



**BRUNO ELYEZER FONSECA**

**AUTOMAÇÃO E MODELAGEM DE UM  
CICLONE SECADOR DE PARTÍCULAS**

**LAVRAS - MG**

**2017**



**BRUNO ELYEZER FONSECA**

**AUTOMAÇÃO E MODELAGEM DE UM CICLONE SECADOR DE  
PARTÍCULAS**

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

Prof. DSc. Bruno Henrique Groenner Barbosa

Orientador

Prof. DSc. Jefferson Luiz Gomez Corrêa

Coorientador

**LAVRAS - MG**

**2017**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Fonseca, Bruno Elyezer.

Automação e Modelagem de um Ciclone Secador de Partículas:  
Inteligência Computacional / Bruno Elyezer Fonseca. - 2017.  
86 p. : il.

Orientador(a): Bruno Henrique Gorenner Barbosa.

Coorientador(a): Jefferson Luiz Gomes Corrêa.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de  
Lavras, 2017.

Bibliografia.

1. Modelagem de Sistemas. 2. Inteligência Computacional. 3.  
Ciclone Secador. I. Barbosa, Bruno Henrique Gorenner. II. Corrêa,  
Jefferson Luiz Gomes.

**BRUNO ELYEZER FONSECA**

**AUTOMAÇÃO E MODELAGEM DE UM CICLONE SECADOR DE  
PARTÍCULAS**

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

APROVADA em 31 de Março de 2017.

Prof. DSc. Bruno Henrique Groenner Barbosa	UFLA
Prof. DSc. Daniel Furtado Leite	UFLA
Prof. DSc. Erlon Cavazzana	IFES
Prof. DSc. Roney Alves da Rocha	UFLA



Prof. DSc. Bruno Henrique Groenner Barbosa  
Orientador

**LAVRAS – MG  
2017**

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus pela oportunidade. Aos meus pais e minha irmã pelo imenso carinho, ao professor Jefferson por seu exemplo, atenção e competência, ao meu orientador e professor Bruno pela oportunidade, exemplo e paciência, aos professores Roney, Daniel, Erlon e Belizário por suas contribuições e atenção, à UFLA e a todos os amigos e colegas que fiz nesta jornada.



## RESUMO

Diante da demanda mundial por novas fontes de energia e melhor aproveitamento energético a modelagem e o controle das variáveis de um processo são uma necessidade de engenharia. Isto ocorre devido ao fato que ao prever o comportamento dinâmico das variáveis de processos modelados, estes podem ser melhor compreendidos e controlados. Este trabalho realiza a modelagem da temperatura no interior de um ciclone secador de partículas por meio de modelagens caixa branca, cinza e preta. As variáveis de entrada do processo são o número de resistores dissipadores de calor acionados e a frequência do inversor que controla a vazão de ar.

Foram realizados 18 experimentos do tipo degrau para a modelagem do aquecimento e resfriamento do ciclone e então extraídos modelos de segunda ordem para a obtenção do comportamento estático do sistema e posterior modelagem em caixa branca. Foram aplicados quatro sinais do tipo PRBS nas entradas para a obtenção dos modelos ARX, ARMAX, ARX-Neuro Fuzzy e Caixa Branca. Os resultados demonstraram bons ajustes dos modelos em todos os casos com média de  $R^2$  superior a 85 % e erro médio quadrático inferior a  $30^\circ C$ .

O modelo ARX-Neuro Fuzzy foi validado através de sua superfície e os resultados obtidos através do modelo Caixa Branca. A instrumentação proposta também demonstrou sua eficiência para a obtenção de dados e controle da temperatura.

**Palavras-chave:** Modelagem de Sistemas. Identificação de Sistemas. Inteligência Computacional. Ciclone Secador.





## ABSTRACT

Beholding the world demand for new energy sources and better energy improvement, modeling and controlling the variables of a process is necessary as engineering design. This is due to the fact that in predicting the dynamic behavior of the variables of modeled processes, these system can be better understood and controlled. This work performs the modeling of the temperature inside a cyclone particle dryer by means of white, gray and black-box models. The process input variables are the number of resistors driven and the frequency of the inverter that controls the air flow.

Eighteen step experiments were carried out to model the heating and flow of the cyclone and then extracted second - order models to obtain the static behavior of the system and subsequent modeling in a white-box. Four PRBS-type signals were applied to the inputs to obtain the ARX, ARMAX, ARX-Fuzzy Neuro and White Box models. The results demonstrated good fit of the models in all cases averaging  $R^2$  greater than 85% and mean square error of less than 30 °C.

The ARX-Neuro Fuzzy model was verified through its surface and the results obtained through the White Box model. The proposed instrumentation also demonstrated its efficiency for obtaining data and temperature control.

**Keywords:** System Modeling. Identification of Systems. Computational Intelligence. Cyclone Dryer



## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Representação esquemática do sistema composto pelo secador ciclônico estudado. 1 Entrada de ar frio. 2 Soprador. 3 Medidor de vazão. 4 Painel de acionamento de resistores. 5 Painel de resistores. 6 Ar aquecido. 7 Entrada de sólidos. Saída de sólidos. 9 Saída de ar. . . . .	24
Figura 2.2 – Câmara de resistores. . . . .	26
Figura 2.3 – Tubo Venturi e Ciclone. . . . .	26
Figura 3.1 – Fluxograma das variáveis do processo . . . . .	27
Figura 3.2 – Módulo de I/O cDAQ 9278 . . . . .	29
Figura 3.3 – Arduino conectado ao inversor e ao painel elétrico. . . . .	30
Figura 3.4 – Circuito elétrico do acionamento de um par de resistores pelo módulo de relés conectado ao Arduino. . . . .	30
Figura 3.5 – Diagrama de Instrumentação conforme norma ISA, 2004 . . . . .	31
Figura 3.6 – Tela principal . . . . .	32
Figura 3.7 – Primeira tela de monitoramento de temperaturas . . . . .	32
Figura 3.8 – Segunda tela de monitoramento de temperaturas . . . . .	32
Figura 3.9 – Tela de controle . . . . .	33
Figura 3.10 – Sistema em funcionamento . . . . .	33
Figura 3.11 – Conversão Frequência - Vazão . . . . .	35
Figura 3.12 – Conversão Saída Analógica Arduino - Frequência . . . . .	35
Figura 4.1 – Resposta de sistemas de primeira ordem quando submetido a uma perturbação degrau unitário. . . . .	40
Figura 4.2 – Resposta sobre amortecida de sistemas de segunda ordem submetidos a uma perturbação do tipo degrau unitário. . . . .	41
Figura 4.3 – Resposta subamortecida de sistemas de segunda ordem submetidos a uma perturbação do tipo degrau unitário. . . . .	41
Figura 4.4 – Exemplo fluxograma de um sistema fuzzy . . . . .	47

Figura 4.5 – Diagrama esquemático de uma rede neural artificial. . . . .	50
Figura 4.6 – Neurônio Fuzzy. C1 é a camada de entrada, C2 a camada de agregação de regras e C3 é a camada de saída. . . . .	52
Figura 4.7 – Função de Autocorrelação dos sinais S1, S2, S3 e S4 para número de resistores. . . . .	53
Figura 4.8 – Função de Autocorrelação dos sinais S1, S2, S3 e S4 para frequência do inversor. . . . .	54
Figura 4.9 – Função de correlação dos sinais S1, S2, S3 e S4 para número de resistores e frequência do inversor. . . . .	54
Figura 4.10 – Função de autocorrelação dos sinais S1, S2, S3 e S4 para Temperatura. . . . .	55
Figura 4.11 – Sinais de Número de Resistores.O sinal a representa o sinal 1,b o sinal 2,c o sinal 3 e d o sinal 4. . . . .	55
Figura 4.12 – Sinais de Frequência [Hz].O sinal a representa o sinal 1,b o sinal 2,c o sinal 3 e d o sinal 4. . . . .	56
Figura 4.13 – Sinais de Temperatura. . . . .	56
Figura 4.14 – Representação esquemática do sistema de aquecimento. . . . .	57
Figura 4.15 – Constantes de Tempo para os experimentos com entrada degrau. . . . .	60
Figura 4.16 – Ganhos de Temperatura em função do número de resistores acionados para os experimentos com entrada degrau. . . . .	60
Figura 4.17 – Respostas dos modelos e dados experimentais a entradas constantes de 40, 50 e 60 Hz e 5 resistores. . . . .	61
Figura 4.18 – Respostas dos modelos a entradas constantes de 40, 50 e 60 Hz e 5 resistores. . . . .	62
Figura 4.19 – Aquecimento e Resfriamento para 4 resistores e 60 Hz de frequência. . . . .	63
Figura 4.20 – Ajuste do modelo ARX aos dados experimentais. . . . .	64
Figura 4.21 – Ajuste do modelo ARMAX aos dados experimentais. . . . .	65

Figura 4.22 – Ajuste do modelo Caixa Branca aos dados experimentais. . . . .	65
Figura 4.23 – Ajuste do modelo Rede Neuro Fuzzy aos dados experimentais. . . . .	66
Figura 4.24 – Superfícies do sistema de inferência. Nas figuras $u(k - n)$ e o atraso para o número de resistores e $y(k - n)$ é o atraso para a frequência. . . . .	67
Figura 4.25 – Função de autocorrelação do erro na saída para modelo AR- MAX com predição de um passo a frente. . . . .	68
Figura 1 – Exemplo de programa que realiza a comunicação entre Lab- VIEW e Arduíno. . . . .	79
Figura 2 – Tubo em U . . . . .	81
Figura 3 – Placa de orifício . . . . .	83
Figura 4 – Escoamento em placa de orifício . . . . .	83
Figura 5 – Esquema de um termopar . . . . .	85



## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Pontos de medição e respectivos termopares . . . . .	31
Tabela 3.2 – Valores experimentais para cálculo da vazão . . . . .	34
Tabela 4.1 – Comparativo entre vantagens e desvantagens dos modelos caixa branca, cinza e preta utilizados na modelagem de processos e sistemas de controle. . . . .	38
Tabela 4.2 – Resultados de $R^2$ dos ajustes dos modelos aos sinais. $S_n$ repre- senta o sinal utilizado. . . . .	66
Tabela 4.3 – Resultados de erro médio quadrático dos ajustes dos modelos aos sinais. $S_n$ representa o sinal utilizado. . . . .	66
Tabela 1 – Ganhos e Constantes de tempo para obtenção da resposta está- tica do sistema. A segunda constante de tempo é 100 segundos para todos os casos. . . . .	86





## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	19
<b>1.1</b>	<b>Introdução e Relevância</b>	19
<b>1.2</b>	<b>Objetivos</b>	21
<b>1.3</b>	<b>Estrutura da Dissertação</b>	22
<b>1.4</b>	<b>Local de Realização do Projeto</b>	22
<b>2</b>	<b>CICLONE</b>	23
<b>2.1</b>	<b>Importância, Funções e Tipo do Ciclone UFLA.</b>	23
<b>2.2</b>	<b>Funcionamento.</b>	25
<b>2.3</b>	<b>Ciclone UFLA.</b>	25
<b>3</b>	<b>INSTRUMENTAÇÃO</b>	27
<b>3.1</b>	<b>Instrumentação do Processo.</b>	27
<b>3.2</b>	<b>Variáveis do Processo.</b>	27
<b>3.3</b>	<b>Equipamentos.</b>	27
<b>3.3.1</b>	<b>Sistema de Aquisição de Dados.</b>	28
<b>3.3.2</b>	<b>Diagrama de Instrumentação e Painel de Acionamento</b>	29
<b>3.3.3</b>	<b>Sistema Supervisório.</b>	29
<b>3.4</b>	<b>Conversões</b>	34
<b>3.4.1</b>	<b>Frequência - Vazão de ar</b>	34
<b>3.4.2</b>	<b>Número de Bits - Frequência</b>	34
<b>4</b>	<b>MODELAGEM</b>	37
<b>4.1</b>	<b>Introdução</b>	37
<b>4.2</b>	<b>Modelagem no Domínio Laplace</b>	38
<b>4.2.1</b>	<b>Sistemas de Primeira Ordem</b>	38
<b>4.2.2</b>	<b>Sistemas de Segunda Ordem</b>	39
<b>4.3</b>	<b>Modelos discretos ARX e ARMAX</b>	41
<b>4.3.1</b>	<b>Modelo ARX</b>	42
<b>4.3.2</b>	<b>ARMAX</b>	44

<b>4.4</b>	<b>Algoritmos MQ e MQE.</b>	45
<b>4.4.1</b>	<b>Mínimos Quadrados</b>	45
<b>4.4.2</b>	<b>Mínimos Quadrados Estendido</b>	46
<b>4.5</b>	<b>Modelagem Neurofuzzy</b>	46
<b>4.5.1</b>	<b>Sistemas Fuzzy.</b>	47
<b>4.5.2</b>	<b>Redes Neurais</b>	49
<b>4.5.3</b>	<b>Modelagem do ciclone através de um sistema neurofuzzy do tipo ANFIS.</b>	51
<b>4.5.4</b>	<b>Sinais de Teste e Validação</b>	53
<b>4.6</b>	<b>Resultados</b>	55
<b>4.6.1</b>	<b>Modelagem Caixa Branca</b>	56
<b>4.6.2</b>	<b>Constante de Tempo</b>	58
<b>4.6.3</b>	<b>Ganho de Temperatura</b>	59
<b>4.6.4</b>	<b>Comportamento Estático</b>	59
<b>4.6.5</b>	<b>Modelos Caixa-preta: Modelos ARX e ARMAX</b>	63
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b>	71
	<b>REFERÊNCIAS</b>	73
	<b>APENDICE A – Apêndice</b>	77
<b>.1</b>	<b>Código Arduino Comentado</b>	77
<b>.2</b>	<b>LabView</b>	78
<b>.3</b>	<b>Medição de Pressão e Vazão</b>	80
<b>.3.1</b>	<b>Medição de Pressão</b>	80
<b>.3.2</b>	<b>Medição de Vazão</b>	82
<b>.3.3</b>	<b>Medição de Temperatura</b>	84
<b>.4</b>	<b>Ensaions Degrau</b>	85

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Introdução e Relevância

A energia é elemento de fundamental importância em qualquer tipo de processo e pode ser convertida em trabalho e atender a diversos propósitos. Desde a revolução industrial iniciada no século 18 até os dias atuais o seu uso e sua demanda aumentaram e a descoberta por novas fontes. Novas formas de conversão e uso adequado e equilibrado se tornam uma necessidade para que o fornecimento da energia continue eficaz e acessível.

A energia elétrica é uma forma de energia essencial utilizada em indústrias e residências e atende a uma enorme diversidade de tipos de equipamentos. No Brasil, em 2014 segundo relatório anual do balanço energético brasileiro pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), a geração de energia elétrica foi composta por uma matriz diversificada com a maioria de 65,2% por hidroelétricas seguido por 13,0% gás natural, 7,3% biomassa, 6,9% de derivados do petróleo, 3,2% de carvão e derivados, 2,5% nuclear e 2,0% de eólicas.

Neste tipo de matriz o preço do custo de produção e fornecimento podem sofrer variações devido ao uso de usinas termoeletricas e consumo de derivados de petróleo, especialmente devido a períodos de estiagem como o ocorrido entre final de 2013 e início de 2015.

Neste contexto a boa utilização da energia elétrica de forma supervisionada e controlada, visando evitar desperdícios, constitui não apenas um fator econômico, mas também um fator social. Outro fator importante a respeito do consumo de energia no Brasil refere-se as fontes de energia de biomassa de 2005 até 2014. Houve crescimento na quantidade de consumo energético de mais de 26%. Dentre as fontes de energia de biomassa o bagaço de cana se destaca por apresentar crescimento aproximado de 51,1%.

Biomassa pode ser conceituada como quantidade total de matéria provinda de origem animal, vegetal e há também biomassa de origem microbiana como a provida pelas leveduras. Este tipo de energia provém de resíduos industriais ou agrícolas como bagaço da cana-de-açúcar gerado em grandes quantidades nas indústrias sucroalcoleiras que após sua adequação e queima, produzem o calor necessário para geração de energia elétrica.

O Ciclone, equipamento estudado neste trabalho, é um equipamento presente em diversos tipos de indústrias. Ele é utilizado, geralmente, para proporcionar a separação de material particularizado de uma corrente gasosa. Devido ao intenso contato entre as partículas em seu interior, este equipamento pode também ser utilizado em operações como a secagem de resíduos, operação importante para a utilização de resíduos como fontes de energia de biomassa e produtos de maior valor como produtos secos para indústrias de alimentos.

