

**LUIZ FILIPE ALVES CORDEIRO**

**EFICIÊNCIA ENERGÉTICA NO CONTROLE  
INTELIGENTE DE SISTEMAS DE  
BOMBEAMENTO**

**Recife – Pernambuco – Brasil**

**Novembro de 2008**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

**EFICIÊNCIA ENERGÉTICA NO CONTROLE  
INTELIGENTE DE SISTEMAS DE  
BOMBEAMENTO**

por

**LUIZ FILIPE ALVES CORDEIRO**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

**ORIENTADOR: PROF. RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE AQUINO**

Recife, novembro de 2008.

©Luiz Filipe Alves Cordeiro, 2008

**C794e Cordeiro, Luiz Filipe Alves**

Eficiência energética no controle inteligente de sistemas de bombeamento / Luiz Filipe Alves Cordeiro. – Recife: O Autor, 2008.

xvii, 115 f.; il., grafs.; tabs.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2008.

Inclui Referências Bibliográficas.

**1. Engenharia Elétrica. 2. Automação Industrial. 3. Eficiência Energética. 4. Inteligência Artificial. 5. Sistemas de Bombeamento. I. Título.**

**621.3 CDD (22.ed.)**

**UFPE/BCTG/2008-213**



**Universidade Federal de Pernambuco**

***Pós-Graduação em Engenharia Elétrica***

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE  
DISSERTAÇÃO DO MESTRADO ACADÊMICO DE

**LUIZ FILIPE ALVES CORDEIRO**

TÍTULO

**“EFICIÊNCIA ENERGÉTICA NO CONTROLE INTELIGENTE  
DE SISTEMAS DE BOMBEAMENTO”**

A comissão examinadora composta pelos professores: RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE AQUINO, DEESP/UFPE, MARCELO CABRAL CAVALCANTI, DEESP/UFPE, e BENJAMIM RODRIGUES DE MENEZES, DEE/UFMG sob a presidência do primeiro, consideram o candidato **LUIZ FILIPE ALVES CORDEIRO APROVADO.**

Recife, 07 de novembro de 2008.

**EDUARDO FONTANA**  
Coordenador do PPGE

**RONALDO RIBEIRO BARBOSA DE AQUINO**  
Orientador e Membro Titular Interno

**BENJAMIM RODRIGUES DE MENEZES**  
Membro Titular Externo

**MARCELO CABRAL CAVALCANTI**  
Membro Titular Interno

# DEDICATÓRIA

A DEUS pelo dom da vida.

A Luiz Fernando e Maria do Carmo, meus pais, fontes de inspiração para realização de todos os projetos de minha vida.

A Moisés e Marília, meus irmãos, anjos de Deus em minha vida.

A minha amada Isabela, Rosa Divina, em toda essa jornada.

Ao meu avô, Sinésio pelo homem sábio e justo que é. Ao meu querido avô, Zacarias in memoriam.

As minhas avós, Ana e Lourença, por me envolver todos os dias de minha vida sob o manto acolhedor de Nossa Senhora.

A todos os meus familiares que sempre foram “porto seguro” durante toda a jornada.

Eu dedico este trabalho.

## AGRADECIMENTOS

A Deus, pela sua presença constante em minha vida, por colocar tantas pessoas maravilhosas ao meu redor e principalmente pelo dom da sabedoria para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu pai Luiz Fernando pelo amor, dedicação, apoio e ao incentivo para seguir sempre em frente, e por me ensinar a enxergar as maravilhas da natureza que Deus colocou a nossa disposição.

A minha mãe Maria do Carmo pelo amor que só as mães são capazes de oferecer, pelas orações e presença constante em todos os momentos de minha vida. E, por me ensinar que temos um Deus que nos segura no Colo em todos os momentos de nossa vida.

A meus irmãos, Moisés e Marília pela união que ajudou a tornar o caminho mais suave.

A minha amada Isabela, por todo amor, carinho, alegria e por compartilhar todos estes momentos ao meu lado.

Especialmente ao Prof. Dr. Ronaldo Aquino pela dedicação e alegria; verdadeiro professor, PAI e amigo de todas as horas.

A todos os professores do mestrado, ao Prof. Dr. Manoel Afonso que sempre apoiou este projeto.

Aos meus amigos do LEEQE, Priscila e Jorge, pelo apoio, incentivo e compartilhar todas as dificuldades da vida de mestrando.

A todos do grupo católico “Água Viva”, ao Prof. Jaime Cabral pela linda missão de levar Cristo a todos.

A todos do GEPAE, a Fabrício e Felipe pelo apoio e atenção dispensada, nos momentos que mais precisamos.

Outrossim, agradeço a todos que auxiliaram a tornar este projeto possível.

## **PENSAMENTO**

**“Depois virá o tempo da colheita e aí terá valido toda peleja, tudo o que tiveres passado e que por amor ao fruto suportado. Neste momento, lembra-te que tudo isso só foi possível pela Graça de Deus. Guarda isto como pérolas que se conservam no mais recôndito do teu coração”.**

Resumo da Dissertação como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

## **EFICIÊNCIA ENERGÉTICA NO CONTROLE INTELIGENTE DE SISTEMAS DE BOMBEAMENTO**

**Luiz Filipe Alves Cordeiro**

Novembro de 2008

**Orientador:** Prof. Ronaldo Ribeiro Barbosa de Aquino, D. Sc.

**Área de Concentração:** Processamento de Energia

**Palavras-chave:** Automação Industrial, Eficiência Energética, Inteligência Artificial, Sistemas de Bombeamento.

**Número de Páginas:** 132

Com a globalização e a competitividade em todos os níveis do setor industrial, a conservação de energia se tornou um fator importante na indústria moderna. O consumo de energia elétrica do setor industrial representa 47% do consumo total do país. A força motriz representa a maior parte deste consumo, chegando a ser superior a 80% nos setores têxtil, de papel e celulose. Este trabalho descreve a aplicação da modelagem, controle e inteligência artificial para melhorar a eficiência energética em sistemas industriais. O trabalho apresenta um sistema de controle baseado em inteligência artificial aplicado a sistemas de bombeamento com objetivo de aumentar a eficiência energética. Neste trabalho são apresentadas as condições de contorno de aplicação de redes neurais em algoritmos de controle com objetivo de reduzir o consumo de energia elétrica. A implementação aplicada em sistemas de bombeamento é apresentada com os dados experimentais obtidos no Laboratório de Sistemas Motrizes da Universidade Federal de Pernambuco. Comparações quanto ao consumo de energia são realizadas usando as estratégias de controle convencionais e a proposta neste trabalho.

Abstract of Dissertation as a partial fulfillment of the requirement for the Master's degree in Electrical Engineering.

## **ENERGY EFFICIENCY IN THE INTELLIGENT CONTROL OF PUMP SYSTEMS**

**Luiz Filipe Alves Cordeiro**

November de 2008

**Supervisor:** Prof. Ronaldo Ribeiro Barbosa de Aquino, D. Sc.

**Area of Concentration:** Energy processing

**Keywords:** Artificial Intelligence, Energy Efficiency, Industrial Automation, Pump Systems.

**Number of Pages:** 132

With the globalization and the competitiveness in all the levels of the industrial sector, the energy saving became an important factor in modern industry. The consumption of electric energy in the industrial sector represents 47% of the total consumption of the country. The motor force represents most of this consumption, arriving to be superior of 80% in the textile, paper and cellulose sectors. This work describes the application of modeling, control, and artificial intelligence to improve energy efficiency in pump systems. This paper presents an analysis of the application of neural networks in industrial automation with the main objective on energy efficiency. This paper presents the boundary conditions of applying the neural in controllers algorithms in order to reduce the energy consumption. An example case is applied to pumping system and experimental data is collected using a laboratory for motors systems in the Federal University of Pernambuco. Comparisons of energy consumption are made between the conventional strategies and the strategy considered in this work.

# SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	XIII
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	XVI
<b>LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS</b> .....	XVII
<b>LISTA DE SÍMBOLOS</b> .....	XVIII
<b>CAPÍTULO 1</b> .....	1
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Eficiência Energética na Indústria.....	1
1.2 Contribuição da Pesquisa.....	3
1.3 Organização do Trabalho.....	4
1.4 Publicação Relacionada com a Pesquisa.....	5
<b>CAPÍTULO 2</b> .....	6
2 PROJETO DE OTIMIZAÇÃO DOS SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS....	6
2.1 Introdução.....	6
2.2 Apresentação do Projeto de Otimização dos Sistemas Motrizes Industriais....	6
2.2.1. Objetivos do Projeto.....	7
2.2.2. Metas do Projeto.....	7
2.2.3. Suporte ao Projeto.....	7
2.3 Apresentação da Bancada de Bombas.....	8
2.3.1. Modo de Operação das Bancadas.....	9
2.3.2. Descrição da Bancada de Bombas.....	10
2.3.3. Descrição da Bancada de Bombas no Supervisório.....	11
2.4 Sistema de Comunicação Presente na Bancada.....	14
2.5 A Manutenibilidade Industrial.....	14
2.5.1 A Evolução da Manutenibilidade Industrial.....	15
2.5.2 Aplicação dos Índices da Manutenibilidade na Bancada de Bombas.....	18
2.6 Aplicação da Confiabilidade na Bancada de Bombas.....	19
2.7 Conclusões do Capítulo.....	23
<b>CAPÍTULO 3</b> .....	25
3 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA ENERGÉTICA.....	25
3.1 Introdução.....	25
3.2 Análise dos Diferentes Tipos de Partida na Bancada de Bombas.....	25
3.2.1 Partida Direta.....	25
3.2.2 Partida com a <i>SoftStarter</i> .....	28
3.2.3 Partida Controlada com o Inversor de Frequência.....	32
3.3 Comparação entre Inversor de Frequência e Estrangulamento de Válvula no controle de vazão.....	37
3.3.1 Metodologia.....	38
3.3.2 Resultados.....	38
<i>Válvula Estrangulada em 30%</i> .....	38
<i>Válvula Estrangulada em 50%</i> .....	40
<i>Válvula Estrangulada em 70%</i> .....	42
3.4 Conclusões do Capítulo.....	45
<b>CAPÍTULO 4</b> .....	46
4 REDES NEURAS ARTIFICIAIS.....	46
4.1 Introdução.....	46
4.2 Introdução as Redes Neurais Artificiais.....	46
4.2.1 Histórico das Redes Neurais.....	47

4.2.2	Neurônio Artificial .....	48
4.2.3	Função de Ativação .....	50
4.2.4	Processo de Aprendizagem.....	50
4.2.5	Redes Perceptron Múltiplas Camadas .....	52
4.3	Algoritmos de Treinamento.....	53
4.3.1	Gradiente Descendente com Momento (GDM).....	54
4.3.2	Algoritmo RPROP .....	54
4.3.3	Algoritmo LM .....	56
4.4	Preparação da RNA .....	57
4.4.1	Preparação dos Dados.....	57
4.4.2	Normalização dos dados:.....	57
4.4.3	Separação dos dados para Treinamento e Avaliação: .....	57
4.4.4	Experimentos para Escolha da Arquitetura .....	58
4.4.5	Avaliação de Desempenho .....	58
4.4.6	Crítérios de Parada dos Treinamentos .....	59
4.4.7	Seleção de arquitetura.....	60
4.5	Conclusões do Capítulo .....	60
CAPÍTULO 5 .....		61
5	CONTROLE E AUTOMAÇÃO DE PROCESSOS.....	61
5.1	Introdução.....	61
5.2	Introdução a Automação Industrial .....	61
5.2.1	Estrutura de um problema de controle.....	63
5.2.2	Solução de problemas de controle .....	66
5.3	Aspectos Teóricos do Controle e da Automação de Processos.....	67
5.4	Tecnologias Associadas à Automação Industrial .....	69
5.5	Controladores PID em Sistemas Industriais .....	70
5.6	Ações do Controlador PID .....	71
5.6.1	Efeitos da Ação Proporcional.....	71
5.6.2	Efeitos da Ação Integral .....	72
5.6.3	Efeitos da Ação Derivativa.....	72
5.6.4	Estrutura do Controlador .....	73
5.7	Sintonia dos Controladores.....	73
5.8	Aplicações de Redes Neurais Artificiais em Controle .....	76
5.9	Conclusões do Capítulo .....	79
CAPÍTULO 6 .....		80
6	METODOLOGIA APLICADA E RESULTADOS.....	80
6.1	Introdução.....	80
6.2	Processo Industrial Proposto .....	80
6.3	Modelagem do Sistema .....	81
6.3.1	Aplicação de um degrau de velocidade ao sistema .....	81
6.3.2	Cálculo da função analítica $Q(t)$ a partir do conjunto de pontos $(Q,t)$ ...	81
6.3.3	Transformada de Laplace da função $Q(t)$ ;	82
6.3.4	Cálculo da função $H(s)$ do sistema;	82
6.4	Implementação do PI.....	83
6.5	Processo para Determinação da RNA Adequada .....	83
6.5.1	Definição de uma Figura de Mérito.....	83
6.5.2	Coleta/Tratamento dos Dados .....	84
6.5.3	Treinamento da RNA .....	85
6.5.4	Seleção da Melhor Arquitetura.....	85
6.5.5	Seleção do Melhor Algoritmo de Aprendizagem .....	85

6.6	Resultados em Simulink .....	87
6.6.1	Implementação da RNA em Simulink.....	87
6.6.2	Implementação do PI em Simulink .....	87
	Simulação do Sistema RNA e PI.....	89
6.7	Resultados Experimentais .....	90
6.8	Conclusões do Capítulo .....	93
CAPÍTULO 7 .....		95
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS.....	95
APÊNDICE .....		97
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....		112

## LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1.1 Consumo de energia elétrica no país entre os principais setores (Fonte: BEN, 2007)</i> .....	2
<i>Figura 2.1 Foto do circuito hidráulico da bancada de bombas localizada no LAMOTRIZ utilizada para os experimentos deste trabalho</i> .....	10
<i>Figura 2.2 Tela de visualização da bancada de bombas do LAMOTRIZ em WinCC®</i> .....	12
<i>Figura 2.3 Hierarquia de sistemas de controle e de comunicação</i> .....	14
<i>Figura 2.4 Evolução histórica da Manutenibilidade</i> .....	18
<i>Figura 2.5 Curva da Taxa de falha (curva da banheira)</i> .....	19
<i>Figura 2.6 Diagrama do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ da UFPE</i> .....	20
<i>Figura 2.7 Diagrama simplificado de funcionamento do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ</i> .....	20
<i>Figura 2.8 Circuito de confiabilidade da alimentação do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ</i> .....	21
<i>Figura 2.9 Circuito de confiabilidade do sistema supervisor do LAMOTRIZ</i> .....	21
<i>Figura 2.10 Circuito de confiabilidade do conjunto motor-bomba do LAMOTRIZ</i> .....	22
<i>Figura 2.11 Circuito de confiabilidade das válvulas e sensores do LAMOTRIZ</i> .....	23
<i>Figura 3.1 Gráfico da corrente na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	26
<i>Figura 3.2 Gráfico da tensão registrada na partida direta da bancada da bomba com as válvulas 100% aberta alimentando o reservatório superior (5m)</i> .....	26
<i>Figura 3.3 Gráfico das potências ativas e reativas na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	27
<i>Figura 3.4 Gráfico do fator de potência na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	28
<i>Figura 3.5 Gráfico da corrente na partida suave com a softstarter do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	29
<i>Figura 3.6 Gráfico da corrente na partida suave com uma softstarter não ajustada do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	29
<i>Figura 3.7 Gráfico da tensão na partida suave com a softstarter do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	30
<i>Figura 3.8 Gráfico das potências ativa e reativa na partida suave com a softstarter do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	31
<i>Figura 3.9 Gráfico do fator de potência na partida suave com a softstarter do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	31
<i>Figura 3.10 Gráfico da corrente na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m)</i> .....	32

<i>Figura 3.11 Gráfico da tensão na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).....</i>	<i>33</i>
<i>Figura 3.12 Gráfico das potências ativa e reativa na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m). .....</i>	<i>33</i>
<i>Figura 3.13 Gráfico do fator de potência na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m). .....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 3.14 Registro da corrente na partida direta na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21. ....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 3.15 Registro da corrente na partida suave com a softstarter na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21. ....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 3.16 Formas de onda registradas durante a partida suave com a softstarter da bancada de bombas do LAMOTRIZ, momento inicial de ligação dos tiristores na fase A e B. ....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 3.17 Registro da corrente na partida controlada com o inversor de frequência na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21. ....</i>	<i>36</i>
<i>Figura 3.18 Vazão com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>39</i>
<i>Figura 3.19 Potência ativa com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>39</i>
<i>Figura 3.20 Pressão com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 3.21 Vazão obtida com a válvula 50% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 3.22 Potência ativa com a válvula 50% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 3.23 Pressão com a válvula 50% estrangulada utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>42</i>
<i>Figura 3.24 Vazão com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 3.25 Potência ativa com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 3.26 Pressão com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência. ....</i>	<i>44</i>
<i>Figura 4.1 Modelo de um neurônio artificial.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 4.2 Funções de ativações.....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 4.3 Diagramas de Blocos da Aprendizagem com Professor. ....</i>	<i>51</i>
<i>Figura 4.4 Aprendizado não supervisionado .....</i>	<i>52</i>
<i>Figura 4.5 Arquitetura perceptron de múltiplas camadas com uma camada oculta....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 5.1 Sistema massa-mola. ....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 5.2 Sistema de controle de nível de líquido de um reservatório. ....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 5.3 Diagrama de uma malha de controle automático. ....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 5.4 Utilização de uma rede neural como controlador. ....</i>	<i>77</i>
<i>Figura 5.5 A rede neural pode ser utilizada para adquirir as características de um controlador convencional.....</i>	<i>78</i>

<i>Figura 5.6 Identificação de modelo direto através da utilização de redes neurais.....</i>	<i>78</i>
<i>Figura 5.7 Identificação de modelo inverso através da utilização de redes neurais....</i>	<i>79</i>
<i>Figura 6.1 Curva hipotética simulando um processo real.....</i>	<i>80</i>
<i>Figura 6.2 Resposta a um degrau de velocidade aplicado no sistema de bombeamento. .....</i>	<i>81</i>
<i>Figura 6.3 Função analítica.....</i>	<i>82</i>
<i>Figura 6.4 Diagrama de blocos utilizando controlador PI em Simulink.....</i>	<i>83</i>
<i>Figura 6.5 Curva de eficiência do sistema de bombeamento. ....</i>	<i>84</i>
<i>Figura 6.6 Arquitetura da RNA aplicada.....</i>	<i>86</i>
<i>Figura 6.7 Resposta do sistema controlado em Simulink® . ....</i>	<i>88</i>
<i>Figura 6.8 Curva da frequência do motor do sistema PI em Simulink® . ....</i>	<i>88</i>
<i>Figura 6.9 Diagrama de blocos utilizando PI com a RNA em Simulink® . ....</i>	<i>89</i>
<i>Figura 6.10 Representação do sistema versus RNA em Simulink® . ....</i>	<i>90</i>
<i>Figura 6.11 Resposta do sistema completo a solicitação de 300 litros em Simulink® .</i>	<i>90</i>

## LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 3.1 Índices de Economia utilizando Inversor de Frequência ao invés de Válvula Estrangulada .....</i>	<i>44</i>
<i>Tabela 6.1 Resultado das Inicializações dos Algoritmos de Aprendizagem.....</i>	<i>86</i>
<i>Tabela 6.2 Comparação do consumo de energia para reservatório a 3m com e sem RNA.....</i>	<i>91</i>
<i>Tabela 6.3 Comparação do consumo de energia para reservatório a 5m com e sem RNA.....</i>	<i>92</i>
<i>Tabela 6.4 Comparação do consumo de energia para os reservatório a 3m com RNA e com controle tradicional (estrangulamento de válvula). .....</i>	<i>93</i>

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AS	Automation Station.
BEN	Balanco Energético Nacional.
CLP	Controlador Lógico Programável.
CSV	Common Separated Values.
EQM	Erro Quadrático Médio.
FC	Frequency Converter .
GD	Algoritmo Gradiente Descendente.
GDM	Algoritmo Gradiente Descendente com Momento.
IHM	Interface Homem Máquina.
IP	Índice de Proteção.
LAMOTRIZ	Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE.
LEEQE	Laboratório de Eficiência Energética e Qualidade de Energia.
LM	Algoritmo de Levenberg Marquat.
MAE	Erro Médio Absoluto.
MARH	Analisador de Energia.
MAPE	Erro Médio Absoluto Percentual.
MID	Multi Indicador Digital.
MLP	<i>Multi Layer Perceptron.</i>
MSE	Erro Médio Quadrático.
OS	Operation Station.
PA	Painel de Automação.
PD	Partida Direta.
PIB	Produto Interno Bruto.
PID	Controlador que utiliza ação Proporcional, Integral e Derivativa.
PROCEL	Programa de Conservação de Energia Elétrica.
RNA	Redes Neurais Artificiais.
RPROP	Algoritmo Resilient Propagation.
SS	Partida Suave utilizando a <i>Softstarter</i> .

## LISTA DE SÍMBOLOS

$ess$	Erro em estado estacionário.
$HMT$	Altura manométrica Total (m).
$w$	Função custo genérica.
$K_P$	Ganho proporcional.
$K_I$	Ganho Integral.
$K_D$	Ganho Derivativo.
$n$	Velocidade angular (rpm).
$n_s$	Velocidade angular específica (rpm).
$P$	Potência elétrica (kW ou HP).
$P_h$	Potência hidráulica (kW ou HP).
$Q$	Vazão (l/h).
$T_P$	Tempo Proporcional.
$T_I$	Tempo integral.
$T_D$	Tempo derivativo.
$v$	Velocidade do fluido (m/s).
$\eta$	Rendimento (%) e taxa de aprendizagem da RNA.
$\rho$	Densidade específica (kg=m <sup>3</sup> ).
$x$	Sinal de entrada genérico da RNA.
$y$	Sinal de saída genérico da RNA.
$b$	bias genérico da RNA.
$v$	campo local induzido.
$e$	Erro genérico.
$u$	Função de ativação.



# CAPÍTULO 1

## 1 INTRODUÇÃO

---

### 1.1 Eficiência Energética na Indústria

A escassez de recursos naturais, o quadro econômico de instabilidade e um processo competitivo global pelo qual tem passado a sociedade nestes últimos tempos, tem exigido a minimização dos custos, otimizando os investimentos, levando-nos inexoravelmente à conservação de energia nos setores industrial, comercial, e residencial. Na indústria, isto vem sendo feito diminuindo-se as perdas de energia no processo produtivo, especificando-se equipamentos com máxima eficiência e operando-os o mais próximo desta condição.

A conservação de energia é mais do que uma questão de custos, é também uma questão ambiental, contribuindo definitivamente para a preservação do meio ambiente. A conservação de energia elétrica equivale a contribuir com a redução da emissão de CO<sub>2</sub>, através do acúmulo de créditos de carbono [1].

O consumo de energia elétrica no Brasil alcançou 419,3 TWh em 2006, sendo distribuído em setores mais significativos, como verificado na Figura 1.1[2,3].

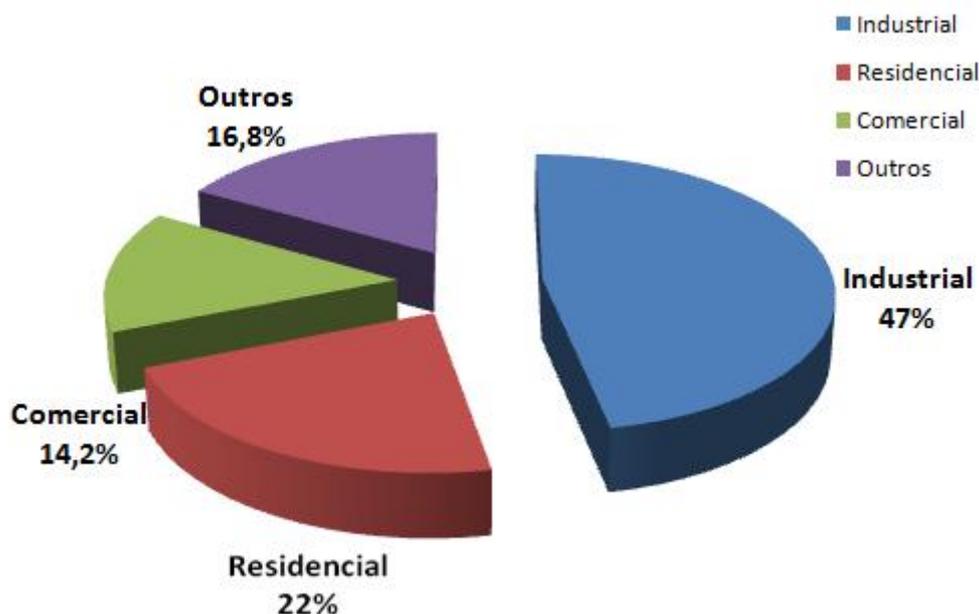


Figura 1.1 Consumo de energia elétrica no país entre os principais setores (Fonte: BEN, 2007)

Por outro lado, a necessidade de se controlar sistemas e processos industriais existe e tem sido crescente ao longo do tempo. O controle manual, a primeira forma de controle utilizada pelo homem, ainda está presente em muitos processos, e apresenta a necessidade de um operador com conhecimento do processo assim como do sistema. Esse operador precisa possuir larga experiência e habilidade para evitar acidentes e conseguir obter o máximo rendimento energético dos equipamentos e, por conseguinte, do processo como um todo. O operador mesmo bem treinado e qualificado está sujeito a cometer erros que podem resultar em falhas no controle do processo. Assim, hoje em dia para garantia de uma operação com maior confiança e maior padronização, tem-se aplicado sistemas automáticos de controle na indústria [4].

Contudo, com o avanço da tecnologia, os sistemas de controle automático de processos ficaram ainda mais complexos, tornando-se muitas vezes ineficazes em termos de redução do consumo de energia por contrastar com outras diretivas de controle, devido, sobretudo, à inexperiência do programador em adicionar aspectos de economia de energia ao controle. Algumas vezes, os sistemas de controle convencionais não permitem a inclusão de tais diretivas. Isso tem desencadeado uma busca por novos métodos e estratégias de controle tais como: controle multivariável, controle adaptativo, controle preditivo, e sistemas de controle inteligente baseado em inteligência artificial para incluir no sistema ações visando à eficiência energética do sistema. Para tal é

necessário o uso de equipamentos, tais como os Controladores Lógicos Programáveis – CLPs, que permitem o desenvolvimento e a inclusão dessas opções de controle.

A utilização de sistemas de inteligência artificial em controle tem despertado grande interesse nos últimos anos. Dentre as técnicas mais utilizadas estão as Redes Neurais Artificiais – RNA e Lógica *Fuzzy* [5].

As técnicas de Inteligência Artificial, no que tange as aplicações em controle e automação, já estão atingindo o estágio de maturidade e as novas contribuições a área têm sido embasadas em fundamentos claros e sólidos. Uma importante constatação é que essas técnicas não vêm substituir as técnicas clássicas de controle e automação (como controle ótimo, controle robusto, controle adaptativo, controle estocástico e outros), mas sim para complementá-las, oferecendo alternativas antes não disponíveis. Assim, não se pretende que um sistema baseado em conhecimentos substitua um controlador PID, mas regras podem ser utilizadas, por exemplo, para programação de ganhos de controladores PID, supervisão de agrupamentos de PID de subsistemas mais complexos, reconfiguração de controladores PID em caso de falhas de sensores e outras tarefas apropriadas para utilização de técnicas de inteligência artificial.

A bancada industrial de bombas disponível no Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE é constituída de equipamentos modernos para obtenção de medidas experimentais de processos reais presentes na indústria nacional. O treinamento da RNA foi realizado a partir de resultados experimentais obtidos nesta bancada, e o sistema foi modelado digitalmente com o intuito de permitir a determinação dos parâmetros necessários ao controle visando à redução do consumo de energia do processo.

Este trabalho apresenta técnicas de eficiência energética e uma proposta de controle automático baseado em inteligência artificial com RNA aplicada a processos industriais com o foco em eficiência energética do processo como um todo. É apresentada uma aplicação, com a metodologia proposta, no sistema de bombeamento de fluidos do LAMOTRIZ .

