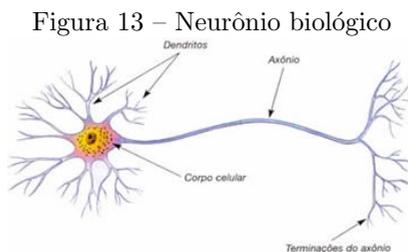
3.3.1 Redes Biológicas - Motivação para as RNAs

O cérebro humano é composto por cerca de 10^{11} neurônios. Cada um desses neurônios se comunica com outros milhares de neurônios continuamente, processando de forma paralela impulsos elétricos. A estrutura individual desses neurônios, o formato de suas conexões e o seu comportamento, são a base para o estudo das RNAs (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007).

As RNAs tentam reproduzir as funções das redes biológicas buscando implementar seu comportamento funcional, como exemplo as funções cognitivas básicas, funções sensoriomotoras e autônomas. Porém,

do ponto de vista fisiológico, as RNAs diferem das redes biológicas (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007).

Os neurônios biológicos são compostos de um corpo celular de finos prolongamentos chamados dendritos que ficam junto ao corpo celular e o axônio. Os dendritos são ramificações que funcionam como “antenas” para o neurônio, e têm por função receber os impulsos nervosos vindos de outro neurônio e conduzi-lo até o corpo celular, onde o impulso é processado gerando um novo impulso, este é transmitido a um outro neurônio através do axônio que se conecta com o dendrito do outro neurônio (FILHO et al., 2004) (SILVA; MARTINS, 2015) (NASCIMENTO, 2015). A Figura 13 ilustra um neurônio biológico e seus componentes.



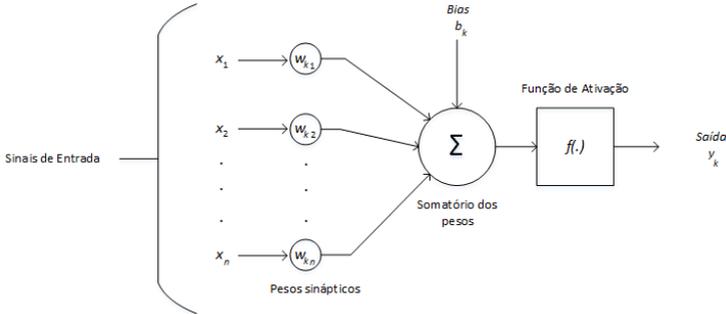
Fonte: Extraído de (JACQUES, 2015).

A conexão entre o axônio de um neurônio e o dendrito de outro neurônio é conhecida como sinapse, e serve para controlar a transmissão de impulsos elétricos entre os neurônios. O contato físico entre as sinapses não existe, pois há um espaço entre elas chamado de fenda sináptica, assim a transmissão é realizada através dos neurotransmissores que atravessam a fenda e estimulam os receptores do outro neurônio (HAYKIN, 2000) (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007).

3.3.2 Neurônios Artificiais

Um neurônio de uma rede neural é a base fundamental para realizar o processamento de informações. A Figura 14 apresenta um modelo de neurônio que forma a base para se projetar uma rede neural artificial.

Figura 14 – Modelo não-linear de um neurônio



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2000).

Na Figura 14 é possível identificar três elementos básicos de um neurônio. Primeiramente um conjunto de sinapses ou elos de conexão, cada um com um peso específico. Um sinal de entrada x_i em uma sinapse é multiplicado pelo peso sináptico w_{ki} . Onde o primeiro índice k representa o neurônio em questão e o segundo índice i representa o terminal de entrada da sinapse a que ele se refere. Este peso, ao contrário do neurônio biológico, pode receber valores negativos bem como positivos (HAYKIN, 2000).

O segundo elemento importante a se notar na figura é a junção aditiva onde é realizada a soma ponderada dos sinais de entrada das respectivas sinapses do neurônio. E por fim, a função de ativação a qual serve para limitar o sinal de saída a um intervalo de valor finito. Em grande parte dos problemas envolvendo RNAs o intervalo é definido em $[0, 1]$ (HAYKIN, 2000).

O modelo neural apresentado na Figura 14 inclui também um valor de *bias* o qual é utilizado para aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação, dependendo se o mesmo é positivo ou negativo (REINER, 2015). Transformado em termos matemáticos o neurônio k pode ser descrito a partir das seguintes equações:

$$u_k = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (3.6)$$

$$y_k = f(u_k + b_k) \quad (3.7)$$

onde, os terminais de entrada (dendritos) são os valores x_1, x_2, \dots, x_n ;

os pesos das sinapses do neurônio k são dados por $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$; u_k é a saída do combinador com base nos sinais de entrada; b_k é o bias; $f(\cdot)$ é a função de ativação; e y_k é o valor de saída do neurônio (PEDDINTI; POVEY; KHUDANPUR, 2015; HAYKIN, 2000).

A função de ativação, representada por $f(\cdot)$, define a saída do neurônio. As funções de ativação mais comumente utilizadas são: Função de Limiar; Função de Limiar por Partes; Função Sigmoid e Tangente Hiperbólica (HAYKIN, 2000).

A função de limiar é a função de ativação mais simples, pois assume dois valores como saída, sendo 1 para o potencial positivo e 0 para o potencial negativo. Esta função é baseada no modelo de neurônio proposto por McCulloch e Pitts. A equação da função de ativação está representada na Equação 3.8 (HAYKIN, 2000).

$$f(v) = \begin{cases} 1 & v_k \geq 0 \\ 0 & v_k < 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

Sendo que v_k é o potencial de ativação expresso pela seguinte equação.

$$v(k) = \sum_{i=1}^n x_i w_{ki} + b_k \quad (3.9)$$

A função de ativação de limiar por partes, além de assumir como valores de saída zero e um, também pode assumir qualquer valor de unidade dentro deste intervalo, caso este valor seja mantido a função pode aproximar-se de uma função de limiar. A Equação 3.10 representa esta função (HAYKIN, 2000).

$$f(v) = \begin{cases} 1, & v \geq +\frac{1}{2} \\ v, & +\frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2} \\ 0, & v \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (3.10)$$

A função sigmoide é a forma mais comum utilizada na construção de RNAs. Ela possui uma função estritamente crescente possuindo um balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear. De forma gráfica a função sigmoide tem formato de “s”. Um exemplo pode

ser dada pela Equação 3.11 (HAYKIN, 2000).

$$f(v) = \frac{1}{1+\exp(av)} \quad (3.11)$$

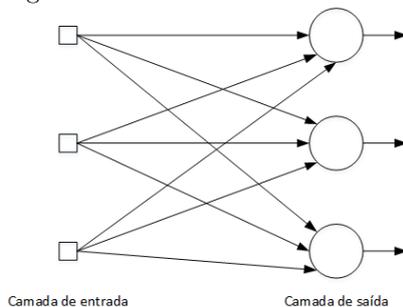
Onde a é o parâmetro de inclinação da função sigmoide. Quando este parâmetro atingir o limite, ou seja, se aproximar do infinito, a função sigmoide se torna uma função de limiar. Outro ponto importante que diferencia a função sigmoide da limiar é que esta última assume apenas dois valores 0 e 1 enquanto a sigmoide assume valores contínuos dentro do intervalo fechado 0 e 1 (HAYKIN, 2000).

3.3.3 Arquitetura de uma RNA

Um conjunto de neurônios artificiais conectados formando uma rede neural é capaz de resolver problemas complexos, esta conexão possui diferentes formatos sendo que as três principais arquiteturas de redes são: Rede de Camada Única; Redes de Múltiplas Camadas; Redes Recorrentes.

Nas redes de camada única existe uma camada de nós de entrada que se projeta sobre uma camada de saída de neurônios, onde é realizado a parte computacional da rede neural. Também é conhecida como rede alimentada adiante ou acíclica. Na Figura 15 é ilustrado um exemplo deste tipo de rede, onde é apresentada uma rede com três neurônios na camada de entrada e na de saída, porém como o processamento é realizado somente na camada de saída, ela é designada como camada única (SCHMIDHUBER, 2015; HUSSAIN; JEONG, 2015b).

Figura 15 – Rede de camada única



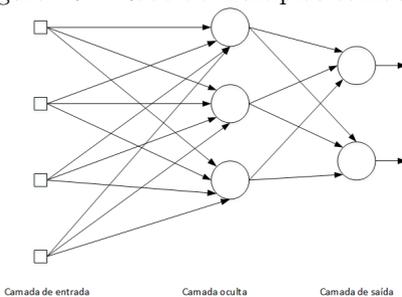
Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2000).

A segunda arquitetura é caracterizada pela presença de uma camada oculta, cujos nós são chamados de neurônios ocultos ou unidades ocultas. A função desta camada oculta é intervir entre a camada de entrada e a de saída de maneira útil, ou seja, tornar a rede capaz de extrair estatísticas de ordem elevada possuindo uma perspectiva global devido ao conjunto extra de conexões sinápticas (SCHMIDHUBER, 2015; HUSSAIN; JEONG, 2015a).

Os neurônios da camada de entrada fornecem os padrões de ativação, que gerarão os sinais para os neurônios da segunda camada, a camada oculta. Os sinais da segunda camada são utilizados como entrada para terceira camada e assim por diante pelo resto da rede. O conjunto de sinais da camada de saída constituem a resposta global da rede (HAYKIN, 2000).