Os processos industriais podem ser definidos pelo conjunto de diversos fatores como mão-de-obra, equipamentos, gerenciamento, energia e variáveis físicas e químicas que quando observados de forma correta possibilitam a criação de projetos e modelos de controle para poder transformar a matéria-prima em produtos de maior qualidade e atratividade financeira. Entre as principais variáveis físicas que constituem um processo estão temperatura, vazão, umidade do ar, pressão, nível, fluxo, posição, velocidade, tensão elétrica. Portanto, o estudo do comportamento destas variáveis no domínio do tempo traz vantagens ao processo como um todo como por exemplo, para poder obter modelos dinâmicos que descrevem de forma adequada o processo.

Neste contexto a Inteligência Computacional (IC) é uma área de pesquisa muito utilizada para otimização de processos industriais. Trata-se de um conjunto de ferramentas de vasta aplicabilidade e eficaz na solução de diversos tipos de problemas. Pode ser entendida como uma área da ciência que engloba métodos de identificação de sistemas baseados em algoritmos computacionais. Dentre di-

versos tipos de algoritmos e métodos destacam-se as redes neurais, os sistemas fuzzy, sistemas neurofuzzy e computação evolucionária que, especialmente nas últimas duas décadas, devido ao incremento da capacidade de processamento dos computadores comuns, tiveram seu uso intensificado em pesquisas nas áreas de agropecuária, saúde, robótica e processos industriais.

As principais características dos métodos baseados em IC são a vasta aplicabilidade, eficácia na resolução de problemas e aprendizagem baseada em dados históricos. Através de dados de um determinado processo, os algoritmos baseados em IC são capazes de descrever e posteriormente controlar a dinâmica do processo. Isto permite que sistemas que tenham suas variáveis de processo monitoradas possam ser controlados evitando o desperdício de tempo de funcionamento e controle de variáveis nos níveis requeridos.

O ciclone secador, objeto de estudo neste trabalho depende, para o seu correto funcionamento, da combinação entre potência elétrica dissipada por resistores na forma de calor e vazão do ar insuflada, pois a combinação destas duas variáveis resulta na temperatura atingida no interior do equipamento. A otimização deste processo por algoritmos de IC podem evitar tempos desnecessários de funcionamento e melhorar a secagem dos resíduos.

## **1.2 Objetivos**

A modelagem do ciclone e sua instrumentação formam os principais objetivos deste trabalho. Através da instrumentação e supervisão foi possível observar as variáveis do processo em tempo real e através da modelagem matemática e controle do processo por técnicas de modelagem de sistemas foi possível realizar o controle do equipamento para a otimização de seu tempo de funcionamento e secagem dos resíduos aplicados. Desta forma será possível prover a supervisão e o controle da temperatura no interior de um equipamento do tipo ciclone através de técnicas de identificação de sistemas e Inteligência Computacional sendo elas

sistemas fuzzy, redes neurais e modelagem matemática. Os objetivos secundários foram:

- Instrumentar o ciclone para obtenção de temperatura.
- Projetar e implementar um sistema de aquisição, supervisão e controle de dados.
- Implementar o controle de vazão e potência do sistema.
- Realizar a automação do processo com baixo custo financeiro.
- Identificar modelos dinâmicos.

### **1.3 Estrutura da Dissertação**

### **1.4 Local de Realização do Projeto**

O projeto foi realizado na planta experimental do ciclone secador presente na ala 4 do Departamento de Ciências de Alimentos na Universidade Federal de Lavras – MG (UFLA).

## 2 CICLONE

### 2.1 Importância, Funções e Tipo do Ciclone UFLA.

Ciclones são equipamentos usados normalmente para a limpeza de gases misturados a partículas sólidas e também para coletar sólidos através de força centrífuga. O funcionamento básico dos ciclones segue com a injeção de uma corrente de ar que carrega o material particulado para o interior do equipamento. Este material particulado adquire de forma predominante velocidade tangencial, que ao entrar em contato com as paredes do equipamento adquire escoamento espiral descendente e então são direcionadas para a saída inferior do equipamento. Durante todo o processo ocorre troca de calor entre o material particulado e as paredes do ciclone e também com o ar (CORRÊA, 2003).

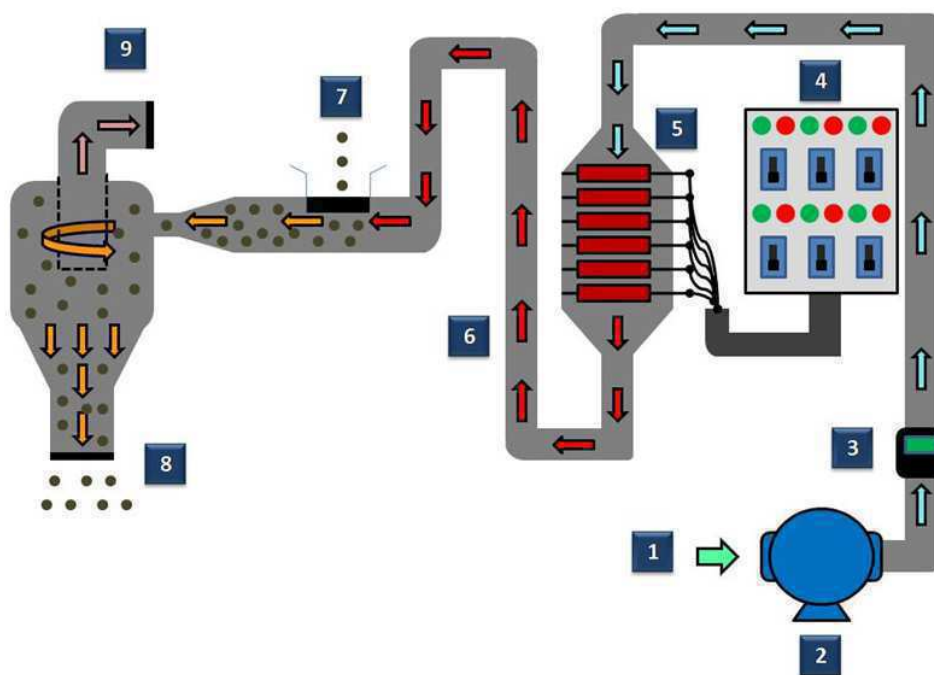
As vantagens de utilização deste equipamento são o baixo custo, necessidade de pouca manutenção e suscetibilidade a altas pressões e temperaturas. Devido principalmente a esta última característica, o equipamento passou a ser usado para secagem de resíduos industriais. Estes, quando submetidos a ação da vazão de ar e a temperatura alta tem seu teor de água reduzido e seu poder calorífico ou poder de queima melhorado (CORRÊA, 2003).

A figura 2.1 demonstra o esquema de funcionamento do Ciclone Secador estudado neste trabalho. Nesta figura o número 1 indica a entrada de ar frio no soprador, 2 o soprador, 3 o medidor de vazão, 4 o painel de acionamento dos resistores, 5 o painel de resistores, 6 o ar aquecido, 7 a entrada de sólidos, 8 a saída de sólidos e 9 a saída do ar quente e úmido.

Os ciclones comuns são utilizados como separadores. Um gás contendo partículas sólidas por exemplo, pode ser injetado no interior de um ciclone e com as características de vazão, temperatura e estrutura geométrica apropriadas as partículas sólidas são separadas.



Figura 2.1 – Representação esquemática do sistema composto pelo secador ciclônico estudado. 1 Entrada de ar frio. 2 Soprador. 3 Medidor de vazão. 4 Painel de acionamento de resistores. 5 Painel de resistores. 6 Ar aquecido. 7 Entrada de sólidos. Saída de sólidos. 8 Saída de sólidos. 9 Saída de ar.



O ciclone secador de partículas tem como finalidade diminuir o teor de umidade presente em resíduos agrícolas ou alimentos particulados e proporcionar a estes resíduos teor de umidade adequado para seu aproveitamento em usinas termoelétricas ou caldeiras de usinas sucroalcooleiras.

A secagem de resíduos agrícolas como bagaço de cana ou borra de café em ciclones pode auxiliar na otimização energética de uma unidade industrial. Costa (2008) e Oliveira (2010) observaram um aumento no poder calorífico do bagaço da cana de açúcar após sua secagem e Corrêa (2003) observou significativa redução do teor de umidade do bagaço de cana após secagem em um secador ciclone.

A redução da umidade até o nível adequado é um fator essencial para a utilização destes resíduos como fonte de energia de biomassa. Outra vantagem do

processo de secagem é que ela proporciona melhores condições de estocagem e transporte para o resíduo.

## **2.2 Funcionamento.**

As etapas presentes no processo podem ser resumidas pelas seguintes etapas:

- Injeção de corrente de ar proporcionando vazão adequada ao sistema.
- Injeção de calor no fluxo de ar presente até que a temperatura fique constante.
- Material particulado e gás adquirem velocidade espiral descendente no interior da câmara ciclônica.
- O material particulado troca calor com o fluido durante o escoamento e com as paredes metálicas do equipamento.
- Parte da água superficial presente nas partículas sólidas é separada e o teor de água nas partículas sólidas é reduzido.
- A maior parte do material particulado é direcionada para a saída inferior do equipamento.

## **2.3 Ciclone UFLA.**

O ciclone estudado encontra-se na ala 4 do Departamento de Ciências dos Alimentos da UFLA. A figura 2.2 mostra o painel de resistores e a figura 2.3 o tubo de Venturi junto ao ciclone.

Figura 2.2 – Câmara de resistores.



Figura 2.3 – Tubo Venturi e Ciclone.



### 3 INSTRUMENTAÇÃO

#### 3.1 Instrumentação do Processo.

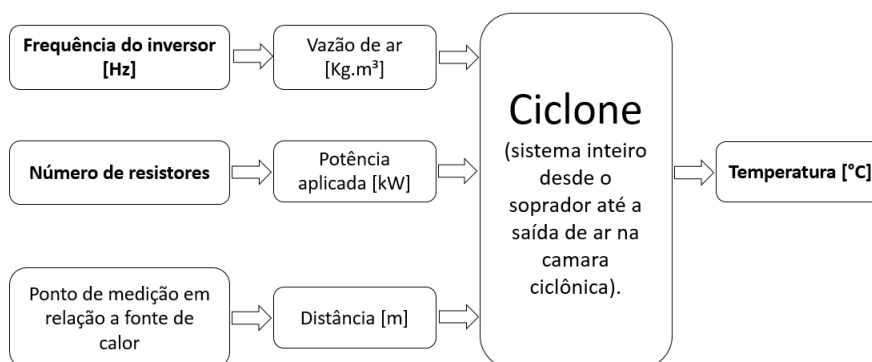
Neste capítulo serão apresentados os instrumentos utilizados para a medição de temperatura, os equipamentos e o diagrama de instrumentação geral do processo.

#### 3.2 Variáveis do Processo.

As variáveis de processo do ciclone são a temperatura e frequência do inversor que controla a vazão de ar. Outras variáveis como umidade do ar, pressão atmosférica, corrente e tensão elétrica em cada resistor também são variáveis do processo, porém não foram monitoradas em todos experimentos. Estas variáveis foram mensuradas esporadicamente para garantir que seus valores médios não sofressem grandes alterações durante os testes. A figura 3.1 descreve um fluxograma do problema proposto.

#### 3.3 Equipamentos.

Figura 3.1 – Fluxograma das variáveis do processo



As variáveis frequência do inversor e número de resistores formam as variáveis de entrada enquanto a Temperatura no ponto de medição escolhido forma a variável de saída. O ponto de medição encontra-se a 1.86 m da fonte de calor. É possível realizar a conversão da frequência do inversor para vazão de ar e o número de resistores para potência elétrica dissipada. Estas conversões e as equações de transformação estão descritas no apêndice A.

### 3.3.1 Sistema de Aquisição de Dados.

As placas de aquisição de dados empregadas são cDAQ 9278, cDAQ 9211 e 9219 da empresa National Instruments. Estas placas são utilizadas em conjunto com um sistema de supervisão criado com o software Labview 2011. A figura 3.2 exibe estes equipamentos. Um total de até 8 termopares do tipo J podem ser conectados no sistema de aquisição, sendo quatro no módulo NI 9211 e outros quatro na placa NI 9219.

A faixa de leitura do sensor de temperatura é de 0 a 700 °C e a dos experimentos foram até 250 °C. Para a implementação do sistema de aquisição e controle com o *Labview* foi necessário a instalação do software *Daq Assistant* versão 14.1 disponível no site da *National Instruments*.

O módulo de controle *cDAQ 9278* apresenta como principais características o tempo de resolução em torno de 12,5 ns e frequência máxima de memória de 10 MHz. Isto confere ao dispositivo alta capacidade de leitura de dados em tempo real. O módulo têm capacidade de captação de sinais de tensão entre -20 e 25V e saída de -15 a 20V.

Outra característica importante do módulo é a facilidade de uso e conexão através do sistema supervisorio criado no *LabVIEW*. Não é necessário nenhum outro equipamento entre o termopar e o módulo de aquisição. A amplificação e conversão do sinal de temperatura é realizada pelo próprio módulo.

Alguns trabalhos que utilizaram esta placa para monitoramento e controle de temperatura são Gornea et al. (2000) e (ULPIANI et al., 2016).

Figura 3.2 – Módulo de I/O cDAQ 9278



### 3.3.2 Diagrama de Instrumentação e Painel de Acionamento

Para o controle da temperatura no interior do ciclone foi projetado um sistema de acionamento remoto composto por um módulo de oito relés que podem ser acionados via USB por uma placa *Arduíno* supervisionada por um programa desenvolvido no *Labview 2011*. As figuras 3.3 e 3.4 exibem o módulo relé utilizado e o circuito entre o painel elétrico e os resistores. A figura 3.5 demonstra o diagrama de instrumentação do processo conforme norma (ISA..., 2004). A tabela 3.1 identifica os termopares e sua caracterização conforme o diagrama.

### 3.3.3 Sistema Supervisório.

Para a realização dos experimentos foi desenvolvida uma interface com o software LabVIEW. As figuras 3.6, 3.7, 3.8 e 3.9 exibem o sistema de aquisição de dados de temperatura provindos de sensores do tipo termopar do tipo J. A figura

Figura 3.3 – Arduino conectado ao inversor e ao painel elétrico.

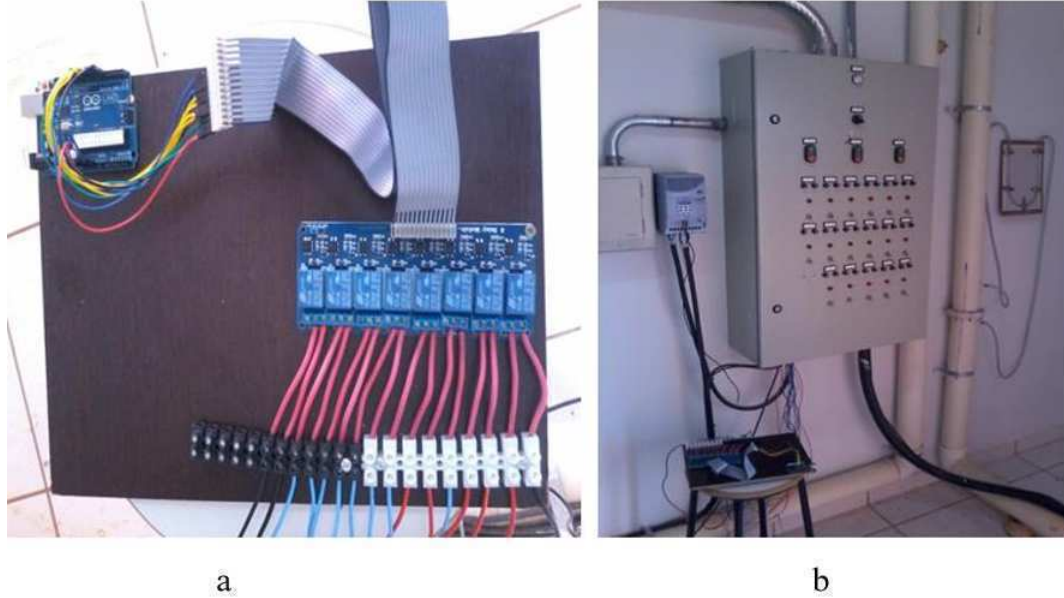


Figura 3.4 – Circuito elétrico do acionamento de um par de resistores pelo módulo de relés conectado ao Arduino.