### **1.2 Contribuição da Pesquisa**

Baseados em casos de sucesso como na União Européia, cujo potencial de economia de energia elétrica nos setores terciário e industrial, na ordem de 8 TWh/ano até 2015, com aplicação de inversores em cargas como: ventiladores, bombas, compressores e esteiras transportadoras[6,7], e no intuito de promover a eficiência

energética no parque industrial atual no panorama energético nacional, a ELETROBRÁS através de seu programa de conservação de energia elétrica na indústria (PROCEL – Indústria) tem firmado convênios com várias universidades para implantação do Laboratório de Eficiência em Sistemas Motrizes – LAMOTRIZ. Desta parceria, entre a ELETROBRÁS e a Universidade Federal de Pernambuco, resultou o LAMOTRIZ-UFPE com os seguintes objetivos:

- Colaborar com a formação de engenheiros no âmbito da conservação de energia;
- Expandir conhecimentos de eficiência energética no meio acadêmico e industrial;
- Criar critérios de eficiência energética em força motriz;
- Avaliar as oportunidades de economia de energia nos sistemas motrizes já instalados;
- Desenvolver pesquisa de alto nível em acionamentos industriais eficientes.

Este trabalho é a primeira pesquisa desenvolvida no LAMOTRIZ-UFPE, cujo objetivo é abordar a eficiência energética em sistemas de bombeamento. Desta forma, torna-se um incentivo a outras pesquisas tanto de mestrado como de iniciação científica, ampliando assim as áreas de atuação do LAMOTRIZ-UFPE.

O presente estudo, em um primeiro momento, trata da qualidade dos diferentes tipos de partida presente na indústria (partida direta, suave e controlada). Posteriormente analisa a operação de um sistema de bombeamento industrial para o controle da vazão a partir de velocidade constante por estrangulamento de válvula e de velocidade variável, utilizando o inversor de frequência. Por fim, é realizada uma aplicação de redes neurais artificiais no controle do sistema de bombeamento. Vale salientar que foram realizadas comparações através de medições experimentais, de forma a avaliar os resultados, visando sempre a efficientização energética de sistemas industriais.

### **1.3 Organização do Trabalho**

No capítulo 2 é apresentado o projeto que deu origem ao Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE (LAMOTRIZ). É dada uma visão geral dos equipamentos e sistemas utilizados na bancada de bombas para o desenvolvimento deste trabalho. Por fim, é feita a descrição do sistema de bombeamento como um todo: o sistema de comunicação do LAMOTRIZ, as formas de comunicação do operador com a bancada e as principais características do supervisor. Além disso, disserta sobre as políticas de

manutenabilidade e confiabilidade que podem ser utilizadas no sistema de bombeamento de água para uma melhor eficiência energética.

O capítulo 3 tem como objetivo apresentar os tipos de partida disponíveis no LAMOTRIZ e realizar uma análise quanto à qualidade de energia elétrica. Assim, são mostradas as comparações obtidas de experimentos na redução do consumo de energia elétrica utilizando o inversor de frequência ao invés da válvula estrangulada.

No capítulo 4 é apresentada uma introdução de RNA e sua importância em controle. Descrevem-se os principais algoritmos de treinamento e suas peculiaridades. Explica-se como é feita a análise da melhor arquitetura para escolha da RNA a ser aplicada. Mostra-se a importância da aplicação da inteligência artificial em controle.

O capítulo 5 tem como objetivo fazer uma introdução a instrumentação, controle e automação de processos industriais. Apresentam-se os controladores mais utilizados na prática industrial e, por fim, apresentam-se as principais aplicações da inteligência artificial no controle e automação de processos industriais.

No capítulo 6 é apresentada a comprovação teórico-experimental, descrevendo assim a metodologia aplicada para a implementação do controle do tipo PI com o auxílio das RNA no sistema de bombeamento do LAMOTRIZ da UFPE. Foram realizados ensaios para obtenção de dados para traçarem-se as curvas de desempenho da bomba. Os dados experimentais foram confrontados com os dados simulados e validaram a técnica de controle de vazão com auxílio da RNA, resultando em ganhos significativos no consumo de energia elétrica.

No capítulo 7 são apresentadas às considerações finais do trabalho, analisando a importância da eficiência energética em sistemas industriais, bem como os méritos obtidos com o auxílio da inteligência artificial no controle de vazão em processos industriais e as sugestões de trabalhos futuros.

### **1.4 Publicação Relacionada com a Pesquisa**

- [1] AQUINO, R. R. B, LINS, Z. D., ROSAS, P. A. C., CORDEIRO, L. F. A., RIBEIRO, J. R. C., TAVARES, I. A., AMORIM, P. S., “Eficiência Energética em Métodos de Controle de Vazão”, INDUSCON, 2008.
- [2] AQUINO, R. R. B, LINS, Z. D., ROSAS, P. A. C., CORDEIRO, L. F. A., RIBEIRO, J. R. C., AMORIM, P. S., TAVARES, I. A., “Eficiência Energética no Controle e Automação de Processos Industriais Utilizando Redes Neurais Artificiais”, Revista Eletrônica de Potência, ISOBRAEP, 2008. (aceito em fase de revisão)

# CAPÍTULO 2

## 2 PROJETO DE OTIMIZAÇÃO DOS SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS

---

### 2.1 Introdução

Neste capítulo, apresenta-se o projeto de otimização de sistemas motrizes que deu origem ao Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE (LAMOTRIZ).

Descreve-se minuciosamente a bancada de bombas presente neste laboratório com todo o aparato disponível para o desenvolvimento da dissertação. Também é feita a descrição do sistema de bombeamento como um todo: o sistema de comunicação do LAMOTRIZ, as formas de comunicação do operador com a bancada e as principais características do supervisor.

Por fim, é feita uma introdução sobre as políticas de Manutenibilidade e uma análise qualitativa da confiabilidade que podem ser utilizadas no sistema de bombeamento de água para uma melhor eficiência energética. E, desta forma, fornecendo subsídios técnicos a todos que venham a operar a bancada de bombas.

### 2.2 Apresentação do Projeto de Otimização dos Sistemas Motrizes Industriais

O consumo de energia elétrica do setor industrial representa 47% do consumo total do país. E dentro do setor industrial, os sistemas motrizes representam cerca de 49% da energia elétrica consumida.

Os motores elétricos estão presentes acionando as mais variadas cargas mecânicas no processo industrial, tais como: ventiladores, bombas, compressores, esteiras, entre outras. Na indústria nacional a potência instalada em sistemas de ventilação, compressão e bombeamento alcançam aproximadamente 75% da potência total [8].

Diante dessa grande participação dos sistemas motrizes na indústria no consumo total de energia elétrica no Brasil, foi lançado o projeto de otimização dos sistemas

motrizes industriais pelo Procel, onde atualmente atingiu os onze principais estados, das cinco regiões geográficas, que são responsáveis por 70% (setenta por cento) do PIB industrial do país.

O laboratório implantado na UFPE chamado de LAMOTRIZ situado no Laboratório de Eficiência Energética e Qualidade de Energia (LEEQE) é composto de três sistemas motrizes completos, autônomos e automatizados, permitindo que sejam variadas as condições operativas de equipamentos como bombas centrífugas, compressores de ar, e ventiladores.

Este projeto é resultado das realizações e metas do Projeto de Otimização de Sistemas Motrizes Industriais desenvolvido pelo PROCEL INDÚSTRIA – Programa de Eficiência Energética Industrial, que busca reduzir um acentuado potencial de perdas e promover o uso eficiente da energia nestes sistemas [9].

### **2.2.1. Objetivos do Projeto**

Os principais objetivos do projeto são a minimização das perdas dos sistemas motrizes industriais já instalados na indústria brasileira e a aceleração da penetração no mercado de motores de indução trifásicos de alto rendimento.

Assim, além de apresentar um grande potencial de redução de consumo, este projeto tem como objetivo uma redução dos custos com os insumos energéticos o que refletiria diretamente na lucratividade das empresas.

### **2.2.2. Metas do Projeto**

O projeto tem como metas principais a identificação de diversas oportunidades de economia de energia em: acoplamento motor-carga; super dimensionamento de motores; utilização de acionamentos eletrônicos; entre outros; como também a diminuição dos níveis de perdas dos sistemas sem necessidade de grandes investimentos; e ainda a implementação deste projeto em 2000 estabelecimentos, resultando em uma economia de energia para o país de 2 TWh.

### **2.2.3. Suporte ao Projeto**

Capacitação Laboratorial: o programa através de convênios com universidades implanta laboratórios de sistemas motrizes para fins didáticos no tema eficiência energética em sistemas motrizes industriais.

### 2.3 Apresentação da Bancada de Bombas

A bancada de bombas de acionamento do sistema industrial presente no LAMOTRIZ tem como finalidade o estudo de eficiência energética. Para tanto é composta de um protótipo de sistema motriz industrial.

O sistema é operado e supervisionado através da estação de operação (chamado normalmente de OS), que serve de Interface Homem-Máquina (IHM) entre o operador e o sistema de controle (chamado normalmente de AS) da bancada.

A bancada é composta por um conjunto: painel de automação mais protótipo de carga. O Painel de Automação (PA) com grau de proteção IP 55 inclui diversos dispositivos eletrônicos com grau de proteção inferior a IP42.

O sistema possui as seguintes características:

- a) Interface entre o Controlador Lógico Programável (CLP) e os dispositivos de medição e controle da bancada via rede PROFIBUS-DP;
- b) Conexão entre a estação de operação (OS) da bancada e o sistema de controle (AS) via rede INDUSTRIAL-ETHERNET;
- c) Operação total via sistema OS, ou parcialmente operadas através de dispositivos de acionamento local dispostos na porta do painel;
- d) Através de diversos dispositivos de manobra, a carga da bancada pode ser conectadas aos três tipos de acionamento disponíveis (partida controlada com o inversor de frequência, partida suave com a *softstarter* e chave de partida direta);
- e) A bancada é dotada de dispositivo de proteção e segurança com intertravamento lógico via AS;
- f) Através do multimetro (MID) de variáveis elétricas, conectado à rede PROFIBUS da bancada, estão disponíveis as seguintes informações:
  - Tensões de linha;
  - Correntes de linha;
  - Potências: ativa, reativa e aparente;
  - Energia consumida e fornecida;
  - Ângulo de defasagem entre tensão e corrente;
  - Fator de potência ( $\cos(\phi)$ );

- Fator de potência por linha ( $\cos(\phi_1)$ ;  $\cos(\phi_2)$ ;  $\cos(\phi_3)$ );

### 2.3.1. Modo de Operação das Bancadas

#### OPERAÇÃO LOCAL

Este modo de operação destina-se basicamente às demonstrações, permitindo assim que a bancada seja parcialmente operada sem a estação de operação. Quando em modo local, a bancada é comandada por chaves e botões instalados na porta do painel de automação.

O pré-requisito fundamental para a operação local é que a chave “local/remoto”, existente na porta do painel de automação, esteja voltada para a opção Local.

De modo análogo ao que ocorre em plantas industriais, a operação local das bancadas é restrita. Isto significa que operações como *setpoints* de aberturas de válvulas e ajustes em malhas de controle não serão possíveis através deste modo de operação.

#### Os comandos disponíveis localmente são:

- 1 – Ligar motor.
- 2 – Desligar motor.
- 3 – Reconhecer falha.
- 4 – Ajustar a velocidade do inversor de frequência.

Para executar qualquer dos comandos listados acima, basta pressionar o botão correspondente à função desejada.

#### Sinalizações em modo local

Todos os botões de comando são sinalizados. Os *leds* de sinalização dos botões são utilizados para mostrar informações localmente. As informações disponíveis estão listadas abaixo.

- 1 – Motor ligado.
- 2 – Motor desligado.
- 3 – Falha presente.
- 4 – Parâmetros do inversor de frequência.

## OPERAÇÃO REMOTA

Este modo destina-se à operação, supervisão e aquisição de dados via estação de operação (computador). Uma vez em modo remoto, a bancada é exclusivamente operada via computador.

O pré-requisito fundamental para a operação remota é que a chave “local/remoto”, existente na porta do painel de automação, esteja voltada para opção Remoto.

Uma vez em modo remoto, a bancada é totalmente operada através da estação de operação.

### 2.3.2 Descrição da Bancada de Bombas

A bancada de bombas utilizada para o desenvolvimento deste trabalho pode ser visualizada conforme a Figura 2.1.

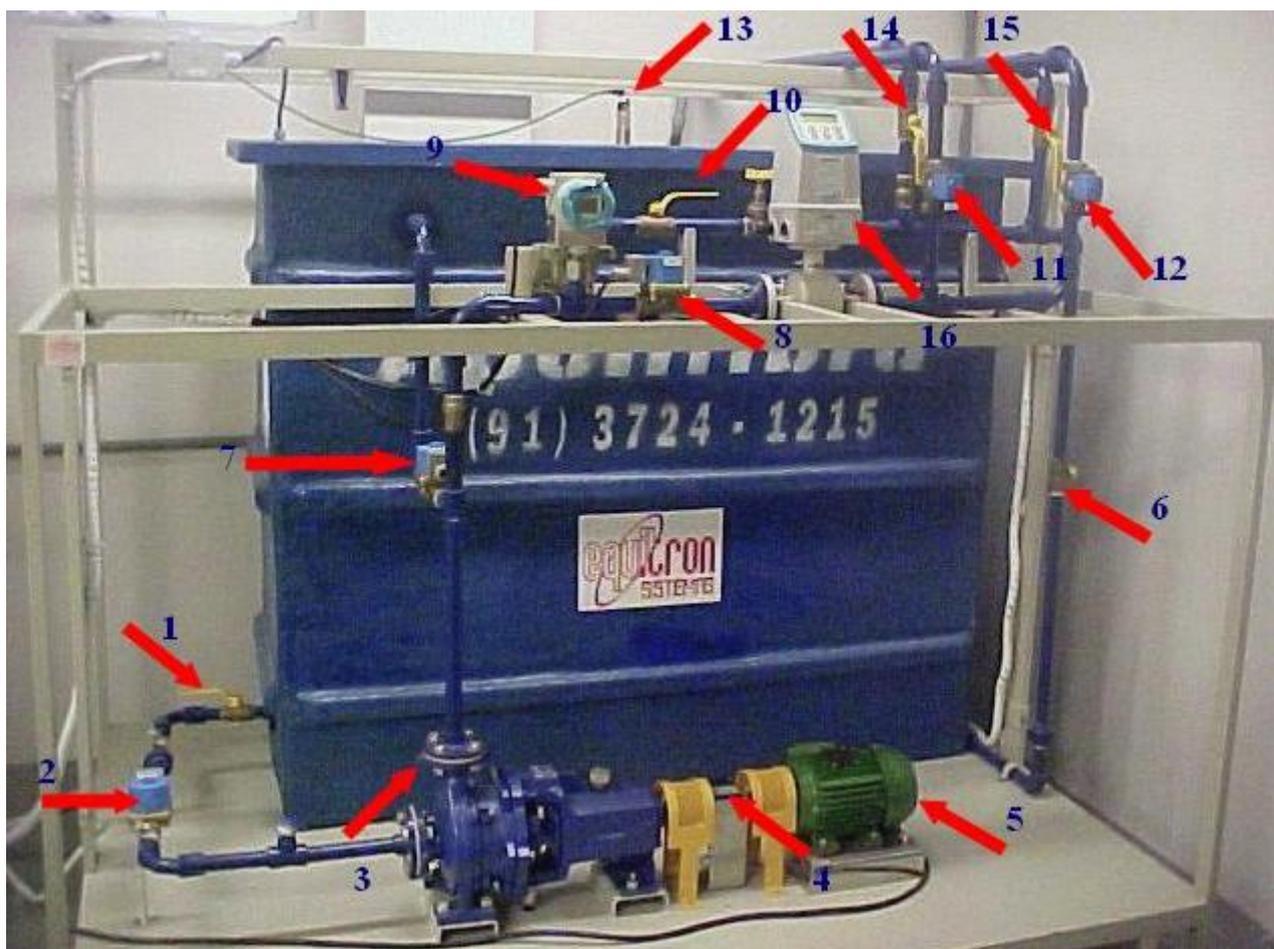


Figura 2.1 Foto do circuito hidráulico da bancada de bombas localizada no LAMOTRIZ utilizada para os experimentos deste trabalho.

A Figura 2.1 apresenta uma foto da parte hidráulica com o medidor de vazão, medidores de pressão, válvulas manuais e válvulas controladas assim como o conjunto motor-bomba e o sensor de torque e velocidade. Finalmente o reservatório de piso é apresentado ao fundo da figura.

Na Figura 2.1 são apresentados os principais equipamentos com a legenda a seguir:

1. Válvula mecânica manual na tomada da água;
2. Válvula de controle (0-100%) na tomada da água;
3. Bomba centrífuga (Apêndice B);
4. Acoplamento motor-bomba;
5. Motor de alto rendimento;
6. Válvula manual para a drenagem;
7. Válvula de controle (0-100%) para by-pass;
8. Válvula de controle (0-100%) para subida da água aos reservatórios superiores;
9. Transmissor de pressão;
10. Válvula manual para descida da água dos reservatórios superiores ao do piso;
11. Válvula solenóide (on/off) para subida da água ao reservatório a 3m do piso;
12. Válvula solenóide (on/off) para subida da água ao reservatório a 5m do piso;
13. Transmissor de nível do reservatório do piso;
14. Válvula manual para descida da água do reservatório a 3m do piso;
15. Válvula manual para descida da água do reservatório a 5m do piso;
16. Transmissor de Vazão.

### **2.3.3 Descrição da Bancada de Bombas no Supervisório**

A bancada é representada no computador através do programa WinCC<sup>®</sup> onde são modelados todos os componentes do sistema incluindo válvulas, tanques, bombas, sensores etc. Para a configuração estudada, a representação no programa WinCC<sup>®</sup> tem a tela principal conforme se verifica na Figura 2.2.

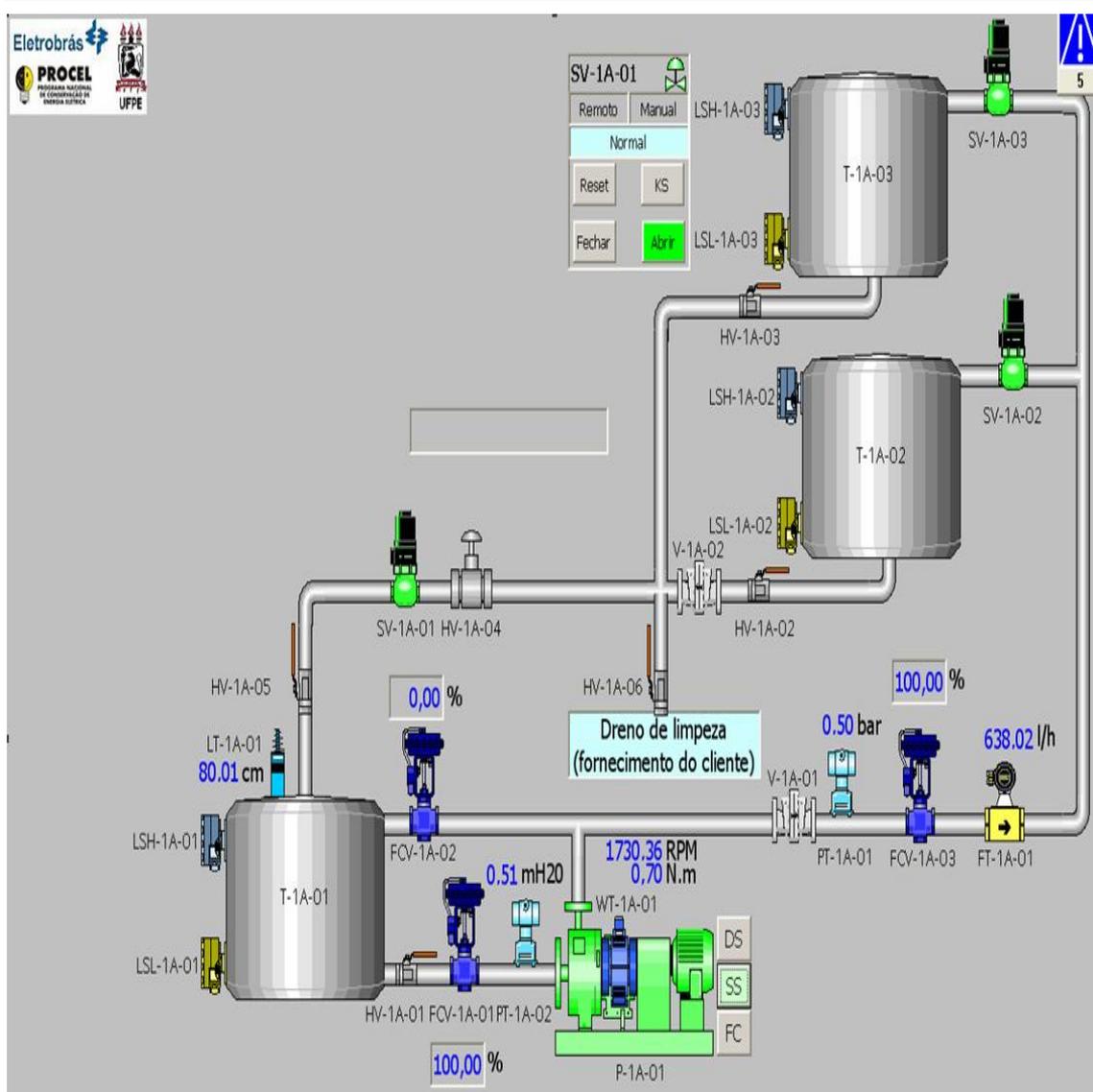


Figura 2.2 Tela de visualização da bancada de bombas do LAMOTRIZ em WinCC®.

Como se pode ver na Figura 2.2, além da bomba centrífuga (P-1A-01), existem três reservatórios de água; sendo o primeiro (T-1A-01) que fica na altura do solo e interno no laboratório com uma capacidade de aproximadamente 1000 litros; o segundo reservatório (T-1A-02) instalado na área externa do LAMOTRIZ e situado a uma altura de 3 metros do solo com uma capacidade de aproximadamente 500 litros; e o terceiro reservatório (T-1A-03) também instalado na área externa do galpão, porém a aproximadamente 5 metros do piso com uma capacidade de aproximadamente 500 litros.

A bancada é composta também de três válvulas com abertura de zero a cem por cento (0-100%) controladas remotamente. Sendo a primeira (FCV-1A-01) localizada na tomada de água da bomba próxima ao reservatório do solo; a segunda (FCV-1A-02) que é usada para simular operação de “by-pass” fazendo com que a água retorne ao mesmo

reservatório do qual está sendo succionada; e a terceira válvula (FCV-1A-03) localizada na tubulação de passagem para os dois reservatórios superiores e utilizada para simular estrangulamento de saída em sistemas de bombeamento.

Na bancada, existem também três válvulas do tipo *on-off* que também podem ser comandadas remotamente. A primeira (SV-1A-01) que conjuntamente com uma válvula mecânica manual (HV-1A-04) é responsável pelo controle (aberto/fechado) da água de descida dos dois reservatórios superiores para o reservatório do piso. É importante ressaltar que além dessas duas válvulas citadas, existe uma válvula mecânica manual de descida independente para cada reservatório superior. Sendo a válvula mecânica (HV-1A-03) para o reservatório situado a cinco metros do piso, e a válvula mecânica (HV-1A-02) para o reservatório situado a três metros. Além das válvulas mecânicas citadas acima, existe a válvula manual responsável pela drenagem do reservatório do piso (HV-1A-06).

A bancada possui ainda 2 válvulas do tipo *on/off* comandadas remotamente e que são responsáveis pelo controle de subida da água aos reservatórios, sendo a válvula (SV-1A-02) responsável pela subida ao reservatório situado a três metros do piso e a válvula (SV-1A-03) responsável pela subida ao reservatório situado a cinco metros do piso.

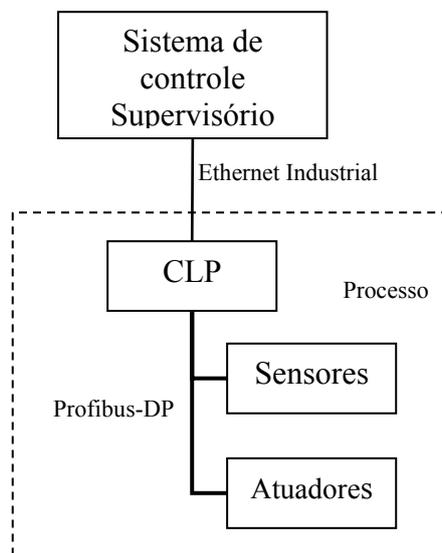
Além de tudo isso, a bancada ainda nos fornece a medição de vazão através do transdutor de vazão (FT-1A-01), a medição de pressão através do transdutor de pressão (PT-1A-01), a medição de pressão próxima ao reservatório do piso através do transdutor de pressão (PT-1A-02), a medição do torque e da rotação da bomba através do transdutor de torque e rotação na bomba (WT-1A-01) e também a medição de nível de água do reservatório do piso através do medidor de coluna d'água (LT-1A-01).

É importante frisar ainda que a bancada possui os transmissores de níveis alto e baixo para cada um dos reservatórios externos; sendo (LSL-1A-02) que indica nível baixo no reservatório a três metros do piso e o (LSH-1A-02) que indica nível alto do mesmo. Para o reservatório a cinco metros do piso tem-se o (LSL-1A-03) que indica nível baixo e o (LSH-1A-03) para o nível alto.

A bancada nos possibilita três tipos de partida. A partida direta (DS), a partida suave (SS) com a *Soft-Starter* e a partida controlada (FC) com o inversor de frequência.

## 2.4 Sistema de Comunicação Presente na Bancada

É importante nesse momento apresentar o sistema de supervisão e controle presente no laboratório. Na Figura 2.3 é apresentado um diagrama das hierarquias e dos sistemas de controle e comunicação presentes no LAMOTRIZ.



**Figura 2.3 Hierarquia de sistemas de controle e de comunicação.**

Na Figura 2.3 é visualizada a hierarquia de comunicação entre os diferentes componentes do sistema de bombeamento utilizado para o desenvolvimento deste trabalho. O supervisório permite o ajuste de condições ao longo da operação, e comanda o CLP que está em um nível hierárquico inferior. O CLP é responsável pelo controle direto do sistema, interagindo com sensores e atuadores presentes. Desta forma, a coleta de dados é realizada através do supervisório. Estes dados são armazenados no computador em arquivos CSV (*Comma Separated Value*) para posterior avaliação e ajustes do processo.

O supervisório implantado no sistema de bombeamento é o WinCC<sup>®</sup>. Este *software* oferece a possibilidade de implementar *scripts* utilizando o Visual Basic<sup>®</sup>. Assim, é possível construir desde simples algoritmos, como os de escalonamento de alguma variável, até algoritmos sofisticados, como a implementação de uma RNA.

## 2.5 A Manutenibilidade Industrial

A atual conjuntura econômica mundial determina um novo parâmetro de comportamento às organizações industriais. Neste cenário, a função manutenibilidade

representa um papel de fundamental importância para o desenvolvimento positivo do meio de produção industrial. Particularmente, em plantas industriais onde grande parte dos equipamentos instalados pode estar em fase avançada de sua vida útil. Nestes casos, os ganhos de produtividade advindos do desenvolvimento tecnológico, quando aplicado na função de manutenção podem de certa forma compensar o transcurso da vida útil dos ativos industriais e seu conseqüente aumento da taxa de falhas.

Com isso, as empresas são levadas a definir suas estratégias competitivas como forma de orientar suas ações e aplicações de recursos onde um elemento comumente selecionado é o aumento da disponibilidade do sistema visando sempre a melhoria da produtividade do sistema.

Este trabalho faz parte de um conjunto de recomendações para procedimentos que visam uma melhor utilização dos Sistemas de Bombeamento. É importante ainda frisar que a bancada de bombas montada no LAMOTRIZ é uma bancada com apenas um ano, sendo assim, não permite uma análise quantitativa dos índices de manutenção e da confiabilidade. Porém, a confiabilidade do sistema é analisada de forma qualitativa.

Como o foco deste tópico é a manutenção industrial, pretende-se fazer uma rápida demonstração de seu perfil, apresentado-a, dentro de uma contextualização histórica demonstrando sua evolução e principais desafios enfrentados ao longo do tempo e os principais conceitos para, então, serem aplicados a bancada de sistema de bombeamento montada no LAMOTRIZ.