A camada oculta pode apresentar uma quantidade diferenciada de neurônios das outras camadas possuindo mais ou menos neurônios. Quando todos os neurônios da camada oculta estão conectados, a RNA é chamada de totalmente conectadas, caso algum neurônio não possua conexão diz-se que a rede é parcialmente conectada (HAYKIN, 2000). A Figura 16 ilustra um exemplo de uma arquitetura de rede com múltiplas camadas.

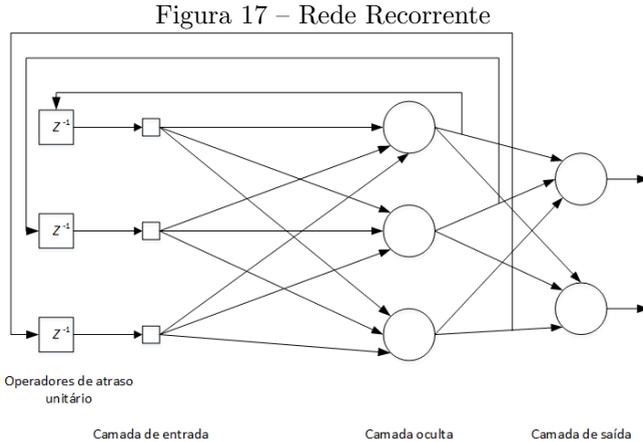
Figura 16 – Rede de múltiplas camadas



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2000).

A rede de arquitetura recorrente se diferencia das demais arquiteturas por possuir pelo menos um laço de repetição ou realimentação. A utilização de laços de realimentação tem um impacto importante na capacidade de aprendizagem e desempenho da rede. Esses laços de repetição utilizam ramos particulares chamados de elementos de atraso unitário (representado por z^{-1}) resultando em um comportamento dinâmico não-linear (HAYKIN, 2000). A Figura 17 ilustra esta

arquitetura.



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2000).

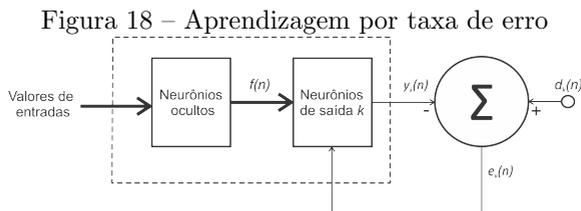
3.3.4 Processos de Aprendizagem

A capacidade de aprendizagem de uma RNA é algo primordial para a mesma. A partir do treinamento a rede consegue melhorar o seu desempenho. Esta melhoria ocorre com o tempo a partir de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de bias (HESKES; KAPPEN, 1991).

Em redes neurais não existe um algoritmo único que realize o procedimento de aprendizagem, mas sim um conjunto de ferramentas, cada qual com vantagens específicas. Serão abordados três maneiras de aprendizagem: por Taxa de Erro; Supervisionada e Não-Supervisionada (HAYKIN, 2000; SCHMIDHUBER, 2015).

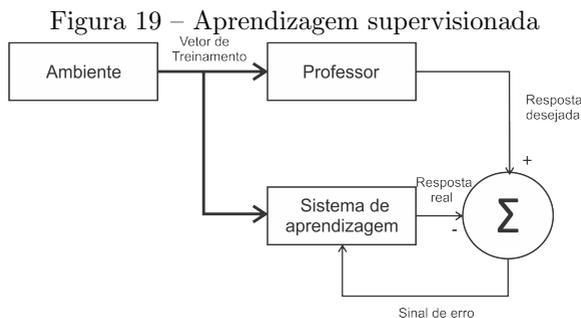
O método de aprendizagem por taxa de erro funciona como um mecanismo onde o propósito é aplicar uma sequência de ajustes nos pesos sinápticos do neurônio, fazendo com que a saída chegue próximo a resposta desejada. Como exemplo tem-se um neurônio k sendo acionado por uma função de ativação $f(n)$, sendo produzido por uma ou mais camadas de neurônios ocultos que recebem sinais da camada de entrada. O sinal de saída deste neurônio é dado por $y_k(n)$ sendo comparado com o sinal de saída desejado $d_k(n)$, assim é gerado uma taxa de erro $e_k(n)$ a qual é utilizada para realizar o ajuste dos pesos sinápticos

até atingir um estado estável, neste ponto o processo é encerrado. A Figura 18 ilustra o esquema de aprendizagem baseado em taxa de erro (HUSSAIN; JEONG, 2015b; HAYKIN, 2000).



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2000).

Na aprendizagem supervisionada tem-se um conjunto pré estabelecido de dados sobre o ambiente, também conhecida como professor, e a RNA que não possui conhecimento algum sobre o ambiente. Estes dois conjuntos são expostos a um vetor de treinamento, como o professor possui um pré-conhecimento sobre o ambiente ele gerará respostas desejadas para a RNA, representando a saída ótima. Os parâmetros sinápticos são ajustados sobre a influência da saída dado pelo professor e do sinal de erro. Isto é realizado iterativamente até que a RNA atinja um sentido estático, fazendo com que o conhecimento do professor sobre o ambiente seja transferido para a rede através da aprendizagem. A Figura 19 ilustra o diagrama esquemático do processo de aprendizado supervisionado (HAYKIN, 2000; SCHMIDHUBER, 2015; REINER, 2015).



Fonte: adaptado de (HAYKIN, 2000).

Nas RNAs de múltiplas camadas é utilizado o algoritmo de *back-propagation*, este algoritmo é semelhante ao apresentado anteriormente

e também é baseado na função sigmoide, porém a diferença para o algoritmo apresentado anteriormente é que conforme a RNA avança, propagação do sinal, outro é dado para trás, retropropagação. Durante a propagação os valores dos pesos sinápticos são fixos gerando um conjunto de saídas. Durante a retropropagação os pesos sinápticos são ajustados conforme uma regra de erro, este sinal é propagado contra a direção das conexões sinápticas fazendo com que a resposta real se mova para mais perto da resposta desejada (HAYKIN, 2000; PEDDINTI; POVEY; KHUDANPUR, 2015; HELMER TOM; EHRET; SHABTAI, 2005).

Considerando uma rede de três camadas e definindo i como os nós da camada de entrada, j os nós da camada oculta e k os nós da camada de saída então tem-se w_{ij} como o peso entre a conexão dos nós da camada de entrada com os da camada oculta. A Equação 3.12 representa o valor de saída gerado pelo nó j (COPPIN, 2010).

$$x_j = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} - \theta_j \quad (3.12)$$

$$y_j = \frac{1}{1+e^{-x_j}} \quad (3.13)$$

A Equação 3.12 representa o valor de saída do nó j , onde tem-se n como o número de entradas para o nó j , w_{ij} o peso da conexão entre os neurônios, θ_j é o valor do limiar para a função sendo estabelecido como uma valor entre 0 e 1 e x_i o valor de entrada para o nó de entrada i . A Equação 3.13 representa o valor da saída produzido pelo nó j (COPPIN, 2010).

O gradiente de erro que é gerado após as entradas terem sido alimentadas por meio da rede para produzirem as saídas é calculado para cada nó k da camada de saída representado pela Equação 3.14, sendo que d_k é o valor desejado de saída e y_k é o valor real da saída (COPPIN, 2010).

$$e_j = d_k - y_k \quad (3.14)$$

Sendo que y é uma função sigmoide e a partir da derivada da função pode-se obter a seguinte equação para o gradiente de erro:

$$\delta_k = y_k \cdot (1 - y_k) \cdot e_k \quad (3.15)$$

De forma semelhante obtêm-se um gradiente de erro para cada nó j na camada oculta, com base na Equação 3.16.

$$\delta_j = y_j \cdot (1 - y_j) \sum_{k=1}^n w_{jk} \delta_k \quad (3.16)$$

Após o cômputo destas equações cada peso na rede, w_{ij} ou w_{jk} , é atualizado de acordo com a Equação 3.17. Sendo que x_i é o valor de entrada para o nó i e α é a taxa de aprendizagem, que deve ser um valor positivo abaixo de 1.

$$\begin{aligned} w_{ij} &\leftarrow w_{ij} + \alpha \cdot x_i \cdot \delta_j \\ w_{jk} &\leftarrow w_{jk} + \alpha \cdot y_j \cdot \delta_k \end{aligned} \quad (3.17)$$

Na aprendizagem não-supervisionada, não existe a presença de um professor auxiliando a rede neural artificial (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007). Neste caso são adotadas as seguintes metodologias:

- SOM (*Self-Organizing Map*);
- Cadeias de Markov;
- Entropia.

Para o sistema implementado foi utilizado uma rede neural de múltiplas camadas e o processo de aprendizagem supervisionado baseado no algoritmo *backpropagation*.

3.4 EXEMPLOS DO USO DE IC NA AGRICULTURA

A IC é empregada na agricultura em diversas aplicações, tais como sistemas de controle de abrigos de cultivo, sistema de planejamento e sistemas de detecção de doenças por meio do reconhecimento de imagem.

Uma das motivações para o uso de IC na agricultura é facilitar o processo de análise com diferentes métodos de cultura, como é o caso de (BENLI, 2015) que fez um estudo sobre duas técnicas de bomba de calor, a horizontal e a vertical, que realiza o efeito estufa em abrigos. Para tanto, foi utilizado RNA para realizar esta comparação. O trabalho de (KHOSHNEVISAN et al., 2015) utiliza duas técnicas, a RNA e a *neuro-fuzzy*, para verificar quanto de CO_2 o cultivo de tomate libera em ambientes protegidos.