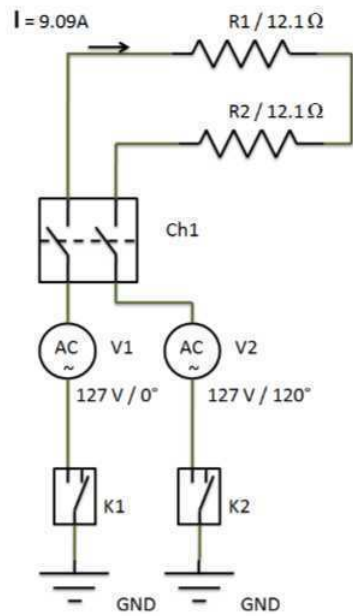


Figura 3.5 – Diagrama de Instrumentação conforme norma ISA, 2004

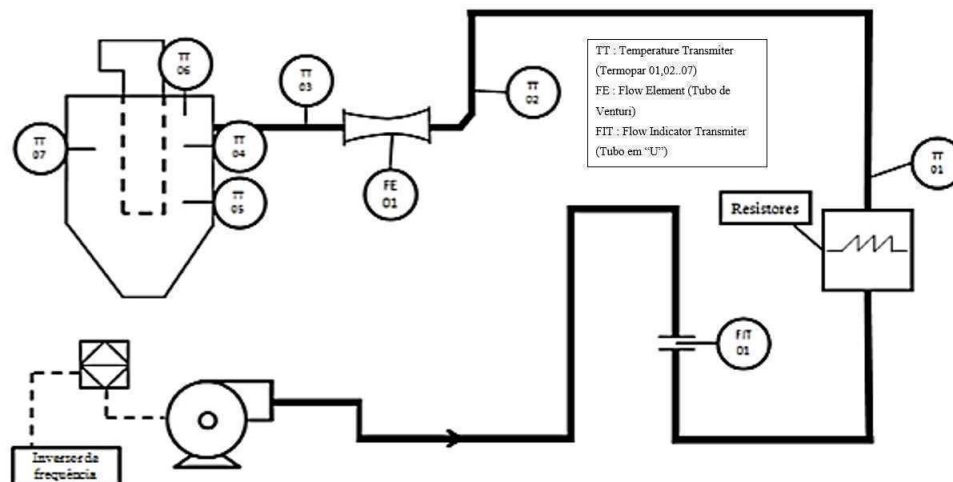


Tabela 3.1 – Pontos de medição e respectivos termopares

<i>Termopar</i>	<i>Ponto</i>	<i>Termopar</i>	<i>Ponto</i>
<i>TT01</i>	<i>PA</i>	<i>TT05</i>	<i>PE</i>
<i>TT02</i>	<i>PB</i>	<i>TT06</i>	<i>PG</i>
<i>TT03</i>	<i>PC</i>	<i>TT07</i>	<i>PF</i>
<i>TT04</i>	<i>PD</i>	<i>TT08</i>	<i>Ambiente</i>

3.10 exibe o sistema em funcionamento durante um experimento. O código do Arduino comentado e sua conexão com o *LabVIEW* acontecem por meio da porta serial. Enquanto o *Arduino* escreve na porta serial o sistema supervisor realiza a leitura e vice-versa.

A tela de controle exibe os controle *PID* e *Fuzzy*. As regras e a metodologia para a realização do controle *fuzzy* são descritas em (ULPIANI et al., 2016).

Cada relé é responsável pelo acionamento de um resistor na câmara de aquecimento do Ciclone. A figura 3.3 exibe os relés utilizados no trabalho. Quando uma saída digital do microcontrolador fica em nível baixo um circuito conforme a figura 3.4 é fechado e a transmissão de calor ocorre. O aquecedor de ar consiste em 34 resistores da marca Anluz. Cada chave do painel elétrico energiza 2 resisto-



Figura 3.6 – Tela principal

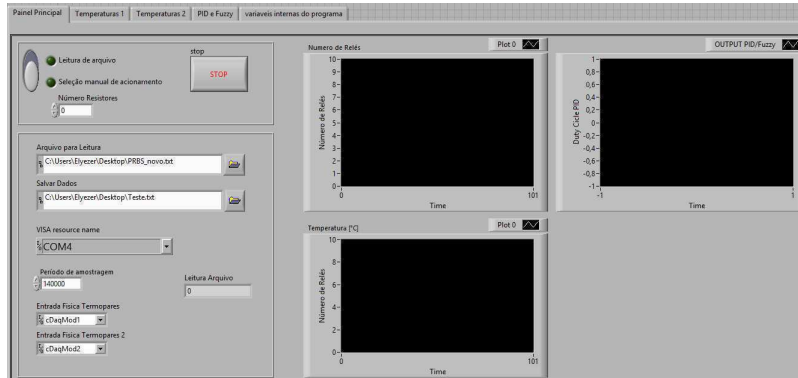
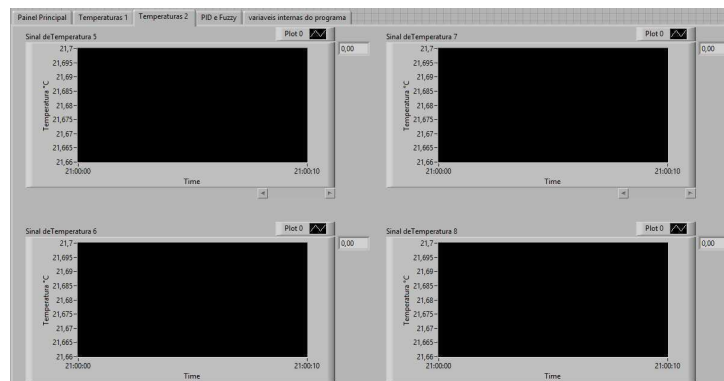


Figura 3.7 – Primeira tela de monitoramento de temperaturas



Figura 3.8 – Segunda tela de monitoramento de temperaturas



res que tem potência de 1KW cada, totalizando 34 kW de potência máxima ao se acionar as 17 chaves. Cada chave aciona dois resistores. O soprador de ar consiste

Figura 3.9 – Tela de controle

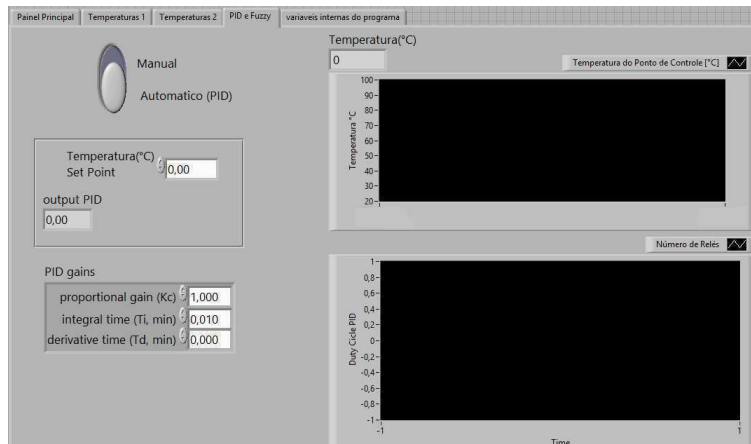


Figura 3.10 – Sistema em funcionamento



em um motor trifásico da marca GE com  $2400\text{ rpm}$  e turbina do tipo *Francis*. O soprador de ar é controlado por um inversor de frequência da marca WEG, modelo CFW08. O controle utilizado no inversor foi o controle escalar. O Arduino controlou o inversor através de uma das suas portas analógicas e a entrada de controle no

modo remoto do inversor (porta 7 CFW08). Nas figuras encontra-se a conversão entre a saída analógica e a frequência do inversor.

Através destes instrumentos e programas foi possível realizar o projeto dos sinais de entrada do Ciclone que foram usados para modelagem e validação. Nas figuras 3.11 e ?? estão descritas as conversões de número de bits para frequência do inversor através do Arduino e da conversão de frequência em vazão de ar.

### 3.4 Conversões

As conversões utilizadas para o Arduino e o inversor de frequência e a vazão de ar são descritas na tabela 3.2 e nas figuras 3.11 e 3.12 .

#### 3.4.1 Frequência - Vazão de ar

Tabela 3.2 – Valores experimentais para cálculo da vazão

F[Hz]	$\Delta P_d$ [m]	$\Delta P$ [atm]	Velocidade [m/s]	Velocidade Corrigida [m/s]	Vazão de ar [ Kg/m <sup>3</sup> ]
60	0,04	0,4646	0,8859	0,7232	0,8561
55	0,035	0,4065	0,8287	0,6765	0,8009
50	0,03	0,3484	0,7672	0,6263	0,7414
45	0,025	0,2904	0,7004	0,5717	0,6769
40	0,02	0,2323	0,6264	0,5114	0,6054

#### 3.4.2 Número de Bits - Frequência

Figura 3.11 – Conversão Frequência - Vazão

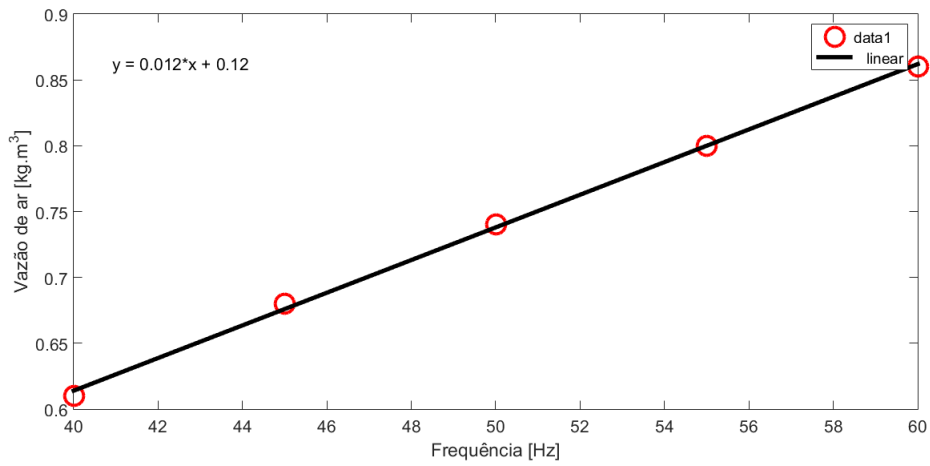
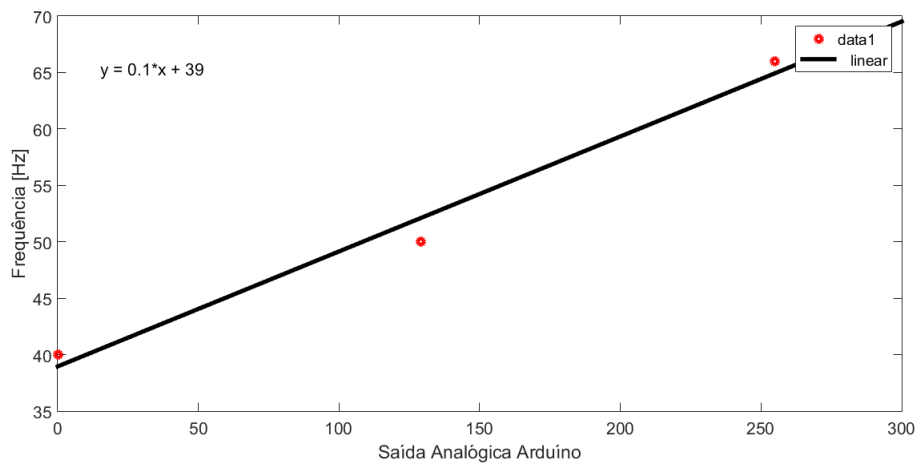


Figura 3.12 – Conversão Saída Analógica Arduino - Frequência





## 4 MODELAGEM

### 4.1 Introdução

Identificação de Sistemas é uma ciência voltada ao estudo da modelagem matemática de processos por meio de técnicas eficazes que viabilizam a obtenção de parâmetros tais como a constante de tempo, tempo morto e ganho que modelam os sistemas lineares. Em sistemas não lineares pode-se destacar técnicas baseadas em redes *fuzzy*, redes neurais e computação evolutiva.

Essas técnicas permitem identificar o comportamento dinâmico de um processo. Existem vários tipos de técnicas voltadas para a identificação de equações e modelagem de processos e algumas referências importantes relativas ao estudo das mesmas são AGUIRRE (2007) e (SJÖBERG et al., 1995). A ferramenta de Identificação utilizada neste trabalho para a modelagem estática do perfil de da temperatura é descrita em (LJUNG L.;SINGH, 2012).

A modelagem de processos pode ser classificada em caixa branca, cinza e preta. Para os modelos caixa branca, todas as variáveis do processo e as leis físicas e químicas que o governam devem ser cuidadosamente modeladas e um conhecimento profundo do sistema em questão é necessário.

Para modelos caixa cinza, um conhecimento prévio é utilizado e para os modelos caixa preta, nenhum conhecimento sobre as leis que governam o sistema precisa ser conhecido, deve-se conhecer apenas os valores referentes a entradas e saídas (BARBOSA et al., 2011). A tabela 4.1 resume as principais características dessas abordagens.

Os modelos caixa branca são os mais abrangentes, porém, nem sempre todas as variáveis e constantes físicas estão disponíveis, além do fato que modelar corretamente todas as leis que governam um determinado sistema pode não ser uma tarefa fácil e rápida por não se poder observar todas as variáveis do mesmo.

Tabela 4.1 – Comparativo entre vantagens e desvantagens dos modelos caixa branca, cinza e preta utilizados na modelagem de processos e sistemas de controle.

<b>Modelo</b>	<b>Vantagens</b>	<b>Desvantagens</b>
<b>Caixa Preta</b>	Requer apenas os dados dinâmicos de entrada e saída do sistema para a obtenção de um modelo.	Não estabelece nenhum conhecimento prévio sobre o sistema.
<b>Caixa Cinza</b>	Pode fornecer um modelo preciso junto ao conhecimento prévio sobre o sistema.	É necessário que o conjunto de dados amostrais seja representativo.
<b>Caixa Branca</b>	Proporciona o entendimento do sistema como um todo e possibilita conclusões sobre toda a dinâmica do processo e não necessita de dados de entrada ou saída.	É necessário um conhecimento profundo das leis físicas e químicas que governam o sistema.

A modelagem caixa cinza possibilita a modelagem de acordo com dados históricos e obtenção de conclusões uma vez que parte do sistema e seu funcionamento devem ser conhecidos.

A modelagem caixa preta deve ser utilizada preferencialmente para a obtenção de modelos e comportamentos de sistemas muito complexos uma vez que apresenta apenas uma relação entre entradas e saídas. As técnicas de identificação destacam-se pela fácil aplicabilidade e eficiência na identificação de modelos, especialmente os de caixa cinza e preta.

## **4.2 Modelagem no Domínio Laplace**

### **4.2.1 Sistemas de Primeira Ordem**

Este referencial toma como base o prévio conhecimento do leitor a respeito de funções de transferência, transformadas de Laplace, equações de diferença e equações diferenciais.

Sistemas industriais podem apresentar funções complexas com muitos polos, no entanto, sistemas de primeira ou segunda ordem com tempo morto são capazes de modelar a dinâmica da maioria dos processos. Desta forma os sistemas de primeira ordem são descritos por:

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\tau_d}}{1 + \tau \cdot s} \quad (4.1)$$

em que  $K_p$  é o ganho do sistema,  $\tau_d$  é o tempo de atraso e  $\tau$  é a constante de tempo do sistema. Esta pode ser descrita como o tempo que o sistema precisa para atingir aproximadamente 63,2% do seu valor final quando ele é perturbado por um degrau.

#### 4.2.2 Sistemas de Segunda Ordem

Quando o sistema é perturbado por um degrau existem dois tipos básicos de resposta para sistemas de segunda ordem. São os sistemas sobreamortecidos e subamortecidos. O sistema sobreamortecido é descrito por:

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\tau_d}}{(1 + \tau_1 \cdot s)(1 + \tau_2 \cdot s)} \quad (4.2)$$

que é semelhante à equação do sistema de primeira ordem, exceto por apresentar duas constantes de tempo  $\tau_1$  e  $\tau_2$  ao invés de apenas uma e o subamortecido é descrito na equação 4.3 na qual  $w_n$  é a frequência natural do sistema e  $w_n$  é o fator de amortecimento (AGUIRRE, 2007).

$$G(s) = \frac{K_p e^{-\tau_d} \cdot w_n^2}{s^2 + 2 \cdot \xi \cdot w_n \cdot s + w_n^2} \quad (4.3)$$

A equação 4.2 é um caso particular da equação 4.3 quando os polos são valores reais, ou quando  $\xi$  é maior que 1. Para exemplificar a resposta do sistema as figuras 4.1, 4.2 e 4.3 apresentam simulações do comportamento das equações descritas para sistemas de primeira e segunda ordem, respectivamente.



Na figura 4.1 a constante de tempo da resposta ao degrau de G1 equivale a  $\tau$ , na de G2 equivale a  $2\tau$  e na de G3 equivale a  $4\tau$ .

Na figura 4.2 as constantes de tempo de G1 equivalem  $2\tau_1$  e  $2\tau_2$  e na de G3 equivale a  $4\tau_1$  e  $4\tau_2$ .