### **2.5.1 A Evolução da Manutenção Industrial**

Com o objetivo de propor um posicionamento histórico visando proporcionar um melhor entendimento ou até mesmo um nivelamento dos conceitos e/ou conhecimentos básicos sobre a manutenção industrial é que se julgou conveniente a apresentação de um breve histórico de como se deu a evolução da manutenção ao longo dos últimos anos.

Esta evolução histórica está baseada em quatro marcos evolutivos – aqui estão sendo ressaltados apenas os marcos considerados como sendo os mais expressivos-destacados por meio de fases bastante distintas entre si que trouxeram em seu momento um catalisador que alavancou de certa forma a evolução do conceito de manutenção industrial e de sua forma de atuação. Diante desta premissa temos:

**1.ª Fase** Posiciona-se até o ano de 1914, onde a manutenibilidade, ainda chamada de manutenção industrial tinha uma importância tida como secundária dentro do processo produtivo, sendo que as próprias indústrias não mantinham equipes próprias de manutenção e trabalhavam extraindo o máximo de produção possível de seus equipamentos até que estes apresentassem falhas e viessem a quebrar. Era o que hoje se costuma chamar de manutenção corretiva.

A partir da Primeira Guerra Mundial, as fábricas de um modo geral, visando manter uma produção mínima, passaram a criar um órgão subordinado a produção cujo objetivo básico era fazer a **manutenção corretiva** de seus equipamentos, ou seja, quando estes equipamentos parassem de produzir, a manutenção seria acionada para que fizessem o conserto, retornando-os ao processo produtivo, o que para a época era suficiente uma vez que a demanda de serviços até então era pequena, devido ao superdimensionamento e a robustez dos equipamentos instalados, o que lhe garantia uma longa vida útil de produção.

**2.ª Fase** A situação apresentada na primeira fase – a era do quebra conserta – manteve-se até a década de 30, quando em função da Segunda Guerra Mundial e da necessidade de aumento do volume produzido e rapidez de produção visando o abastecimento de uma demanda crescente, fez com que a alta administração industrial das empresas, criassem um departamento de manutenção industrial, que neste momento já nascia autônomo, para que se preocupasse não só em corrigir falhas, mas também evitá-las.

Nesta fase iniciam-se as discussões que permanecem até os dias de hoje, ou seja, o que a manutenção deve fazer para que os equipamentos possam ficar mais tempo disponíveis para a produção?

**3.ª Fase** De 1940 a 1966, o desenvolvimento da aviação comercial acarretou a expansão dos critérios da hoje chamada manutenção preventiva uma vez que não era admissível executar reparos corretivos na maioria dos equipamentos de uma aeronave em funcionamento e com isso o conceito hoje conhecido como manutenibilidade. Esta fase é considerada como a mais importante dentre todas, já que possibilitou um grande salto de qualidade para a manutenibilidade, pois definitivamente o setor passava de um mero reparador de equipamentos, para um status mais elevado, o de analisador de causas de falhas, buscando antecipar-se aos problemas e/ou as falhas, tornando-se

definitivamente um importante colaborador para as questões produtivas responsabilizando-se também pela eficácia da produção.

**4.ª Fase** A partir de 1966, até a época atual, com a expansão das indústrias e a difusão dos computadores, a manutenibilidade passa a estar inserida em processos mais sofisticados, tais como de controle e análise, utilizando em seu dia-a-dia, não somente uma “caixa de ferramentas”, mas também fórmulas matemáticas mais complexas visando antecipar-se às falhas, determinando os melhores e mais econômicos períodos para execução de determinada manutenção preventiva, que na maioria dos casos deixava de ser apenas baseada no tempo.

Estes critérios são também conhecidos como controles preditivos, que visam prever ou monitorar a condição dos equipamentos trazendo sua manutenção para uma situação controlada e conseqüentemente mais econômicos para a empresa, com menos impacto ao processo produtivo e principalmente com maior segurança para os envolvidos e para o meio ambiente.

A Figura 2.4, apresentada a seguir, visa resumir a discussão em questão, onde demonstra que a manutenibilidade industrial vem cada vez mais posicionando-se para ser um possível fator de diferenciação entre as empresas modernas e competitivas.

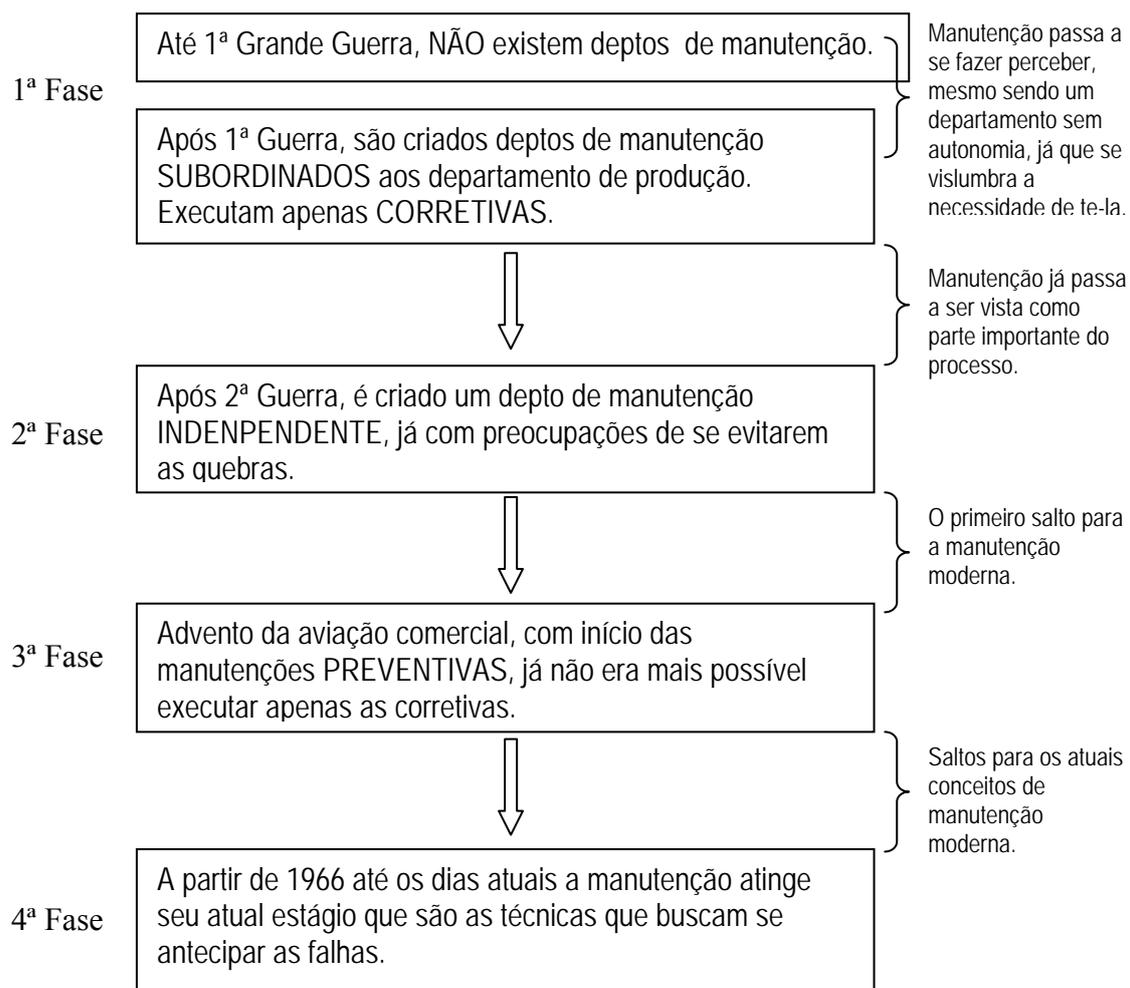


Figura 2.4 Evolução histórica da Manutenibilidade.

### 2.5.2 Aplicação dos Índices da Manutenibilidade na Bancada de Bombas.

Por ser a bancada de bombas montadas no LAMOTRIZ relativamente nova (1 ano) não é possível a aplicação dos índices acima citados, devido a falta de um histórico dos itens nela presentes.

Porém, é importante refletir sobre um ponto importante em um sistema industrial.

Eis o ponto: “não há confiabilidade sem qualidade inicial” [14]. Numa economia moderna, a noção de manutenibilidade está diretamente atrelada ao projeto inicial. Pois, como se sabe, no projeto inicial a manutenção tem custo zero. Com isso, deve-se substituir a noção de “preço de compra” pela noção de “preço de serviço prestado” após certo tempo determinado; reduzindo assim falhas e custos desnecessários em um futuro próximo.

A Figura 2.5 é bastante conhecida na literatura de manutenibilidade industrial.

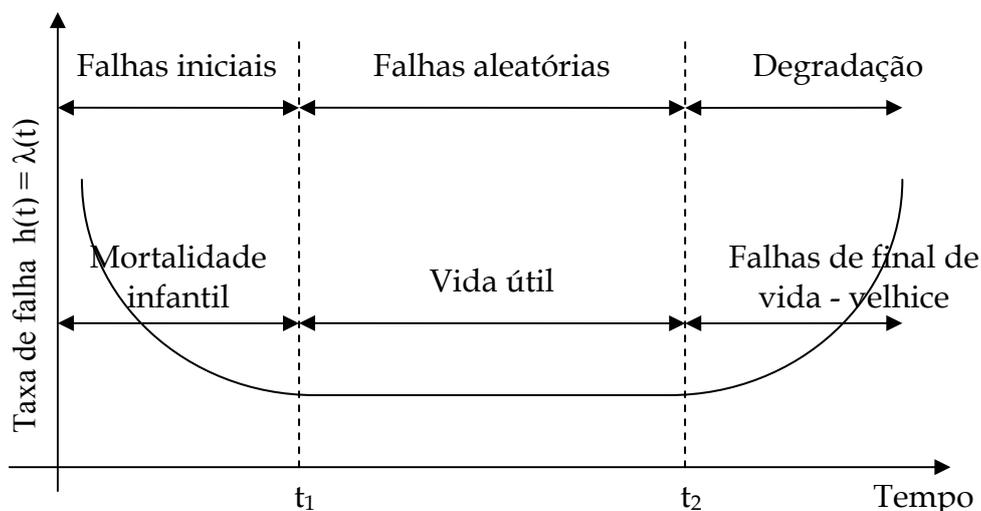


Figura 2.5 Curva da Taxa de falha (curva da banheira).

Em uma análise superficial da Figura 2.5 constata-se que um ponto chave para um bom gerenciamento da manutenibilidade industrial é um bom projeto inicial. Pois, nele evitam-se grandes questões que podem vir a existir durante a vida do equipamento. Daí também a importância da manutenibilidade dentro de uma planta industrial, evitando-se assim grandes prejuízos durante toda a vida do equipamento na planta.

## 2.6 Aplicação da Confiabilidade na Bancada de Bombas

De acordo com a norma [15] o conceito de confiabilidade é o seguinte:

Confiabilidade – Capacidade de um item de desempenhar a função requerida sob condições especificadas, durante um intervalo de tempo.

De posse do conceito e equações de confiabilidade presentes em [16].

O “circuito de confiabilidade” da Bancada de Bombas poderia ser representado como o apresentado a seguir:

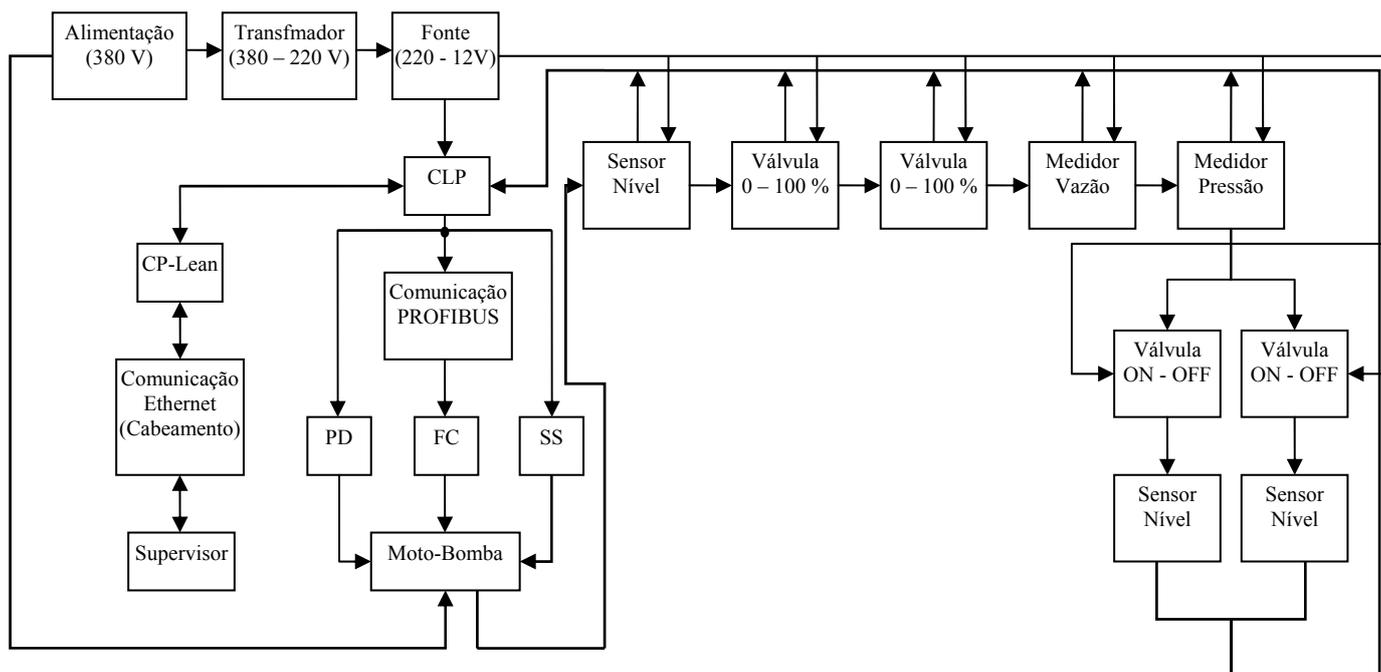


Figura 2.6 Diagrama do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ da UFPE.

Em particular, na bancada de bombas montada no LAMOTRIZ torna-se difícil a determinação dos índices de confiabilidade devido ao fato de a bancada de bombas ser relativamente nova. Entretanto, foi realizada a análise qualitativa da confiabilidade da bancada. Logo, o objetivo é analisar a confiabilidade da bancada de bombas de forma qualitativa, ou seja, fazer com que as pessoas que vierem a trabalhar no sistema de bombeamento do laboratório tenha algo documentado, para que possam desempenhar suas atividades de forma segura e confiável.

Desta forma, para facilitar a análise, o diagrama de funcionamento da bancada de bombas poderia ser simplificado conforme Figura 2.7.

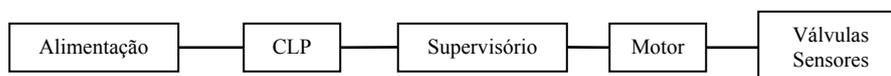
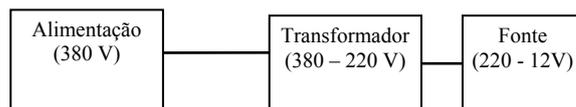


Figura 2.7 Diagrama simplificado de funcionamento do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.

Sendo assim, cada bloco da Figura 2.7, será analisado detalhadamente, no que diz respeito, a sua confiabilidade.

O primeiro bloco de funcionamento do sistema de bombeamento, que é o de alimentação, é composto dos seguintes itens, conforme Figura 2.8.

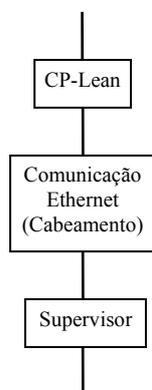


**Figura 2.8** Circuito de confiabilidade da alimentação do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.

Como pode ser visto na Figura 2.8, a alimentação do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ está representada por três blocos; sendo o primeiro a alimentação de 380V fornecida pela concessionária e distribuída através da subestação do Centro de Tecnologia e Geociências (CTG) ao Laboratório de Eficiência Energética e Qualidade de Energia (LEEQE) onde está presente o LAMOTRIZ; o segundo bloco da alimentação é o transformador de 380/220V presente no painel da bancada que em conjunto com o terceiro bloco que é denominado de fonte (220/12V), é responsável pela alimentação dos equipamentos com funcionamento em 12V.

O segundo bloco de funcionamento do sistema de bombeamento é representado pelo Controlador Lógico Programável (CLP). O CLP é muito importante para o funcionamento do sistema, pois ele é responsável pela comunicação entre o operador e vários dispositivos presentes na bancada, além de permitir a implementação de algoritmos para o controle inteligente da bancada. Sem o funcionamento do CLP torna-se inviável o funcionamento da bancada de bombas.

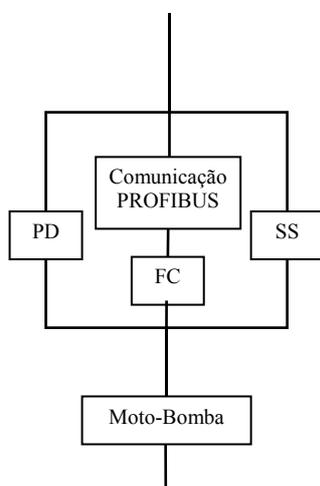
Um outro bloco de suma importância para o funcionamento da bancada de bombas é o sistema supervisor, pois ele é o responsável pela Interface Homem Máquina (HMI). Assim, seu diagrama de funcionamento está representado na Figura 2.9.



**Figura 2.9** Circuito de confiabilidade do sistema supervisor do LAMOTRIZ.

Como pode ser visto na Figura 2.9, a confiabilidade do sistema supervisório depende de três itens importantes. O primeiro que é a CP-Lean, o segundo a comunicação Ethernet (cabeamento) e o terceiro bloco que é o próprio supervisório. No caso do LAMOTRIZ este supervisório é o WinCC<sup>®</sup>, responsável pela interface entre o operador e a bancada; sendo assim, ele permite ao usuário abrir ou fechar uma válvula, monitorar grandezas, implementar algoritmos, entre outros.

O quarto bloco para o funcionamento do sistema de bombas do LAMOTRIZ é o do conjunto motor-bomba, cujo circuito de confiabilidade está representado na Figura 2.10.

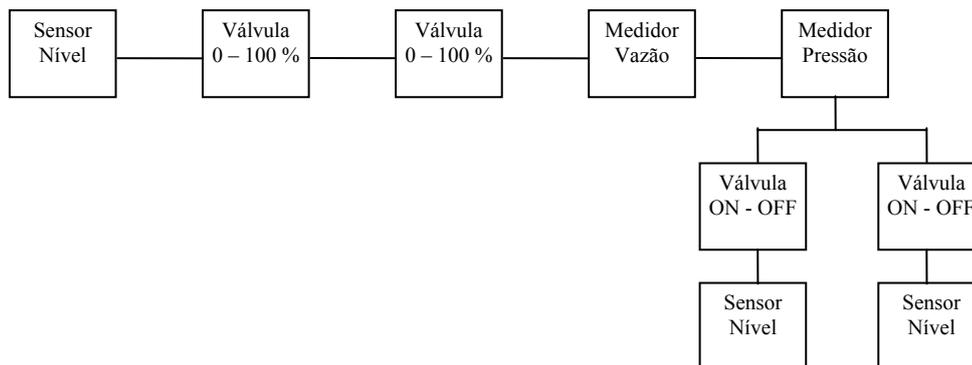


**Figura 2.10** Circuito de confiabilidade do conjunto motor-bomba do LAMOTRIZ.

Como se pode ver na Figura 2.10, existem três tipos de partidas disponíveis para o funcionamento do conjunto motor-bomba; sendo a partida direta, a partida suave com a *softstarter* e a partida controlada através do inversor de frequência que, no que diz respeito a confiabilidade está atrelado com o cabo de comunicação do tipo PROFIBUS; ou seja, há uma redundância em relação a partida do motor no sistema de bombeamento. Por fim, tem-se a bomba e o seu acoplamento com o motor, para que o conjunto motor-bomba possa desempenhar as funções para o qual foi projetado.

Por fim, tem-se o bloco das válvulas e sensores para o perfeito funcionamento do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.

A Figura 2.11 ilustra o circuito de confiabilidade do bloco das válvulas e sensores.



**Figura 2.11** Circuito de confiabilidade das válvulas e sensores do LAMOTRIZ.

O primeiro bloco é o sensor de nível, pois em caso de falha deste item (indicando reservatório vazio) o sistema não permitirá o funcionamento do conjunto motor-bomba. A seguir, têm-se as duas válvulas de controle (0-100%), sendo uma na admissão e outra no recalque da bomba; caso ocorra uma falha e elas estejam completamente fechadas, o conjunto motor-bomba não funcionará. Adicionalmente, em relação aos medidores de pressão e vazão, pode-se dizer que o mau funcionamento desses equipamentos pode comprometer o funcionamento da bancada, visto que o controle da vazão depende da indicação destes instrumentos. Por fim, existe uma redundância em relação aos reservatórios para o qual a água está sendo recalçada, sendo um a três metros do piso e outro a cinco metros do piso. Cada um deles é composto por uma válvula solenóide que estando fechada ou em falha não permite o funcionamento do conjunto motor-bomba.

## 2.7 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo, foi apresentado o sistema de bombeamento do Laboratório de Sistemas Motrizes da UFPE (LAMOTRIZ) desenvolvido pelo PROCEL INDÚSTRIA – Programa de Eficiência Energética Industrial que busca promover o uso eficiente da energia nestes sistemas. Desta forma, o sistema de bombeamento utilizado para o desenvolvimento deste trabalho foi descrito e analisado minuciosamente e, tal conhecimento será de grande valia nos capítulos seguintes.

Outro tópico descrito foi a aplicação das políticas de manutenibilidade e a análise qualitativa da confiabilidade em sistemas industriais, pois, tudo isso é de suma importância para a qualidade e eficiência energética desses sistemas.

# CAPÍTULO 3

## 3 ANÁLISE DA EFICIÊNCIA ENERGÉTICA

---

### 3.1 Introdução

Sabe-se que a qualidade de energia e a redução do consumo de energia são os maiores desafios de grandes empresas no mundo atual. Assim sendo, este capítulo tem como objetivo apresentar os tipos de partida disponíveis no LAMOTRIZ e realizar uma análise quanto à qualidade de energia elétrica. Além disso, são realizadas comparações obtidas de experimentos buscando a redução do consumo de energia elétrica, utilizando-se, para isso, o controle de vazão com o inversor de frequência ao invés do método tradicional das indústrias que é o controle da vazão através do estrangulamento da válvula.

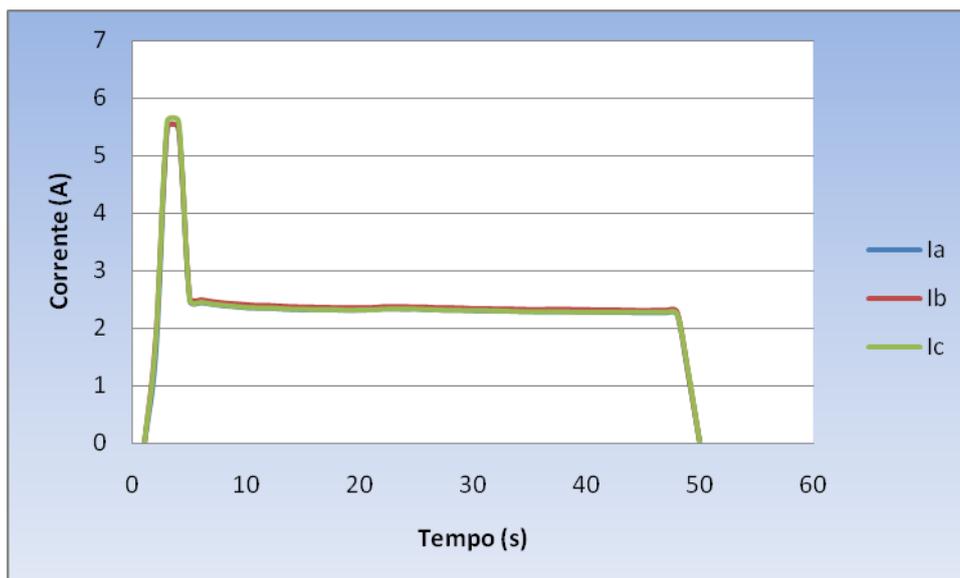
### 3.2 Análise dos Diferentes Tipos de Partida na Bancada de Bombas

Iniciou-se o ensaio das bancadas com os três tipos de partidas possíveis, ou seja, a partida direta (PD), a partida suave com a *softstarter* (SS) e a partida controlada com o conversor de frequência (FC).

#### 3.2.1 Partida Direta

A seguir é analisado o comportamento da corrente, tensão, potências ativas e reativas e fator de potência na partida direta na bancada de bombas do LAMOTRIZ.

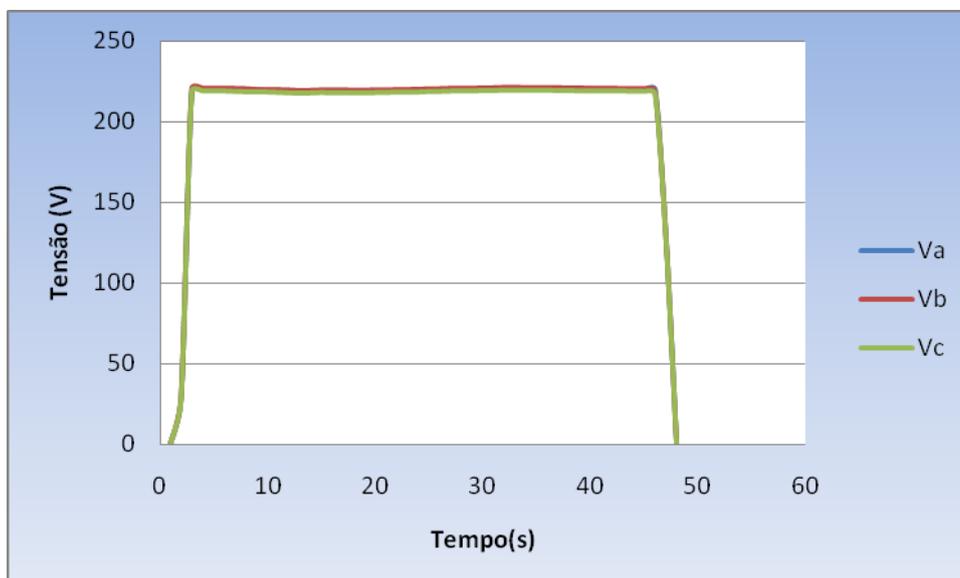
A Figura 3.1 apresenta a corrente registrada durante a partida direta na bancada de bombeamento.



**Figura 3.1** Gráfico da corrente na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como nos mostra a Figura 3.1, as correntes da partida direta nas três fases estão equilibradas e apresentam um pico de corrente de 5,6 A. A curva apresentada tem um desempenho conforme esperado para uma partida direta.

A Figura 3.2 apresenta a tensão registrada durante a partida direta na bancada de bombeamento.

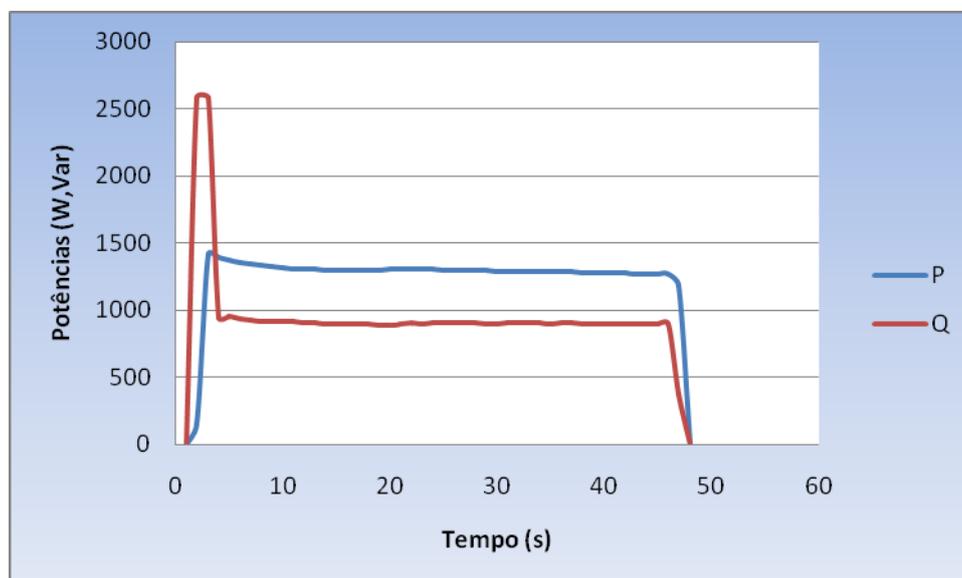


**Figura 3.2** Gráfico da tensão registrada na partida direta da bancada da bomba com a válvula 100% aberta alimentando o reservatório superior (5m).