Quanto a sistemas de planejamento, onde o principal objetivo é o de avaliar gasto de energia, água e outros fatores, pode-se citar o *Smart Metering System* que esta sendo desenvolvido na Europa e tem como princípio medir o consumo de energia fornecendo dados mais precisos sobre o ambiente protegido a fim de evitar o desperdício de energia (OPRIS; CARACASIAN, 2013).

A detecção de doenças em plantas através de reconhecimento de imagem é uma área muito recente, que ganhou força com o uso de drones, um trabalho nesta área é o de (SOUZA et al., 2015), onde com o auxílio de imagens aéreas e um sistema com aprendizagem de máquina é feita a classificação sobre a área total de Eucaliptos que possuem a doença *Ceratocystis*.

Em abrigos de cultivo o trabalho de (YAN-FANG; JIAN-GUO; YU-QIAN, 2015) é um exemplo da utilização de IC, onde é proposta uma arquitetura básica para o funcionamento de sistemas de controle com um banco de dados especialista e um sistema que realiza o ajuste dos fatores ambientais no interior do abrigo. Também pode-se citar o trabalho de (AVILA-MIRANDA; BEGOVICH; RUIZ-LEON, 2013) que propõe um sistema para o acionamento de exaustores durante o dia utilizando RNA e otimização por enxames, de um modo que seja calculado os instantes de tempo que os exaustores devem ficar ligados a fim de economizar energia.

Existem trabalhos que utilizam IC para o monitoramento e tomada de decisão, tal como (CHEN; ZHANG; DU, 2013) e (NACHIDI; BEN-ZAOUIA; TADEO, 2006), que utilizam LF para o controle de temperatura e umidade de um abrigo de cultivo. Em (DURSUN; ÖZDEN, 2014) é proposto um sistema de irrigação com a utilização de RNAs. Existe também estudos em sistema de abrigo de cultivo onde é utilizado comunicação wireless entre os sensores e o módulo de controle central como é o caso do trabalho de (AZAZA et al., 2015) que também utiliza LF para realizar a tomada de decisão sobre o abrigo de cultivo.

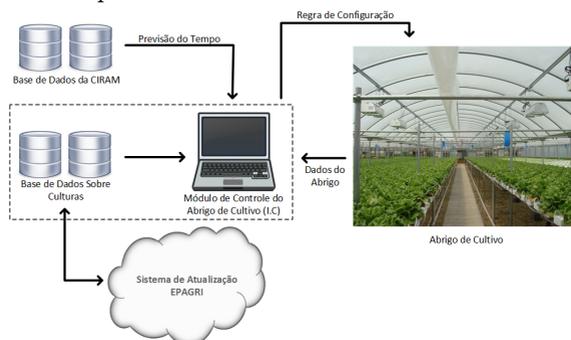
4 DESCRIÇÃO DO SISTEMA AUTÔNOMO DE CONTROLE DE ABRIGOS DE CULTIVO

Este capítulo descreve o sistema proposto para controlar abrigos de cultivo. Para tanto, são descritos em detalhes os componentes que fazem parte do sistema, bem como as duas metodologias de controle que podem ser empregadas, uma com Lógica Fuzzy e outra com Redes Neurais Artificiais.

4.1 ARQUITETURA PROPOSTA

O sistema de controle proposto tem a finalidade de automatizar o manejo de abrigos de cultivos a partir da aquisição de dados climáticos como temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade, ajustando as condições climáticas internas do abrigo visando melhorar o desenvolvimento da cultura presente no mesmo. A Figura 20 apresenta a arquitetura geral do sistema de controle proposto.

Figura 20 – Arquitetura Geral do Sistema de Controle Proposto.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Conforme ilustra a Figura 20 o sistema proposto está organizado nas seguintes funcionalidades:

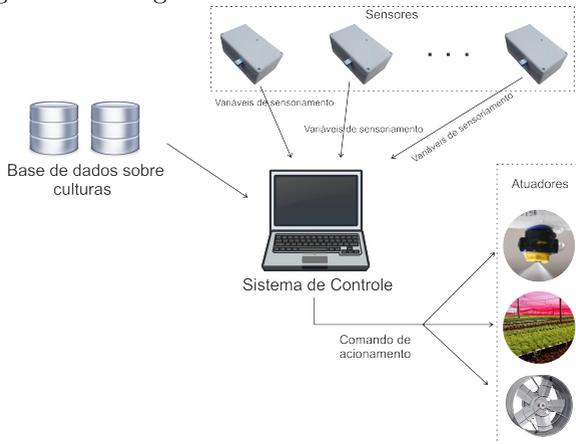
- Abrigo de cultivo: representa o abrigo propriamente dito, este pode ser de qualquer tamanho. A ideia é que o abrigo estará totalmente sensoriado, ou seja, será possível obter informações sobre a luminosidade, temperatura e umidade;

- Sistema de atualização EPAGRI (Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina): este sistema será responsável por atualizar a “base de dados sobre culturas” as informações sobre as diferentes culturas que podem ser cultivadas no abrigo. Essas informações podem ser: temperatura ideal da cultura, umidade ideal, probabilidade de surgimento de doenças e pragas conforme os valores de temperatura e umidade. Esses dados serão importantes para que o sistema de controle tome as melhores decisões no que diz respeito ao gerenciamento das condições climáticas no interior do abrigo;
- Base de dados da CIRAM: essa base de dados será atualizada pelo CIRAM (Centro de Informações de Recursos Ambientais e de Hidrometeorologia de Santa Catarina) e será acessada remotamente. Esses dados servem para que o sistema de controle possa fazer alertas para o produtor com relação a prováveis variações climáticas que podem afetar o cultivo;
- Módulo de controle do abrigo de cultivo: esta é a parte principal do sistema de controle. É neste módulo que será executado o sistema de controle do abrigo baseado em Redes Neurais Artificiais ou Lógica Fuzzy. Uma descrição mais detalhada deste módulo está na Seção 4.2.

4.2 MÓDULO DE CONTROLE DO ABRIGO DE CULTIVO

O módulo de controle será responsável por ler as informações dos diversos sensores espalhados pelo abrigo de cultivo, processar as informações sobre umidade, temperatura e luminosidade e, a partir das políticas de controle definidas para a cultura presente no abrigo, inferir sobre a atuação do sombrite, exaustores e aspersores. A Figura 21 ilustra o fluxo de funcionamento do sistema de controle do abrigo.

Figura 21 – Diagrama do módulo de controle do abrigo.



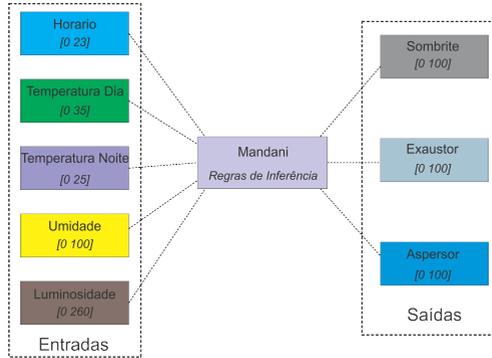
Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

A partir da leitura dos sensores e das informações sobre condições de temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade ideais para o cultivo de culturas no interior de abrigos, a qual é mantida e atualizada constantemente pela EPAGRI, é possível gerar regras de configurações mais precisas para o acionamento dos atuadores no abrigo de cultivo. As Seções 4.3 e 4.4 detalham o funcionamento do sistema de controle com Lógica Fuzzy e com Redes Neurais Artificiais, respectivamente.

4.3 SISTEMA DE CONTROLE COM LÓGICA FUZZY

O sistema de controle utilizando LF é composto por cinco variáveis de entrada, um conjunto de regras de inferência, e três variáveis de saída, conforme ilustra a Figura 22.

Figura 22 – Estrutura do sistema de controle com lógica *fuzzy*.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

As variáveis de entrada são compostas pelas medições do ambiente no interior do abrigo de cultivo sendo estas a temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade e o horário do dia ou noite. O grau de pertinência dos valores de entrada é calculado com base na função triangular, onde são estabelecidas faixas de valores compostas por três parâmetros ideais ao cultivo da planta.

As regras de inferência são estruturadas com as faixas de valores das variáveis de entrada, esta faixa é estabelecida conforme a leitura realizada pelos sensores no abrigo e, então é gerado a saída para os atuadores. Um exemplo de uma regra de inferência é ilustrado na Figura 23, as demais regras que foram utilizadas para o desenvolvimento do sistema encontram no Apêndice A. O sistema de controle *fuzzy* desenvolvido é do tipo Mandani.

Figura 23 – Exemplo de regra de inferência.

If (Horario is Manhã) and (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) and (Umidade is Baixa) and (Luminosidade is Alta) then (Exaustor is Desligado)(Sombrite is Meio)(Aspersor is Medio)

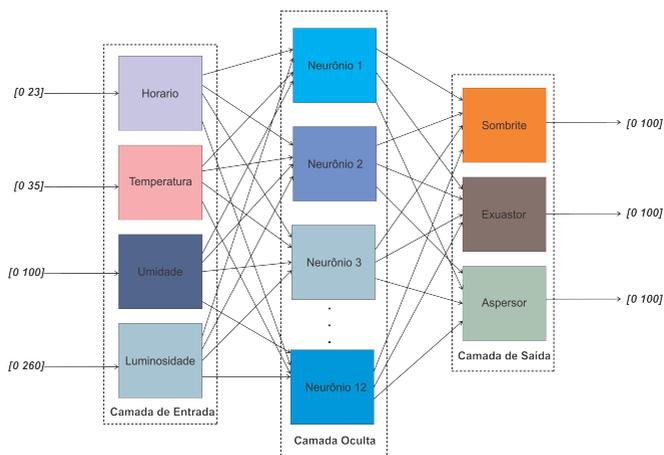
Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

As variáveis de saída são compostas pelos atuadores do abrigo de cultivo que são os exaustores, o sombrite e o aspersor. Assim como para as entradas, o grau de pertinência das variáveis de saída é calculado com base na função triangular. A partir das saídas calculadas pelo sistema de inferência, os atuadores serão ativados ou não.