Na figura 4.3 a frequência natural é igual a  $1 \text{ rad/s}$  para G1, G2 e G3 e o fator de amortecimento para G1 vale 0,25, para G2 é igual a 0,5 e para G3 é igual a 0,75.

A diferença entre os sistemas de primeira e segunda ordem sobreamortecido é que quando se tem duas constantes de tempo existem dois momentos distintos em relação a dinâmica do sistema devido à presença de duas exponenciais na resposta temporal. Pelas Figuras 4.1, 4.2 e 4.3 é possível observar, no início da resposta, o efeito da segunda constante de tempo que transforma a curva em um formato em *s*, o que não ocorre no sistema de primeira ordem.

Os sistemas simulados nas figuras 4.1, 4.2 e 4.3 têm ganho  $K_P$  igual a 1 e tempo de atraso igual a zero. O ganho pode ser obtido dividindo-se a variação da saída do sistema pela variação da entrada aplicada. As constantes de tempo podem ser encontradas por vários métodos descritos em (AGUIRRE, 2007).

Figura 4.1 – Resposta de sistemas de primeira ordem quando submetido a uma perturbação degrau unitário.

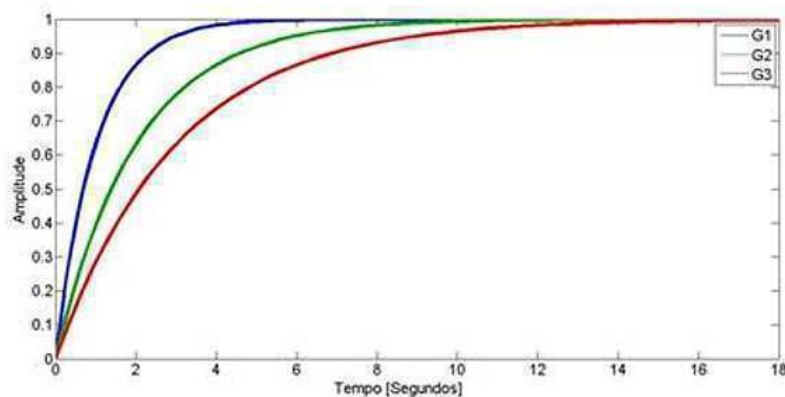


Figura 4.2 – Resposta sobreamortecida de sistemas de segunda ordem submetidos a uma perturbação do tipo degrau unitário.

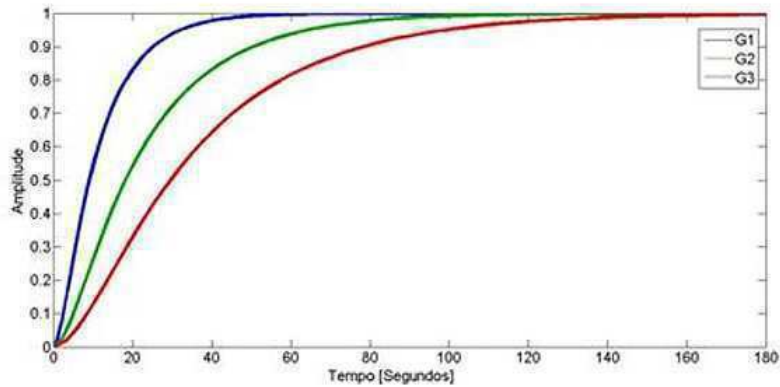
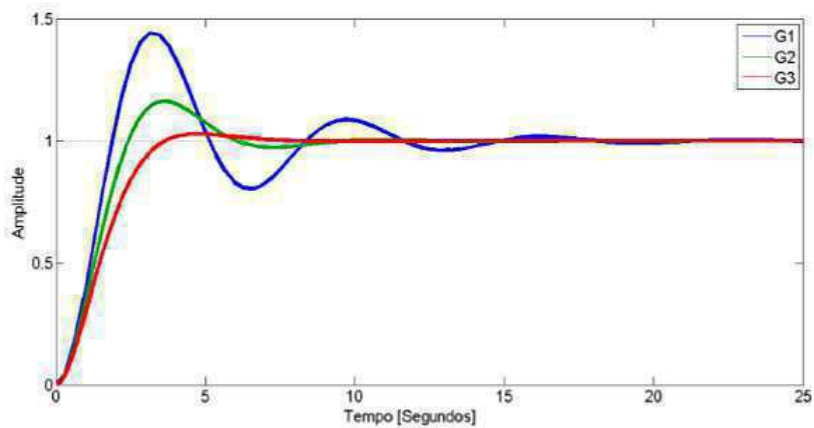


Figura 4.3 – Resposta subamortecida de sistemas de segunda ordem submetidos a uma perturbação do tipo degrau unitário.



### 4.3 Modelos discretos ARX e ARMAX

Os modelos ARX e ARMAX representam uma classe de modelos lineares autoregressivos. Conhecendo as entradas e os atrasos é possível a obtenção de valores precisos em relação a dados obtidos em testes. A diferença entre eles advém do fato de o modelo ARMAX utilizar a média do erro na matriz de regressores conforme será detalhado nesta seção.

### 4.3.1 Modelo ARX

O modelo a seguir, apresentado na forma de equação de diferenças, é um exemplo de sistema ARX (*Autoregressive with exogenous inputs*):

$$\begin{aligned}
 y(k) + a_1.y(k-1) + a_2.y(k-2) + a_3.y(k-3) + a_4.y(k-4) + \dots \\
 \dots a_n.y(k-n) = b_1.u(k-1) + b_2.u(k-2) + \dots \\
 \dots b_3.u(k-3) + b_4.u(k-4) + b_n.u(k-n) + e(k-1) \quad (4.4)
 \end{aligned}$$

sendo  $y$  a saída e  $u$  a entrada,  $n$  o número de atrasos e  $e$  o erro de medição considerado como ruído branco. Neste modelo as saídas atrasadas (termos autoregressivos) do sistema são utilizadas como entradas e os valores de  $a$  e  $b$  os parâmetros a serem encontrados.

- Exemplo utilizando um modelo ARX.

Considere o seguinte modelo:

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{b_3z^3 + b_2z^2 + b_1z^1 + b_0}{a_4z^4 + a_3z^3 + a_2z^2 + a_1z^1 + a_0} \quad (4.5)$$

De acordo com a equação 4.5 podemos escreve-la no forma de equação de diferenças como:

$$\begin{aligned}
 y(k) = -a_3y(k-1) - a_2y(k-2) - a_1y(k-3) - a_0y(k-4) \\
 + b_3u(k-1) + b_2u(k-2) + b_1u(k-3) + b_0u(k-4) \quad (4.6)
 \end{aligned}$$

com  $n$  medições,

$$y(k) = -a_3y(k-1) \dots - a_0y(k-4) + b_3u(k-1) + \dots + b_0u(k-4) + e(k-1) \quad (4.7)$$

$$y(k+1) = -a_3y(k) - \dots - a_0y(k-3) + b_3u(k) + \dots + b_0u(k-3) + e(k+1) \quad (4.8)$$

$$y(k+n-1) = -a_3y(k+n-2) - \dots - a_0y(k+n-5) + \dots + b_3u(k+n-2) + \dots + b_0u(k+n-5) + e(k+n-1) \quad (4.9)$$

A forma compacta deste sistema é:

$$y = X \cdot \theta + e \quad (4.10)$$

A forma matricial fica:

$$y(k) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \vdots \\ y(k+n-1) \end{bmatrix}; e(k) = \begin{bmatrix} e(k) \\ e(k-1) \\ \vdots \\ e(k+n-1) \end{bmatrix}; \theta(k) = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_{k+n-1} \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \dots & -y(k-4) & u(k-1) & \dots & u(k-4) \\ -y(k) & \dots & -y(k-3) & u(k) & \dots & u(k-3) \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ -y(k+n-2) & \dots & -y(k+n-5) & u(k+n-2) & \dots & u(k+n-5) \end{bmatrix}$$

A equação 4.10 expressa um sistema que utiliza os valores anteriores de entrada e saída para encontrar o valor atual.

Uma forma de se expressar um sistema ARX é descrito na equação polinomial 4.11 em  $Z$ , em que  $A(z)$  e  $B(z)$  formam os polinômios característicos dos atrasos.

$$A(z).y(t) = B(z).u(t) + e(t) \quad (4.11)$$

### 4.3.2 ARMAX

Os modelos ARMAX (autoregressive moving average with exogenous inputs) representam um sistema bem parecido com o modelo ARX com a diferença de que o erro do sistema  $e(k)$  é um ruído colorido, ou seja, ele têm inferência na resposta do sistema. O ruído branco representa um tipo de ruído que não polariza os regressores encontrados para o modelo ARX. Desta forma o modelo ARMAX considera o erro  $e(k)$ , ou média móvel na equação de diferenças e no cálculo dos regressores. Este tipo de sistema apresenta maior robustez a ruídos que possam interferir diretamente no sistema.

Um modelo ARMAX é descrito por:

$$\begin{aligned} & y(k) + a_1.y(k-1) + a_2.y(k-2) + a_3.y(k-3) + a_4.y(k-4) + \dots \\ & + \dots a_n.y(k-n_a) = b_1.y(k-1) + b_2.y(k-2) + b_3.y(k-3) + b_4.y(k-4) + \dots \\ & b_n.y(k-n_b) + e(k) + c_1.e(k-1) + c_2.e(k-2) + \dots + c_n.e(k-n_c) \end{aligned} \quad (4.12)$$

A forma matricial fica:

$$y(k) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \vdots \\ y(k+n-1) \end{bmatrix} \quad e(k) = \begin{bmatrix} e_m(k) \\ e_m(k-1) \\ \vdots \\ e_m(k+n-1) \end{bmatrix} \quad \theta(k) = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_{k+n-1} \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \dots & -y(k-4) & u(k-1) & \dots & u(k-4) & e_m(k-4) \\ -y(k) & \dots & -y(k-3) & u(k) & \dots & u(k-3) & e_m(k-3) \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ -y(k+n-2) & \dots & -y(k+n-5) & u(k+n-2) & \dots & u(k+n-5) & e_m(k+n-5) \end{bmatrix}$$

em que  $e_m$  representa a média do erro até o atraso  $n$ .

Modelos ARMAX tendem a ser mais precisos que os modelos ARX de um mesmo sistema pois não iram polarizar os regressores  $\theta$ .

#### 4.4 Algoritmos MQ e MQE.

##### 4.4.1 Mínimos Quadrados

O método dos mínimos quadrados é capaz de encontrar os parâmetros baseados no modelo em relação aos dados amostrais. Para demonstrar sua aplicação e sua estrutura seja o problema descrito pelo modelo ARX por:

$$y = X \cdot \theta \quad (4.13)$$

$$X^T X \theta = X^T y \quad (4.14)$$

$$(X^T X)^{-1} (X^T X) \theta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (4.15)$$

$$\theta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (4.16)$$

$$\Psi = (X^T X)^{-1} X^T \quad (4.17)$$

$$\theta = \Psi \cdot y \quad (4.18)$$

O método descrito por 4.18 pode ser utilizado para resolver equações do tipo descrito pela equação 4.10.

#### 4.4.2 Mínimos Quadrados Estendido

Considere o seguinte modelo ARX:

$$y(k) = ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) \quad (4.19)$$

Para que o modelo adequado para a modelagem seja o ARMAX é preciso que  $e(k)$  seja um ruído colorido ou seja, é um erro que polariza o estimador de mínimos quadrados. A diferença em relação ao método do MQ e o método MQE insere o erro na matriz  $X$  que origina os regressores  $\Psi$ .

A forma matricial fica:

$$X = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \dots & -y(k-4) & u(k-1) & \dots & u(k-4) & e(k-1) \\ -y(k) & \dots & -y(k-3) & u(k) & \dots & u(k-3) & \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & e(k-n) \\ -y(k+n-2) & \dots & -y(k+n-5) & u(k+n-2) & \dots & u(k+n-5) & e(k+n-5) \end{bmatrix}$$

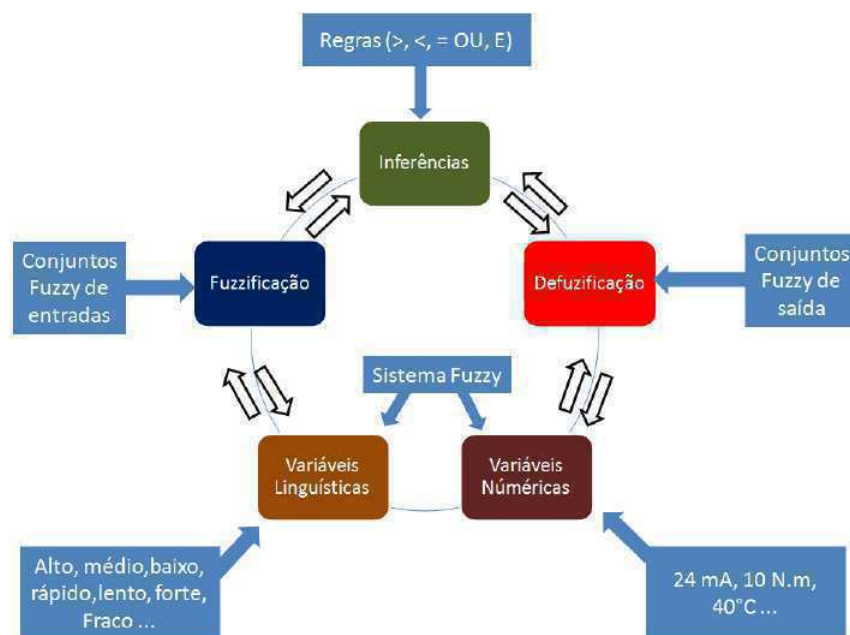
#### 4.5 Modelagem Neurofuzzy

Esta seção apresentará os fundamentos da modelagem de um sistema através da combinação de uma rede neural e um sistema fuzzy. Isto será feito a fim de modelar um sistema através de um modelo NARX (nonlinear autoregressive model which has exogenous inputs) em que as entradas são os atrasos, de número de resistores, frequência, temperatura e a saída é a própria temperatura.

#### 4.5.1 Sistemas Fuzzy.

Os conjuntos *fuzzy* são conjuntos que estendem a teoria básica de um conjunto convencional no qual um elemento pode pertencer a ele ou não. Segundo Simoes e Shaw (2007), os sistemas fuzzy estendem a teoria de conjuntos bivalentes, ou seja, são sistemas com multivalência. Isto significa que um valor pode pertencer a um conjunto não apenas de forma "verdadeira" ou "falsa", mas pode pertencer nos dois com graus de pertinência diferentes. Os sistemas *fuzzy* apresentam conjuntos que se aproximam da visão do mundo real observado.

Figura 4.4 – Exemplo fluxograma de um sistema fuzzy



A figura 4.4 apresenta o fluxograma de um sistema fuzzy. Através do caminho descrito é possível, por meio de variáveis linguísticas, encontrar os valores numéricos. Na lógica fuzzy os sistemas são modelados através de aproximações extraídas do conhecimento de uma base de dados e a formação de regras que seguem a lógica convencional. Este método é capaz de expressar de maneira sistemática quantidades imprecisas. Expressões verbais qualitativas e imprecisas



podem ser modeladas com lógica *fuzzy*. O processo descrito por sistemas fuzzy ocorre em duas etapas chamadas *fuzzificação* e *defuzzificação*. Na primeira ocorre um mapeamento dos números reais que descrevem o sistema a ser modelado para um sistema fuzzy. Nesta etapa são atribuídas as regras e as variáveis linguísticas (alto, baixo, fraco, forte, e etc.) para cada classe ou grupo criando uma espécie de pré-processamento de dados. A segunda etapa, a defuzzificação, consiste na determinação, através dos valores de entrada e nas regras que regem o sistema qual a saída numérica o sistema. Esta etapa consiste na transcrição da variável linguística de saída em um valor discreto (SIMOES; SHAW, 2007).

Existem basicamente duas formas de desenvolver um sistema de regras *fuzzy*, sendo elas construídas a partir de um algoritmo que encontre as regras baseado em um conjunto histórico de dados ou a partir de um conhecimento especialista, que pode ser provido da iteração e experiência humana.

Para o correto funcionamento do sistema baseado em uma base histórica de dados é necessário que a base represente bem o modelo a ser criado e que os dados contêmham as características essenciais que descrevam o processo, pois a base de dados irá fornecer as definições numéricas para as funções de pertinência usadas no conjunto de regras. O conhecimento especialista é outra forma de desenvolver a base de regras fuzzy. Como exemplo pode-se citar trabalhadores bem treinados em um tipo de processo que sabem quando e como tomar decisões. Estas informações podem ser modeladas em um controlador fuzzy.