Nota-se na Figura 3.2 que as tensões nas três fases estão equilibradas. Outro fator importante é que essa é a tensão de suprimento do motor quando de sua partida. O

valor nominal do sistema é 220V, sendo alcançada durante o experimento uma tensão de 222V representando uma pequena elevação de tensão inferior a 1%.

A Figura 3.3 apresenta as potências ativa e reativa registradas durante a partida direta na bancada de bombeamento.



**Figura 3.3** Gráfico das potências ativas e reativas na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como é observado na Figura 3.3, tem-se um pico de potência reativa (2580Var) bem superior ao pico de potência ativa (1450W) na partida. Porém, após a partida a potência ativa é bem superior a reativa (900Var versus 1350W).

Todas as observações citadas estão dentro do esperado devido a característica do sistema.

A Figura 3.4 apresenta o fator de potência registrado durante a partida direta na bancada de bombeamento.

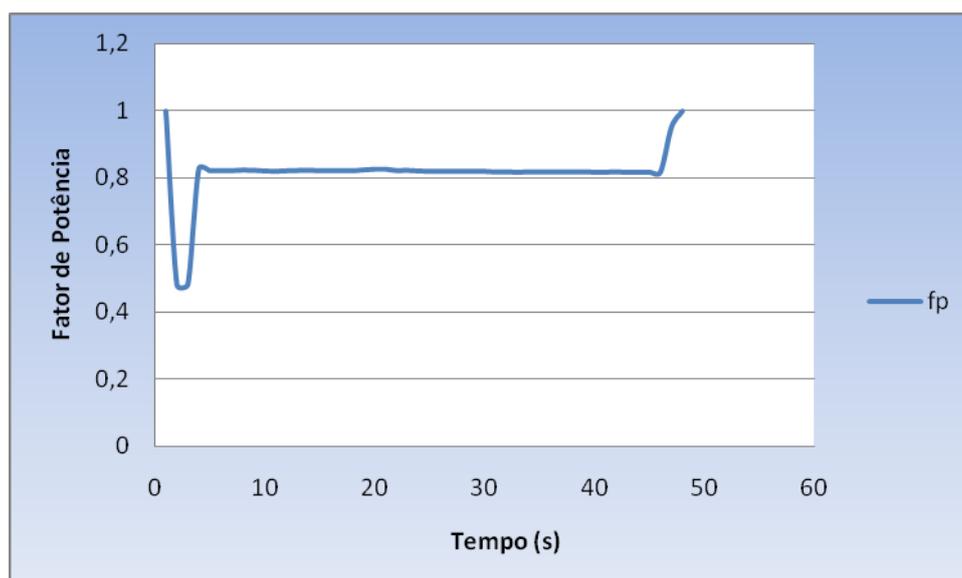


Figura 3.4 Gráfico do fator de potência na partida direta do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

O fator de potência mostrado na Figura 3.4 embora na partida tenha assumido 0,48, posteriormente assume um valor aceitável de 0,83, visto que, o que é exigido pela concessionária local é 0,92.

Em sistemas industriais utiliza-se correção de fator de potência para solucionar o problema.

É importante frisar que o motor utilizado na bancada é um motor de alto rendimento.

### 3.2.2 Partida com a *SoftStarter*

A seguir é analisado o comportamento da corrente, tensão, potências ativa e reativa e fator de potência na partida com a *softstarter* na bancada de bombas do LAMOTRIZ.

A Figura 3.5 apresenta a corrente registrada durante a partida com a *softstarter* na bancada de bombeamento.

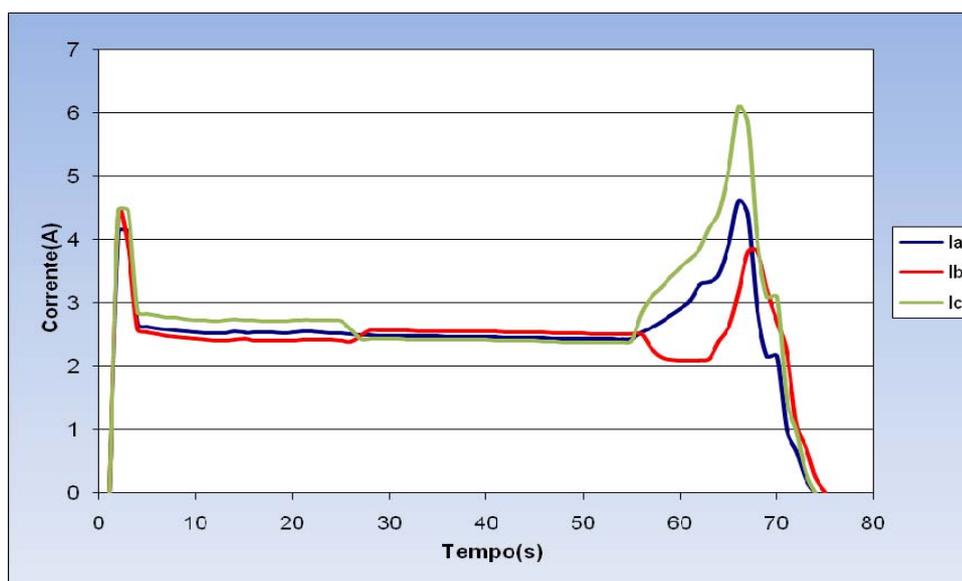


Figura 3.5 Gráfico da corrente na partida com a *softstarter* do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Na Figura 3.5 pode-se observar uma curva de corrente da partida com a *softstarter* com um pico de 4,7 A na fase C, ou seja, próximo do pico de corrente com a partida direta mostrada na Figura 3.1.

Uma *softstarter* mal regulada pode trazer resultados inesperados, chegando até a apresentar picos de corrente na partida bem acima dos da partida direta. É o que mostra a Figura 3.6.

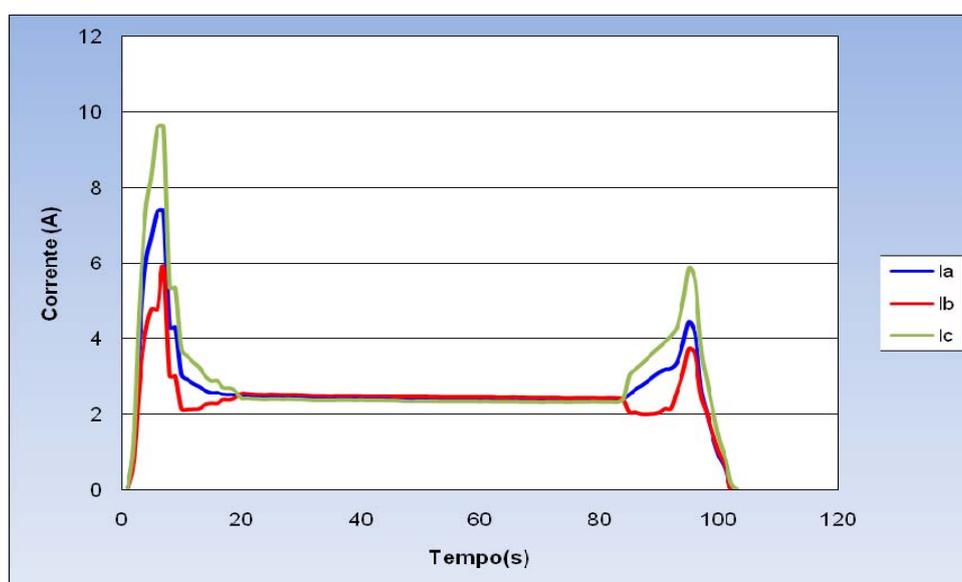


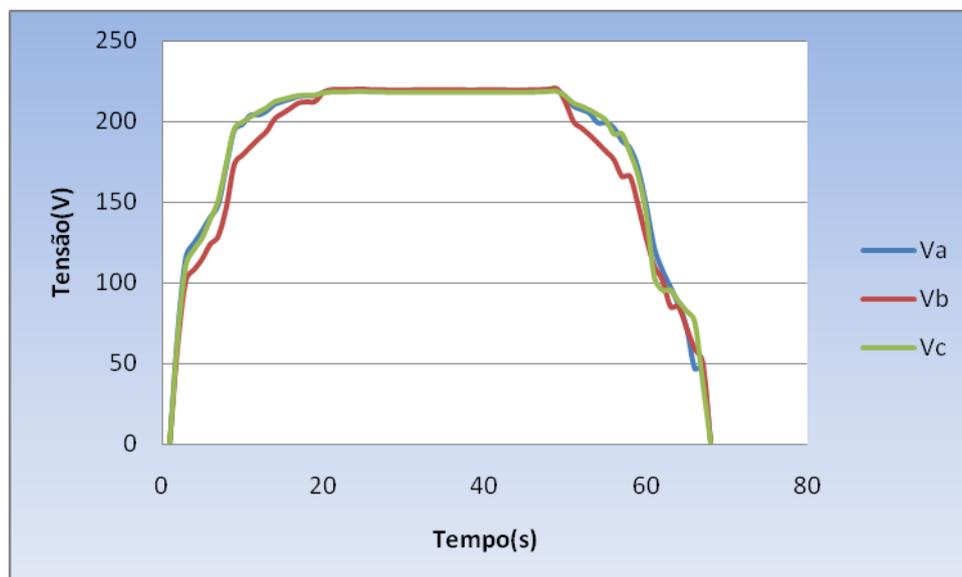
Figura 3.6 Gráfico da corrente na partida com uma *softstarter* não ajustada do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como se pode ver, a corrente atingiu um pico de 9,7A na fase “C” (quase o dobro da mostrada na partida direta).

Portanto, ao utilizar uma *softstarter* em um sistema industrial, é necessário ter cuidado com alguns ajustes, para não ocorrer resultados surpreendentes como o mostrado na Figura 3.6, principalmente em sistemas de bombas, onde, um tempo mal dimensionado pode vir a causar golpe de aríete, sobrecorrente, etc.

Ao falar em ajustes da *softstarter*, refere-se, entre outros, aos ajustes no potenciômetro presente na parte externa da *softstarter* onde podemos variar o tempo da rampa de subida (0 a 20 segundos), a tensão de mínima até a máxima (30 a 100%) e o tempo de rampa de descida (0 a 20 segundos).

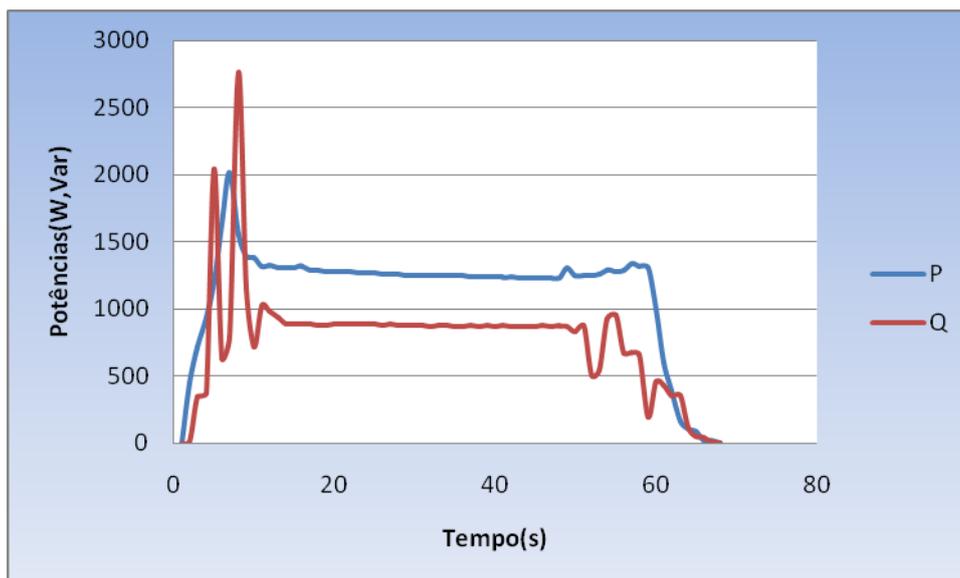
A Figura 3.7 apresenta a tensão registrada durante a partida com a *softstarter* na bancada de bombeamento.



**Figura 3.7** Gráfico da tensão na partida com a *softstarter* do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como mostra a Figura 3.7 a *softstarter* presente nesta bancada tem um comportamento bem diferente do que se está acostumado a ver em livros, pois, a tensão na fase “C” apresenta um formato diferente das demais. Isso acontece porque a *softstarter* presente no LAMOTRIZ só possui controle em duas fases. Ou seja, no nosso caso, nas fases “A” e “B”. Daí também a explicação da corrente na fase “C” possuir picos tão elevados.

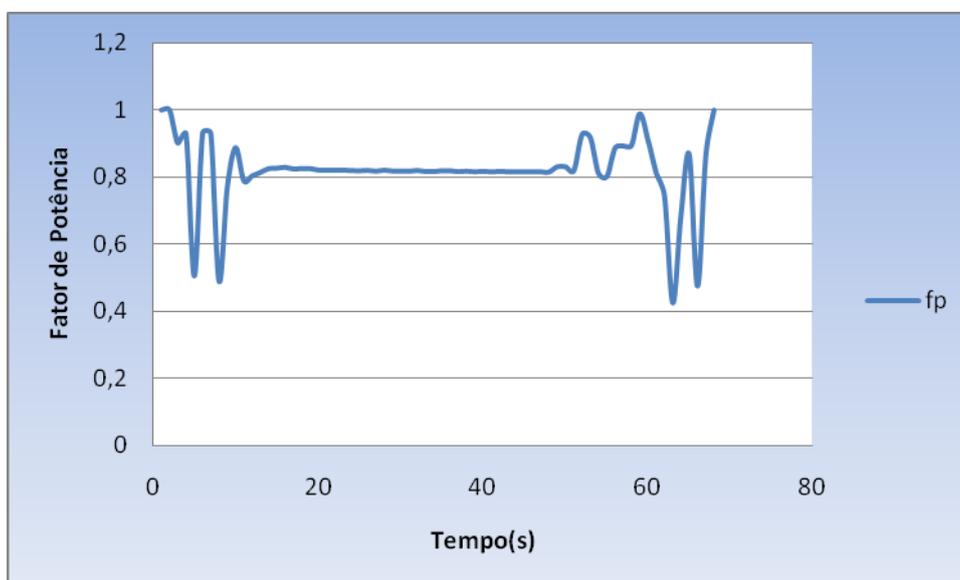
A Figura 3.8 apresenta as potências ativa e reativa registradas durante a partida com a *softstarter* na bancada de bombeamento.



**Figura 3.8** Gráfico das potências ativa e reativa na partida suave com a *softstarter* do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como é observado na Figura 3.8, tem-se um pico de potência reativa (2760Var) bem superior ao pico de potência ativa (2010W) na partida. Após a partida permanece uma diferença considerável entre as duas potências (890Var versus 1270W).

A Figura 3.9 apresenta o fator de potência registrado durante a partida com a *softstarter* na bancada de bombeamento.



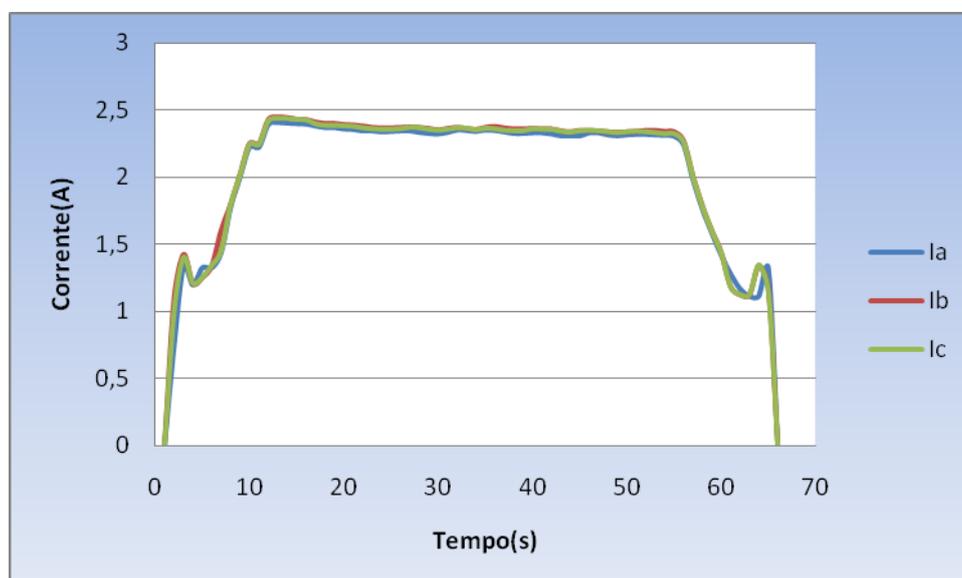
**Figura 3.9** Gráfico do fator de potência na partida com a *softstarter* do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

O fator de potência mostrado na Figura 3.9 está em um valor aceitável de 0,82 semelhante ao da partida direta.

### 3.2.3 Partida Controlada com o Inversor de Freqüência

A seguir é analisado o comportamento da corrente, tensão, potências ativa e reativa e fator de potência na partida controlada com o inversor de freqüência na bancada de bombas do LAMOTRIZ. Vale ressaltar que o inversor de freqüência possibilita o controle do motor CA variando a freqüência, mas também realiza a variação da tensão de saída para que seja respeitada a Característica V/F ( Tensão / Freqüência) do motor, para não produzir aquecimento excessivo quando o motor opera em baixas rotações.

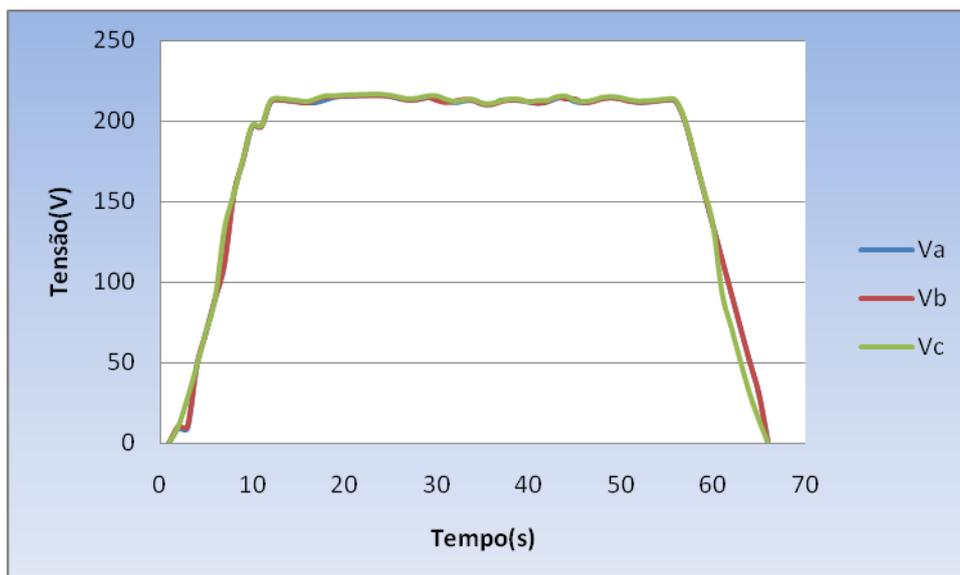
A Figura 3.10 apresenta a corrente registrada durante a partida controlada com o inversor de freqüência na bancada de bombeamento.



**Figura 3.10** Gráfico da corrente na partida controlada com o inversor de freqüência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como é mostrado na Figura 3.10, as correntes da partida controlada com o inversor de freqüência nas três fases estão equilibradas e com um pico de corrente de 2,34A, ou seja, aproximadamente a corrente nominal e menos da metade da apresentada na partida direta, conforme Figura 3.1.

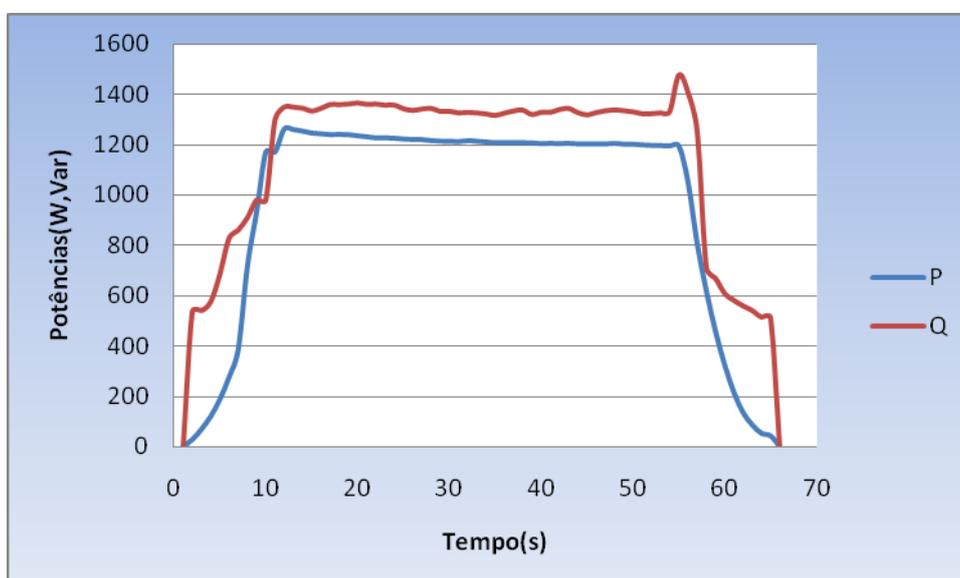
A Figura 3.11 apresenta a tensão registrada durante a partida controlada com o inversor de freqüência na bancada de bombeamento.



**Figura 3.11** Gráfico da tensão na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como podemos ver na Figura 3.11, as tensões nas três fases estão equilibradas e apresentam valores em torno de 217 V.

A Figura 3.12 apresenta as potências ativa e reativa registradas durante a partida controlada com o inversor de frequência na bancada de bombeamento.

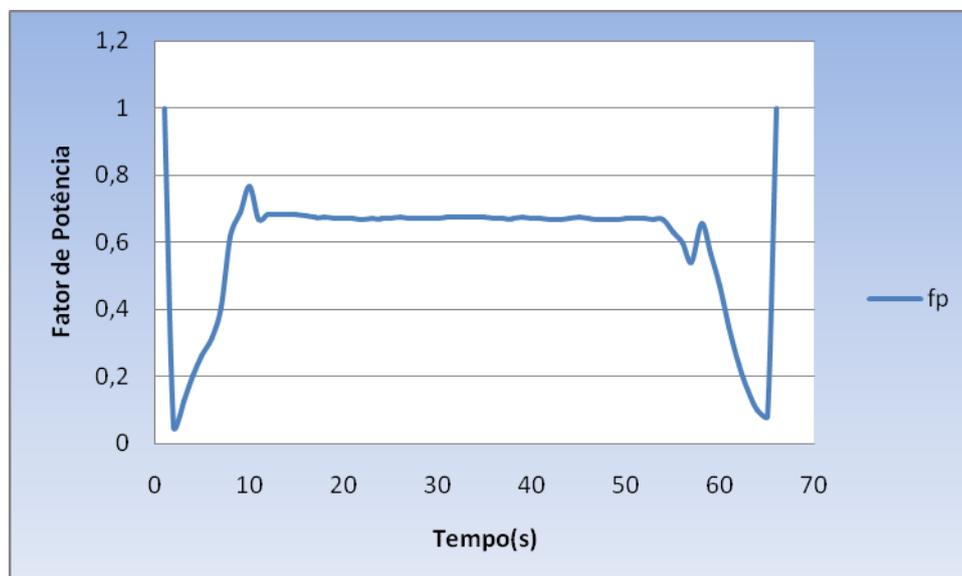


**Figura 3.12** Gráfico das potências ativa e reativa na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

Como se pode ver na Figura 3.12, tem-se um pico de potência reativa (1470Var) bem superior ao pico de potência ativa (1260W) na partida. Após a partida permanece uma diferença considerável entre as duas potências (1320Var versus 1200W), mas,

mesmo assim, inferior as potências registradas na partida direta e na partida com a *softstarter*, conforme Figura 3.5.

A Figura 3.13 apresenta o fator de potência registrado durante a partida controlada com o inversor de frequência na bancada de bombeamento.



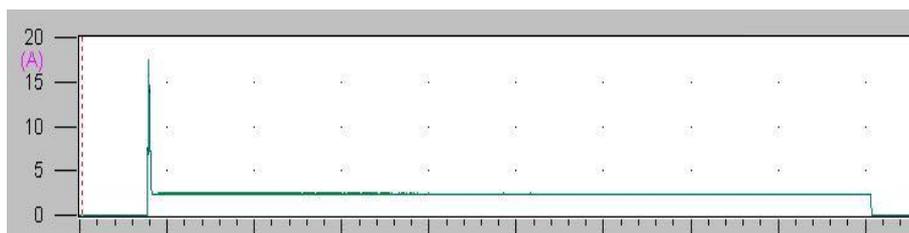
**Figura 3.13** Gráfico do fator de potência na partida controlada com o inversor de frequência do conjunto motor-bomba com as válvulas 100% abertas para o reservatório superior (5m).

O fator de potência mostrado na Figura 3.13 está em um valor baixo de 0,67, bem inferior ao da partida direta e da *softstarter*.

Analisando os resultados mostrados anteriormente, especialmente o gráfico das correntes (Figuras 3.1, 3.5 e 3.10), gerou-se uma desconfiança da precisão do instrumento MID no transitório das partidas, visto que, a partida direta apresentou picos de partida bem próximo a partidas suave. Sendo assim, realizaram-se medições com o analisador de energia MARH-21 com o objetivo de confrontar os dados/gráficos registrados no mesmo com os apresentados pelo MID.

A seguir, tem-se o registro RMS da corrente durante os três diferentes tipos de partida e representados no computador através do programa *Anawin*.

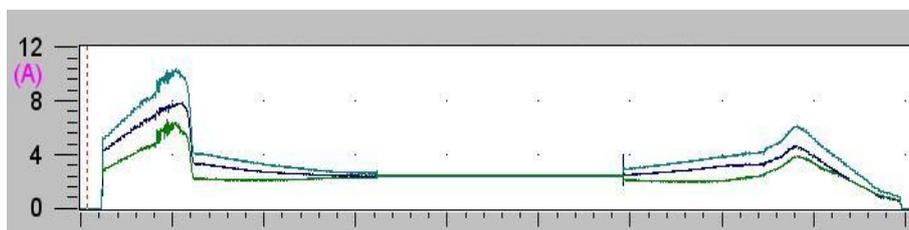
Na Figura 3.14 é apresentado o registro da corrente na partida direta para o reservatório de 5m do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.



**Figura 3.14** Registro da corrente na partida direta na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21.

Como se pode ver na Figura 3.14, a partida direta na bancada de bombas apresentou um pico de corrente da ordem de 17,6 A, ou seja, 7,5 vezes a corrente nominal do motor, como era de se esperar para este tipo de partida.