4.4 SISTEMA DE CONTROLE COM REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

O sistema de controle com RNA é formado por quatro neurônios na camada de entrada, uma camada oculta com doze neurônios e três neurônios na camada de saída. A Figura 24 ilustra a estrutura do sistema de controle baseado em RNA.

Figura 24 – Estrutura da rede neural artificial para o sistema de controle.



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Os neurônios de entrada recebem como valores as medições do ambiente interno do abrigo de cultivo sendo estes a temperatura, a umidade relativa do ar e a luminosidade, além do horário do dia ou da noite. A camada oculta é composta por doze neurônios que utilizam a função de ativação sigmoide. A RNA foi treinada com base no algoritmo *backpropagation*.

Os neurônios de saída também utilizam a função sigmoide como função de ativação em sua estrutura e calculam os valores para os atuadores do abrigo de cultivo sendo estes, os exaustores, o sombríte e o aspersor, que podem ser acionados ou não, a depender o valor calculada na camada de saída.

5 AVALIAÇÃO DO SISTEMA DE CONTROLE AUTÔNOMO PARA ABRIGOS DE CULTIVO

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com o sistema de controle autônomo para abrigos de cultivo. O capítulo descreve e compara os resultados obtidos com a versão do sistema de controle implementada com LF e com a versão implementada com RNA.

5.1 AMBIENTE PARA REALIZAÇÃO DOS TESTES

Para a realização dos testes foi utilizado um mini abrigo construído por (ABREU; BASTOS, 2015) que foi utilizado no trabalho de conclusão de curso dos mesmos, para a validação do sistema de automação de abrigos de cultivo hidropônicos. Este abrigo possui equipamentos usualmente utilizados em um abrigo convencional, como o plástico que o cobre e também os atuadores como o sombrite, o exaustor e o aspersor conforme demonstrado na Figura 25.

Figura 25 – Abrigo de cultivo utilizado para os testes



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Na parte interna do abrigo está localizado o módulo de sensoria-mento equipado com sensores de temperatura, umidade e luminosidade, que envia as informações coletadas através de comunicação via rádio para o sistema central que realiza o processamento destas informações.

Para realizar a modelagem do sistema de controle foi utilizado

como base a cultura do tomate. Optou-se por este tipo de cultura, pois o tomate é uma planta que necessita de uma atenção maior devido ao fato de ser muito suscetível a doenças caso as condições climáticas não estejam adequadas, conforme Seção 2.3 do Capítulo 2.

O tomate passa por várias etapas até chegar ao estágio de colheita do fruto. Para tanto foi escolhido a etapa de florescimento, por isso, os seguintes parâmetros devem ser levados em conta pelo sistema de controle:

- Temperatura do Dia: a temperatura ideal do tomate é entre 18 e 24 °C;
- Temperatura da Noite: para a noite deve-se manter a temperatura na faixa entre 14 e 20 °C;
- Umidade Relativa do Ar: deve ser mantida entre 70 a 80%;
- Luminosidade: a faixa ideal é de 40.000 a 50.000 lux.

5.2 SISTEMA DE CONTROLE COM LÓGICA FUZZY

O sistema de controle com LF foi implementado utilizando a eFLL (*Embedded Fuzzy Logic Library*), biblioteca desenvolvida na Universidade Estadual do Piauí (UESPI-Teresina) (KRIDI et al., 2013). Foi utilizado como referência a estrutura proposta na Seção 4.3 do Capítulo 4 para os conjuntos de entrada e saída da LF. Como a luminosidade é artificial, ou seja, feita por meio de lâmpadas, os valores máximos foram estabelecidos de acordo com as características do sensor utilizado, sendo que o valor máximo definido foi 320 lux.

Mais detalhes quanto a construção e modelagem do sistema de controle com LF estão disponíveis no Apêndice A.

O sistema fica recebendo informações constantes do módulo de sensoriamento que está localizado no interior do mini abrigo. Com estas informações coletadas pelos sensores são alimentadas as entradas da LF assim gerando as saídas como 20, 30 e 50 que são valores naturais sendo utilizados em regras de inferência para verificar se o atuador deve ser acionado ou não. Estas saídas são diferentes para cada atuador, ou seja, o sistema poderá gerar como saída para o exaustor o valor 16 e para o aspersor um valor igual a 50.

A execução da ação do sistema em acionar ou não o atuador é definida com base na seguinte metodologia:

- Para valores entre 0 e 40 o sistema de controle entenderá que os atuadores devem estar desligados;
- Para valores entre 41 e 70 o sistema entenderá que os atuadores devem estar a uma velocidade média, ou no caso do sombrite, com uma abertura média;
- Para valores superiores a 71 os atuadores devem ser acionados com velocidade alta e o sombrite fechado.

5.2.1 Resultados do Sistema de Controle com LF

Foram realizadas leituras no interior do mini abrigo em quatro períodos, Manhã, Tarde, Noite e Madrugada. Estes dados são considerados valores ideais para os atuadores e estão listados na Tabela 1. Os dados da Tabela 1 são utilizados para fins de comparação com os resultados obtidos com o sistema de controle com LF e com o sistema de controle com RNA.

Tabela 1 – Saída esperada para o sistema de controle sem o uso de LF ou RNA.

Entradas				Saídas		
Hora	Temp	Umid	Lumi	Sombrite	Exaustor	Aspersor
8	10	71	122	0	0	0
8	10	30	7	0	0	50
8	25	30	122	50	50	50
13	10	71	20	0	0	0
13	25	30	122	100	100	100
13	25	90	7	0	50	0
15	20	71	313	50	0	0
15	20	30	0	0	0	50
15	25	30	313	100	100	100
22	15	30	122	0	0	50
22	20	67	313	0	100	0
22	30	80	313	0	100	0
3	15	71	7	0	0	0
3	25	71	313	0	50	0
3	30	30	20	0	50	100

Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Os dados obtidos a partir dos experimentos realizados com o sistema de controle implementado com LF estão listados na Tabela 2.

Tabela 2 – Saída do sistema de controle com lógica *fuzzy*.

Entradas				Saídas		
Hora	Temp	Umid	Lumi	Sombrite	Exaustor	Aspersor
8	10	71	122	0	0	0
8	10	30	7	0	0	50
8	25	30	122	45	45	45
13	10	71	20	16	16	16
13	25	30	122	79	79	79
13	25	90	7	16	44	16
15	20	71	313	44	16	16
15	20	30	0	45	16	45
15	25	30	313	79	79	79
22	15	30	122	16	16	45
22	20	67	313	16	79	16
22	30	80	313	16	79	16
3	15	71	7	16	16	16
3	25	71	313	16	44	16
3	30	30	20	16	45	78

Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

5.3 SISTEMA DE CONTROLE COM REDE NEURAL ARTIFICIAL

O sistema de controle com RNA foi implementado com a biblioteca FANN (*Fast Artificial Neural Network*) desenvolvida por Steffen Nissen (NISSEN et al., 2006). O sistema de controle com RNA é baseado na estrutura proposta na Seção 4.4 do Capítulo 4.

A RNA foi treinada com o algoritmo *backpropagation* por 2500 épocas, foi escolhido este valor após realizar testes com outros valores de épocas e este apresentar os resultados mais próximo ao ideal da taxa de acerto desejada, também foi utilizado como dados de treinamento os valores da Tabela 1. Para a luminosidade foi utilizada a mesma metodologia adotada com o sistema de controle com LF.

Mais detalhes quanto a modelagem da RNA estão disponíveis no Apêndice B.

O princípio de funcionamento da RNA é o mesmo da LF onde o sistema desenvolvido fica recebendo informações constantes do módulo de sensoriamento. Estas informações coletadas pelos sensores são utilizadas pela RNA, as saídas calculadas são valores naturais como 20, 30 e 50. Estas saídas são diferentes para cada atuador, ou seja, o sombrite pode ter uma saída com o valor igual a 45 e o aspessor igual a 30.

O acionamento ou não dos atuadores segue a seguinte metodologia:

- Para valores entre 0 e 20 o sistema de controle entenderá que os atuadores devem estar desligados;
- Para valores entre 21 e 50 o sistema entendera que os atuadores devem estar a uma velocidade média, ou no caso do sombrite deva estar com uma abertura média;
- Para valores superiores a 51 os atuadores devem ser acionados com velocidade alta e o sombrite fechado.

5.3.1 Resultados do Sistema de Controle com RNA

O sistema de controle com RNA foi treinado com o algoritmo *backpropagation* a partir dos dados listados na Tabela 1 por 2500 épocas. Após o treinamento foram realizadas leituras nos períodos da Manhã, Tarde, Noite e Madrugada.

A Tabela 3 lista os valores obtidos após os experimentos realizados com o sistema de controle com RNA.

Tabela 3 – Saída do sistema de controle com rede neural artificial.