Um exemplo de sistema que pode ser modelado por um sistema especialista é a troca de marcha de um carro. Um especialista (motorista) sabe o momento certo de trocar a marcha de um carro baseado no som, aceleração e dirigibilidade do carro e não apenas por sua velocidade. Outro exemplo é confecção de pães. De acordo com a textura, cor, aroma e tempo de forno o padeiro sabe se a massa de pão está pronta para consumo e se tem ou não alta qualidade. Estas informações podem ser descritas por um conjunto de regras e funções de pertinência para de-

terminação do grau de qualidade do pão. Um sistema de regras baseado em um sistema especialista tem vantagens, pois a base de regras é formada a partir do conhecimento real do problema e características específicas do processo podem ser extraídas.

Existem vários trabalhos a respeito de sistemas fuzzy pois são aplicados em vários tipos de controle e sistemas de diversas áreas.(ULPIANI et al., 2016) desenvolveram um trabalho no qual o erro descrito pela diferença entre a temperatura de referência e a real era controlado por um sistema fuzzy. O controle foi comparado aos controles *on-off* e *PID* e foi obtida uma redução do custo de energia empregado no controle de temperatura em cerca de 30 a 70% a comparar com os controles *PID* e *on-off*. Noshadi et al. (2016) realizaram o controle de um sistema com multi-entradas e saídas e o sistema fuzzy realizou a modelagem da parte não linear proporcionando um controle do tipo *PID* mais eficiente.

Dentre os livros sobre o assunto Barros e Bassanezi (2006), Pedrycz e Gomide (2007) e Simoes e Shaw (2007) formam uma boa base teórica com exemplos e fácil leitura. A fundamentação teórica e matemática foi inicialmente publicada por Zadeh (1965) e outros trabalhos relevantes para a área são Mamdani (1974) e (TAKAGI; SUGENO, 1985).

#### **4.5.2 Redes Neurais**

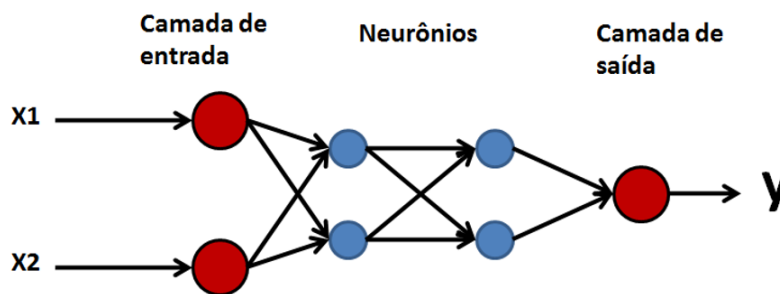
Outra técnica de grande aplicabilidade inserida na área de inteligência computacional são as Redes Neurais Artificiais (RNAs). As Redes Neurais Artificiais são um conjunto de várias técnicas inspiradas no funcionamento do cérebro humano, em que os neurônios artificiais, conectados em rede são capazes de aprender e generalizar os resultados para posteriormente, resolver o mesmo tipo de problema.

As RNAs são consideradas um aproximador de funções e sua capacidade de generalização significa que a rede deve ser capaz de reconhecer o mesmo tipo

de problema se este for lhe apresentado outra vez oferecendo a mesma solução. A aplicabilidade das RNAs é enorme uma vez que este tipo de sistema é capaz de resolver problemas não lineares.

Como exemplos variados pode-se citar Petckovic et al. (2015) que utilizaram uma rede neural para classificar a produção em uma fazenda de acordo com a intensidade e direção dos ventos e Yuan, Wang e Wang (2015) que utilizaram uma rede neural para controlar a pisada de um robô em uma pista irregular. A figura 4.5 apresenta um modelo de RNA simples. Neste modelo, existem uma camada de entrada com duas variáveis, duas camadas escondidas de neurônios e uma camada de saída.

Figura 4.5 – Diagrama esquemático de uma rede neural artificial.



Após o treinamento adequado desta rede ela deve ser capaz de reconhecer, através dos valores apresentados como variáveis de entrada, uma resposta adequada.

O tipo mais elementar é o neurônio perceptron desenvolvido por Rosenblatt (1958), descrito pela seguinte expressão:

$$f(u_k) = \Sigma(w_j \cdot x_{kj}) + b \quad (4.20)$$

$$y_k = f(u_k) \quad (4.21)$$

sendo que  $w_j$ ,  $x_{kj}$ ,  $b$ ,  $y$  e  $b$  nesta equação:

- Cada sinal de entrada  $x_{kj}$ , é multiplicado por um peso  $w_j$ .

- É feita a soma ponderada dos sinais mais o termo de polarização,  $b$  (bias), que produz um nível de atividade  $f(u_k)$ .
- O bias tem o papel de aumentar ou diminuir a influência do valor das entradas. É possível considerar o bias como uma entrada de valor constante 1, multiplicado por um peso igual a  $b$ .
- A função de ativação  $f(u_k)$  é então aplicada. Esta função tem o objetivo de limitar a saída e introduzir não linearidade ao modelo e pode ser de vários formatos, os principais são limiar, tangente hiperbólica, logística (ou sigmóide) e semi-linear.

As principais vantagens da aplicação das RNAs são a sua flexibilidade em relação ao tipo de problema. Outra vantagem considerável é que uma RNA não precisa armazenar muitas informações na memória do computador uma vez que após a aprendizagem só é necessário saber qual valor foi atribuído para cada sinapse do neurônio e então executar o processamento baseado nas entradas. A combinação das técnicas de RNA e Sistemas *Fuzzy*, chamado de sistema neurofuzzy, pode proporcionar um sistema altamente capaz de resolver sistemas complexos com alta confiabilidade. Neste caso, as RNAs são utilizadas para o aprendizado das regras com base na classificação das variáveis qualitativas necessárias para um sistema fuzzy, que então proporciona as respostas quantitativas adequadas ao problema.

#### **4.5.3 Modelagem do ciclone através de um sistema neurofuzzy do tipo ANFIS.**

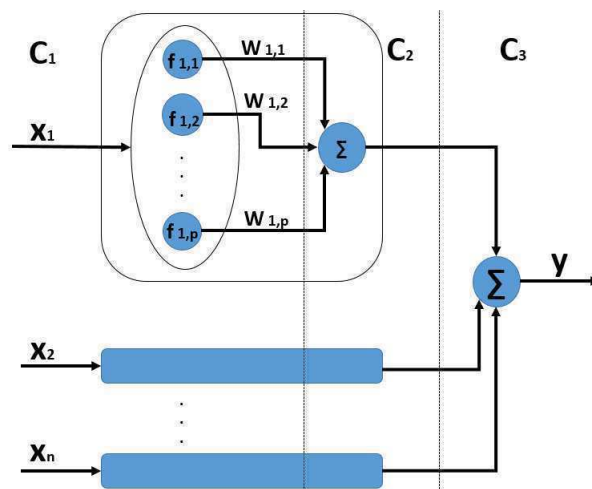
Jang (1993) desenvolveram a chama rede ANFIS (Adaptative-Network-Based Fuzzy Inference System) que constitui-se em um sistema fuzzy implementada em conjunto com uma rede neural.

Este sistema apresenta como principal vantagem o aprendizado das características não lineares do sistema. Após o treinamento da rede neural e o aprendizado do sistema *fuzzy* é criado um mapeamento relacionando as entradas e saídas. Neste trabalho uma rede do tipo ANFIS foi utilizada para modelar um sistema com modelo do tipo NARX com dois atrasos. A equação 4.22 representa o sistema modelado.  $T$  é a temperatura,  $NR$  o número de resistores e  $F$  é a frequência do inversor. A diferença para o modelo ARX básico é que os valores dos regressores  $\theta$  podem variar conforme as entradas.

$$T(k) = \theta_1 T(k-1) + \theta_2 T(k-2) + \theta_3 NR(k-1) + \theta_4 NR(k-2) + \theta_5 F(k-1) + \theta_6 F(k-2) \quad (4.22)$$

A figura 4.6 de AGUIRRE (2007) demonstra um exemplo de um neurônio *fuzzy*. Neste sistema as entradas são apresentadas (neste trabalho representam dois atrasos de Temperatura, Número de Resistores e Frequência do Inversor) e a saída da Rede Neural é aplicado a um sistema *fuzzy* de inferências.

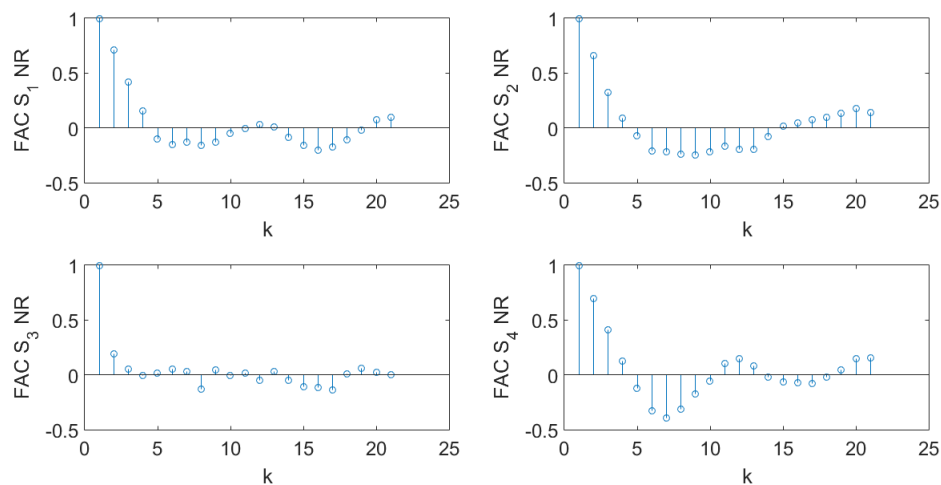
Figura 4.6 – Neurônio Fuzzy. C1 é a camada de entrada, C2 a camada de agregação de regras e C3 é a camada de saída.



#### 4.5.4 Sinais de Teste e Validação

Para a modelagem do sistema e validação de resultados foram gerados quatro sinais do tipo *PRBS* (*Pseudo Random Binary Signal*). Estes sinais foram gerados de forma que a relação entre as entradas fosse decorrelacionada conforme descrito em AGUIRRE (2007) e Tan, Barker e Godfrey (2015). O método de geração inicial dos sinais de entrada tanto para o número de resistores quanto para a frequência do inversor foi realizada pelo programa disponibilizado por (BARKER; HUITAN; GODFREY, 2014). Posteriormente a geração do sinal este foi adequado em amplitude e tamanho aos valores das respectivas entradas e tempo de experimento desejado. O tempo de amostragem escolhido foi de 140 segundos. Este período foi escolhido através de ensaios preliminares e das funções de autocorrelação das saídas. O primeiro mínimo deve estar entre os atrasos 10 e 20 conforme equação ???. Porém esta faixa pode ser aumentada para 5 e 20. (AGUIRRE, 2007).

Figura 4.7 – Função de Autocorrelação dos sinais  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  e  $S_4$  para número de resistores.



As figuras 4.7, 4.8 e 4.10 demonstram as correlações entre os sinais de entrada isolados. A figura 4.9 demonstra a correlação entre o número de resistores

Figura 4.8 – Função de Autocorrelação dos sinais  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  e  $S_4$  para frequência do inversor.

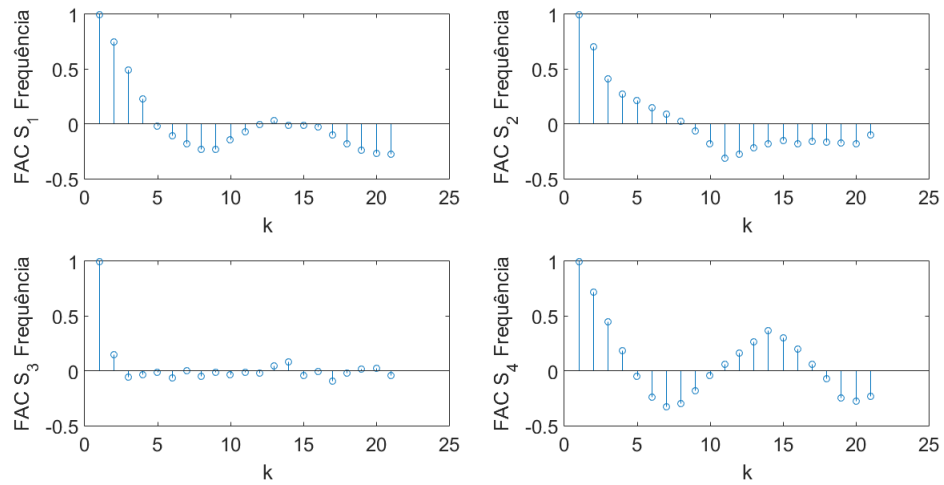
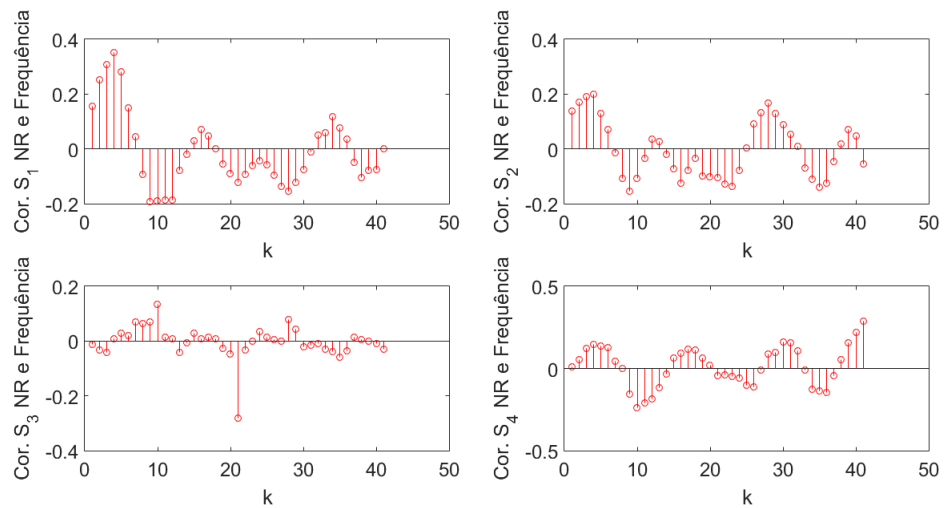


Figura 4.9 – Função de correlação dos sinais  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  e  $S_4$  para número de resistores e frequência do inversor.



e a frequência e que não há correlação entre os dados de entrada. Isto é importante uma vez que as entradas devem ser descorrelacionadas.

Figura 4.10 – Função de autocorrelação dos sinais S1, S2, S3 e S4 para Temperatura.

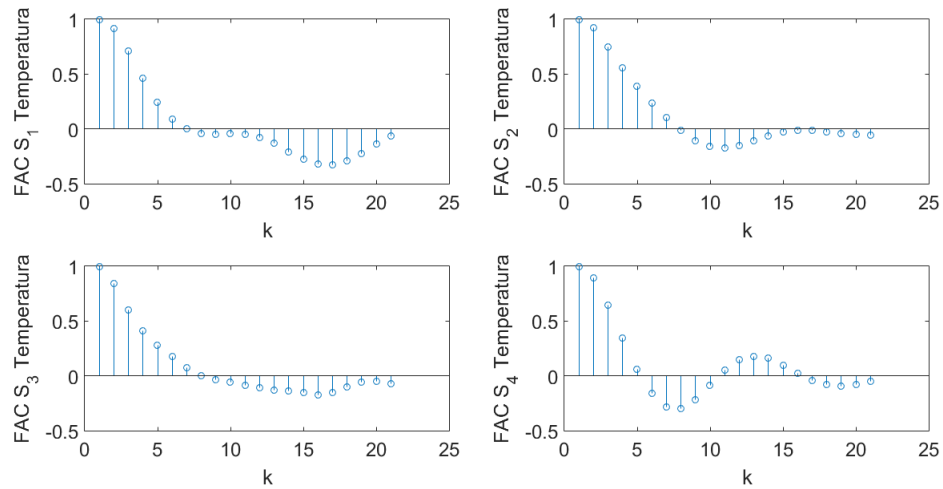
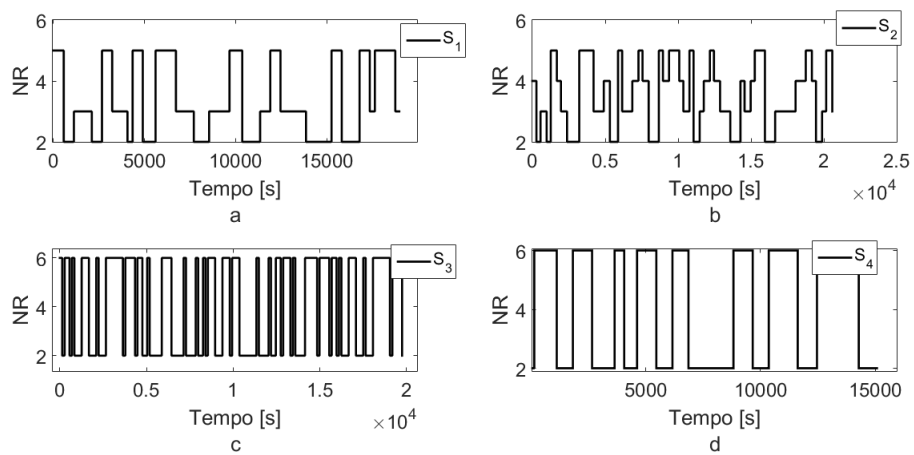


Figura 4.11 – Sinais de Número de Resistores. O sinal a representa o sinal 1, b o sinal 2, c o sinal 3 e d o sinal 4.