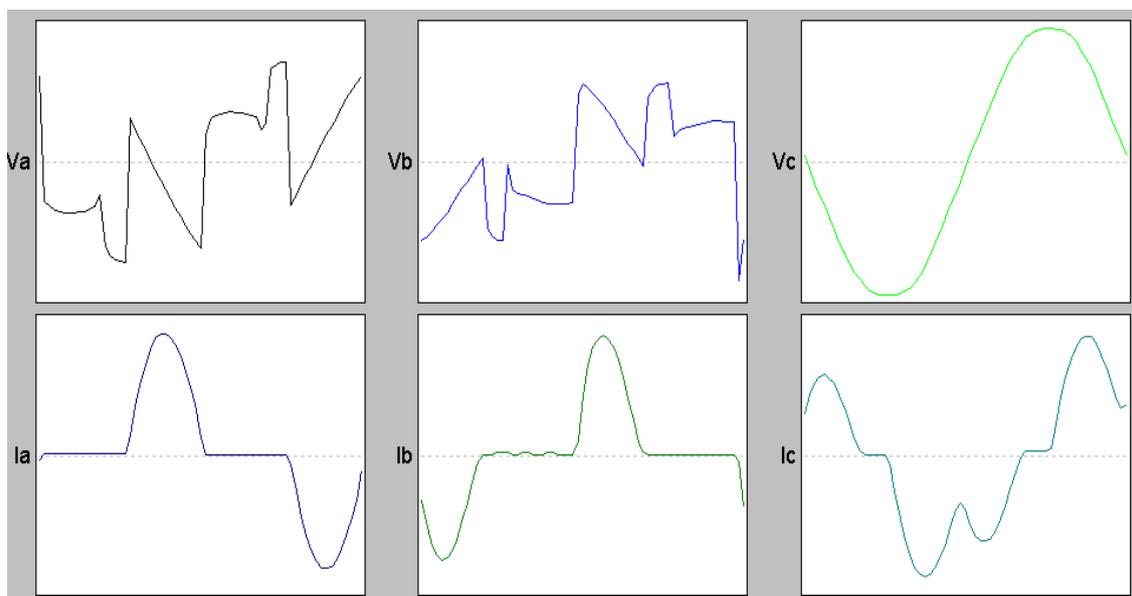
Na Figura 3.15 é apresentado o registro da corrente na partida com a *softstarter* para reservatório de 5m do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.



**Figura 3.15** Registro da corrente na partida com a *softstarter* na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21.

Conforme Figura 3.15, a partida com a *softstarter* apresenta um estranho comportamento na fase C com um pico de corrente de aproximadamente 10,3A nesta fase, isto representa 4,3 vezes a corrente nominal do motor. Desta forma, foram feitas outros ensaios com o analisador de energia para descobrir o estranho comportamento da fase C.

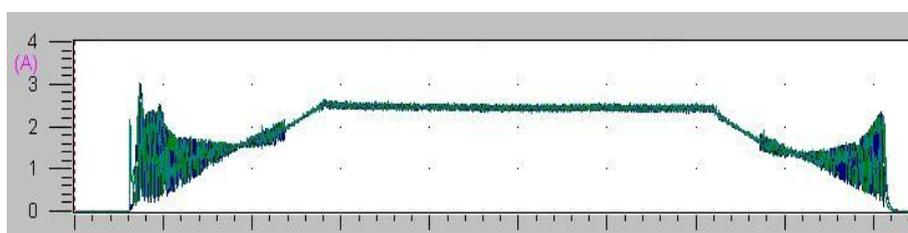
Na Figura 3.16 tem-se as formas de ondas de tensão e corrente registradas pelo MARH-21 na partida com a *softstarter*.



**Figura 3.16** Formas de onda registradas durante a partida com a *softstarter* da bancada de bombas do LAMOTRIZ, momento inicial de ligação dos tiristores na fase A e B.

Com o auxílio da Figura 3.16 pode-se perceber claramente que a *softstarter* não possui controle algum na fase “C”. Daí o fato também da corrente na fase “C” apresentar um comportamento tão diferente das outras fases e um pico tão elevado. Pode-se ainda ver claramente a rampa de tensão e o controle através de tiristores na *softstarter* nas fases “A” e “B”.

Na Figura 3.17 é apresentado o registro da corrente na partida controlada utilizando o inversor de frequência para o reservatório de 5m do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.



**Figura 3.17** Registro da corrente na partida controlada com o inversor de frequência na bancada de bombas utilizando Analisador de Energia MARH-21.

Como se pode ver na Figura 3.17, a partida controlada com o inversor de frequência na bancada de bombas apresentou um pico de corrente da ordem de 2,65 A, ou seja, aproximadamente a corrente nominal do motor, como era de se esperar para este tipo de partida.

### **3.3 Comparação entre Inversor de Frequência e Estrangulamento de Válvula no controle de vazão**

No meio industrial é prática comum a utilização de métodos mecânicos de controle de vazão de fluido baseados em estrangulamento do fluido em sistemas hidráulicos. Esta prática, apesar da fácil operacionalidade, resulta em significativo aumento das perdas mecânicas proporcionadas pelo estrangulamento que podem também resultar em um maior desgaste dos equipamentos envolvidos.

Em sistemas de bombeamento existem diversas formas de se aumentar a eficiência energética, conforme apresentado em [17,18]. De maneira resumida, pode-se citar: a seleção do conjunto motor-bomba mais apropriado ao sistema; a associação de bombas seja em paralelo ou em série; e, o ponto comparado neste trabalho, que é a redução da demanda através da utilização de inversores de frequência na alimentação de conjuntos de motor-bomba.

Desta forma, apresenta-se a aplicação de técnicas de aumento da eficiência energética através da aplicação de inversores de frequência para o controle da vazão de fluidos, já sendo apontado há algum tempo como uma boa solução na eficiência energética em sistemas industriais [19,20]. Então, são realizadas comparações de demanda de motores elétricos acionando bombas de água no intuito de controlar a vazão de fluidos seja utilizando o método convencional de estrangulamento de válvulas, ou com o uso de técnicas de controle com inversores de frequência onde o motor elétrico tem sua frequência ajustada para atender a uma vazão específica.

O sistema de bombeamento possui diferentes opções de controle de vazão, e foram utilizadas duas opções:

- Controle através de uma válvula de estrangulamento na saída da bomba;
- Controle através de um inversor de frequência na alimentação elétrica do conjunto motor-bomba.

Com as diferentes opções de controle disponíveis, foram realizados experimentos em regime permanente para caracterizar cada sistema em alguns parâmetros. O principal parâmetro avaliado é a demanda elétrica dos sistemas em cada opção de controle de vazão para diferentes opções de carga (vazão exigida pelo sistema). Então, foram avaliadas as operações em regime permanente dos sistemas para acompanhar uma demanda de um sistema de bombeamento criado no próprio

laboratório para avaliar o atendimento dessas demandas em função do tempo e da precisão dos instrumentos.

### **3.3.1 Metodologia**

Para a realização dos experimentos, foi desenvolvida uma metodologia que envolve desde as opções de controle de vazão à definição dos pontos operacionais. O primeiro passo para o desenvolvimento das medidas experimentais foi determinar as opções de controle disponíveis e as caracterizar de maneira apropriada.

Para o sistema de bombeamento, existe a opção convencional de controle da vazão através do uso de válvulas controláveis que permitem um controle de 0 a 100% de sua abertura. A precisão dessas válvulas permite um controle de posição de 0,1% no seu controle. Essa válvula opera na posição de 0 a 100% relacionada com 0 a 100% de vazão, caracterizando assim a válvula de estrangulamento.

Na bancada de bombas os experimentos foram realizados estrangulando-se o fluxo, via válvula a 30%, 50% e 70%. Posteriormente, novas medições foram realizadas com o inversor de frequência com o objetivo de manter a vazão nos mesmos valores obtidos anteriormente. Desta forma, o experimento se torna válido e assim, podem ser feitas comparações de potência consumida e pressão a que o sistema fica submetido.

Nos ensaios realizados na bancada de bombas, utilizou-se a bomba do fabricante KSB, modelo MEGANORM 25-150, com uma vazão e pressão nominais de 250 m<sup>3</sup>/h e 30 mca, respectivamente. O motor utilizado nas montagens motor-bomba é do fabricante WEG, do tipo de alto rendimento, com as seguintes características nominais: 1,1 kW/1,5 CV, 220/380 V, 4/2, 32 A, rendimento 83%, fator de potência 0,87 e velocidade 3400 rpm.

### **3.3.2 Resultados**

#### *Válvula Estrangulada em 30%*

Iniciaram-se as comparações fazendo os experimentos para a válvula 30% estrangulada.

Observa-se na Figura 3.18 a comparação entre as vazões com a válvula estrangulada e com o uso do inversor de frequência.

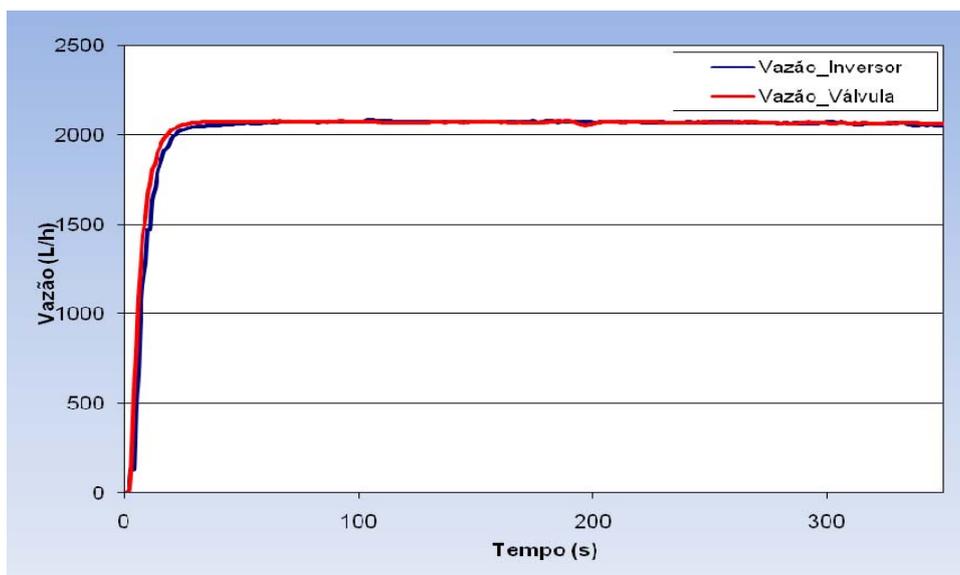


Figura 3.18 Vazão com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.

Na Figura 3.18, tem-se a confirmação que as vazões se mantiveram em valores bem próximos nas situações de utilização de inversor de frequência e de válvula estrangulada. Desta forma, o experimento é validado.

De acordo com a Figura 3.19, na condição de regime permanente, observa-se uma potência consumida de aproximadamente 1220 W com a utilização do estrangulamento da válvula a 30% e uma potência consumida de cerca de 1150 W com a utilização do inversor de frequência. Isto representa uma redução no consumo de energia elétrica da ordem de 6% quando se utiliza o inversor ao invés do estrangulamento da válvula.

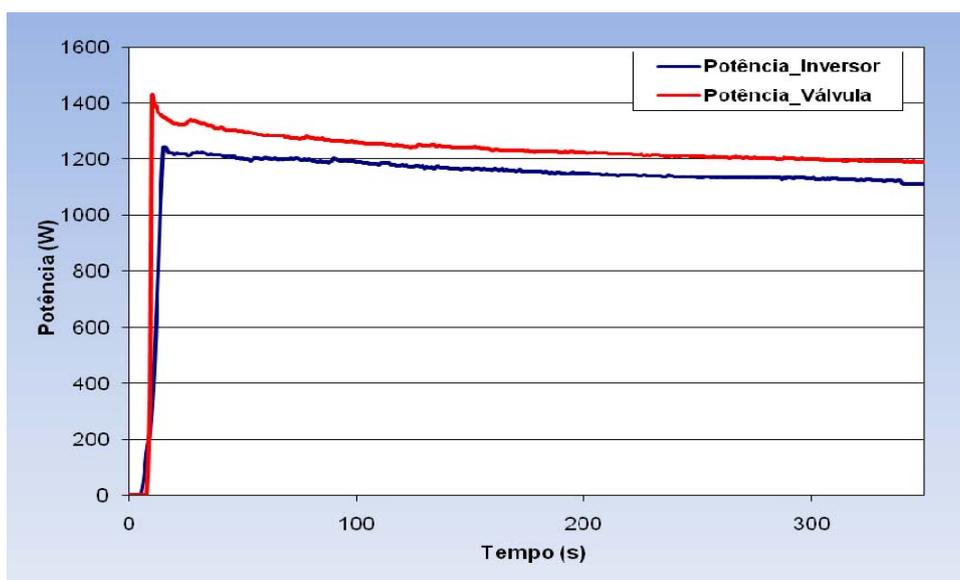
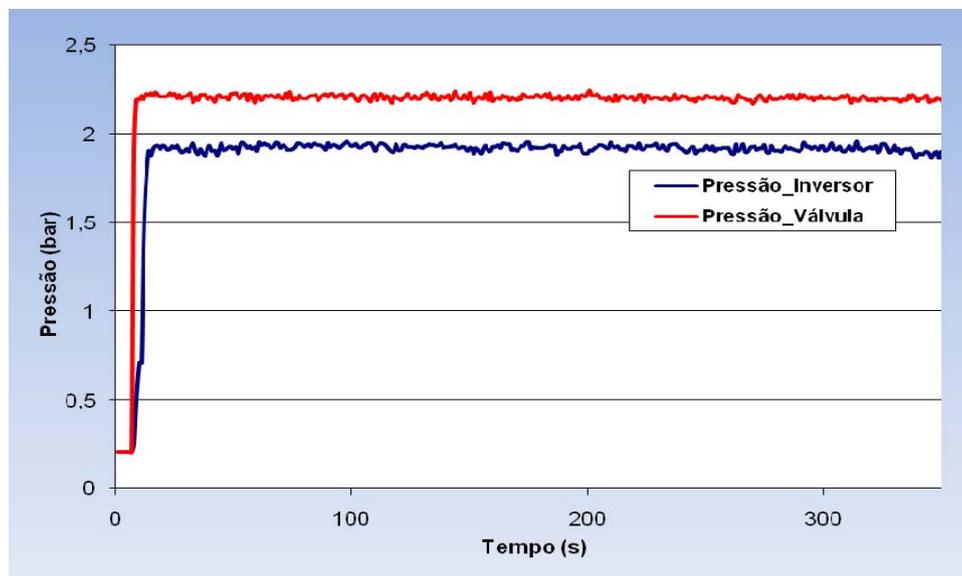


Figura 3.19 Potência ativa com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.

É importante frisar que, procurou-se calcular a economia de energia no regime permanente, entre 100s e 350s, desprezando os transitórios de partida.

Na Figura 3.20 é feita uma comparação entre as pressões utilizando o inversor ao invés de válvula estrangulada para o controle da vazão.

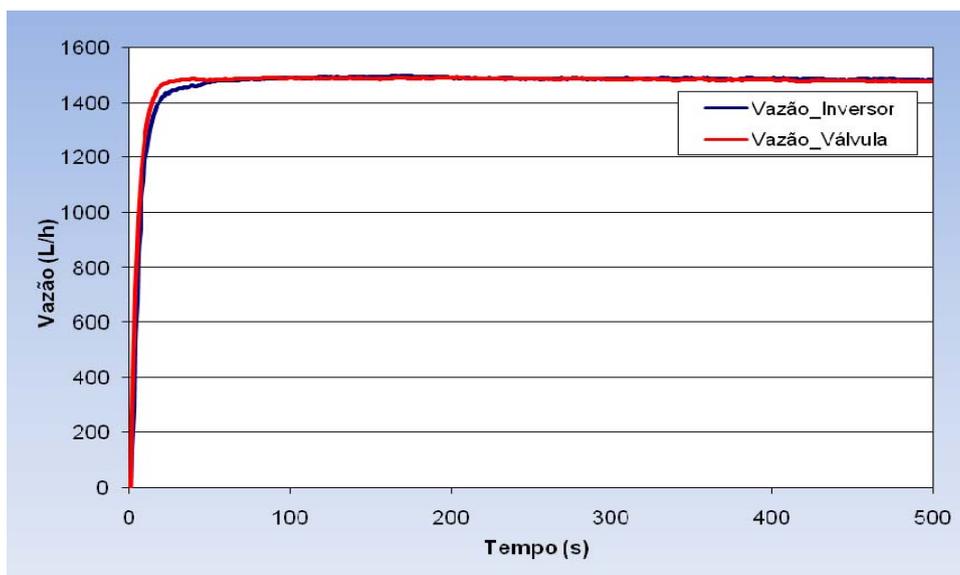


**Figura 3.20** Pressão com a válvula 30% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.

Conclui-se, a partir da Figura 3.20, que na condição de regime permanente, a pressão com a válvula estrangulada é aproximadamente 1,2 vezes maior que com o uso do inversor de frequência no controle da vazão. Esta pressão mais elevada submete as tubulações e os equipamentos do sistema a um maior desgaste.

### *Válvula Estrangulada em 50%*

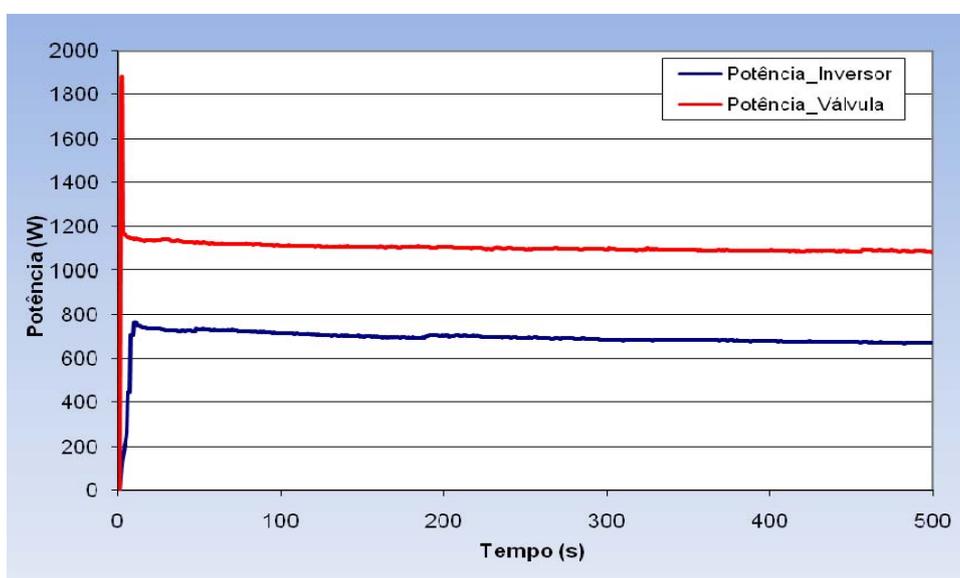
Seguindo a metodologia, foram realizadas as comparações fazendo os experimentos para a válvula 50% estrangulada.



**Figura 3.21 Vazão obtida com a válvula 50% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.**

Observa-se na Figura 3.21, que tanto na utilização de inversor de frequência quanto de válvula 50% fechada, os valores de vazão se mantiveram bem próximos, tornando assim, o experimento válido.

Na Figura 3.22, os gráficos da potência ativa no tempo com a válvula 50% estrangulada e utilizando o inversor de frequência para o controle da vazão são apresentados.



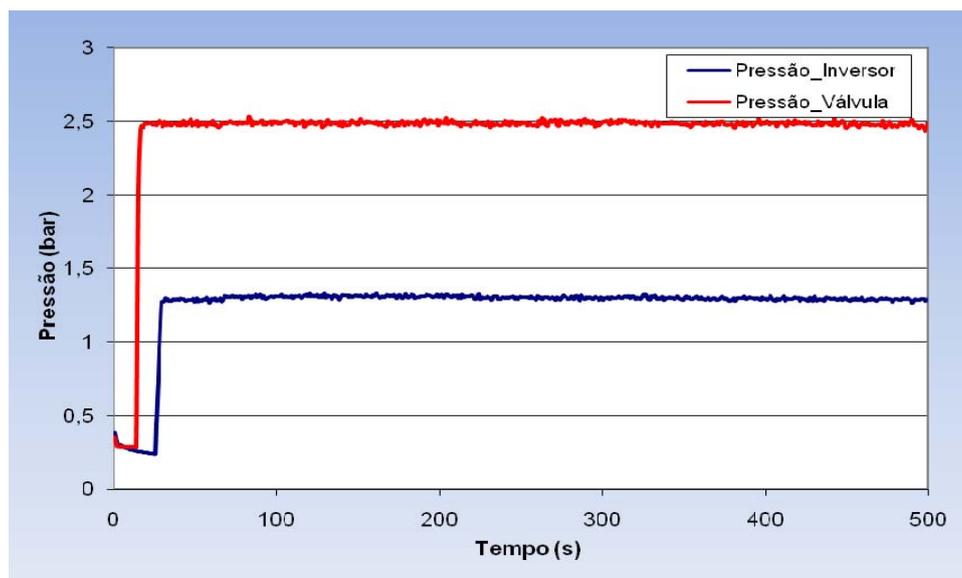
**Figura 3.22 Potência ativa com a válvula 50% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.**

Conforme a Figura 3.22, são estimadas a potência consumida de aproximadamente 1100 W com a utilização do estrangulamento da válvula a 50% e a potência consumida de 670 W com a utilização do inversor de frequência. Isto

representa uma redução no consumo de energia elétrica da ordem de 39% quando se utiliza o inversor ao invés do estrangulamento da válvula.

Semelhantemente à análise anterior, utilizou-se a parte em regime permanente do gráfico, de 150s a 500s, desprezando o transitório da partida.

A Figura 3.23 é mostrada, com o intuito de comparar os níveis de pressão a que o sistema é submetido quando se utiliza tanto válvula estrangulada como inversor de frequência.

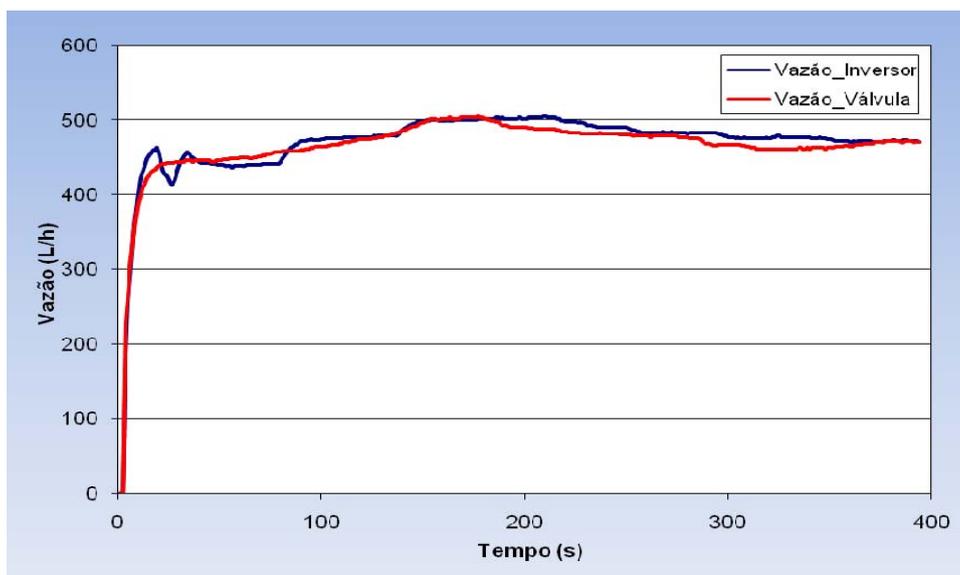


**Figura 3.23** Pressão com a válvula 50% estrangulada utilizando o inversor de frequência.

Como se observa na Figura 3.23, a pressão com a válvula estrangulada chega a ser 1,8 vezes maior que com o uso do inversor de frequência no controle da vazão.

### *Válvula Estrangulada em 70%*

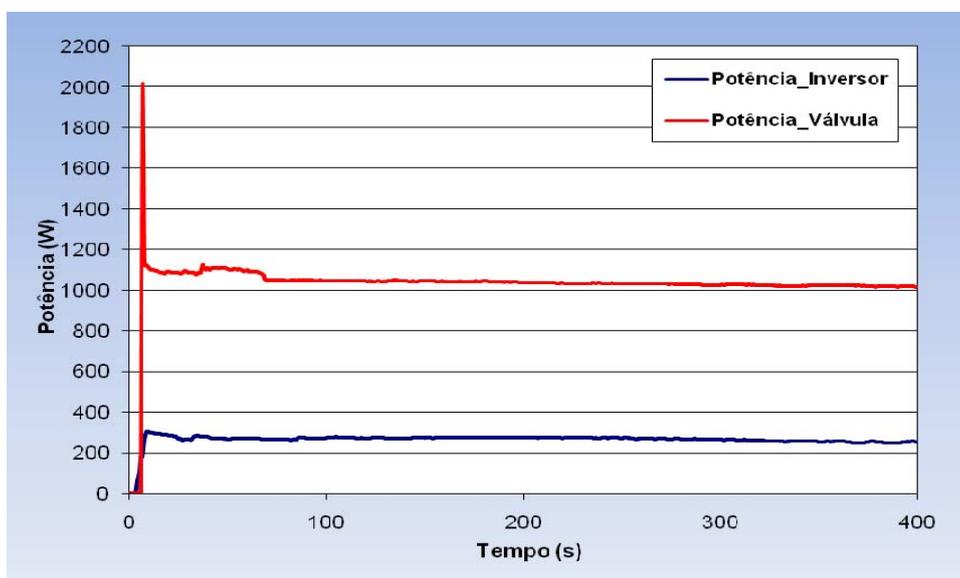
Ainda foram realizadas as comparações fazendo os experimentos para a válvula 70% estrangulada.



**Figura 3.24 Vazão com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.**

Verifica-se na Figura 3.24 uma maior dificuldade em manter a vazão constante, devido ao grande nível de estrangulamento solicitado, porém, procurou-se manter as mesmas vazões tanto no uso do inversor de frequência quanto no uso da válvula parcialmente fechada.

Então, na Figura 3.25 tem-se a comparação entre as potências ativas nas duas formas de controle.



**Figura 3.25 Potência ativa com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.**

A partir da Figura 3.25, constata-se uma potência consumida de aproximadamente 1035 W com a utilização do estrangulamento da válvula a 70% e uma potência consumida de cerca de 270 W com a utilização do inversor de frequência. Isto

representa uma redução no consumo de energia elétrica da ordem de 74% quando se utiliza o inversor ao invés do estrangulamento da válvula.

Como vem sendo realizado, procurou-se calcular a economia de energia no regime permanente, entre 100s e 350s, desprezando os transitórios de partida.

É apresentada na Figura 3.26 a comparação entre as pressões para os dois métodos de controle de vazão: o inversor de frequência e a válvula estrangulada.

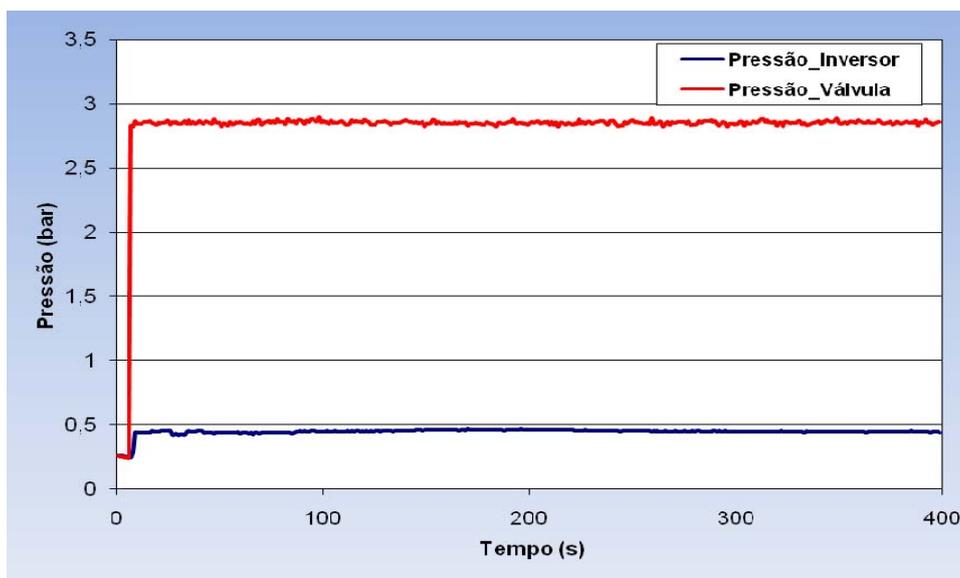


Figura 3.26 Pressão com a válvula 70% estrangulada e utilizando o inversor de frequência.

Assim, de acordo com a Figura 3.26, a pressão com a válvula estrangulada chega a ser 7 vezes maior que utilizando o inversor de frequência controlando a vazão. Este é um valor bastante significativo no que diz respeito ao desgaste dos equipamentos utilizados durante um processo industrial.

Na Tabela 3.1, os índices de economia energética, obtidos durante os experimentos, são apresentados de forma resumida.