Entradas				Saídas		
Hora	Temp	Umidade	Lumi	Sombrite	Exaustor	Aspersor
8	10	71	122	0	0	0
8	10	30	7	3	0	45
8	25	30	122	48	47	67
13	10	71	20	0	0	0
13	25	30	122	99	73	72
13	25	90	7	0	38	0
15	20	71	313	36	1	1
15	20	30	0	16	0	54
15	25	30	313	99	80	72
22	15	30	122	0	0	76
22	20	67	313	0	99	0
22	30	80	313	0	99	0
3	15	71	7	0	0	0
3	25	71	313	0	52	0
3	30	30	20	0	39	99

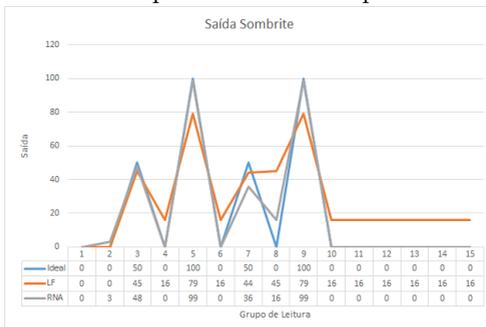
Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

5.4 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS ENTRE LF E RNA

Os resultados obtidos com a versão do sistema de controle implementada com LF e com a versão implementada com RNA foram comparados com os valores ideais de saída. Ambas as versões também foram comparadas entre si.

A Figura 26 ilustra o gráfico com os valores de saída para o sombrite, onde no eixo x estão os grupos de leituras, estes grupos são os dados de entrada que foram utilizados para fazer a comparação entre a LF a RNA e a saída ideal, estes valores estão listados nas tabelas apresentadas anteriormente. Ainda no eixo x a cada grupo de leitura são apresentados os valores de saída da LF, da RNA e da saída ideal. No eixo y são apresentados os valores das saídas.

Figura 26 – Comparativo da saída para o sombrite

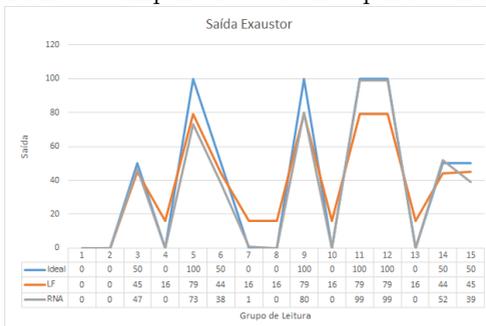


Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Observando os dados do gráfico ilustrado na Figura 26 é possível notar que inicialmente tanto a LF quanto a RNA seguem corretamente a saída ideal, porém com o tempo a LF começa a gerar resultados com valores distantes em relação a ideal, enquanto a RNA tem respostas aproximadas com a ideal.

Para o exaustor foi utilizado o mesmo princípio do sombrite onde no eixo x estão os grupos de leitura e os valores gerados em cada grupo e no eixo y os valores de saída para o exaustor. A Figura 27 ilustra o gráfico comparativo entre ambos os sistemas de controle.

Figura 27 – Comparativo da saída para o exaustor



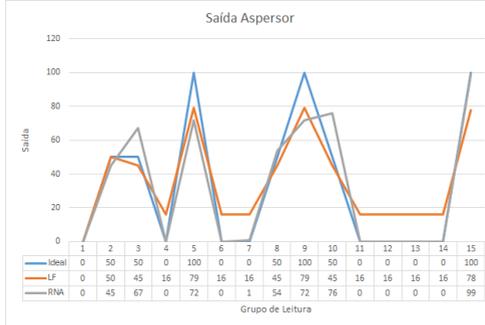
Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Ao analisar o gráfico ilustrado na Figura 27 é possível observar que a LF e a RNA geraram respostas com valores próximos entre si, sendo que a RNA teve uma vantagem em relação a LF quando compa-

rado com a saída ideal.

O gráfico da Figura 28 ilustra os valores de saída para o aspersor. A metodologia empregada no gráfico é a mesma que foi utilizada para o sombrite e para o exaustor.

Figura 28 – Comparativo da saída para o aspersor



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

A Figura 28 apresenta as saídas para o aspersor onde a LF apresentou saídas mais próximas da saída ideal apresentando vantagem em relação a RNA, porém a LF e a RNA apresentaram valores distantes em relação a saída ideal.

5.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE A AVALIAÇÃO DOS SISTEMAS DE CONTROLE

Como é possível observar nos gráficos comparativos da seção anterior, tanto o sistema de controle com LF quanto o com RNA tiveram saídas próximas ao ideal demonstrando que o sistema é robusto e atende as expectativas.

O sistema de controle com LF apresentou alguns valores que tiveram uma divergência maior em relação ao ideal, pois os conjuntos são do tipo triangular, onde são estabelecidos apenas três valores para cada função membro, porém esta diferença não foi prejudicial para a tomada de decisão do sistema de controle com LF.

Esta diferença foi suprimida, pois ao desenvolver as regras para o acionamento ou não de um atuador, estas possuíam intervalos de valores e a saída da LF ficava dentro deste intervalo, tomando a decisão corretamente.

Quanto ao sistema de controle com RNA pelo fato de ter como aprendizagem valores reais de leituras e saídas ideias torna o seu processo de aprendizagem mais eficiente. Sendo que em alguns casos o processo de aprendizagem pode demorar a chegar em um valor ideal, como foi o caso deste que teve que passar por cerca de 2500 épocas até atingir um valor aproximado de saída ideal.

A implementação da RNA em comparação com a LF é um pouco mais complexa, pois é necessário estabelecer alguns valores como épocas de treinamento, taxa de erro e camadas ocultas que tem diferença significativa no resultado final.

A principal dificuldade encontrada no momento da implementação da LF foi para a elaboração das regras de inferências, pois estas devem ser definidas para todas as combinações possíveis entre as funções membro.

Verificando estes pontos pode-se chegar a conclusão que a RNA é uma técnica mais eficiente de ser trabalhada em sistemas que visam realizar a autonomia e automação de ambientes, gerando resultados mais próximos do ideal.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as considerações finais sobre o sistema de controle autônomo para abrigos de cultivo, discutindo o resultado das avaliações observadas. Na sequência serão sugeridas propostas para trabalhos futuros identificados durante a realização desta pesquisa.

6.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização de ambientes protegidos vem aumentando a cada ano, devido à melhora na qualidade da produção, livre de pragas e sua proteção sobre intempéries. Porém a utilização desses ambientes demandam um empenho maior por parte do agricultor, pois ele deve estar sempre atento às variações de temperatura, umidade e luminosidade para manter o ambiente adequado à cultura.

Nesta dissertação foi proposto um sistema para controle de ambientes protegidos de forma automática e autônoma, como alternativa ao manejo convencional, permitindo que as condições climáticas no interior do abrigo sejam constantemente monitoradas e, caso necessário, modificadas por meio de atuadores sem a necessidade de operação manual.

Duas técnicas de Inteligência Computacional foram utilizadas no desenvolvimento do sistema de controle autônomo para o abrigo de cultivo. Tanto o sistema desenvolvido com Lógica Fuzzy como o sistema desenvolvido com Redes Neurais Artificiais avaliavam os dados dos sensores de temperatura, umidade relativa do ar e luminosidade, para então gerar uma saída para os atuadores, o sombrite, o aspersor e o exaustor.

Para a realização deste trabalho foi feita uma pesquisa sobre o método de cultivo em ambientes protegidos, que hoje são utilizados para um melhor controle sobre as doenças e pragas, também foi realizado um levantamento das condições ideais para a cultura que foi utilizada para a realização da avaliação do sistema, o tomate.

Para comprovar a eficiência do sistema desenvolvido, foram realizados testes em um mini abrigo de cultivos, construído para simular um abrigo real, onde as condições climáticas foram alteradas diversas vezes para analisar o comportamento do sistema.

Utilizando o sistema de controle com a LF foi possível observar que o sistema se mostrou robusto e respondeu conforme o esperado. Porém em alguns casos ele apresentou uma saída que não era a ideal, o que não compromete o sistema como um todo, nem tão pouco prejudica o cultivo presente no abrigo.

O sistema de controle implementado com RNA foi submetido aos mesmos experimentos realizados com o sistema implementado com LF. O sistema desenvolvido com RNA foi submetido ao mesmos testes que o sistema desenvolvido com LF a fim de obter um resultado possível de comparação. O sistema com RNA também se mostrou robusto e respondeu conforme o esperando, gerando saídas corretas para os atuadores. Alguns valores de saída do sistema com RNA estavam diferentes do valor ideal, mas não compromete o resultado final do sistema.

A partir dos testes realizados pode-se afirmar que tanto o sistema implementado com a LF como o sistema implementado com RNA se mostrou robusto e respondeu conforme o esperado diante das situações impostas, automatizando o abrigo de cultivo e o tornando autônomo, cumprindo o objetivo proposto no trabalho.

6.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Esta seção lista algumas propostas para trabalhos futuros que visam melhorar o sistema desenvolvido nesta dissertação.

1. Adequar o sistema de controle para que o mesmo também considere a qualidade da solução aquosa em culturas baseadas em hidroponia.
2. Implementar o sistema de controle usando uma fusão entre LF e RNA, ou seja, um sistema *neuro-fuzzy*.
3. Utilizar um algoritmo de otimização a fim de melhorar a resposta do sistema de controle como o algoritmo de enxame.
4. Implementar uma interface de configuração para ambos os sistemas de controle.

REFERÊNCIAS

ABREU, C. S. P. de; BASTOS, T. J. **Automação de abrigos de cultivo para culturas hidropônicas**. 2015.

ALBERONI, R. de B. **Hidroponia: como instalar e manejar o plantio**. [S.l.]: NBL Editora, 1997.

ALMEIDA, P. E. M. d.; EVSUKOFF, A. G. Sistemas fuzzy. **Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações, 1.ª Ed. São Paulo: Manole**, p. 89–114, 2003.