## 4.6 Resultados

Nesta seção serão apresentados os principais resultados de resposta dinâmica e estática.



Figura 4.12 – Sinais de Frequência [Hz]. O sinal a representa o sinal 1, b o sinal 2, c o sinal 3 e d o sinal 4.

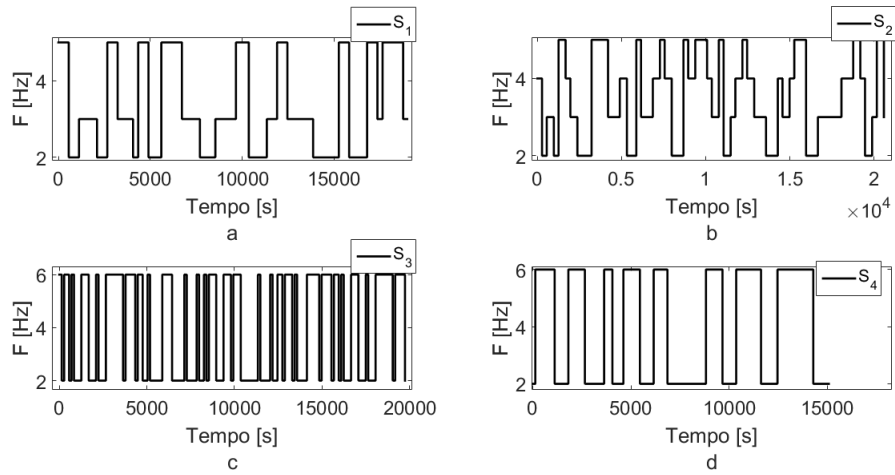
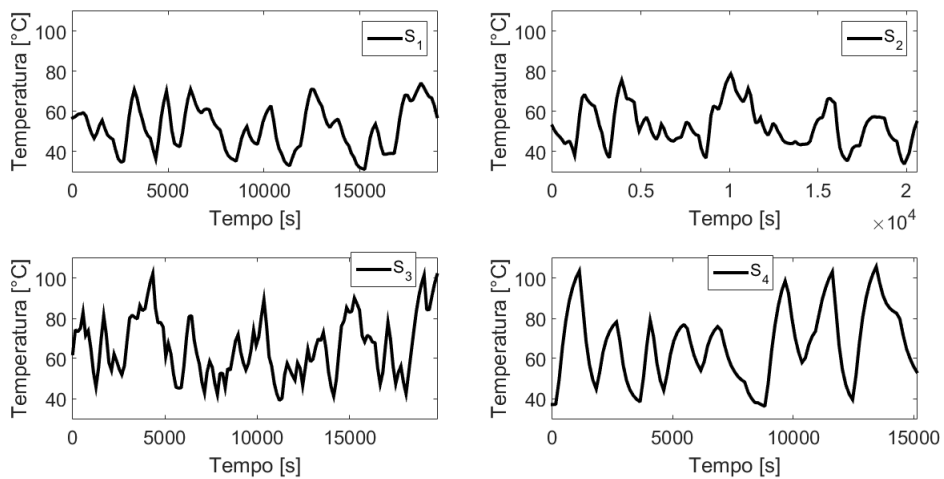


Figura 4.13 – Sinais de Temperatura.

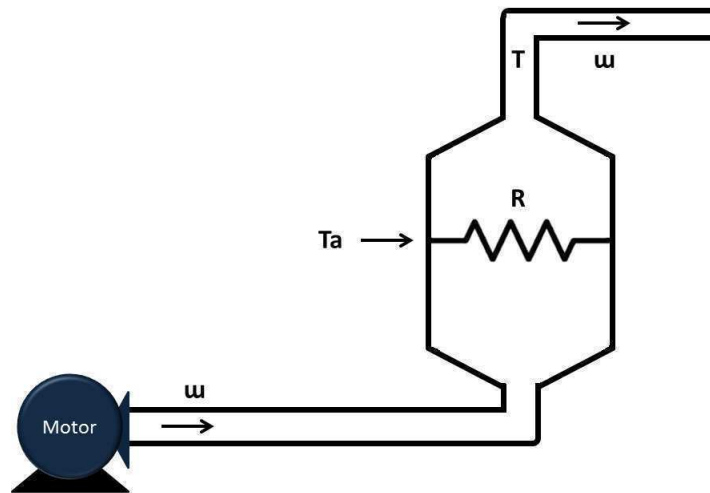


#### 4.6.1 Modelagem Caixa Branca

Nesta seção serão descritas as equações que regem a troca de calor no secador ciclônico. O embasamento teórico para as equações deste capítulo são de (GARCIA, 2005).

A figura 4.14 apresenta um esquema de acordo com o aquecimento do sistema. Neste esquema  $T_a$  é a *temperatura ambiente*,  $T$  é a *temperatura interna*,  $R$  é a *resistência térmica* do equipamento e  $\omega$  é a vazão de ar.

Figura 4.14 – Representação esquemática do sistema de aquecimento.



- Vazão no secador:

$$\frac{dm}{dt} = \omega_i - \omega_0 \quad (4.23)$$

em que  $(\omega_i - \omega_0)$  representa a diferença de vazão atual e inicial e,

$$\frac{d(\rho \cdot v)}{dt} = \omega_i - \omega_0 \quad (4.24)$$

$\rho$  é a densidade do ar e  $v$  a velocidade.

$$\frac{dm \cdot h}{dt} = \omega_i \cdot h_i - \omega_0 \cdot h_0 + q_h - q_p \quad (4.25)$$

onde  $q_p$  corresponde a perda de calor para o meio ambiente e  $h$  o coeficiente de troca de calor.

- Relações constitutivas:

$$h = c_p \cdot T \quad (4.26)$$

$$q_p = \frac{1}{R}(T - T_a) \quad (4.27)$$

A variável  $R$  representa a resistência calorífica do sistema de aquecimento.

As equações de movimento são descritas abaixo:

Substituindo-se 4.26 e 4.27 em 4.25, e supondo-se  $T = T_0$ :

$$\frac{d(\rho \cdot v \cdot c_p \cdot T)}{dt} = \omega_i \cdot h_i \cdot T_i - \omega_0 \cdot h_0 \cdot T + q_h - \frac{1}{R}(T - T_a) \quad (4.28)$$

Supondo-se que  $\rho$  é constante, resultam as seguintes equações do movimento:

$$\frac{\rho \cdot d(v)}{dt} = \omega_i - \omega_0 \quad (4.29)$$

$$\rho \cdot c_p \cdot v \cdot \frac{d(T)}{dt} = \omega_i \cdot h_i \cdot T_i - \omega_0 \cdot h_0 \cdot T + q_h - \frac{1}{R}(T - T_a) \quad (4.30)$$

#### 4.6.2 Constante de Tempo

Relações entre a constante de tempo e a equação de movimento:

$$\rho \cdot c_p \cdot v \cdot \frac{d(T)}{dt} = \omega_i \cdot h_i \cdot T_i - \omega_0 \cdot h_0 \cdot T + q_h - \frac{1}{R}(T - T_a) \quad (4.31)$$

Considerando  $c_p \cdot \rho = k_1$  e  $C_p = k_2$  tem-se:

$$k_1 \cdot \frac{dT}{dt} = k_2 \cdot \omega \cdot (T_a - T) + q_h - \frac{1}{R}(T - T_a) \quad (4.32)$$

então,

$$k_1 \cdot \frac{dT}{dt} + \left( \omega \cdot k_2 + \frac{1}{R} \right) = \left( \omega \cdot k_2 + \frac{1}{R} \right) T_a + q_h$$

que resulta em:

$$k_1 \cdot \frac{dT}{dt} + T = T_a + q_h \cdot \frac{R}{R \cdot \omega \cdot k_2 + 1} \quad (4.33)$$

Desta forma, tem-se que:

$$\tau_1 = \frac{k_1}{\omega \cdot k_2 + \frac{1}{R}} = \frac{k_3 \cdot k_4 \cdot R}{\omega \cdot R \cdot k_4 + k_3} \quad (4.34)$$

Sendo que  $k_3$  e  $k_4$  são constantes,  $\omega$  é a vazão mássica do sistema e R está relacionado com a resistência térmica do equipamento.

#### 4.6.3 Ganho de Temperatura

Considerando  $T_a = 0$ ,

$$\frac{k_3 \cdot k_4 \cdot R}{\omega \cdot R \cdot k_4 + k_3} \cdot \frac{dT}{dt} + T = q_h \cdot \left( \frac{R}{\omega \cdot k_2 + 1} \right)$$

A equação no domínio do tempo fica em função da entrada de calor  $qh$ :

$$T(t) = \frac{qh \cdot e^{\frac{(-t((cp \cdot \omega \cdot R + 1))}{(cp \cdot \rho \cdot R \cdot \omega))}}}{cp \cdot \rho \cdot \omega} \quad (4.35)$$

Quanto maior  $\omega$  menor o valor de  $\tau_1$  e quanto maior o valor de  $\omega$  menor é o *Ganho* de temperatura.

#### 4.6.4 Comportamento Estático

As considerações a respeito deste sistema podem ser comprovadas pelas respostas aos sinais degraus de vazão de ar e do número de resistores acionados.

Foram realizados 18 experimentos variando-se o número de resistores e a frequência do inversor que controla o motor soprador que proporciona a vazão de ar ao sistema.

Figura 4.15 – Constantes de Tempo para os experimentos com entrada degrau.

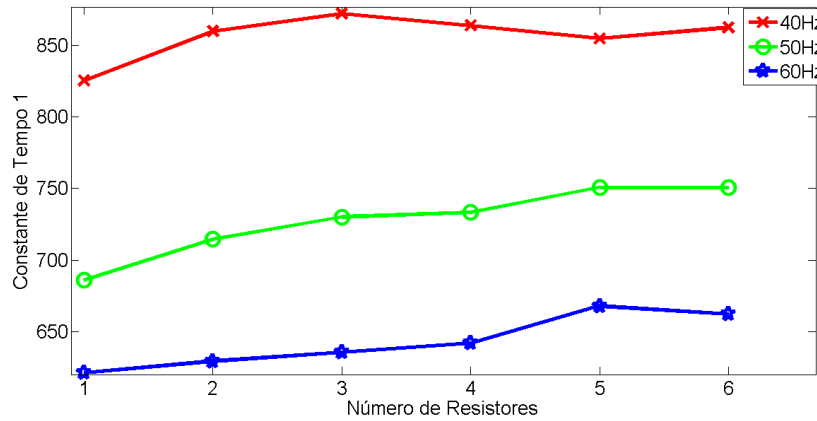
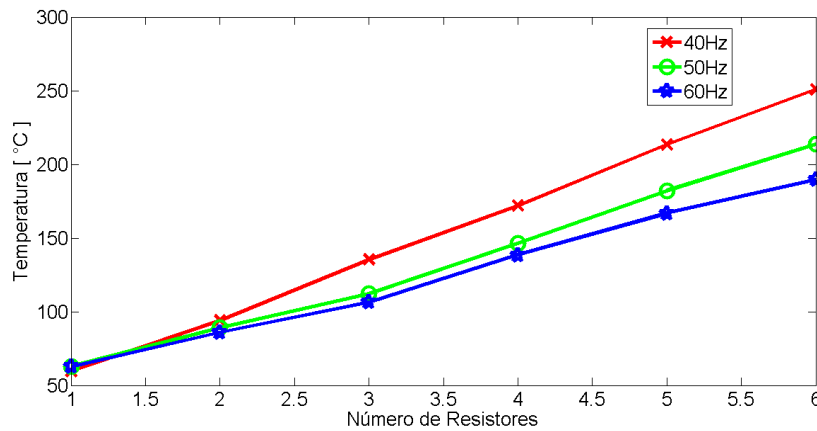


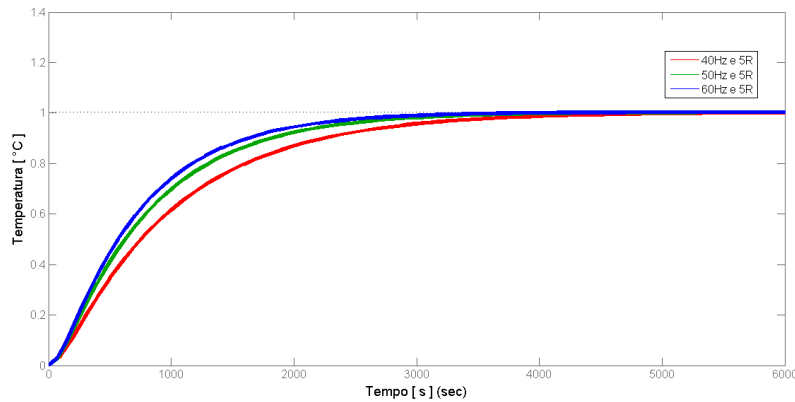
Figura 4.16 – Ganhos de Temperatura em função do número de resistores acionados para os experimentos com entrada degrau.



As equações que modelam as figuras 4.15 e 4.16 são descritas nas equações 4.36 e 4.37. Estas equações são importantes para a modelagem em caixa branca.

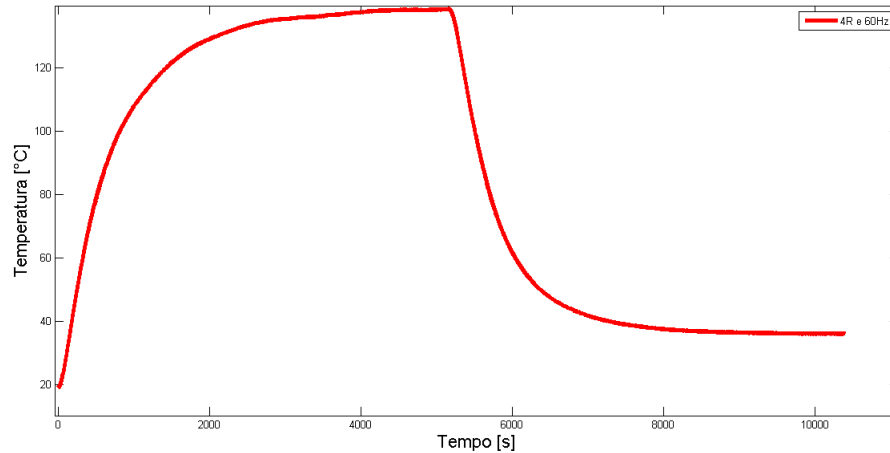


Figura 4.18 – Respostas dos modelos a entradas constantes de 40, 50 e 60 Hz e 5 resistores.



De acordo com a 4.15 é possível inferir que a vazão de ar é determinante para a principal constante de tempo. Os modelos que originaram estes dados ajustaram-se aos dados experimentais com alto coeficiente de ajuste ( $R^2 < 0.98$ ). A figura 4.17 demonstra esse ajuste. Em todos os casos houve um bom ajuste dos dados experimentais em relação aos obtidos pelos modelos de segunda ordem. A segunda constante de tempo foi fixada em 100 segundos para todos os outros casos anteriores. A figura 4.18 demonstra que quanto maior a vazão mais rápido é o sistema, comprovando portanto a afirmativa anterior de que quanto maior o valor de  $\omega$  menor é o valor de  $\tau_1$ . Os ganhos de temperatura seguem a afirmativa de que quanto maior o valor de  $\omega$  menor é o valor de *Ganho*. A tabela 1 presente no apêndice apresenta os valores obtidos através da modelagem do ponto de medição de temperatura no domínio de Laplace conforme equação 4.2. A segunda constante de tempo foi de 100 segundos em todos os casos. O ganho e as constantes de tempo também foram modelados para o resfriamento e não houve diferença significativa em nenhum caso do processo de aquecimento e resfriamento. A figura 4.19 demonstra esse efeito.

Figura 4.19 – Aquecimento e Resfriamento para 4 resistores e 60 Hz de frequência.



#### 4.6.5 Modelos Caixa-preta: Modelos ARX e ARMAX

Os modelos ARX e ARMAX foram identificados para o ciclone, considerando como entradas o número de resistores  $u_1$  e a frequência  $u_2$ . O número de atrasos utilizados das entradas e saída foram 4, obtidos por testes iterativos.