Tabela 3.1 Índices de Economia utilizando Inversor de Frequência ao invés de Válvula Estrangulada

Estrangulamento da Válvula	Economia
30%	6%
50%	39%
70%	74%

### 3.4 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo foi analisada a qualidade da energia nos diferentes tipos de partidas presentes no LAMOTRIZ e ainda a comparação do consumo de energia elétrica utilizando o controle de vazão com o inversor de frequência e com a válvula estrangulada.

No que diz respeito às partidas, constata-se que a partida direta apresenta um pico de corrente muito grande, podendo vir a causar danos elétricos ao sistema, porém durante um intervalo de tempo muito pequeno, diferente do que ocorre na partida com a *softstarter*, picos de corrente pequenos mais que podem ser mais duradouros a depender dos ajustes realizados. No que diz respeito aos picos de corrente, o inversor de frequência apresenta valores bem próximos ao nominal.

Já em relação, a comparação do consumo de energia elétrica, obteve-se uma significativa redução da potência ativa consumida, representando uma economia de energia de até 74% utilizando a vazão controlada pelo inversor de frequência ao invés do estrangulamento da válvula a 70%.

Este trabalho confirma que a utilização do inversor de frequência pode proporcionar significativa economia de energia no controle de vazão a partir da utilização do inversor de frequência, associada com menores níveis de pressão de trabalho do sistema hidráulico. A economia de energia total com a utilização do inversor dependerá do tempo em que o sistema ficará em funcionamento e isto será fator relevante na análise econômica do sistema a ser projetado ou melhorado.

# CAPÍTULO 4

## 4 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

---

### 4.1 Introdução

Este capítulo tem como objetivo apresentar uma introdução às Redes Neurais Artificiais e sua importância em controle. Sendo assim, explica-se como é feita a análise da melhor arquitetura para escolha da melhor rede neural a ser aplicada e, com isso, são descritos os principais algoritmos de treinamento e suas peculiaridades.

Por fim, mostra-se a importância da aplicação da inteligência artificial para eficiência energética em controle de processos industriais.

### 4.2 Introdução as Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais – RNA são uma das áreas de pesquisa da grande área inteligência artificial e têm sido baseadas nos estudos de como o cérebro processa informações. Na sua forma mais geral, rede neural é uma máquina projetada para modelar a maneira como o cérebro realiza uma tarefa particular ou função de interesse. A RNA é normalmente implementada utilizando-se componentes eletrônicos ou é simulada por programação em um computador digital. Para alcançarem bom desempenho, as redes neurais empregam uma interligação maciça de células computacionais simples, denominadas neurônios ou unidades de processamento.

Uma rede neural é um processador, paralelo distribuído, constituído de unidades de processamento simples que têm a propensão natural para armazenar conhecimentos experimentais e torná-los disponível para o uso, que se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela rede neural por meio de dados do ambiente, num processo de aprendizagem. Processo de treinamento é chamado de

“Algoritmo de Aprendizagem”, que tem como finalidade ajustar os pesos sinápticos da RNA de uma forma ordenada para alcançar um objetivo desejado.

- As conexões entre os neurônios, conhecidos como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido [21].

As Redes Neurais Artificiais são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidade de processamento, chamados de nodos (neurônios artificiais) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Esta forma de computação não-algorítmica é caracterizada por um sistema que, relembram a estrutura do cérebro humano. O grande apelo destes modelos está em sua capacidade de “aprender”, generalizar ou extrair regras automaticamente de conjuntos de dados complexos [21].

As RNA se constituem em uma técnica de inteligência artificial cuja utilização prática está se tornando cada vez mais presente no nosso dia-a-dia. Aplicações realizadas com RNA têm apresentado desempenho satisfatório em diversas áreas de pesquisas, tais como: classificação, reconhecimento de padrão, aproximação de funções, processamento de séries temporais, otimização, controle, etc.

A aplicação de redes neurais para controle não é uma novidade. Existem diversas aplicações na literatura técnica. A maior problemática é a sua implementação que depende de equipamentos com capacidade de cálculo. A aplicação das redes neurais para controle apresenta diversos pontos positivos, dentre eles pode se destacar: flexibilidade do controle em operar em diferentes condições e diferentes processos; grande flexibilidade em se adaptar às condições novas, automaticamente com a mudança de parâmetros no processo, a rede neural pode identificar a alteração e corrigir; é possível com a rede neural implementar um sistema multi-objetivo onde a eficiência energética pode ser incluída como um dos objetivos do processo sem alterar as outras diretrizes. Devido a velocidade de processamento com o uso de redes neurais, o aumento dos “loops” de controle para atender as novas diretrizes de eficiência energética não demandará tanto tempo do sistema de controle proposto.

### 4.2.1 Histórico das Redes Neurais

Historicamente, o início das RNA se deu em 1943 com o psiquiatra e neuroanatomista McCulloch e o matemático Pitts [22], que modelou o funcionamento

do neurônio (o neurônio de McCulloch e Pitts foi proposto com pesos fixos, isto é, não-ajustáveis, e só conseguem implementar funções linearmente separáveis, limitando sua utilização). Em 1949, houve um avanço e, pela primeira vez, foi apresentada uma regra de aprendizado fisiológico para as modificações sinápticas, que afirma que a eficiência de uma sinapse variável entre dois neurônios é aumentada pela ativação repetida de um neurônio, causado pelo outro neurônio, através daquela sinapse [22].

Em 1958, Rosenblatt demonstrou o seu novo modelo, o perceptron, e em 1962 apresentou o “Teorema de Convergência do Perceptron”[23]. Nesse período muitos pesquisadores deram ótimas contribuições ao campo de redes neurais. Em 1960, Widrow e Hoff, baseados no método do gradiente para minimização do erro na saída de um neurônio com resposta linear, apresentaram uma regra de aprendizado conhecida como Regra de Widrow e Hoff ou Regra Delta [24].

Durante os anos 70 muitos pesquisadores, exceto os psicólogos e neurocientistas, desistiram desse campo. Nos anos 80 ressurgiu o interesse por RNA, com a publicação de vários trabalhos como Kohonen (self-organizing maps)[25]. Em 1986, Rumelhart, Hinton e Williams apresentaram a descrição do algoritmo retropropagação de erro [26].

Hoje, RNA representa uma vigorosa área de pesquisa multidisciplinar e é freqüentemente identificada como uma sub especialidade de Inteligência Artificial; outras vezes como uma classe de modelos matemáticos para problemas de classificação e reconhecimento de padrões; finalmente, uma categoria de modelos em ciência da cognição e conexionismo.

### 4.2.2 Neurônio Artificial

Após várias pesquisas chega-se a uma rede neural artificial constituída de vários neurônios artificiais que estão altamente conectados [21,27].

Um neurônio é uma unidade de processamento de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. A Figura 4.1 mostra o modelo de um neurônio, de onde se identificam três partes básicas do modelo neuronal:

- Um conjunto de sinapse ou elos de conexões é caracterizado por um peso ou força própria. Especificamente, um sinal  $x_j$  na entrada da sinapse  $j$  conectada ao neurônio  $k$  é multiplicado pelo peso sináptico  $W_{kj}$ .

- Um somador para somar os sinais de entradas, ponderado pelas respectivas sinapses.
- Uma função de ativação para restringir a amplitude da saída de um neurônio. A função de ativação é também referida como função restritiva já que pode restringir (limitar) o intervalo admissível de amplitude do sinal de saída de um valor finito. Tipicamente, o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é escrito como o intervalo fechado [0 1] ou alternativamente [-1 1].

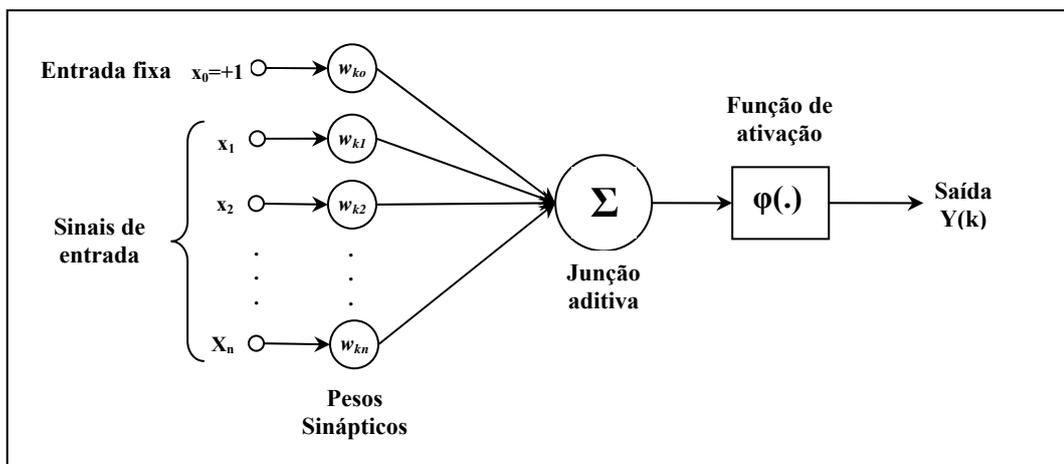


Figura 4.1 Modelo de um neurônio artificial.

O modelo neural da Figura 4.1 inclui também um bias aplicado externamente, representado por  $w_{k0}$ . O bias tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo.

Em termos matemáticos podemos descrever um neurônio  $k$  conforme as seguintes equações.

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k \quad (4.1)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (4.2)$$

onde sinais  $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$  são os sinais de entrada;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$  são os pesos sinápticos associado ao neurônio  $k$  definido um campo local induzido  $v_k$ , como sendo à saída do combinador linear que será aplicado à função de ativação  $\varphi(\cdot)$ , obtém-se a saída do neurônio  $k$  ( $y_k$ ).

### 4.2.3 Função de Ativação

A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts [22], em que a saída do neurônio assume apenas valores binários 0 ou 1, foram derivados vários outros modelos que permitem a produção de uma saída qualquer, não necessariamente sendo 0 ou 1, e com diferentes funções de ativação, onde estas podem ser lineares ou não, conforme apresentado na Figura 4.2.

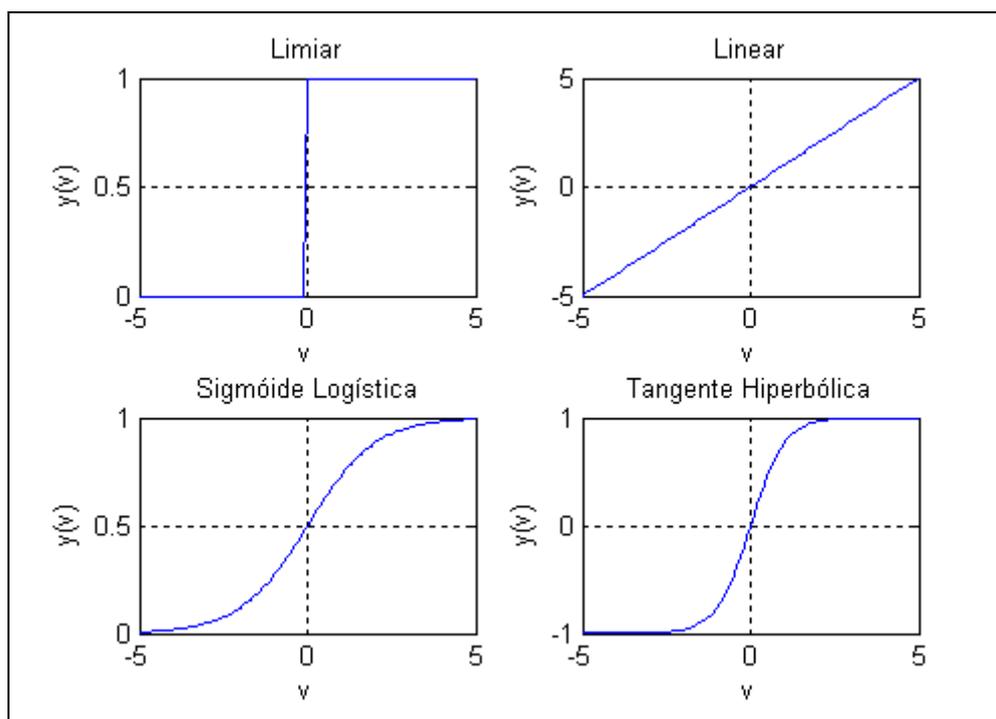


Figura 4.2 Funções de ativações.

### 4.2.4 Processo de Aprendizagem

A utilização de uma RNA na solução de uma tarefa passa inicialmente por uma fase de aprendizagem. Segundo [28]: “*Aprendizagem é o processo pelo qual os parâmetros de uma rede neural são ajustados através de uma forma continuada de estímulo pelo ambiente no qual a rede está operando*”.

O objetivo principal do processo de aprendizado é conceder a RNA a capacidade de generalizar os resultados do treinamento. Esta capacidade da RNA é conhecida como processo de generalização.

O processo de aprendizagem das RNA é realizado basicamente a partir de dois grandes paradigmas: aprendizado supervisionado, também conhecido como aprendizado

com um professor, e aprendizado não supervisionado. O paradigma a ser utilizado na solução do problema depende do tipo de problema e do tipo de RNA.

### Aprendizado Supervisionado

Este paradigma de aprendizagem também conhecido como aprendizagem com um professor é o mais comum nos treinamentos das RNAs. Neste paradigma as entradas e saídas desejadas são fornecidos por um supervisor externo (professor).

Suponha que o professor e a rede neural sejam expostos ao conjunto de treinamento retirado do ambiente. Em virtude do seu conhecimento prévio, o professor é capaz de fornecer à rede neural a resposta desejada para o conjunto de treinamento. Na verdade, a resposta desejada representa a ação ótima a ser realizada pela rede neural.

Desta forma, os parâmetros livres das redes neurais, pesos sinápticos e bias, são ajustados conforme a regra definida pelo algoritmo de aprendizagem sobre a influência combinada do vetor de treinamento e do sinal de erro, que é calculado pela diferença entre o valor de saída da RNA e valor apresentado pelo professor. Estes ajustes são realizados passo a passo com o objetivo de a rede neural emular o professor até atingir a melhor precisão. A Figura 4.3 representa o esquema em digrama de blocos da aprendizagem supervisionada.

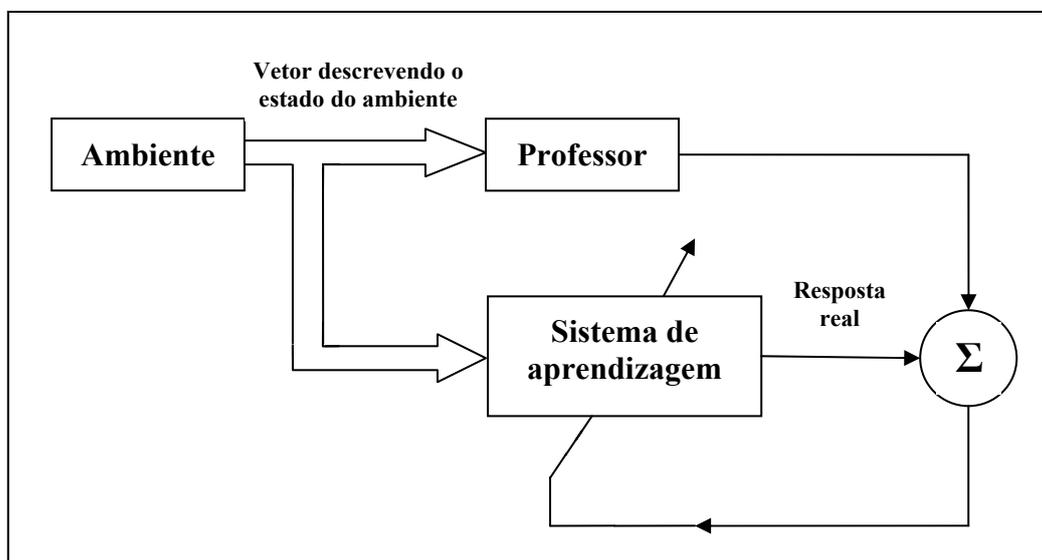


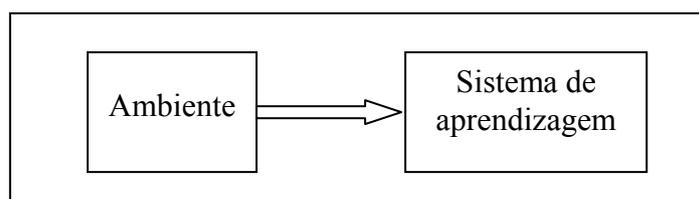
Figura 4.3 Diagramas de Blocos da Aprendizagem com Professor.

O Aprendizado supervisionado pode utilizar várias regras ou algoritmo de aprendizagem com o objetivo de minimizar os erros, ou seja, corrigi-los[23, 24, 26]. A

maioria das aplicações de redes neurais utiliza as redes Perceptrons Múltiplas Camadas (MLP) que foram também aplicadas para o desenvolvimento deste trabalho.

### Aprendizado não Supervisionado

Neste paradigma, o aprendizado ocorre sem a tutela do professor. Isto significa que não há exemplos rotulados do problema a ser resolvido pela rede neural. Este paradigma é ilustrado pelo diagrama de blocos da Figura 4.4.



**Figura 4.4** Aprendizado não supervisionado

O processo de aprendizagem através deste paradigma consiste em modificar repetidamente os parâmetros livres das redes neurais em resposta as entradas de acordo com a regra ou algoritmo de aprendizagem.

Como exemplo de regra de aprendizagem que utiliza este paradigma, tem-se o aprendizado por competição. A idéia neste processo de aprendizagem consiste em fazer com que os neurônios das unidades de saída disputem entre si para serem ativados. Durante a etapa de treinamento (ajuste dos parâmetros livres) os neurônios que vão se tornando ativos com um determinado padrão de entrada têm seus pesos ajustados, de maneira que este tenha uma maior probabilidade de se tornar ativo quando for estimulado por um padrão semelhante. Já os neurônios que não foram ativados, podem ser ajustados ou não, de acordo com seu grau de vizinhança do neurônio vencedor (ativo).

Os tipos de redes neurais, mais conhecidas, que utilizam estas regras são as Redes Mapas Auto-Organizáveis (SOM – Self-Organizing Maps) desenvolvidas por Teuvo Kohonen [25].

#### 4.2.5 Redes Perceptron Múltiplas Camadas

São redes do tipo *feed-forward*, ou seja, o processamento da informação se dá no sentido progressivo. Tipicamente, a RNA consiste de um conjunto de unidades sensoriais (nós de fonte) que constituem a camada de entrada, uma ou mais camadas

ocultas de nós computacionais (neurônios) e camada de saída de nós computacionais. O sinal de entrada se propaga para frente através da rede neural camada por camada. A Figura 4.5 ilustra a rede MLP.

As redes do tipo MLP têm sido aplicadas com sucesso para resolver diversos problemas difíceis. Inicialmente, o que alavancou o uso das redes MLP foi o desenvolvimento do algoritmo de treinamento de retropropagação do erro (*back-propagation*), o qual permite estimar o erro cometido pelos neurônios das camadas intermediárias e, conseqüentemente, determinar os devidos ajustes dos pesos em todos os neurônios da RNA, a fim de minimizar o erro durante o treinamento da mesma.

### 4.3 Algoritmos de Treinamento

Utilizando como estrutura básica da rede neural o Neurônio da Figura 4.1, tipicamente a rede neural possui uma camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída. A Figura 4.5 mostra a arquitetura de uma rede perceptron de múltiplas camadas com uma camada de entrada, uma oculta e uma de saída, e totalmente conectada. Isso significa que um neurônio em qualquer camada da rede está conectado a todos os neurônios da camada anterior.

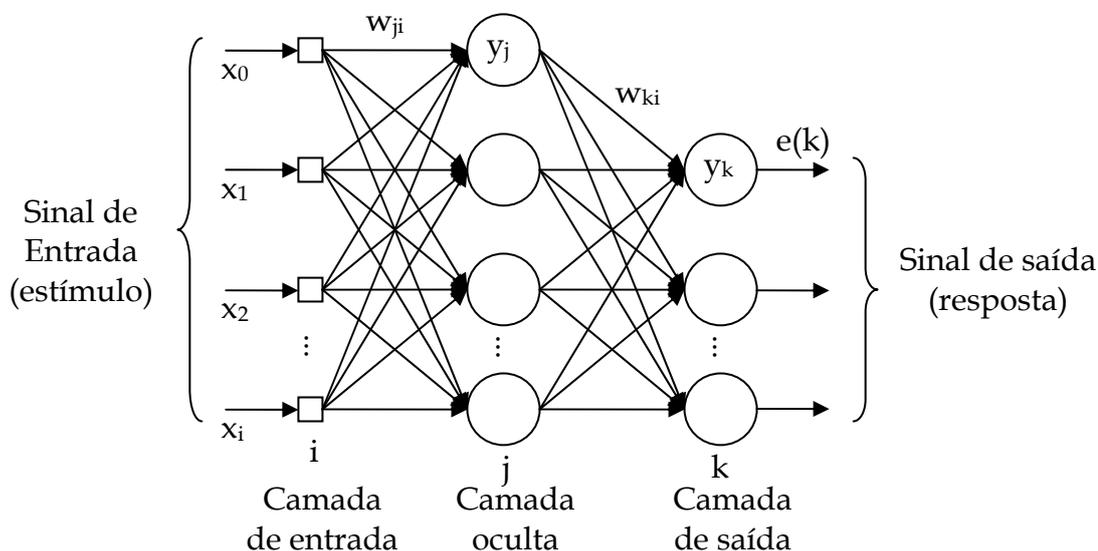


Figura 4.5 Arquitetura perceptron de múltiplas camadas com uma camada oculta.

Para o desenvolvimento deste trabalho foram utilizados três algoritmos de treinamento para definir a melhor arquitetura da RNA que posteriormente foi aplicada no controle inteligente do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ. A seguir, são

feitas algumas breves considerações sobre os três tipos de algoritmos utilizados (Gradiente Descendente com Momento, Resilient Propagation e Levenberg- Marquadt)

### 4.3.1 Gradiente Descendente com Momento (GDM)

O algoritmo de treinamento GDM surgiu com o objetivo de aumentar a taxa de aprendizagem do algoritmo de retropropagação [21], visto que o algoritmo de retropropagação fornece uma aproximação para a trajetória no espaço de pesos calculada pelo método da descida mais íngreme, ou seja, quanto menor for o parâmetro da taxa de aprendizagem  $\eta$ , menor será a variação dos pesos sinápticos da RNA, de uma iteração para a outra, e mais suave será a trajetória no espaço de pesos. Essa melhoria, entretanto, é obtida à custa de uma taxa de aprendizagem lenta. Por outro lado, se o parâmetro da taxa de aprendizagem  $\eta$  for muito grande, para acelerar a taxa de aprendizagem, as grandes modificações nos pesos sinápticos resultantes podem tornar a rede instável (i.e., oscilatória). Um método simples de aumentar a taxa de aprendizagem, evitando, no entanto, o perigo de instabilidade, é incluindo um termo de momento [21], como:

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (4.3)$$

onde  $\alpha$  é usualmente um número positivo chamado de constante de momento.

A incorporação do momento no algoritmo de retropropagação representa uma modificação pequena na atualização dos pesos; contudo, pode haver alguns efeitos benéficos sobre o comportamento de aprendizagem do algoritmo. O termo de momento pode também ter o benefício de evitar que o processo de aprendizagem termine em um mínimo local raso na superfície de erro.

Atualmente, o algoritmo de treinamento GDM não é muito utilizado devido a existência de algoritmos de controle mais rápidos e que apresentam erros menores.

### 4.3.2 Algoritmo RPROP

O algoritmo RPROP (Resilient Propagation) é um tipo de retropropagação que apresenta um eficiente esquema de aprendizagem, o qual tem como característica uma adaptação direta do peso baseada na informação do gradiente local. Diferentemente dos outro algoritmo GDM, a adaptação do RPROP não é interferida pelo comportamento da magnitude do gradiente da função erro[29].

Para conseguir isto, cada peso será alterado individualmente através de um valor adaptativo  $\Delta_{ij}$ . Durante o processo de aprendizagem,  $\Delta_{ij}$  é baseado na função do erro de acordo com a seguinte regra de aprendizagem:

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Em que  $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ .

Em palavras, a regra de adaptação deste algoritmo funciona da seguinte maneira: cada vez que a derivada parcial da função erro em relação ao peso  $\omega_{ij}$  muda seu sinal, indicando que a última atualização foi muito grande, tal que fez o erro da função ultrapassar o mínimo local, então o valor  $\Delta_{ij}$  é decrementado pelo fator  $\eta^- \Delta_{ij}$ . Se a derivada mantém seu sinal, então  $\Delta_{ij}$  permanecerá o mesmo a fim de acelerar a convergência.

Sabendo os valores adaptativos para cada peso, então estes serão alterados da maneira seguinte:

$$\Delta \omega_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}, & \text{se } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$\omega_{ij}^{(t+1)} = \omega_{ij}^{(t)} + \Delta \omega_{ij}^{(t)}$$

se a derivada é positiva (aumentando o erro), o peso é diminuído do seu valor de atualização, caso contrário, o valor será adicionado.

Entretanto, existe uma exceção: se a derivada parcial muda de sinal, ou seja, o passo previsto foi muito grande a ponto de fazer o ponto passar do mínimo desejado, então a atualização do peso deve ser revertida, como segue:

$$\Delta \omega_{ij}^{(t)} = -\Delta \omega_{ij}^{(t-1)}, \text{ se } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \quad (4.4)$$

Conseqüentemente, é de se esperar que no próximo passo essa derivada mude novamente seu sinal. Para que não haja uma segunda “punição”, então se deve prever uma maneira de não fazer a adaptação do peso. Na prática, isto pode ser conseguido

fazendo  $\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = 0$  na regra de adaptação de  $\Delta_{ij}$ .

Uma das principais vantagens do algoritmo RPROP está ligada ao fato de que para a maioria dos problemas não é necessário fazer uma boa escolha dos parâmetros a fim de garantir convergência. A seguir encontram-se algumas dicas para a escolha de tais parâmetros:

- Seleciona-se  $\Delta_0$ . Um valor típico é  $\Delta_0 = 0,1$  mas variações nesta inicialização não são críticas para o algoritmo;
- Satura-se o valor máximo e mínimo de  $\Delta_{ij}$  ( $\Delta_{\max}$  e  $\Delta_{\min}$ ) para evitar problemas de overflow e underflow;
- Experimentalmente, determinou-se  $\eta^+ = 1,2$  e  $\eta^- = 0,5$  como bons valores para estes parâmetros.

O RPROP é um algoritmo muito rápido e apresenta erros muito pequenos.

### 4.3.3 Algoritmo LM

A algoritmo de Levenberg-Marquadt é considerado uma modificação do método de Gauss-Newton [30], conforme Equação (4.5):

$$\Delta \mathbf{w} = [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (4.5)$$

O parâmetro  $\mu$  é multiplicado por um fator  $\beta$  caso um passo for resultar em um aumento da função de custo. Quando um passo reduz a função de custo  $\mu$  é dividido por  $\beta$ . Como pode ser visto na Equação (4.5), quando  $\mu$  é grande o algoritmo torna-se o algoritmo da máxima declividade com passo  $\mu^{-1}$ , enquanto para um  $\mu$  pequeno o algoritmo torna-se o de Gauss-Newton[30].

O LM também é rápido e apresenta erros pequenos, porém, para problemas que envolvam um volume muito grande de dados, não se consegue bons resultados.

## 4.4 Preparação da RNA

### 4.4.1 Preparação dos Dados

Na seleção da melhor RNA, uma etapa muito importante é a seleção e tratamento dos dados, portanto deve-se escolher bem os dados, fazer o embaralhamento e logo após enviá-lo para a etapa de normalização dos dados.

### 4.4.2 Normalização dos dados:

No caso das RNA, a normalização é realizada para assegurar que todas as variáveis usadas nos modelos tenham igual atenção durante o treinamento. Além disto, os neurônios artificiais, geralmente, são compostos de funções de ativação que são limitadas. Assim, a normalização deve limitar os valores dos dados utilizados nos extremos das funções de ativação. Neste projeto os dados foram normalizados de acordo com a Equação (4.6), que limita os valores no intervalo de [0.1, 0.9].

$$x_{(0.1,0.9)}^{norm} = \frac{x - 0,9 \cdot x_{min}}{1,1 \cdot x_{max} - 0,9 \cdot x_{min}} \quad (4.6)$$

### 4.4.3 Separação dos dados para Treinamento e Avaliação:

As redes neurais aplicadas neste trabalho aprendem a partir de exemplos e, as mesmas são projetadas para serem capazes de generalizar o conhecimento adquirido durante o treinamento, sendo assim necessário dividir a base de dados nos seguintes conjuntos: 50% para formar o conjunto de treinamento, 25% para formar o conjunto de validação e 25% para formar o conjunto de teste.