AMENDOLA, M.; SOUZA, A.; BARROS, L. C. Manual do uso da teoria dos conjuntos fuzzy no matlab 6.5.

ANAND, K. et al. Automatic drip irrigation system using fuzzy logic and mobile technology. In: IEEE. **Technological Innovation in ICT for Agriculture and Rural Development (TIAR), 2015 IEEE**. [S.l.], 2015. p. 54–58.

ANDRADE, J. W. de S. et al. Utilização de diferentes filmes plásticos como cobertura de abrigos para cultivo protegido. **Acta Scientiarum. Agronomy**, SciELO Brasil, v. 33, n. 3, p. 437–443, 2011.

ANDRADE, M.; JACQUES, M. A. P. Estudo comparativo de controladores mamdani e sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. **Revista Transportes**, v. 16, n. 2, 2008.

AVILA-MIRANDA, R.; BEGOVICH, O.; RUIZ-LEON, J. An optimal and intelligent control strategy to ventilate a greenhouse. In: IEEE. **Evolutionary Computation (CEC), 2013 IEEE Congress on**. [S.l.], 2013. p. 779–782.

AZAZA, M. et al. Smart greenhouse fuzzy logic based control system enhanced with wireless data monitoring. **ISA Transactions**, Elsevier, 2015.

BENLI, H. Performance prediction between horizontal and vertical source heat pump systems for greenhouse heating with the use of artificial neural networks. **Heat and Mass Transfer**, Springer, p. 1–18, 2015.

BLAZIN, A. Um modelo de integração de lógica fuzzy a banco de dados convencionais. 2002.

BRAGA, A. de P.; FERREIRA, A. C. P. de L.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. [S.l.]: LTC Editora, 2007.

BRASIL. nº 7, de 17 de maio de 1999. **Dispõe sobre a produção de produtos orgânicos vegetais e animais. LEX-coletânea de Legislação e Jurisprudência: legislação federal e marginaia Instrução Normativa**, n. 7, 1999.

BRUNO, G. et al. Applying supplier selection methodologies in a multi-stakeholder environment: A case study and a critical assessment. **Expert Systems with Applications**, Elsevier, v. 43, p. 271–285, 2016.

CAMPONOGARA, E. Introdução a inteligência computacional. **Universidade Federal de Santa Catarina: Departamento de Automação e Sistemas, Santa Catarina, Brasil, Documentation**, 2006.

CHEN, L.; ZHANG, H.; DU, S. Greenhouse temperature control system based on fuzzy theory. In: IEEE. **Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2013 Third International Conference on**. [S.l.], 2013. p. 1673–1677.

COPPIN, B. Inteligência artificial/ben coppin; tradução e revisão técnica jorge duarte pires valério. **Rio de Janeiro: LTC**, 2010.

COX, E. **The fuzzy systems handbook: a practitioner's guide to building, using, and maintaining fuzzy systems**. [S.l.]: AP Professional, 1994.

DONG, T. et al. Design of automatically sprinkling irrigation system to water saving in greenhouse. In: ATLANTIS PRESS. **International Conference on Computer Information Systems and Industrial Applications**. [S.l.], 2015.

DURSUN, M.; ÖZDEN, S. An efficient improved photovoltaic irrigation system with artificial neural network based modeling of soil moisture distribution—a case study in turkey. **Computers and Electronics in Agriculture**, Elsevier, v. 102, p. 120–126, 2014.

ELRAGAL, H. M. Mamdani and takagi-sugeno fuzzy classifier accuracy improvement using enhanced particle swarm optimization. **Journal of Intelligent & Fuzzy Systems**, IOS Press, v. 26, n. 5, p. 2445–2457, 2014.

ENGELBRECHT, A. P. **Computational intelligence: an introduction**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2007.

FERLITO, S. et al. Predictive models for building's energy consumption: An artificial neural network (ann) approach. In: IEEE. **AISEM Annual Conference, 2015 XVIII**. [S.l.], 2015. p. 1–4.

FILHO, P. C. et al. Método para apoio à decisão na verificação da sustentabilidade de uma unidade de conservação, usando lógica fuzzy. Florianópolis, SC, 2004.

GOLDSCHMIDT, R. **Uma Introdução à Inteligência Computacional: fundamentos, ferramentas e aplicações**. [S.l.]: Rio de Janeiro: IST-Rio, 2010.

GOLNARAGHI, F.; KUO, B. Automatic control systems. **Complex Variables**, v. 2, p. 1–1, 2010.

HADE, A. H.; SENGUPTA, D. M. Automatic control of drip irrigation system & monitoring of soil by wireless. **Department of EEE, PRMCEAM, Badnera, SGBA University, India, IOSR Journal of Agriculture and Veterinary Science (IOSR-JAVS) e-ISSN**, p. 2319–2380, 2014.

HASSAN, N. et al. An automatic monitoring and control system inside greenhouse. In: IEEE. **Green Energy and Technology (ICGET), 2015 3rd International Conference on**. [S.l.], 2015. p. 1–5.

HAYKIN, S. S. Redes neurais artificiais: princípio e prática. **2ª Edição, Bookman, São Paulo, Brasil**, 2000.

HEBB, D. O. **The organization of behavior**. [S.l.]: New York: Wiley, 1949.

HELMER TOM; EHRET, D. L.; SHABTAI, B. Cropassist, an automated system for direct measurement of greenhouse tomato growth and water use. **Computers and electronics in Agriculture**, Elsevier, v. 48, n. 3, p. 198–215, 2005.

HESKES, T. M.; KAPPEN, B. Learning processes in neural networks. **Physical Review A**, APS, v. 44, n. 4, p. 2718, 1991.

HUSSAIN, F.; JEONG, J. Efficient deep neural network for digital image compression employing rectified linear neurons. **Journal of Sensors**, Hindawi Publishing Corporation, 2015.

HUSSAIN, F.; JEONG, J. Exploiting deep neural networks for digital image compression. In: IEEE. **Web Applications and Networking (WSWAN), 2015 2nd World Symposium on**. [S.l.], 2015. p. 1–6.

IBRAHIM, A. **Fuzzy logic for embedded systems applications**. [S.l.]: Newnes, 2004.

IZA, E. R. H. de F.; HORBE, A. M. C.; SILVA, A. M. Boolean and fuzzy methods for identifying lateritic regoliths in the brazilian amazon using gamma-ray spectrometric and topographic data. **Geoderma**, Elsevier, v. 269, p. 27–38, 2016.

JACQUES, L. **Inteligência Artificial: Conheça o Poder das Redes Neurais Artificiais**. 10 2015. Disponível em: <<http://arrodigital.com.br/redes-neurais-artificiais/>>.

JUNIOR, A. B. Manejo de ambientes protegidos: Estufas e casas de vegetação. **Casa da Agricultura**, v. 14, n. 2, p. 2, 2011.

JÚNIOR, C. L. N.; YONEYAMA, T. **Inteligência artificial: em controle e automação**. [S.l.]: Edgard Blucher, 2002.

KAN, E. M. et al. Multi-agent control system with intelligent optimization for building energy management. In: SPRINGER. **Proceedings of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems-Volume 2**. [S.l.], 2015. p. 505–518.

KHOSHNEVISAN, B. et al. A comparative study between artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems for modeling energy consumption in greenhouse tomato production-a case study in isfahan province. **Journal of Agricultural Science and Technology**, v. 17, n. 1, p. 49–62, 2015.

KOHAGURA, T. Lógica fuzzy e suas aplicações. **Departamento de Computação**, 2007.

KRIDI, D. S. et al. Desenvolvimento de uma biblioteca fuzzy para o controle autônomo de um robô móvel em ambiente desconhecido. 2013.

KURPASKA, S. Energy effects during using the glass with different properties in a heated greenhouse. **Technical Sciences**, v. 17, n. 4, p. 351–360, 2014.

LAMB, A. et al. The potential for land sparing to offset greenhouse gas emissions from agriculture. **Nature Climate Change**, Nature Publishing Group, 2016.

LEE, Y.-J.; PARK, K.-W.; KIM, E.-K. Automatic dehumidifier control system for greenhouse using smart phone. In: **Advanced Multimedia and Ubiquitous Engineering**. [S.l.]: Springer, 2015. p. 257–264.

LIN, G.; ZHAO, K.; WAN, Q. Takagi-sugeno fuzzy model identification using coevolution particle swarm optimization with multi-strategy. **Applied Intelligence**, Springer, p. 1–11, 2016.

LOPES, C.; REIS, A. Doenças do tomateiro cultivado em ambiente protegido. **Embrapa Hortaliças. Circular Técnica**, Brasília, DF: Embrapa Hortaliças., 2007.

MALSBURG, C. Von der. Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. **Kybernetik**, Springer, v. 14, n. 2, p. 85–100, 1973.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **The bulletin of mathematical biophysics**, Springer, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943.

NACHIDI, M.; BENZAOUIA, A.; TADEO, F. Temperature and humidity control in greenhouses using the takagi-sugeno fuzzy model. In: IEEE. **Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control, 2006 IEEE**. [S.l.], 2006. p. 2150–2154.

NASCIMENTO, D. N. do. **UM RASTREADOR VISUAL BASEADO EM REDES NEURAIS SEM PESO E MEMORIAS DE PRAZO**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2015.