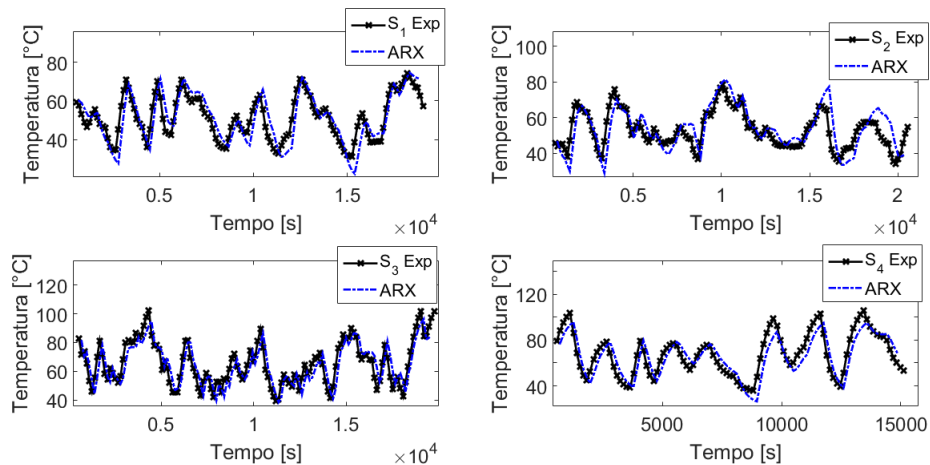
Os modelos ARX 4.41 e ARMAX 4.42, estimados por meios dos algoritmos MQ e MQE, respectivamente, foram:

$$\begin{aligned}
 Y(k) = & 2,62u_1(k-1) + 0,505u_1(k-2) - 1,647u_1(k-3) - 0,7308u_1(k-4) \\
 & - 0,2824u_2(k-1) + 0,0723u_2(k-2) + 0,151u_2(k-3) + 0,04934u_2(k-4) \\
 & + 1,101Y(k-1) + 0,1402Y(k-2) - 0,2708Y(k-3) - 0,008977Y(k-4)
 \end{aligned}
 \tag{4.41}$$



$$\begin{aligned}
Y(k) = & +2,4u_1(k-1) - 0,8028u_1(k-2) - 1,384u_1(k-3) - 0,05824u_1(k-4) \\
& - 0,2408u_2(k-1) + 0,1939u_2(k-2) + 0,05389u_2(k-3) - 0,007443u_2(k-4) \\
& + 1,596Y(k-1) - 0,5632Y(k-2) - 0,09168Y(k-3) + 0,04916Y(k-4) \\
& + e(k) + 0,008818e(k-1) - 0,4037e(k-2) - 0,4041e(k-3) - 0,1787e(k-4)
\end{aligned}
\tag{4.42}$$

Figura 4.20 – Ajuste do modelo ARX aos dados experimentais.



Para analisar os resultados obtidos foram calculados os valores  $R^2$  4.43 e Erro Médio Quadrático (EQM) 4.44. Altos valores de  $R^2$  não necessariamente implicam que o modelo de regressão está bem ajustado. Então é possível que alguns modelos tenham grandes valores de  $R^2$  e sua qualidade seja ruim para estimação ou predição de novas observações. Desta forma foi também calculado o EQM para os modelos em relação aos sinais  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  e  $S_4$ . Os valores de EQM explicam de forma acumulativa se os valores experimentais se adequam aos obtidos calculados via simulação livre. Nestas duas equações  $\mu_i$  são os valores preditos do modelo,

Figura 4.21 – Ajuste do modelo ARMAX aos dados experimentais.

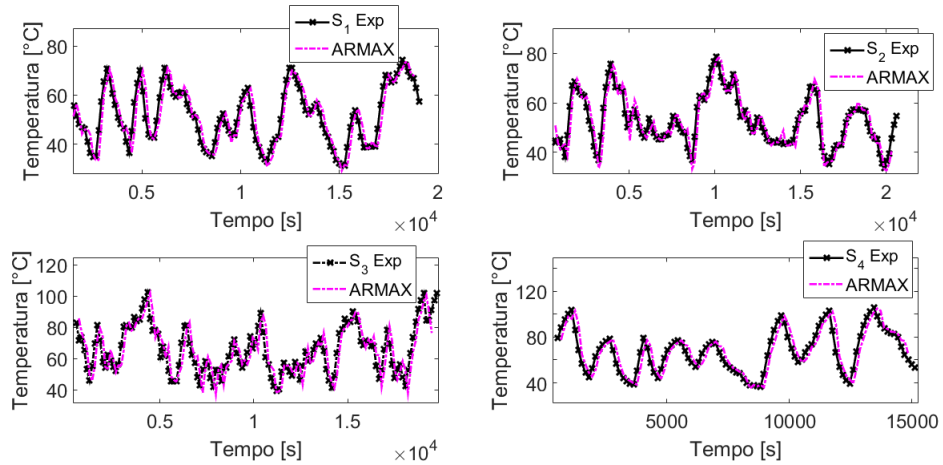
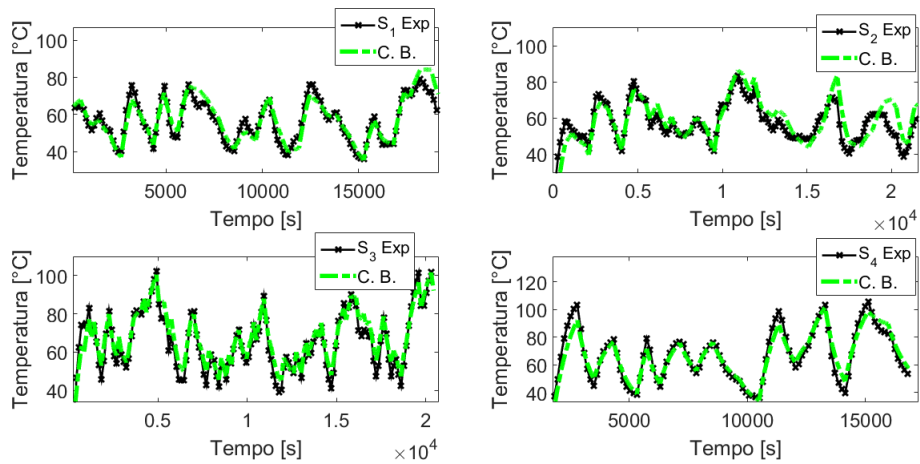


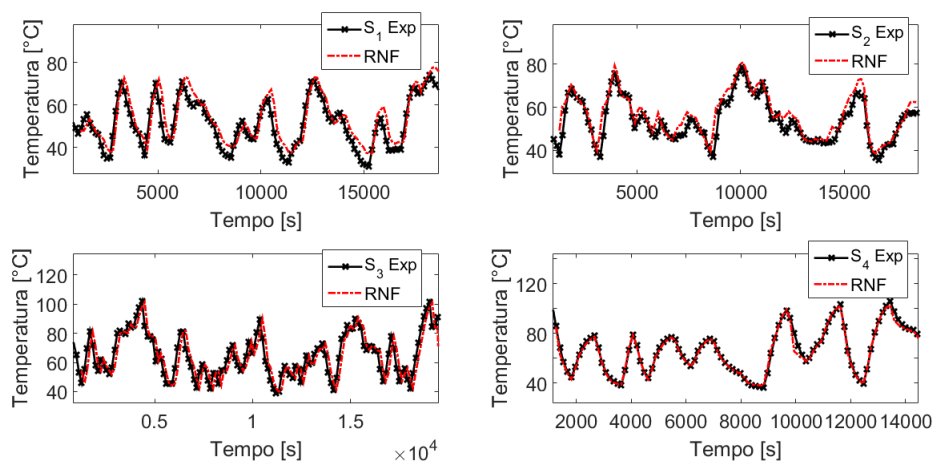
Figura 4.22 – Ajuste do modelo Caixa Branca aos dados experimentais.



$y_m$  é a média do valor observado,  $y_i$  são os valores observados experimentalmente e  $n$  é o número de observações.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(\mu_i - y_m)^2}{\sum(y_i - y_m)^2} \quad (4.43)$$

Figura 4.23 – Ajuste do modelo Rede Neuro Fuzzy aos dados experimentais.



$$EQM = \frac{(y_i - y_m)^2}{n} \quad (4.44)$$

Tabela 4.2 – Resultados de  $R^2$  dos ajustes dos modelos aos sinais.  $S_n$  representa o sinal utilizado.

Modelo	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	Média	Desvio Padrão
ARX	91,22	80,01	95,77	91,17	89,54	5,81
ARMAX	98,42	96,83	96,28	99,00	97,64	1,12
Neuro Fuzzy	89,95	82,04	99,52	81,53	88,26	7,30
Caixa Branca	91,14	92,32	73,83	87,49	86,19	7,35

Tabela 4.3 – Resultados de erro médio quadrático dos ajustes dos modelos aos sinais.  $S_n$  representa o sinal utilizado.

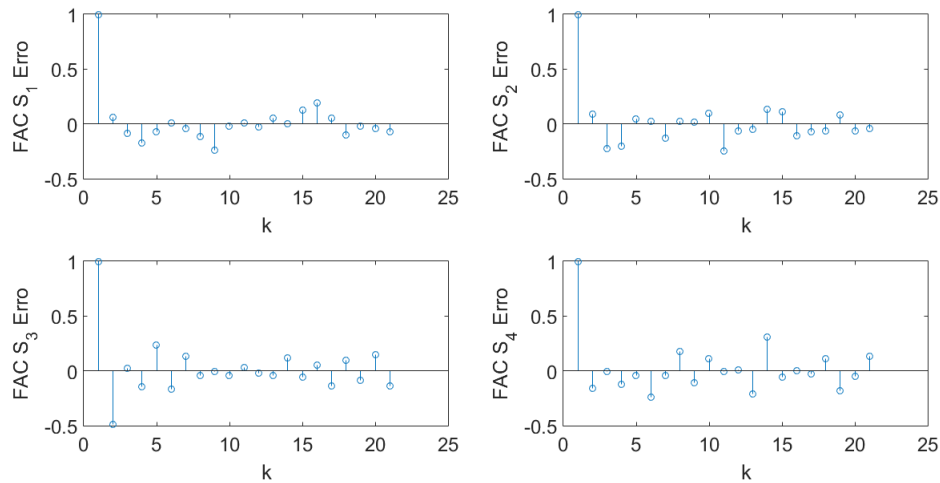
Modelo	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	Média	Desvio Padrão
ARX	12,72	27,69	7,87	24,80	18,27	8,22
ARMAX	2,17	3,72	8,48	3,25	4,40	2,41
Neuro Fuzzy	12,82	20,12	1,02	49,61	28,87	31,15
Caixa Branca	21,85	34,29	41,26	16,93	28,58	9,67



autoregressivos. É importante lembrar que todos as simulações são livres ou seja o próprio valor estimado é utilizado na equação de diferenças. Os modelos foram treinados utilizando 70% das amostras dos sinais  $S_3$  e validados em 100% em todos os sinais.

O modelo ARMAX é um modelo mais robusto que o modelo ARX a ruídos e seus resultados podem apresentar melhores resultados em outros sinais de testes ou outras condições físicas. A figura 4.25 demonstra que o modelo ARMAX aprendeu as principais características do sistema e que não há nenhuma nova informação a ser inserida no modelo.

Figura 4.25 – Função de autocorrelação do erro na saída para modelo ARMAX com previsão de um passo a frente.



O modelo Neuro Fuzzy que representa um sistema NARX (ARX não linear) apresentou bons resultados no entanto com maior valor de desvio padrão. Os dados foram obtidos através de 70 % dos dados de  $S_3$  por esse fato, este sinal apresentou valores excelentes de  $R^2$  e EQM. Um ponto forte deste tipo de modelo é que as características enunciadas na seção Caixa Branca de ganho e constante

de tempo podem ser comprovadas através de sua superfície apresentada na figura 4.24.

O modelo Caixa Branca apresenta resultados que comprovam as principais características do sistema e comprovam os valores encontrados pelos ensaios do tipo Degrau que originaram as figuras 4.16 e 4.18.

Uma observação importante é que os modelos ARX e ARMAX apresentam maior ordem pois foram treinados com quatro atrasos. Não foi possível realizar o treinamento do sistema Neuro *Fuzzy* com o este número de atrasos pois o número de regras ficaria maior que o número de amostras.



## 5 CONCLUSÃO

Pelo presente trabalho as etapas de instrumentação e modelagem propostas se demonstraram capazes de realizar a obtenção de dados, controle e obtenção de modelos robustos. Os diferentes modelos apresentados neste trabalho conseguiram modelar as principais características do sistema composto pelo ciclone secador de partículas. Os modelos ARX e ARMAX apresentaram ótimos resultados. Outra vantagem em relação a este tipo de modelo é que eles são lineares.

Através do modelo Caixa Branca foi possível constatar que os polinômios extraídos através dos ensaios do tipo Degrau confirmaram as características enunciadas e demonstraram que a modelagem Caixa Branca representa um tipo de modelagem capaz de modelar um sistema e conferir a este as características feitas *a priori*. O sistema Neuro *Fuzzy*, que representa a modelagem mais próxima do conceito de caixa preta, também apresentou bons resultados. A superfície do sistema *fuzzy* pôde ser validada através do Modelo Caixa Branca.

Em relação as técnicas de modelagem vistas os modelos caixa branca, cinza e preta foram caracterizados através dos dados obtidos para o ciclone secador.





## REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. A. **Introdução Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Belo Horizonte: [s.n.], 2007.
- AGUIRRE, L. A. **Fundamentos de Instrumentação**. [S.l.]: Pearson Education do Brasil, 2013.
- BARBOSA, B. H. G. **Instrumentação, Modelagem, Controle e Supervisão De Um Sistema de Bombeamento de Água e Módulo Turbina-Gerador**. Dissertação (Mestrado) — UFMG, 2006.
- BARBOSA, B. H. G. et al. Black and gray-box identification of a hydraulic pumping system. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 19, n. 2, p. 398–406, March 2011. ISSN 1063-6536.
- BARKER, H. A.; HUITAN, A.; GODFREY, K. R. Object-oriented creation of input signals for system identification. **IET Control Theory Applications**, v. 8, n. 10, p. 821–829, July 2014. ISSN 1751-8644.
- BARROS, L. C. de; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática**. [S.l.]: Coleção IMECC, 2006.
- BEGA et al. **Instrumentação Industrial**. [S.l.: s.n.], 2011.
- CORRÊA, J. L. G. **Discussão de Parâmetros de Projeto de Secadores Ciclônicos**. Tese (Doutorado) — UNICAMP, 2003.
- COSTA, J. M. G. **Caracterização Física, Secagem (Fritura de Imersão e Leito Fixo) e Isoterma de Adsorção do Bagaço da Cana**. Dissertação (Mestrado) — UFLA, 2008.
- FIGLIOLA R. S.; BEASLEY, D. E. **Theory and Design for Mechanical Measurement**. [S.l.: s.n.], 2002.
- GARCIA, C. **MODELAGEM E SIMULAÇÃO DE PROCESSOS INDUSTRIAIS E DE SISTEMAS ELETROMECAÑICOS**. [S.l.: s.n.], 2005.
- GORNEA, R. S. et al. A control and data acquisition system for a large volume superheated droplet detector. v. 2, p. 12/232–12/237 vol.2, 2000. ISSN 1082-3654.
- ISA Instrumentation Symbols e Identification. 5.1. ed. Triangle Park, North Carolina, 27709 US, 2004.
- JANG, J. shing R. Anfis: Adaptive-network-based fuzzy inference system. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 23, p. 665–685, 1993.
- LJUNG L.;SINGH, R. **Version 8 of the Matlab System Identification Toolbox**. Brussels, Belgium: 16th IFAC Symp. on System Identification, 2012.

MAMDANI, E. H. Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. **Electrical Engineers, Proceedings of the Institution of**, v. 121, n. 12, p. 1585–1588, December 1974. ISSN 0020-3270.

NOSHADI, A. et al. Optimal pid-type fuzzy logic controller for a multi-input multi-output active magnetic bearing system. **Neural Computing and Applications**, v. 27, n. 7, p. 2031–2046, 2016. ISSN 1433-3058. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s00521-015-1996-7>>.

OLIVEIRA, L. F. **Secagem de Bagaço de Cana Comum e Um Secador Ciclônico**. Dissertação (Mestrado) — UFLA, 2010.

PEDRYCZ, W.; GOMIDE, F. **Fuzzy Systems Engineering: Toward Human-Centric Computing**. [S.l.]: Wiley, 2007.

PETCKOVIC, D. et al. Adaptive neuro-fuzzy evaluation of wind farm power production as function of wind speed and direction. **Stoch Environ Res Risk Assess**, v. 29, p. 793–802, 2015.