O conjunto de treinamento deve ser constituído pela maior parte dos dados, pois é a partir deste conjunto que os pesos sinápticos dos neurônios serão ajustados durante os treinamentos com objetivo de passar o conhecimento para as redes.

Já o conjunto de validação é usado paralelamente com o conjunto de treinamento. Entretanto, o mesmo não é usado para ajustes dos pesos, mas sim para verificar a capacidade de generalização da rede neural durante o treinamento. Logo este conjunto é utilizado como critério de parada de treinamento, visto que dentre as capacidades das redes que se é buscada neste trabalho é a generalização dos resultados obtidos nos treinamentos, quando a elas forem apresentados conjuntos desconhecidos.

Assim como o conjunto de validação, o conjunto de teste não é utilizado para ajustes dos pesos durante o treinamento, ele só é apresentado à rede neural para estimar o desempenho das mesmas quando estas estiverem em operação, já que este conjunto jamais fora apresentado para RNA.

#### 4.4.4 Experimentos para Escolha da Arquitetura

É sabido que o desempenho das RNA é função de várias variáveis e a arquitetura é uma delas. Com isso, é importante criar alguma estratégia para selecionar uma arquitetura ideal na aplicação do trabalho.

O critério aqui adotado é de treinar várias redes neurais modificando os números de neurônios nas camadas ocultas. Sendo, portanto selecionada a arquitetura que obtiver menor erro durante os treinamentos sobre o conjunto de validação.

Assim como a arquitetura, a inicialização dos pesos sinápticos que é realizada aleatoriamente pode influenciar a performance dos treinamentos. Portanto, para cada arquitetura testada os pesos são inicializados dez vezes para garantir que a seleção da melhor arquitetura não tenha sido ocasionada por uma inicialização ótima dos pesos.

#### 4.4.5 Avaliação de Desempenho

Durante os treinamentos das redes neurais o tipo de erro calculado foi o erro médio quadrático (MSE) determinado pela Equação (4.7). Sendo este utilizado para calcular os erros durante os treinamentos sobre o conjunto de treinamento e validação.

$$MSE = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{N \cdot P} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N (L_{pi} - T_{pi})^2 \quad (4.7)$$

Os resultados das simulações das redes neurais serão aferidos a partir de diversos cálculos de erros, tais como percentagem do erro médio absoluto (MAPE) calculado pela Equação (4.8) pelo erro médio absoluto (MAE) dado pela Equação (4.9).

$$MAPE(\%) = \frac{1}{N \cdot P} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N \frac{|L_{pi} - T_{pi}|}{T_{pi}} \times 100 \quad (4.8)$$

$$MAE = \frac{1}{N \cdot P} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N |L_{pi} - T_{pi}| \quad (4.9)$$

onde  $L_{\max}$  e  $L_{\min}$  são os valores de máximo e mínimo dos coeficientes de saída, na representação do problema.  $N$  é o número de unidades de saída da rede neural,  $P$  é o

número de padrões da base de dados considerada,  $L_{pi}$  é a saída calculada por cada unidade de saída da rede neural e  $T_{pi}$  a saída desejada da rede neural para cada unidade.

### 4.4.6 Critérios de Parada dos Treinamentos

Em geral, não se pode demonstrar que o algoritmo de treinamento convergiu e não existem critérios bem definidos para encerrar a sua operação. Em vez disso, há vários métodos particulares, cada um com o seu mérito que podem ser usados para finalizar os treinamentos das redes neurais. Todos os critérios de parada têm objetivo de evitar *overfitting* dos pesos o que prejudica a capacidade de generalização das redes. Foram adotados os seguintes critérios de parada de treinamentos:

#### 4.4.6.1 Números de Épocas

É estipulado um número máximo de épocas de treinamentos nos projetos dos modelos de previsões, onde se define época como sendo o número de vezes que o conjunto de treinamento é passado para RNA. Foram utilizadas 10000 épocas como número máximo neste trabalho.

#### 4.4.6.2 Early Stop

O critério de *Early Stop* tem o objetivo de aumentar a capacidade de generalização das redes neurais através do erro no conjunto de validação. Este erro, geralmente diminui durante a fase inicial do treinamento, porém quando a rede neural começa a memorizar ele aumenta. Portanto, quando o erro deste conjunto aumenta em um número específico de épocas, definido pelo critério de parada o treinamento é interrompido e os pesos e bias são retornados aos seus valores do momento de menor erro sobre o conjunto de validação.

#### 4.4.6.3 Erro de Treinamento

Neste critério de parada o treinamento é encerrado quando o erro não estiver caindo significativamente entre uma época e outra do treinamento ou ainda se o objetivo for alcançado.

**Desempenho mínimo de treinamento:** Neste critério, a parada do treinamento é determinada quando o erro sobre o conjunto de treinamento atingir o limite de erro especificado. Neste trabalho o limite adotado foi do erro médio quadrado (MSE) igual à

zero. Este valor foi escolhido para permitir que as redes treinem o máximo possível, desde que não infrinja os outros dois critérios.

Estes critérios são utilizados simultaneamente durante os treinamentos. Devendo o treinamento ser encerrado caso qualquer um dos critérios seja atingido.

### **4.4.7 Seleção de arquitetura**

No projeto de RNA existe uma dependência entre o número de padrões usados no conjunto de treinamento, a dificuldade do problema a ser tratado, o número de parâmetros livres (pesos e bias) e o processo de aprendizagem. No entanto, não existe nenhuma regra determinística que relacione estas variáveis, apesar de alguns pesquisadores citarem algumas regras práticas. Neste trabalho estas variáveis são restringidas ao número de parâmetros livres, ou melhor, a arquitetura da RNA, pois o número de padrões de treinamento está limitado pelo tamanho da base de dados, já a dificuldade do problema é inerente à aplicação.

Desta forma, para se selecionar a arquitetura da RNA foi adotada a regra utilizada nos trabalhos [31, 32, 33]. Estes, estabelecem que as arquiteturas são definidas mediante a variação do número de neurônios na camada oculta, sendo selecionada a que apresentar o melhor desempenho durante os treinamentos.

No desenvolvimento dos modelos neurais aqui adotados, para cada RNA com número de neurônios ocultos, determinado entre a faixa de variação de seleção, as redes são inicializadas dez vezes com pesos aleatórios. No final de cada processo de dez inicializações é anotado o erro médio MSE de validação. Este erro é utilizado como balizador na definição da arquitetura, pois a arquitetura selecionada deverá ser a que apresentar o menor MSE.

## **4.5 Conclusões do Capítulo**

Neste capítulo, atenção especial foi dada as Redes Neurais Artificiais (RNA). Sendo assim, foi apresentada toda a teoria necessária para o desenvolvimento e implementação de um controle eficiente utilizando-se da inteligência artificial, e, mais especificamente, as redes neurais.

Desta forma, os conhecimentos adquiridos são de grande utilidade para um melhor desenvolvimento deste trabalho.

# CAPÍTULO 5

## 5 CONTROLE E AUTOMAÇÃO DE PROCESSOS

---

### 5.1 Introdução

Este capítulo tem por objetivos fazer uma breve introdução a automação industrial e apresentar a teoria de controle. Sendo assim, é analisado o principal tipo de controle na indústria (PI) e suas principais peculiaridades.

Ressalta-se que esta teoria juntamente com o que fora exposto no capítulo anterior servirão de base para simulação e implementação prática do controle do tipo PI que com auxílio das RNA serão aplicados no sistema de bombeamento do LAMOTRIZ e descrito no próximo capítulo.

### 5.2 Introdução a Automação Industrial

Entende-se por sistema, em um dado problema de controle e automação, uma parte do universo sobre a qual se fixa a atenção do projetista. Um sistema é constituído, em geral, de diversos componentes que interagem entre si em conformidade com as leis da natureza. Assim, um automóvel é um sistema, quando se estuda o seu comportamento na estrada ou se projeta um regulador automático de velocidade. Por outro lado, o motor do automóvel é um sistema quando se projeta um dispositivo que regula o fluxo do fluido de resfriamento, de modo a se manter a temperatura em faixas seguras de operação. Uma parte do motor, como o carburador também pode ser um sistema, no contexto, por exemplo, do projeto de um mecanismo que ajuste o nível de combustível do reservatório.

O restante do universo que não integra o sistema recebe o nome de meio ambiente. Obviamente, o meio ambiente interage com o sistema, alterando as suas características. As interações podem ser através de transferência de massa, de energia ou mesmo de informação (considerando desprezível a energia envolvida na transmissão da informação). Uma estufa, considerada como sistema pode receber uma massa que

deverá sofrer tratamento térmico. Um motor elétrico, considerado como sistema recebe energia através de cabos de alimentação. Uma entidade financeira, considerada como sistema pode receber informações sobre as taxas de juros praticadas no mercado.

As grandezas envolvidas nas interações do sistema com o meio ambiente podem ou não serem ajustadas convenientemente de acordo com as especificações de um projetista. Essas grandezas são didaticamente classificadas como entradas e saídas. As entradas que não podem ser ajustadas são denominadas perturbações ou ruído. A interferência eletromagnética em um equipamento de comunicações é um ruído. Por outro lado, as entradas que podem ser ajustadas são chamadas de variáveis de controle ou variáveis manipuladas. Em um avião, o ângulo de deflexão das superfícies de comando é uma variável de controle. A concentração de uma determinada substância em um reator, ajustável através de ações sobre uma bomba dosadora, poderia ser uma variável de controle. As saídas são as grandezas que foram selecionadas como de interesse e, às vezes referem-se a leituras de instrumentos de medida. A temperatura pode ser considerada a grandeza selecionada como a saída de uma estufa. A velocidade de deslocamento pode ser selecionada como a saída para um automóvel, considerando como um sistema. É claro que outras grandezas poderiam ter sido escolhidas como as variáveis de interesse, como a temperatura do motor, no caso do automóvel. Controlar é justamente atuar sobre essas grandezas de modo que o sistema possua um comportamento adequado de acordo com as especificações fornecidas a priori. Considerando como especificação a manutenção de um nível aproximadamente constante em uma caixa d'água, poderia ser proposto um controlador que ligue ou desligue uma bomba, de acordo com as indicações de um sensor com bóia. Em uma outra aplicação, a especificação poderia ser a maximização da produção de uma linha de montagem onde o controle seria a alocação de recursos humanos em cada etapa do processo.

Quando o controle é realizado com pouca ou nenhuma intervenção humana, diz-se que é do tipo automático. Por outro lado, se o operador humano necessita estar constantemente assistindo a operação do sistema, diz-se tratar de controle manual.

Nesse contexto, automatizar é dotar os sistemas de mecanismos ou dispositivos que, com um mínimo de intervenção humana, permitam que sejam alcançadas as especificações de segurança, produtividade, qualidade, conforto e outras. Um alimentador automático de chapas para estamperia pode melhorar a segurança em relação a prensas. Um manipulador mecânico hidráulico poderia melhorar a

produtividade em transporte de materiais de massa significativa. Um ajuste automático eficiente de laminadores para a produção de chapas de aço poderia ter repercussões em termos de qualidade através de uma melhor uniformidade de espessura. Um equipamento automático de controle de temperatura ambiente poderia melhorar o conforto dos funcionários de um escritório.

Portanto, a automatização tem como objetivos:

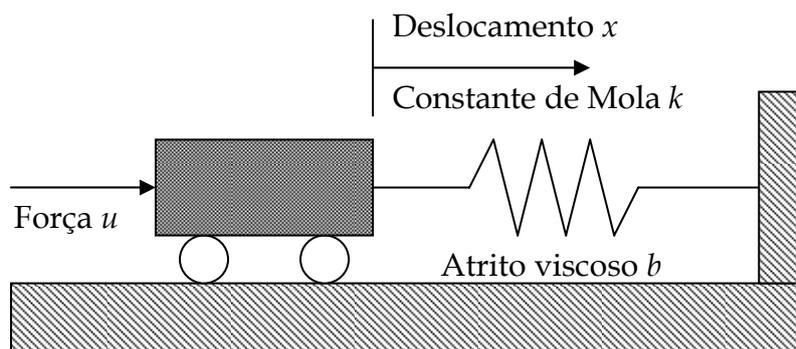
- a) Conforto do operador: a automatização de uma estufa pode diminuir a exposição de operadores humanos a ambientes de temperaturas elevadas.
- b) Aumento da Segurança: a alimentação automática de prensas evita que ocorram acidentes do tipo esmagamento das mãos.
- c) Aprimoramento da Qualidade: um controle automático de velocidade de rotação de um motor elétrico acoplado a um extrusor pode garantir uma melhor uniformidade nas propriedades do produto.
- d) Aumento da Produção: a automação da carga e descarga de caminhões de transporte pesado pode resultar em maior volume manipulado de carga em menor tempo.
- e) Melhoria no Conhecimento sobre o Processo: um controlador automático acoplado a um sistema de registro de dados (*data-loggers*) pode permitir ampliar o conhecimento sobre determinado processo.
- f) Diminuição dos Custos Operacionais: um controle mais aprimorado pode reduzir a quantidade de refugos e, eventualmente, a necessidade de mão de obra não-especializada[34].

### 5.2.1 Estrutura de um problema de controle

O problema de controle, em termos intuitivos, é o de obter uma estratégia de atuação sobre um sistema, de modo que este se comporte de forma conveniente. A especificação do comportamento desejado pode envolver conceitos como estabilidade, rejeição de distúrbios (ruídos), robustez, incertezas no modelo, forma da resposta do sistema a entradas padrão, simplicidade de implementação, custo de operação e outras[35].

Uma vez que, muitas vezes, deseja-se especificar quantitativamente as especificações de desempenho, torna-se necessária a utilização de modelos matemáticos. Modelos são representações úteis do sistema em estudo. Assim um esquema elétrico pode ser um modelo de um circuito eletrônico, uma estátua um modelo

do corpo humano, enquanto um mapa seria um modelo de uma dada região da superfície terrestre. Nesse contexto, um modelo matemático é uma representação de como as diversas grandezas interagem entre si, geralmente expressa na forma de equações. Como exemplo, no caso de um sistema massa+mola+atrito viscoso, ter-se-ia conforme Figura 5.1:



**Figura 5.1 Sistema massa-mola.**

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} + b \frac{dx(t)}{dt} + kx(t) = u(t) \quad (5.1)$$

$$X(t_0) = x_0 \quad (5.2)$$

Sendo que, o mesmo sistema pode ser modelado por uma função de transferência  $G(s)$ :

$$X(s) = \frac{1}{ms^2 + bs + k} U(s) = G(s)U(s) \quad (5.3)$$

onde  $X(s)$  é a Transformada de Laplace de  $x(t)$  e  $U(s)$  a de  $u(t)$ .

Ainda, a função de transferência  $G(s)$  pode ser apresentada de forma gráfica, em vez de ser expressa como uma razão de polinômios na variável “s” [36]:

Uma classe de problemas de controle muito encontrada na prática é a de manter próxima a um valor de referência “r”, uma grandeza de saída “y”, por exemplo, o nível de líquido em um tanque, através da manipulação de uma variável de controle “u”, que pode ser, como na Figura 5.2 e Figura 5.3 a velocidade de rotação do motor acoplado a uma bomba hidráulica.

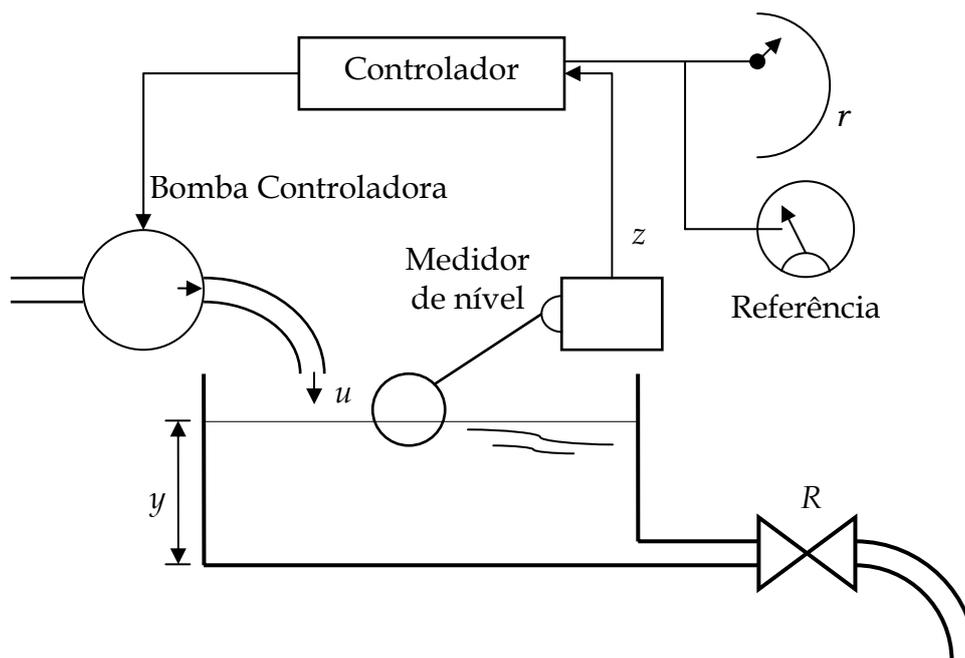


Figura 5.2 Sistema de controle de nível de líquido de um reservatório.

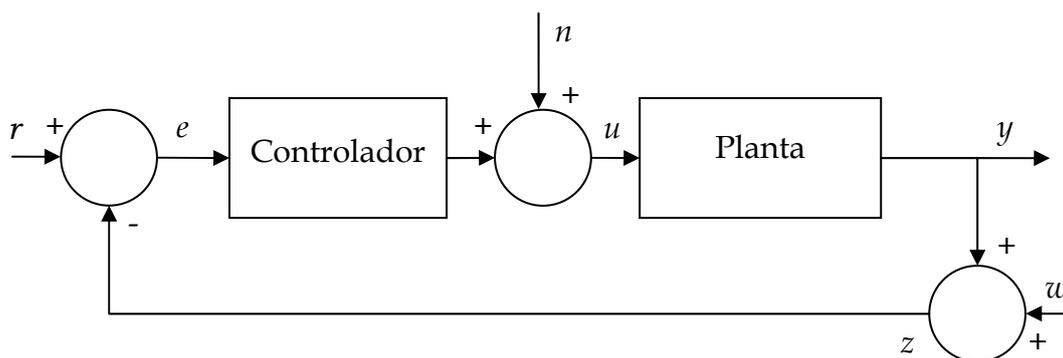


Figura 5.3 Diagrama de uma malha de controle automático.

Assumindo que existem sensores que fornecem a leitura da saída “ $y$ ”, o objetivo é projetar um equipamento que construa o sinal “ $u$ ” a partir do sinal de erro  $e = r - y$ . Note-se que o sinal de erro “ $e$ ” é a diferença entre o que se deseja “ $r$ ” e as saídas de fato “ $y$ ”. Apenas por facilidade de notação assume-se que  $t$  pertence a  $\mathbb{R}^+$ ,  $r(t)$  pertence a  $\mathbb{R}$ ,  $y(t)$  pertence a  $\mathbb{R}$ ,  $u(t)$  pertence a  $\mathbb{R}$  e  $e(t)$  pertence a  $\mathbb{R}$ . Os sinais  $n(t)$  e  $w(t)$  são perturbações externas (ruídos, interferências, tendências, derivas)[37].

### 5.2.2 Solução de problemas de controle

Um problema de controle bem formulado deve incluir, como visto anteriormente, um modelo matemático qualitativo ou quantitativo do sistema e as especificações desejadas.

De posse de um problema de controle, os passos básicos para a sua solução envolvem:

- a) **Análise de solvabilidade:** consiste em verificar se o problema automático admite ou não uma solução. Muitas vezes as especificações de desempenho são tais que o problema é insolúvel. Nesses casos é necessário que a formulação do problema seja revista, antes que sejam desperdiçados esforços na busca de soluções impossíveis. São exemplos de problemas mal formulados: i) Minimização de funções que não possuem pontos mínimos; ii) Estabilização de sistemas cuja parte não-estável é não controlável; iii) Estimação de estados de sistemas não observáveis; iv) Controle de sistemas com taxas de amostragem inferior às frequências de interesse.
- b) **Seleção da metodologia de projeto:** Uma vez que se verificou que o problema admite pelo menos uma solução, o projetista deve selecionar uma metodologia apropriada para buscá-la. As soluções podem ser obtidas por métodos gráficos, analíticos, numéricos ou heurísticos, sendo que usualmente é utilizada uma combinação destas. Por exemplo, as Cartas de Nichols, Curvas de Bode e o Lugar Geométrico das Raízes são métodos predominantemente gráficos. Entretanto, métodos numéricos podem ser integrados em pacotes computacionais que permitem trabalhar com esses métodos gráficos. Métodos heurísticos podem envolver desde técnicas tipo tentativa-e-erro até sistemas especialistas.
- c) **Projeto do controlador:** Selecionada uma metodologia para a solução de um problema de controle automático, o projetista deve utilizar a sua experiência para determinar a estrutura e os parâmetros do controlador.
- d) **Simulação:** Uma primeira verificação do desempenho do controlador projetado pode ser realizada utilizando-se recursos de simulação. A simulação pode ser analógica (empregando computadores analógicos), digital (empregando computadores digitais) ou híbrida (onde uma parte é simulada através de circuitos e a outra é implementada em computador digital). Usualmente são

utilizados modelos mais detalhados (modelos de validação) para simular a planta controlada com o intuito de se obter uma melhor aproximação em relação ao sistema físico real.

- e) Implementação do controlador: Após a verificação em ambiente simulado que o projeto atende as especificações estabelecidas a priori, o controlador deve ser implementado. A implementação de controladores envolve desde uma riqueza de detalhes tecnológicos, econômicos, sociais, requerendo um sinergismo de natureza interdisciplinar. Por exemplo, as implementações de controladores para aplicações aeroespaciais, biomédicas e nucleares podem exigir níveis especiais de confiabilidade e segurança, exigindo materiais e componentes no estado da arte, eventualmente de elevado custo e severas implicações sociais.
- f) Teste de bancada e sintonização final: Tendo-se implementado o protótipo do controlador, podem ser realizados ensaios utilizando-se de testes, plantas pilotos e simulações. Usualmente controladores que são produzidos em série possuem *rigs* de testes associados para ensaio e manutenção. Nesta fase são realizados os ajustes finos dos parâmetros do controlador (sintonização).
- g) Operação assistida: Mesmo após a homologação do controlador para utilização no campo, é comum que a sua operação seja assistida durante um período inicial para que possam ser corrigidos os pequenos defeitos e incorporadas melhorias gerais.

### **5.3 Aspectos Teóricos do Controle e da Automação de Processos**

A seguir, são feitas as descrições dos aspectos teóricos de controle e automação de processos:

A automação de um processo industrial pode justificar-se economicamente com base em um ou mais dos critérios abaixo:

- a) A qualidade devido à padronização dos elementos de fabricação com o uso de um processo automático, conduzindo a produção dentro de uma pequena faixa de tolerância. Assim, o uso de controle automático torna possível uma compensação das deficiências do processo, além de alterar processos de fabricação para outros modos mais sofisticados.

b) A flexibilidade admite, com facilidade e rapidez, alterações nos parâmetros do processo de fabricação em função de inovações dos produtos, atendimentos específicos dos clientes e produção de pequenos lotes.

c) O aumento da produtividade, basicamente pelo uso mais eficiente da matéria-prima, equipamentos e instalações. Isto leva à redução de refugo, como consequência da supervisão da qualidade.

d) A viabilidade técnica permite a execução de operações antes impossíveis de serem realizadas por métodos convencionais. Isso se deve à necessidade de processamento imediato de grande volume de informações e/ou complexidade, além de limitações para o operador manual ou por condições insalubres que impossibilitam o trabalho, como por exemplo, sistemas com grande radiação ou perigo de explosão.

Nesse contexto, a eficiência energética tem sido pouco explorada, com algumas exceções como é o exemplo da aplicação de controles automáticos que permitem a redução e até mesmo o desligamento de equipamentos. Porém, uma aplicação de controle automático integrando a diretriz de efficientização energética no contexto macro de controle do processo com o objetivo de redução do consumo de energia pouco tem sido encontrado na indústria, como é o caso dos controladores baseados em inteligência artificial [38, 39].

Um dos problemas da aplicação deste tipo de controle reside na necessidade de um sistema de controle flexível para permitir operar em diferentes condições com diferentes tipos de processos. De outra maneira, os custos de desenvolvimentos podem se tornar proibitivos com o desenvolvimento de algoritmos para cada tipo de processo ou aplicação industrial.

Aliado a essa problemática, também existem problemas de ordem tecnológica com a inexistência de componentes de controle que permitem a aplicação de sistemas com multi objetivos ou multitarefas até pouco tempo atrás. Atualmente já existem disponíveis no mercado CLP s com capacidade de implementação de novos algoritmos demandando a necessidade de programadores desenvolvendo assim, esta temática.

Sistemas digitais de última geração permitem uma separação física mais acentuada entre o processo e os instrumentos de controle. Em adição, esses sistemas são distribuídos demandando uma grande rede de comunicação para a completa automação do processo. Esta mesma rede de comunicação pode ser uma poderosa ferramenta para a automação com ênfase na eficiência energética de um processo.

## 5.4 Tecnologias Associadas à Automação Industrial

Os sistemas de controle, atuais nas indústrias, são compostos de diversos elementos: sistemas de aquisição de dados (transdutores, sensores), sistemas de transmissão de dados, sistema de controle propriamente dito, o algoritmo de controle, controladores que atuam no sentido de manter o processo em operação, sistema de monitoramento podendo ser remoto ou local, entre outros componentes dependendo do tamanho e do tipo do processo.

Alguns processos, por exemplo, demandam inclusive sistemas redundantes de controle e automação para manter todo o sistema em operação e evitar que a falta de controle possa resultar em acidentes.

Neste trabalho, o principal objetivo é a aplicação de sistemas de inteligência artificial nos algoritmos de controle visando a efficientização energética de um processo, dessa maneira maior ênfase será dada aos CLPs, componentes que são amplamente utilizados no controle dos processos. Os CLPs são controladores e dispositivos digitais com capacidade de processamento autônomo de uma forma geral, possuindo uma intercomunicação por meio físico adequado, de forma a obter grandes topologias dentro de regras gerais e procedimentos definidos para a transmissão de dados. Cria-se então o sistema de comunicação em rede de forma a permitir a comunicação do computador com o CLP e os dispositivos utilizados no processo.

O CLP para a implementação de controle discreto se configura como o principal equipamento utilizado pelas indústrias, e deve continuar a ser largamente utilizado, pois a cada dia novos recursos são adicionados, tornando-o cada vez mais prático e eficiente nas tarefas a que é destinado.

Dentre os recursos atuais é especialmente em nível de comunicação que se observam as principais inovações. Tanto na comunicação entre os operadores e os sistemas (interfaces homem-máquina) como na comunicação entre máquinas (redes de campo), as facilidades atuais são inúmeras, com uma grande diversidade de opções de mercado [40].

Em alguns casos é mais viável a implementação de processos no supervisão instalado em um computador ao invés de implementá-los no próprio CLP. Isso se deve tanto a cálculos complexos que poderão ser executados com menor restrição, quanto à facilidade de realizar esses processos em linguagens de programação de alto nível,

disponíveis em vários softwares de supervisão. Sendo esta, o tipo de implementação utilizado para o desenvolvimento deste trabalho.

### **5.5 Controladores PID em Sistemas Industriais**

A essência da teoria de controle está na sua vasta aplicação, representando papel vital na engenharia. Além de fazer parte de sistemas complexos como sistema de pilotagem de avião, mísseis guiados, veículos espaciais, o controle é uma parte integrante e muito importante de processos relativamente simples, como processos industriais. Como exemplo, em processos industriais, o controle é essencial a fim de manter determinados níveis, pressão, temperatura, umidade, viscosidade, fluxo e diversas outras variáveis [36].

A fim de controlar diferentes processos, diferentes controladores são utilizados, dependendo dos requisitos de performance do sistema. Por esse motivo, para processos mais complexos, são necessários controladores também mais complexos, que necessitam mais informações sobre o sistema a fim de garantir a performance desejada. Porém, para muitos processos industriais, cujos requisitos de performance não são muito rígidos, o controle pode ser realizado por controladores simples, os quais necessitam de poucas informações sobre o processo para serem adequadamente sintonizados.