- NAYAGAM, V.; JEEVARAJ, S.; SIVARAMAN, G. Total ordering defined on the set of all intuitionistic fuzzy numbers. **Journal of Intelligent & Fuzzy Systems**, IOS Press, n. Preprint, p. 1–14, 2016.
- NETO, O. C. R. et al. Application of artificial neural networks as an alternative to volumetric water balance in drip irrigation management in watermelon crop. **Engenharia Agrícola**, SciELO Brasil, v. 35, n. 2, p. 266–279, 2015.
- NGMA. **National Greenhouse Manufacturers Association. Environmental**. 2010. Disponível em: <<http://www.ngma.com/standardpdf/Environmental2010.pdf>>.
- NISSEN, S. et al. Fann: fast artificial neural network library. **Available at: [http://leenissen.dk/fann/\(02/12/2006\)](http://leenissen.dk/fann/(02/12/2006))**, 2006.
- OPRIS, I.; CARACASIAN, L. On the implementation of the functionalities of smart metering systems. In: IEEE. **Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE), 2013 8th International Symposium on**. [S.l.], 2013. p. 1–6.
- PEDDINTI, V.; POVEY, D.; KHUDANPUR, S. A time delay neural network architecture for efficient modeling of long temporal contexts. In: **Proceedings of INTERSPEECH**. [S.l.: s.n.], 2015.
- PEDRYCZ, W.; SILLITTI, A.; SUCCI, G. Computational intelligence: an introduction. In: **Computational Intelligence and Quantitative Software Engineering**. [S.l.]: Springer, 2016. p. 13–31.
- RADOJEVIĆ, N. et al. Microclimate control in greenhouses. **FME Transactions**, v. 42, n. 2, p. 167–171, 2014.
- REDDY, P. P. **Climate Resilient Agriculture for Ensuring Food Security**. [S.l.]: Springer, 2015.
- REDDY, P. P. **Sustainable Crop Protection Under Protected Cultivation**. [S.l.]: Springer, 2015.
- REINER, P. D. **Algorithms for Optimal Construction and Training of Radial Basis Function Neural Networks**. Tese (Doutorado) — Auburn University, 2015.
- REIS, N. Construção de estufas para produção de hortaliças nas regiões norte, nordeste e centro-oeste. **Circular técnica**, v. 38, 2005.

ROMANINI CARLOS EB; GARCIA, A. P. A. L. M. C. N. L.; K, U. C. Desenvolvimento e simulacao de um sistema avancado de controle ambiental em cultivo protegido. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, SciELO Brasil, v. 14, n. 11, p. 1193–1201, 2010.

ROSENBLATT, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological review**, American Psychological Association, v. 65, n. 6, p. 386, 1958.

RURALNEWS, R. **Estufas - produção agrícola em ambientes controlados**. 2015.

RUSSELL, S.; NORVIG, P.; SOUZA, V. D. de. **Inteligência artificial: tradução da segunda edição**. [S.l.]: Elsevier, 2004.

SCHALLENBERGER, E. et al. Comportamento de plantas de tomateiros no sistema orgânico de produção em abrigos de cultivo com telas antiinsetos. **Revista de Ciências Agroveterinárias**, v. 7, n. 1, p. 23–29, 2008.

SCHALLENBERGER, E. et al. Viabilização de sistema orgânico de produção de tomate por meio de abrigos de cultivo. **Current Agricultural Science and Technology**, v. 17, n. 1, 2013.

SCHMIDHUBER, J. Deep learning in neural networks: An overview. **Neural Networks**, Elsevier, v. 61, p. 85–117, 2015.

SILVA, M. da; MARTINS, R. Comparação entre multilayer perceptron e redes neurais lógicas no problema presa-predador usando algoritmos genéticos. **III SFCT**, p. 13, 2015.

SILVA, S. F. da. **Identificação de torque de carga em motores de indução usando abordagem baseada em sistemas fuzzy**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2007.

SIMÕES, M. G.; SHAW, I. S. Controle e modelagem fuzzy. **São Paulo. Blucher: Fapesp**, 2007.

SOUZA, J. R. et al. Automatic detection of ceratocystis wilt in eucalyptus crops from aerial images. In: IEEE. **Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2015. p. 3443–3448.

SUGENO, M. An introductory survey of fuzzy control. **Information sciences**, Elsevier, v. 36, n. 1, p. 59–83, 1985.

TAMISO, L. G. **Desempenho de cultivares de tomate (*Lycopersicon esculentum* Mill.) sob sistemas orgânicos em cultivo protegido**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2005.

TERRA, T. et al. Aplicação de lógica fuzzy no controle de trânsito urbano. Florianópolis-SC, 2002.

TERUEL, B. J. Controle automatizado de casas de vegetação: Variáveis climáticas e fertigação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, SciELO Brasil, v. 14, n. 3, p. 237–245, 2010.

TESIERO, R.; NASSIF, N.; SINGH, H. Artificial intelligent approaches for modeling and optimizing hvac systems. In: SPRINGER. **Proceedings of the 2013 National Conference on Advances in Environmental Science and Technology**. [S.l.], 2016. p. 211–220.

VAZ, A. M. Estudo das funções de pertinência para conjuntos fuzzy utilizados em controladores semafóricos fuzzy. **Universidade de Brasília, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental**, 2006.

WIDROW, B. Generalization and information storage in network of adaline'neurons'. **Self-organizing systems-1962**, Spartan Books, p. 435–462, 1962.

YAN-FANG, S.; JIAN-GUO, S.; YU-QIAN, X. Design and application of distributed intelligent greenhouse computerized system. In: IEEE. **Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2015 Seventh International Conference on**. [S.l.], 2015. p. 331–334.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

ZANLORENSI, L. A.; ARAÚJO, V. M.; GUIMARÃES, A. M. Automatic control and robotics for greenhouses: A review on heating technologies. **Iberoamerican Journal of Applied Computing**, v. 4, n. 3, 2016.

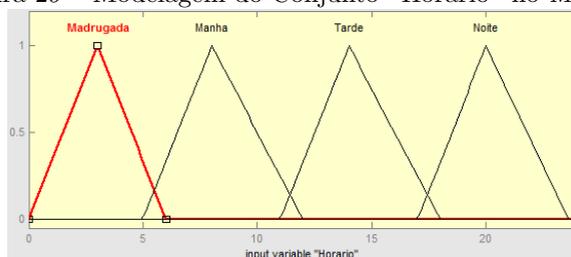
**APÊNDICE A - Modelagem do Sistema de Controle com
Lógica Fuzzy**

Conforme estudos sobre as condições do tomateiro, como já mencionado na Seção 5.1 do Capítulo 5, foi estabelecido que o sistema de controle com LF teria cinco entradas e três saídas, tanto as entradas como as saídas foram implementadas com a função do tipo triangular.

As cinco entradas são: horário do dia ou da noite, temperatura do dia e da noite, umidade relativa do ar e luminosidade, e as saídas são compostas pelos atuadores o exaustor, o sombrite e o aspersor.

Para o horário foi estabelecido quatro faixas de valores obedecendo o intervalo de horas de $[0, 23]$ tendo como funções membros “Manhã”, “Tarde”, “Noite” e “Madrugada”, conforme é ilustrado na Figura 29.

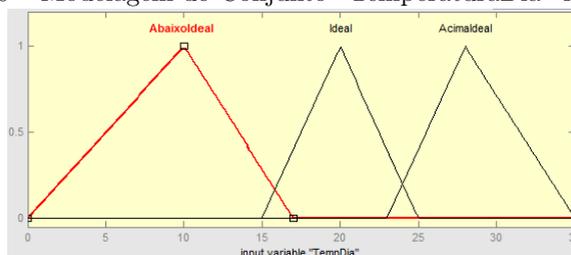
Figura 29 – Modelagem do Conjunto “Horario” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o conjunto de entrada da “TemperaturaDia” foi estabelecido o intervalo em graus Celsius de $[0, 32]$ sendo estipuladas três funções membros “AbaixoIdeal”, “Ideal” e “AcimaIdeal”. Na Figura 30 é ilustrado o conjunto “TemperaturaDia”.

Figura 30 – Modelagem do Conjunto “TemperaturaDia” no *MatLab*

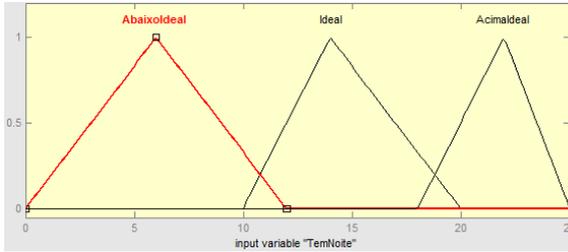


Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o correto crescimento do tomateiro durante a noite os va-

lores da temperatura são diferentes dos utilizados durante o dia, para tanto foi feito um conjunto com valores em graus Celsius de $[0, 25]$, possuindo três funções membros “AbaixoIdealNoite”, “IdealNoite” e “AcimaIdealNoite” conforme é ilustrado na Figura 31.

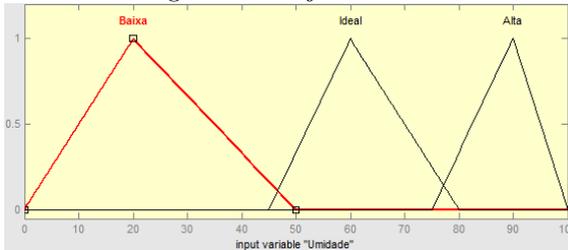
Figura 31 – Modelagem do Conjunto “TemperaturaNoite” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o conjunto de entrada da “Umidade” o intervalo de valores é dado em porcentagem sendo de $[0, 100]$, e foi utilizado três funções membros “Baixa”, “Média” e “Alta”. Como pode ser observado na Figura 32.