ROSENBLATT, F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological Review**, v. 65, n. 6, p. 386–408, 1958.

SIMOES, M. G.; SHAW, I. S. **Controle e Modelagem Fuzzy**. [S.l.: s.n.], 2007.

SJÖBERG, J. et al. Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview. **Automatica**, v. 31, n. 12, p. 1691 – 1724, 1995. ISSN 0005-1098. Trends in System Identification. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0005109895001208>>.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, SMC-15, n. 1, p. 116–132, Jan 1985. ISSN 0018-9472.

TAN, A. H.; BARKER, H. A.; GODFREY, K. R. Identification of multi-input systems using simultaneous perturbation by pseudorandom input signals. **IET Control Theory Applications**, v. 9, n. 15, p. 2283–2292, 2015. ISSN 1751-8644.

ULPIANI, G. et al. Comparing the performance of on/off, {PID} and fuzzy controllers applied to the heating system of an energy-efficient building. **Energy and Buildings**, v. 116, p. 1 – 17, 2016. ISSN 0378-7788.

YUAN, K.; WANG, Q.; WANG, L. Fuzzy-logic-based terrain identification with multisensor fusion for transtibial amputees. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 20, n. 2, p. 618–630, April 2015. ISSN 1083-4435.

ZADEH, L. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, n. 3, p. 338 – 353, 1965.  
ISSN 0019-9958. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001999586590241X>>.



## APÊNDICE A – Apêndice

### .1 Código Arduino Comentado

```
//Função para definição das portas a serem usadas
void setup(){
  Serial.begin(9600);//frequência da porta serial
  pinMode(A0,OUTPUT); //define o pino analógico como saída
  pinMode(12,OUTPUT); //define os pino digitais como saída
  pinMode(11,OUTPUT);
  pinMode(10,OUTPUT);
  pinMode(9,OUTPUT);
  : }

  void loop(){

    if(Serial.available(>0){ //verifica se existe comunicação com a porta se-
rial
  dado = (String)Serial.read();//lê os dados da porta serial
  Serial.println(dado);
  if (dado == 3)
  analogWrite(A0,255); //Saída para o inversor de frequência (60 Hz).
  analogWrite(12,LOW);
  analogWrite(11,LOW);
  analogWrite(10,LOW);
  analogWrite(9,HIGH);
  analogWrite(8,HIGH);
  analogWrite(7,HIGH);
  analogWrite(6,HIGH);
```

```
analogWrite(5,HIGH);
}
if (dado == 3){
analogWrite(A0,0); //Saída para o inversor de frequência.
analogWrite(12,LOW);
analogWrite(11,LOW);
analogWrite(10,LOW);
analogWrite(9,HIGH);
analogWrite(8,HIGH);
analogWrite(7,HIGH);
analogWrite(6,HIGH);
analogWrite(5,HIGH);
}
:
}
```

## .2 LabView

Os sistemas supervisórios são sistemas capazes de monitorar dados de sensores e promover a interação homem máquina do processo. O *Labview* é um ambiente de desenvolvimento flexível que disponibiliza ferramentas para projetar e implementar sistemas de medição e controle.

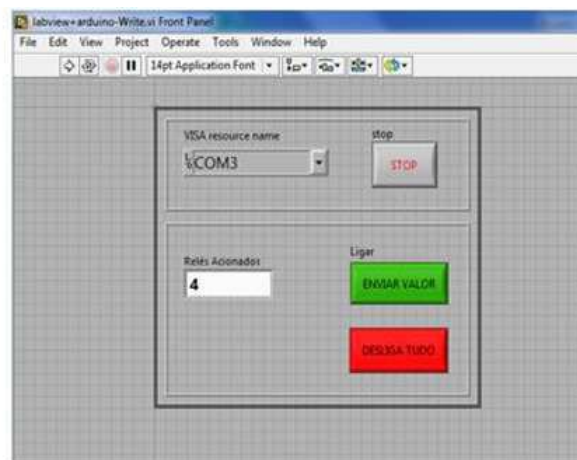
É um software avançado com várias interfaces gráficas que podem ser inseridas em um ambiente de programação por blocos para exibir informações de sensores e pontos de acionamentos de atuadores.

A programação do *Labview* é rápida e fácil uma vez que, os controles, funções e algoritmos podem ser criados e executados em diagramas esquemáticos e praticamente todo o código pode ser desenvolvido de forma gráfica e modular.

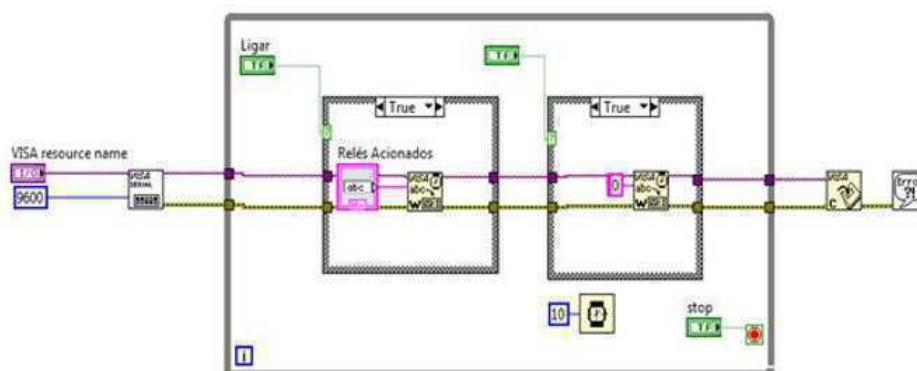
Outro fato importante a respeito do Labview é que ele é desenvolvido pela empresa *National Instruments* que fabrica vários tipos de sensores, microcontroladores e sistemas de aquisição que podem ser aplicados em diversos tipos de sistemas. A comunicação entre os equipamentos é então facilitada devido ao fato de pertencerem ao mesmo fabricante.

A figura 1 demonstra um programa de exemplo a qual a lógica foi útil neste trabalho. Neste exemplo uma porta de comunicação serial é aberta (bloco VISA) a uma taxa de 9600 bounds/s. Posteriormente um botão de *Ligar* é conectado a um bloco e o *Desligar* ao outro. Quando o botão é pressionado o bloco funciona e escreve na porta serial.

Figura 1 – Exemplo de programa que realiza a comunicação entre LabVIEW e Arduino.



a





### .3 Medição de Pressão e Vazão

#### .3.1 Medição de Pressão

A pressão é uma grandeza física que pode ser definida pela razão da força por unidade de área. Atualmente existem vários tipos de medidores de pressão como manômetro em *U*, tubo inclinado, tubos de *Bordon* e outros como diafragmas, capacitivos, magnéticos, piezoelétricos, equilíbrio de forças e por golpe de aríete. Existem três tipos básicos de medidas de pressão que devem ser identificados em um processo, são elas a pressão total ou absoluta, pressão atmosférica e pressão relativa. Elas podem ser definidas segundo Figliola R. S.; Beasley (2002), Barbosa (2006) e (BEGA et al., 2011)

1 – pressão atmosférica: é a pressão exercida pelo ar atmosférico na superfície da terra. Esta pressão varia conforme a altitude e temperatura. Seu valor nominal é de  $1,033 \text{ kgf/cm}^2$  ou  $1 \text{ atm}$ , ou  $14,69 \text{ psia}$ , ou  $760 \text{ mm}$  de coluna de *Hg* no nível do mar a  $0^\circ\text{C}$ .

2 – pressão relativa: é a pressão no ambiente em relação a pressão atmosférica. Medições manométricas são outro termo usual para esta mesma denominação de pressão.

3 – pressão absoluta (*Pabs*): é a soma das pressões relativa (*Prel*) e a atmosférica (*Patm*). A Equação 1 mostra esta relação entre elas.

$$P_{total} = P_{atm} + P_{rel} \quad (1)$$

4 – pressão dinâmica ou cinética: é a pressão devido ao fluido em movimento em um duto. A resultante desta pressão *Pd* pode ser medida em relação ao peso específico do fluido em  $\text{kg/m}^3$ , a aceleração da gravidade  $\text{m}^2/\text{s}$  e a velocidade ao quadrado  $\text{m/s}$  como:

$$P_d = \frac{V^2}{2g} \quad (2)$$

5 – pressão estática: é a pressão causada pela ação de um equipamento (bomba, compressor ou exaustor) ou uma coluna de líquido.

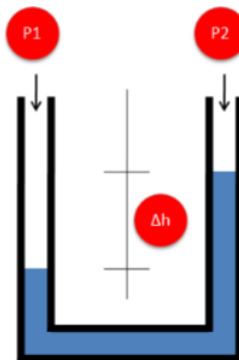
É necessário entender o processo e ter conhecimento da faixa de trabalho e das propriedades do fluido antes de escolher o método mais adequado para a medição da pressão (BARBOSA, 2006).

Um método com boa precisão para sistemas de escoamento não turbulento e baixa pressão é o de coluna de líquido no qual a partir de uma diferença de pressão entre dois pontos são conectados dois tubos que por sua vez são conectados em um medidor devidamente escalonado e calibrado. Este tubo pode assumir formato em  $U$  ou de tubo inclinado. A Equação mostra a pressão relativa obtida por tubos no formato  $U$  na qual é a diferença de altura das colunas de líquido, é a densidade específica do fluido em  $kg/m^3$ :

$$P_{rel_{tubo\ U}} = \Delta h \cdot \rho \cdot g \quad (3)$$

A Figura 2 mostra um exemplo de esquema de medição de coluna de líquido para medição de pressão. A medição da pressão além de ser importante para a caracterização do processo possibilita a medição da vazão do fluido.

Figura 2 – Tubo em U



### .3.2 Medição de Vazão

A vazão é uma grandeza física importante em diversas aplicações dos fluidos. Na indústria podem ser encontrados medidores sofisticados para detecção de vazão em oleodutos, gasodutos e serviços de abastecimento de água. No cotidiano encontram-se os medidores domésticos como bombas de gasolina, hidrômetros, medidores de gás e de ar.

Hoje existem muitos tipos de instrumentos sofisticados e precisos de medição de vazão baseados na diferença de pressão, capacitivos, straingages e ultrassônicos, pois esta grandeza pode representar altas parcelas do custo de transformação de um determinado produto ou o próprio produto final Bega et al. (2011) e (AGUIRRE, 2013). A vazão pode ser definida como a quantidade de massa que passa por secção de área reta por unidade de tempo.

A vazão é uma grandeza que não pode ser medida diretamente. Ela está associada a medição de outras grandezas como a pressão e velocidade de escoamento. Este referencial se dedica a vazão encontrada a partir da diferença de pressão entre dois pontos por uma placa de orifício que foi o princípio utilizado neste trabalho.

A placa de orifício é uma placa circular vazada que deve ser inserida em uma tubulação para reduzir a área de seção do fluxo de escoamento do fluido tendo como objetivo causar uma queda de pressão no local onde é posicionada. A partir da medição da queda de pressão é possível calcular a vazão mássica (BARBOSA, 2006). As figura 3 e 4 apresenta um exemplo de esquema da placa de orifício e posteriormente são apresentadas as equações necessárias para o cálculo da vazão.

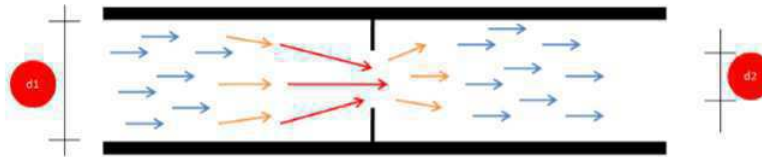
A figura 4  $d_1$  representa o diâmetro interno do duto e  $d_2$  o diâmetro interno da placa de orifício. Aplicando a Equação de Bernoulli em um trecho horizontal como na figura 4, a seguinte relação pode ser escrita:

$$\frac{V_1^2}{2} + \frac{P_1}{\rho_1} = \frac{V_2^2}{2} + \frac{P_2}{\rho_2} \quad (4)$$

Figura 3 – Placa de orifício



Figura 4 – Escoamento em placa de orifício



em que  $V$  é a velocidade,  $P$  é a pressão e  $\rho$  é a massa específica do fluido.

Rearranja-do a Equação .3.2,

$$V_1 = E \cdot \beta^2 \left( \frac{2}{\rho} (\Delta P) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

$$\beta = \frac{d_1}{d_2} \quad (6)$$

$$E = \frac{1}{(1 - \beta^4)} \quad (7)$$

Outra Equação importante é a Equação da continuidade ,

$$V_1 A_1 = V_2 A_2 \quad (8)$$

sendo  $A_1$  e  $A_2$  a áreas de escoamento do fluido. Desta forma multiplicando a equação pela área da secção transversal do duto é possível calcular a vazão.

O objetivo da placa de orifício é possibilitar o cálculo da *pressão relativa* que possibilita o cálculo da *velocidade* e posteriormente o da *vazão*.

### **.3.3 Medição de Temperatura**

A temperatura é uma das variáveis mais importantes e influentes em muitos processos. Galileu (1564 – 1642), Isaac Newton (1642 – 1727), Gabriel Fahrenheit (1686 – 1736) e Anders Celsius (1701 – 1744) foram estudiosos que criaram suas escalas e metodologias para mensurar esta variável, o que permite inferir que a preocupação com sua medição adequada não é um fenômeno novo.

A importância do controle da temperatura é acentuada em processos como pasteurização, refrigeração, congelamento e secagem presentes nas indústrias de alimentos, fundição e injeção na indústria de peças automotivas e na geração de energia em usinas termoelétricas e nucleares.

O controle adequado desta variável é de fundamental importância não apenas porque pode prejudicar ou beneficiar a qualidade final do produto, mas por poder provocar acidentes como explosões e queimaduras. Outro fato a respeito da temperatura é que ela é uma entrada espúria (entradas indesejadas e, com efeito, não medido) para muitos tipos de sistemas.

Os sistemas eletrônicos são um bom exemplo, uma vez que os elementos primários de medição, transdutores e transmissores sofrem deformações pelo efeito da temperatura. São necessárias técnicas de compensação para minimizar o efeito desta variável na medição.

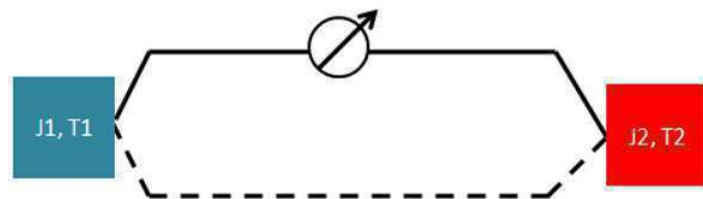
Sistemas de aquecimento podem ser otimizados pelo controle adequado da temperatura. Conhecendo como é o comportamento da temperatura provocado pelas variáveis de entrada do processo é possível programar controladores para melhorar a estabilidade relativa de um sistema em malha fechada e melhorar as respostas transitória e estacionária das entradas de referência.

A medição de temperatura pode ser realizada por diversos tipos de sensores como termopares, termômetros, laser, straingages e radiação, mas este referencial se dedica a medição por termopares de efeito Seebeck, efeito este presente na maior parte dos termopares comerciais e utilizado neste trabalho.

Os termopares por efeito Seebeck têm dois fios condutores formados por materiais diferentes unidos, e que, quando mantidos a temperaturas diferentes produzem uma tensão induzida que faz circular uma corrente proporcional à diferença de temperatura.

A figura 2 5 mostra o diagrama de um termopar e o efeito descrito. Têm-se duas junções  $J1$  e  $J2$  de dois materiais distintos (linha tracejada e contínua representam dois tipos de materiais) que quando submetidos a temperaturas  $T1$  e  $T2$  diferentes produzem uma corrente elétrica proporcional à diferença de temperatura. A medição desta corrente elétrica proporciona portanto, a medição da temperatura.

Figura 5 – Esquema de um termopar



#### .4 Ensaions Degrau

A tabela 1 exhibe os valores encontrados através dos ensaios do tipo degrau.

Tabela 1 – Ganhos e Constantes de tempo para obtenção da resposta estática do sistema.  
A segunda constante de tempo é 100 segundos para todos os casos.

$NR$	$F [Hz]$	$K_p [^{\circ}C/(NR)]$	$\tau_1 [s]$
1	40	22,95	825,29
2	40	37,33	859,9
3	40	38,08	872,04
4	40	36,4	863,74
5	40	36,72	854,61
6	40	35,28	862,5
1	50	26,25	685,87
2	50	28,44	714,59
3	50	26,71	730,03
4	50	31,31	733,19
5	50	29,38	750,68
6	50	22,8	750,68
1	60	26,39	621,24
2	60	28,2	629,27
3	60	28,5	635,56
4	60	30,05	641,92
5	60	25,62	667,93
6	60	23,27	662,21