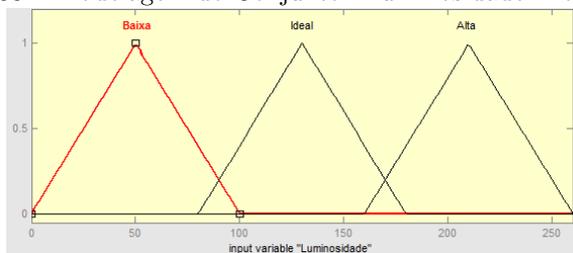
Figura 32 – Modelagem do Conjunto “Umidade” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o conjunto “Luminosidade” foi estabelecido um intervalo em Lux de $[0, 260]$ também foi utilizado três funções membros “Baixa”, “Média” e “Alta”. Como pode ser observado na Figura 33.

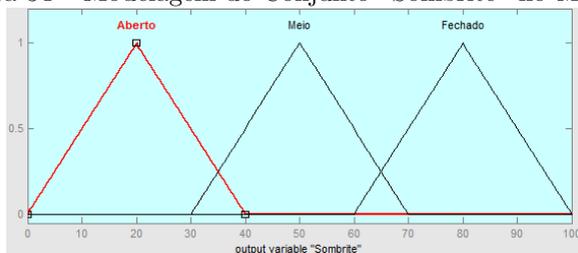
Figura 33 – Modelagem do Conjunto “Luminosidade” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o conjunto de saída “Sombrite” foi estipulado um intervalo de valor de $[0, 100]$ as três funções membros deste conjunto são “Aberto”, “Meio” e “Fechado”, onde 0 é o sombrite totalmente aberto e 100 é o sombrite fechado. A modelagem deste conjunto está ilustrado na Figura 34.

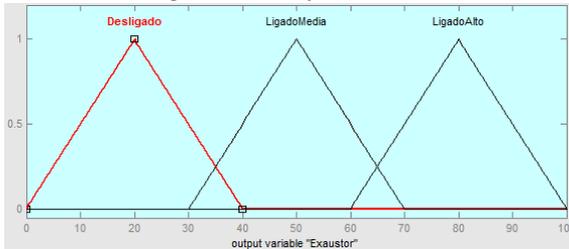
Figura 34 – Modelagem do Conjunto “Sombrite” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

O conjunto de saída “Exaustor” utiliza o intervalo de valor igual ao do Sombrite, ou seja de $[0, 100]$ possuindo três funções membros “Desligado”, “LigadoMedia” e “LigadoAlto”, sendo que 0 é o exaustor desligado e 100 ele ligado ao máximo de sua força, conforme ilustra a Figura 35.

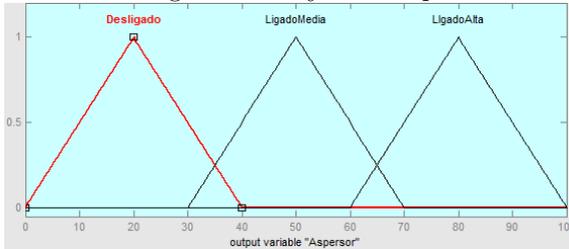
Figura 35 – Modelagem do Conjunto “Exaustor” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Assim como o conjunto “Exaustor” o conjunto de saída “Aspersor” possui um intervalo de valor de $[0, 100]$ com três funções membros “Desligado”, “LigadoMedia” e “LigadoAlto”, sendo que 0 é o aspersor desligado e 100 ele ligado ao máximo de sua força. A Figura 36 ilustra as funções membros definidas para o exaustor.

Figura 36 – Modelagem do Conjunto “Aspersor” no *MatLab*



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

O sistema de controle foi desenvolvido em C, uma linguagem de programação criada por Dennis Ritchie em 1972. Para a realização dos testes com a LF foi utilizada a biblioteca eFLL (*Embedded Fuzzy Logic Library*), que foi desenvolvida na Universidade Estadual do Piauí (UESPI-Teresina) (KRIDI et al., 2013).

As regras de inferência do sistema foram elaboradas conforme a função de pertinência do tipo Mandani e são apresentadas a seguir:

1. **If** (Horario is Manhã) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombríte is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)
2. **If** (Horario is Manhã) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor

is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

3. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is LigadoMedia)

4. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

5. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

6. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

7. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

8. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

9. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

10. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

11. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

12. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is LigadoMedia)

13. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

14. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

15. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

16. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and**

(Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

17. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

18. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

19. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LligadoAlta) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LligadoAlto)

20. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LligadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LligadoMedia)

21. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is LligadoMedia)

22. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LligadoAlta) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is Desligado)

23. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LligadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

24. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is LligadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

25. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LligadoAlta) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

26. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LligadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

27. **If** (Horario is Manha) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is LligadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

28. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LligadoMedia)

29. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LligadoMedia)

30. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is LigadoMedia)

31. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LigadoMedia)

32. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

33. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

34. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

35. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

36. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AbaixoIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

37. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LigadoMedia)

38. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LigadoMedia)

39. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

40. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

41. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

42. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

43. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is Des-

ligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

44. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

45. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is Ideal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

46. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LigadoAlta)

47. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Fechado) (Aspersor is LigadoAlta)

48. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Baixa) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is LigadoMedia)

49. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

50. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Meio) (Aspersor is Desligado)

51. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Media) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

52. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Alta) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

53. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Media) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

54. **If** (Horario is Tarde) **and** (TemperaturaDia is AcimaIdeal) **and** (Umidade is Alta) **and** (Luminosidade is Baixa) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

55. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdeal-Noite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is LigadoMedia) (Aspersor is LigadoAlta)

56. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdeal-Noite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

57. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdeal-

Noite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

58. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is LigadoAlta)

59. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

60. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

61. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is LigadoAlta)

62. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

63. **If** (Horario is Noite) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is LigadoAlta) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

64. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdealNoite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is LigadoAlta)

65. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdealNoite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

66. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AbaixoIdealNoite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

67. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is LigadoAlta)

68. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

69. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is IdealNoite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is Desligado) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is Desligado)

70. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Baixa) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspensor is LigadoAlta)

71. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Media) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

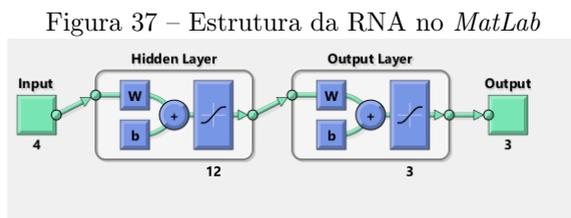
72. **If** (Horario is Madrugada) **and** (TemperaturaNoite is AcimaIdealNoite) **and** (Umidade is Alta) **then** (Exaustor is LigadoMedia) (Sombrite is Aberto) (Aspersor is Desligado)

**APÊNDICE B – Modelagem do Sistema de Controle com
Redes Neurais Artificiais**

Conforme estudos sobre as condições do tomateiro, apresentados na Seção 5.1 Capítulo do 5, foi estabelecido que o sistema de controle com RNA teria quatro neurônios de entradas, uma camada oculta com doze neurônios e uma camada de saída com três neurônios.

As quatro entradas são compostas por: Horário do dia ou da noite, Temperatura, Umidade relativa do ar e luminosidade, e as saídas são compostas pelos atuadores o exaustor, o sombrite e o aspersor.

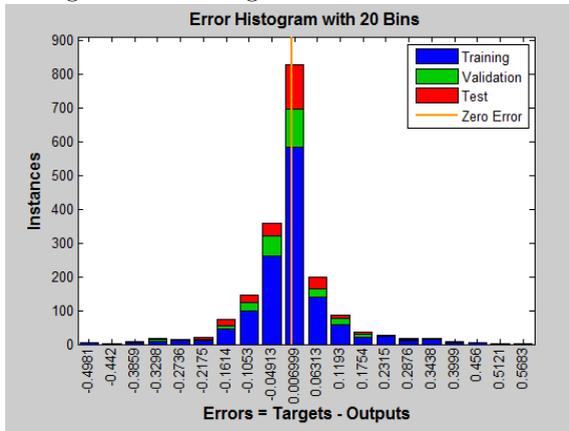
A camada de saída e a camada oculta têm como função de ativação a função sigmoide. A Figura 37 representa a estrutura da RNA projetada no Matlab..



Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

A rede foi treinada utilizando o algoritmo *backpropagation*. Para o treinamento foram utilizadas duas matrizes uma contendo 625 amostras para as 4 entradas e outra com 625 amostrar para as 3 saídas, essas amostras são compostas por leituras dos sensores durante o período de 12 horas, sendo que deste total foram utilizados 70% dos dados para treinamento, 15% para validação e os outros 15% para teste.

Para a taxa de erro foi estipulado um fator de 0.001 e após a execução da RNA a taxa de erro foi de aproximadamente 0.006999 sendo um valor aceitável para o que foi estipulado. A Figura 38 apresenta esta taxa de erro gerada pelo *MatLab*.

Figura 38 – Histograma de erro no *MatLab*

Fonte: Ronaldo Tadeu Murguero Junior (2016)

Para o treinamento da RNA foi estabelecido o número máximo de 2500 épocas, porém não foi necessário passar por todas as épocas para atingir o valor da taxa de erro. Assim como a LF a RNA também foi implementada utilizando a linguagem de programação C. Para a implementação do sistema foi utilizado a biblioteca FANN (*Fast Artificial Neural Network*) que foi desenvolvida por Steffen Nissen (NISSEN et al., 2006).