Apesar do constante avanço da tecnologia e do conhecimento científico na área de controle, controladores proporcional-integral-derivativo, comumente conhecidos como PID, ainda são muito utilizados na indústria. Controladores PID são facilmente implementáveis, de baixo custo, robustos, e versáteis, com a capacidade de fornecer comportamentos transitórios e de regime permanente satisfatórios para uma grande variedade de processos encontrados na indústria. Os controladores PID apresentam importantes características que permitem atingir os objetivos de controle mais comuns (erro nulo em regime permanente e desempenho transitório adequado). São controladores de estrutura e implementação simples, porém suficientes para controlar diversos processos diferentes, o que faz com que sejam largamente utilizados [41]. De fato, pesquisas realizadas e apresentadas em artigos técnicos e científicos têm demonstrado que mais de 95% das malhas de controle de processos industriais dos países desenvolvidos usam controladores PID, sendo que a maioria destes controladores são do tipo PI [41,42]. Devido a sua grande utilização, a sintonia de controladores PID

em sistemas industriais tem sido bastante estudada, desde a teoria que justifica as fórmulas utilizadas na sintonia, as diferentes maneiras de identificar as grandezas necessárias para a utilização das fórmulas, e os efeitos que produzem nos sistemas controlados.

## 5.6 Ações do Controlador PID

Um controlador, atuando em malha fechada, como é o caso dos PID, tem a tarefa de gerar um sinal de controle  $u(t)$  que seja capaz de corrigir a diferença entre o sinal de referência  $r(t)$  e o sinal de saída  $y(t)$  do processo que está controlando. No caso do PID, a lei de controle descrita pelo controlador é dada por:

$$u(t) = K \left( e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (5.4)$$

Onde  $e(t) = r(t) - y(t)$  é o erro de controle, ou seja, a diferença entre o sinal de referência e o sinal de saída.

### 5.6.1 Efeitos da Ação Proporcional

O efeito da ação proporcional dá-se de acordo com a equação abaixo:

$$u_p(t) = K_p e(t) \quad (5.5)$$

O aumento do ganho proporcional do controlador tem impacto direto na rapidez da resposta do sistema, no máximo sobrepasso do sinal de saída e no valor do erro de regime permanente. A rapidez da curva de resposta do sistema e o máximo sobrepasso devem-se ao fato de que o incremento do ganho proporcional ocasiona um incremento na frequência, aumentando indiretamente a largura de banda do sistema em malha fechada. Uma vez que a curva de fase do sistema permanece igual, independente do valor de  $K$ , a margem de fase do sistema diminuirá implicando em um aumento do máximo sobrepasso.

Além disso, considerando um sistema  $G(s)$  em que não existam pólos na origem o erro em regime permanente é dado por:

$$e_{ss} = \frac{1}{1 + K_p} \quad (5.6)$$

Sendo

$$K_p = \lim_{s \rightarrow 0} G(s) \quad (5.7)$$

Portanto, o aumento do ganho proporcional diminuirá o erro em regime permanente do sistema, porém jamais o tornará nulo.

### 5.6.2 Efeitos da Ação Integral

O efeito da ação integral dá-se de acordo com a equação abaixo:

$$u_i(t) = K \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt \quad (5.8)$$

Quanto maior a ponderação da ação integral, ou seja, quanto maior for  $K/T_i$ , o sistema tende a apresentar comportamento mais oscilatório e apresentar um sobrepasso mais elevado. Porém, devido a inserção do pólo na origem, o sistema em malha fechada passa a ter erro nulo em regime permanente, para referências constantes.

### 5.6.3 Efeitos da Ação Derivativa

A ação derivativa tem como propósito melhorar o comportamento transitório do sistema em malha fechada. Devido à dinâmica do processo, uma mudança na variável de controle somente irá aparecer na saída do processo após algum tempo. Assim, a ação de controle irá corrigir o erro do sistema com um certo atraso. Dessa forma, a ação de um controlador com ação derivativa pode ser interpretado como sendo uma predição da saída do processo.

A estrutura básica de um controlador PD é dada por:

$$u_d(t) = K \left( e(t) + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (5.9)$$

Por sua vez, a expansão em série de Taylor de  $e(t + T_d)$  é

$$e(t + T_d) \approx e(t) + T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (5.10)$$

O sinal de controle é, então, proporcional à estimativa do erro de controle em um tempo  $T_d$  à frente, onde a estimativa é obtida por extrapolação linear.

Portanto, para um bom funcionamento do sistema, o controlador deve ser sintonizado de maneira que as três ações – proporcional, integral e derivativa – sejam adequadamente dosadas, de acordo com as especificações de projeto.

#### 5.6.4 Estrutura do Controlador

Através da lei de controle dada por  $u(t) - K \left( e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right)$  podemos representar o controlador PID pela função de transferência

$$C(s) = \left( 1 + \frac{1}{sT_i} + sT_d \right) \quad (5.11)$$

Este controlador é chamado de controlador não-interativo, pelo fato de que o tempo integral  $T_i$  não interfere na parte derivativa, e o tempo derivativo  $T_d$  não interfere na parte integral

### 5.7 Sintonia dos Controladores

Após 60 anos da publicação das primeiras regras sistemáticas de sintonia de parâmetros do controlador PID [41,43], e com a publicação de vários artigos de sintonia de controladores PID, seria de se esperar que a prática no projeto de malhas de controle industrial estivesse mais próxima da realidade teórica desenvolvida no meio acadêmico e científico. Entretanto, dados da literatura têm mostrado que, mesmo com todo o avanço, as malhas de controle PID não são adequadamente sintonizadas. Bialkowski [44] pesquisou mais de 2000 malhas na indústria de papel com o seguinte resultado: apenas 20% das malhas apresentaram um bom funcionamento, 30% apresentaram um pobre desempenho quanto à sintonia dos controladores, 30% apresentaram desempenhos afetados por ruídos, transitórios, saturações e zonas mortas e 20% apresentaram problemas de controle relacionados à concepção no projeto inicial do conjunto controlador e processo. Ender [45] pesquisou a indústria de manufatura (malhas de temperatura, fluxo, vazão, pressão) e mostrou que 30% das malhas operam em modo manual, 20% utilizam a sintonia do controlador que veio da fábrica não importando as características específicas de cada malha ou suas condições de funcionamento, 30% apresentaram problemas relativos ao pobre desempenho dos sensores e elementos de atuadores. Mcmillam [46] pesquisou a indústria química e verificou que 50% dos problemas estavam relacionados com as válvulas de controle que estavam inadequadamente especificadas, ou precisavam de uma rotina de manutenção adequada. Hersh & Johnson [47] realizaram uma pesquisa sobre os

processos na indústria de manufatura e verificou que os engenheiros e operadores de processos consideravam a sintonia das malhas de controle PID como um problema de difícil solução. Desoborough & Miller [48] pesquisaram mais de 26000 malhas de controle em refinarias, indústrias químicas e de papel e relataram que: 32% das malhas de controle apresentaram um desempenho excelente ou aceitável, 32% dos controladores foram classificados com pobremente ajustados, 36% trabalham em malha aberta com sintonias manuais e funcionando em regimes de saturação, 97% das aplicações utilizam controladores PID. Somente 3% das malhas utilizam controladores avançados para superar deficiências do controlador PID.

O controlador PID é a principal estrutura de controle convencional, e a sintonia ótima ou o auto-ajuste dos seus parâmetros constitui, ainda hoje, um desafio tanto a nível acadêmico quanto industrial. Entretanto, os controladores baseados em técnicas convencionais, por serem projetados considerando-se apenas as relações lineares entre as variáveis do modelo do processo a ser controlado, apresentam limitações frente a sistemas que possuem características complexas como: não-linearidades, atrasos de transporte e parâmetros variantes no tempo.

Para superar as limitações do controle convencional, técnicas de controle avançadas podem ser empregadas. A maioria dos especialistas em controle denomina controladores avançados quando referem-se a controladores inteligentes, adaptativos, não-lineares e/ou preditivos. As estratégias de controle avançadas permitem o aprimoramento do desempenho dos sistemas de controle quando comparadas às técnicas convencionais. Por outro lado, para a implementação do controle avançado, há a necessidade da configuração de um elevado número de parâmetros, o que requer conhecimento especializado e de técnicas matemáticas complexas.

Entre as técnicas de controle avançado, os controladores inteligentes vêm sendo implementados com sucesso, inclusive em CLP's do fabricante Fuji, principalmente pela capacidade de incorporarem conhecimento especializado e pela possibilidade de associações com outras técnicas convencionais e avançadas. O desenvolvimento da tecnologia de processamento de informação, aliado às técnicas de inteligência computacional, tornou possível o desenvolvimento de sistemas de controle automáticos, ditos inteligentes, como uma solução para suprir as deficiências dos sistemas de controle convencionais. Desde que a inteligência computacional apresenta aspectos relativos à incorporação de características da inteligência humana, os sistemas de controle inteligentes tendem a imitar a maneira de tomada de decisões humana. As

vantagens potenciais oferecidas em relação aos esquemas convencionais de controle são: i) menor dependência de modelos quantitativos; ii) algoritmos de tomada de decisões estruturados de maneira simples; iii) capacidade de aprendizado e, iv) maior grau de autonomia [49, 50 e 51]. Os sistemas de controle inteligentes têm habilidades de aprendizado, raciocínio e tomada de decisão. Numa tentativa de tornar claro o conceito de sistemas inteligentes, pode-se dizer que os sistemas de controles convencionais apresentam certo grau de inteligência.

O controlador PID convencional, por exemplo, tem um baixo nível de inteligência devido à sua estrutura fixa, à sua incapacidade de tomada de decisão baseada apenas na realimentação do erro e à sua incapacidade de auto-reconfiguração. O controlador PID adaptativo, por outro lado, apresenta um nível médio de inteligência desde que, através da identificação do sistema, apresenta mecanismos de auto-reconfiguração dos ganhos do controlador. Algumas características, portanto, diferenciam os sistemas inteligentes dos sistemas convencionais. Os sistemas de controle inteligentes devem possuir a habilidade de tratar um vasto conjunto de incertezas, aspectos qualitativos da informação que recebem, estruturas de dados complexas e longa quantidade de dados não-estruturados.

A primeira aplicação industrial de um controle utilizando inteligência artificial foi o Controlador Nebuloso (CN) realizada por Mandani em 1974 [52]. A metodologia baseada em conjuntos nebulosos, neste caso, visou a aquisição da experiência operacional dos operadores e engenheiros no controle manual do processo industrial. Após este trabalho pioneiro, as vantagens e a simplicidade do projeto dos controladores utilizando inteligência artificial motivaram o emergente desenvolvimento acadêmico e comercial de ambientes e ferramentas de software e hardware.

Ao contrário dos controladores convencionais, em que o algoritmo de controle é descrito analiticamente por equações matemáticas, algébricas ou diferenciais, um controlador com inteligência artificial utiliza regras lógicas e mecanismos de raciocínio na sua estrutura. Hoje em dia, o controlador com inteligência artificial, mais especificamente o CN para uma ou duas dimensões está bem consolidado por diversos trabalhos apresentados na literatura [53]. Atualmente as pesquisas estão sendo direcionadas para o estudo de estabilidade, controlabilidade, observabilidade e robustez considerando os aspectos de não-linearidade dos controladores [54].

Diante da grande participação dos sistemas de bombeamento no consumo total de energia elétrica no Brasil, nasceu a motivação de otimizar a operação desses sistemas

com o uso de controladores inteligentes. Sendo assim, este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento e implementação de técnicas de RNA que, auxiliando os controladores tradicionais do tipo PI, visam a efficientização energética de processos motrizes industriais.

### 5.8 Aplicações de Redes Neurais Artificiais em Controle

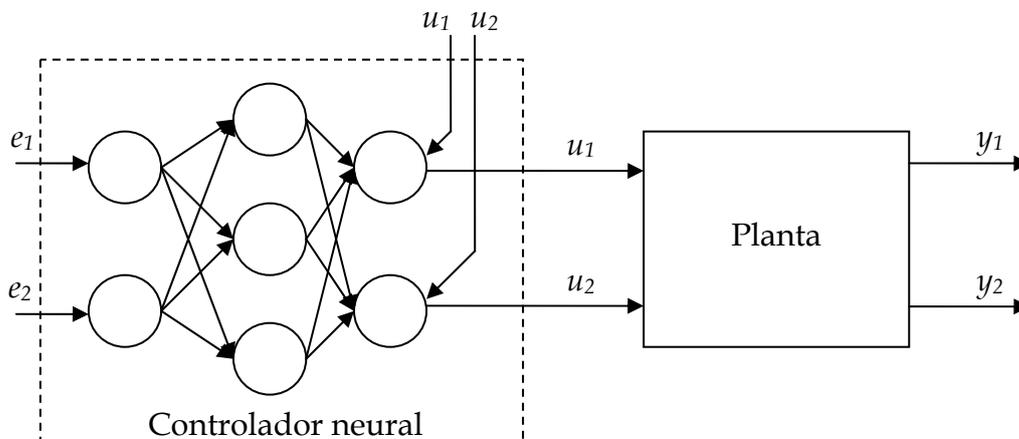
A aplicação de redes neurais para controle não é uma novidade. Existem diversas aplicações na literatura técnica. Porém, a maior problemática é a sua implementação que depende de equipamentos com capacidade de cálculo. A aplicação das redes neurais artificiais para controle apresenta diversos pontos positivos, onde se destacam: flexibilidade do controle em operar em diferentes condições e diferentes processos; grande flexibilidade em se adaptar às condições novas, automaticamente com a mudança de parâmetros no processo, assim a rede neural pode identificar a alteração e corrigir; é possível com a rede neural implementar um sistema multi objetivo onde a eficiência energética pode ser incluída como um dos objetivos do processo sem alterar as outras diretrizes. Devido à velocidade de processamento com o uso de redes neurais, o aumento dos *loops* de controle para atender as novas diretrizes de eficiência energética não demandará elevado tempo do sistema de controle proposto.

As redes neurais artificiais podem ser utilizadas em uma vasta gama de aplicações, podendo-se citar como exemplos processamento de sinais (cancelamento de ruídos, reconhecimento de voz e caracteres, codificação, compressão de dados, diagnósticos médicos e outros), controle de sistemas dinâmicos (manipuladores mecânicos, processos industriais, veículos auto-guiados e outros), sistemas de decisão (terapêutica, médica, análise financeira e outras) e numerosas possibilidades descritas na literatura especializada [55,56,57].

Em particular, neste capítulo, são enfatizadas as aplicações de redes neurais artificiais empregadas como controladores clássicos, gerando um sinal  $u(.)$  a ser enviado para o atuador, a partir do sinal de erro  $e(.)$  entre a saída e a referência.

Um dos problemas encontrados na utilização de redes neurais no controle de sistemas dinâmicos é a seleção das informações necessárias para o treinamento. De fato, na Figura 5.4, nota-se que, de início, os sinais  $u(.)$  que originam a resposta  $y(.)$  adequada podem não ser conhecidos. Nesse caso, utilizando-se, por exemplo, o algoritmo Back-Propagation juntamente com um perceptron multicamadas, necessita-se de um

mecanismo para gerar  $u^t(\cdot)$  que poderia, então, compor os pares  $(e(\cdot), u^t(\cdot))$  para treinamento da rede.



**Figura 5.4 Utilização de uma rede neural como controlador.**

Uma alternativa para gerar  $u^t(\cdot)$  é utilizar um controlador convencional, de forma que a rede neural possa “copiar” as suas características. A Figura 5.5, ilustra uma forma de obter os pares entrada-saída do controlador que são utilizados no treinamento da rede neural.

Uma outra alternativa seria realizar uma identificação da planta a ser controlada. A identificação poderia conduzir a modelos diretos, como a obtida por um esquema do tipo da Figura 5.6 ou inversos, como as provenientes de arranjos como a Figura 5.7.

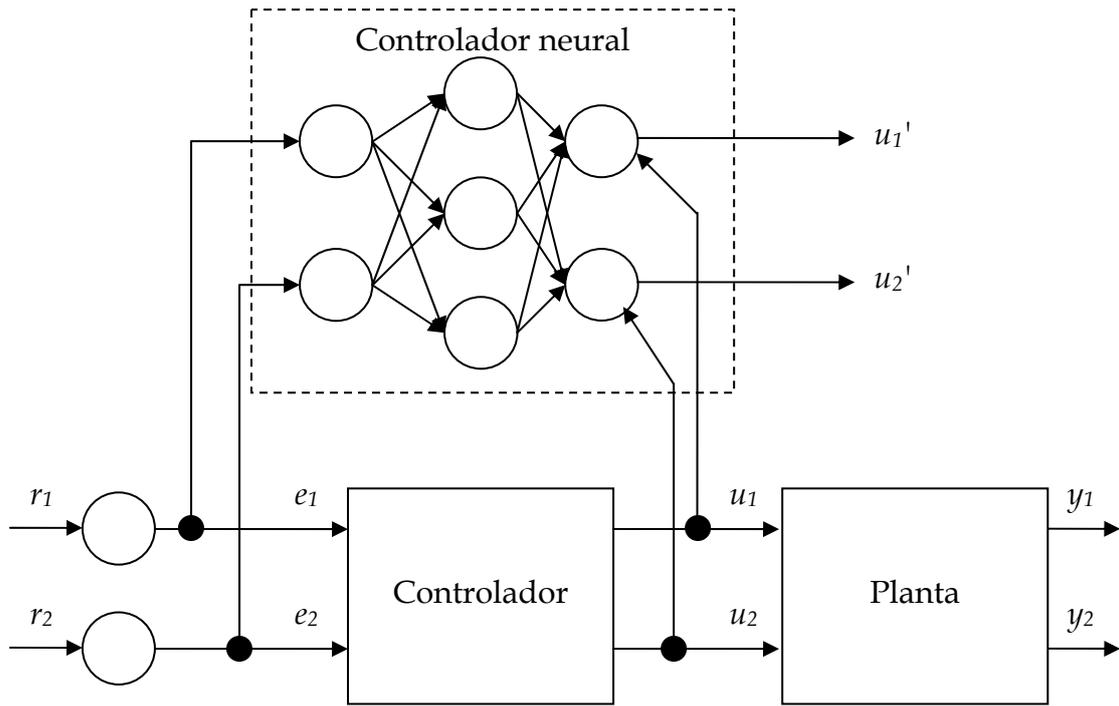


Figura 5.5 A rede neural pode ser utilizada para adquirir as características de um controlador convencional.

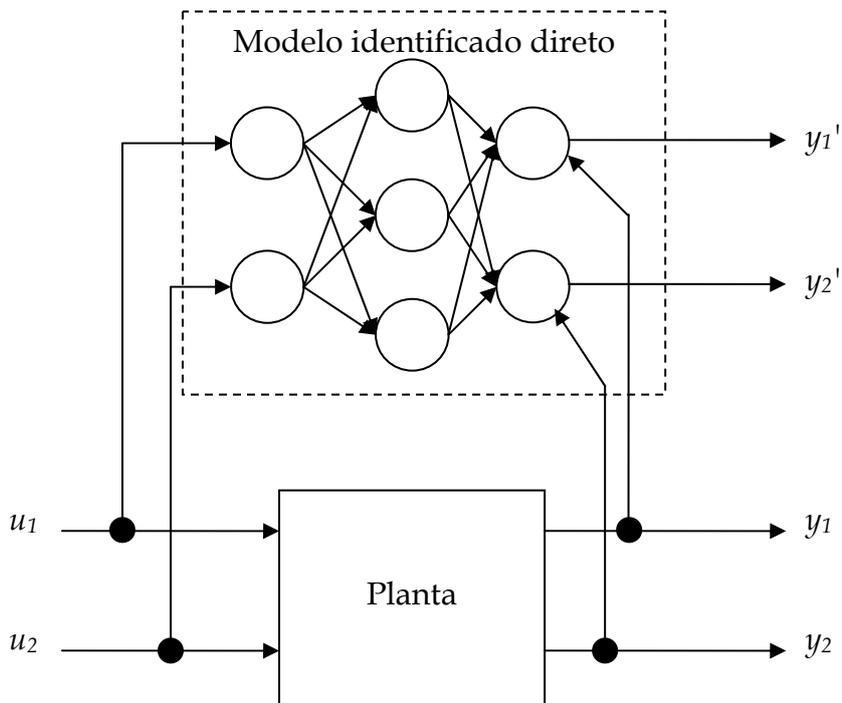


Figura 5.6 Identificação de modelo direto através da utilização de redes neurais.

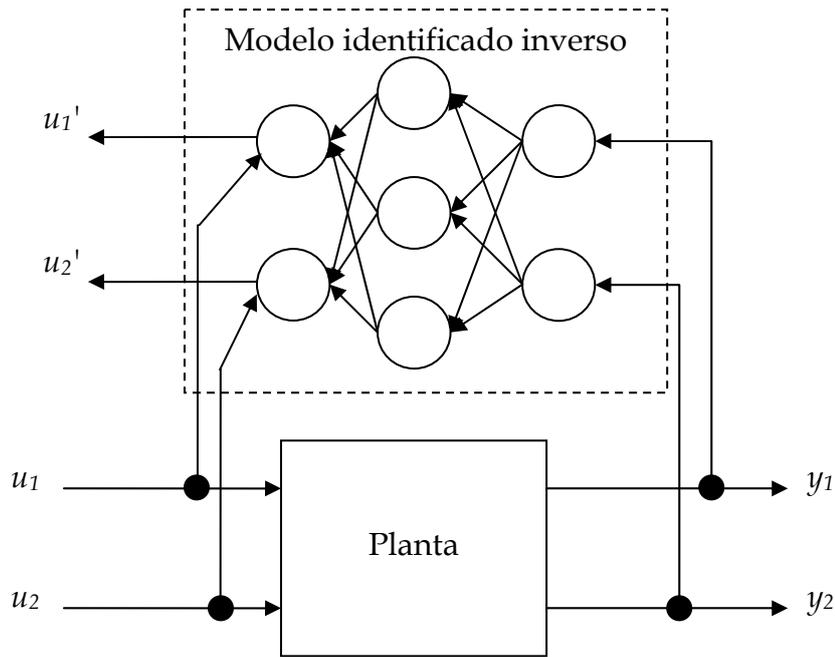


Figura 5.7 Identificação de modelo inverso através da utilização de redes neurais.

## 5.9 Conclusões do Capítulo

O conhecimento adquirido neste capítulo sobre a automação industrial e controle inteligente com o auxílio das RNA será de grande valia no capítulo seguinte, pois será possível implementar este controle inteligente, com mais rigor e mais embasado da teoria do controle, especialmente, do controle PID, que, como visto, é o mais utilizado na indústria.

Como visto, os controladores tradicionais auxiliados pela inteligência artificial tendem a ser a principal saída para a eficiência energética nas grandes indústrias. Portanto, o aprofundamento desse assunto é de suma importância para os profissionais que irão projetar/operar estes tipos de sistemas.

# CAPÍTULO 6

## 6 METODOLOGIA APLICADA E RESULTADOS

---

### 6.1 Introdução

Neste capítulo, é apresentada uma aplicação de controle inteligente no sistema de bombeamento industrial do LAMOTRIZ que com auxílio das RNA visa aumentar a eficiência energética do processo. Porém a idéia pode ser generalizada para diversos processos industriais.

Assim, apresenta-se a metodologia aplicada para a implementação do controle do tipo PI com o auxílio das RNA até a implementação do sistema controlado no sistema supervisor e, por fim são realizadas projeções de economia no consumo de energia elétrica caso seja aplicado em sistemas maiores.

### 6.2 Processo Industrial Proposto

Em muitos processos industriais, faz-se necessário bombear determinada quantidade de volume, em uma dada vazão. Para tanto, foi simulado um processo industrial hipotético que necessita de certo volume  $V$ , com curva de vazão do fluido bombeado como mostrada na Figura 6.1.

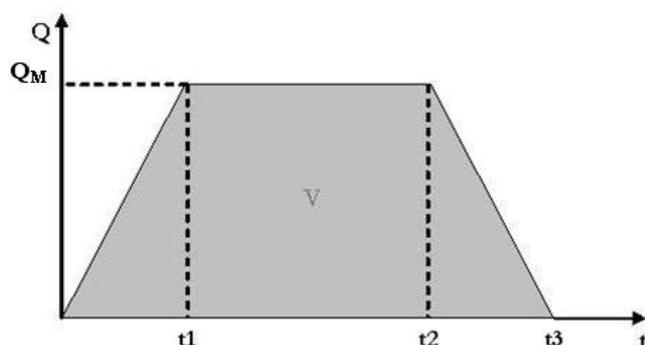


Figura 6.1 Curva hipotética simulando um processo real.

Como observado na Figura 6.1, é possível definir quatro variáveis que claramente descrevem o processo proposto (comportamento da curva trapezoidal que simula um processo industrial), sendo as quatro variáveis: tempos  $t_1$  – tempo de inércia

desde o acionamento do processo até a sua operação em regime permanente,  $t_2$  – instante de tempo de início de desligamento e  $t_3$  – instante de tempo de término do processo; e a quarta variável: a vazão especificada para o processo definida como  $Q_M$ . Dessa maneira, o volume bombeado pelo processo pode ser calculado através da Equação (6.1)

$$V = \frac{t_2 + t_3 - t_1}{2} \cdot Q_M \quad (6.1)$$

### 6.3 Modelagem do Sistema

A modelagem do sistema é realizada segundo algumas etapas conforme vistas a seguir.

#### 6.3.1 Aplicação de um degrau de velocidade ao sistema

O primeiro passo para a modelagem do sistema, é aplicar um degrau de velocidade na entrada do sistema e capturar os pontos da curva da vazão no tempo.

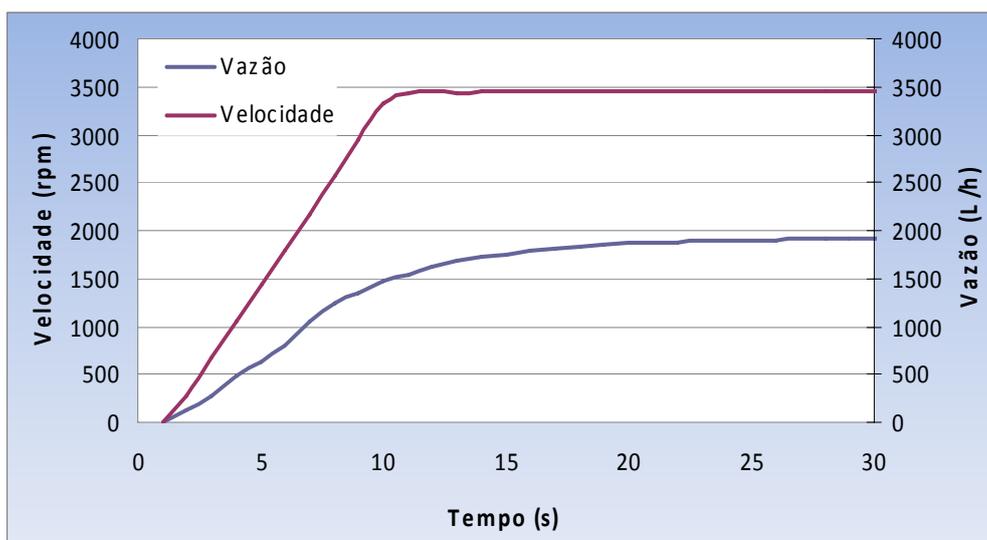


Figura 6.2 Resposta a um degrau de velocidade aplicado no sistema de bombeamento.

#### 6.3.2 Cálculo da função analítica $Q(t)$ a partir do conjunto de pontos $(Q,t)$

Na etapa seguinte, aproxima-se uma função  $Q(t)$  que satisfaz os pontos colhidos  $(Q,t)$  com o auxílio do Matlab<sup>®</sup>.

O método utilizado foi o Modelo Linear com Termos Não-Polinomiais. Este método aproxima os dados por uma função do tipo:

$$Q(t) = \alpha_1 + \alpha_2 e^{-t} \quad (6.2)$$

Assim,  $Q(t)$  resulta na seguinte forma:

$$Q(t) = 50.0688 - 50.7924.2e^{-t/4.25} \quad (6.3)$$

### 6.3.3 Transformada de Laplace da função $Q(t)$ ;

A transformada de Laplace da função  $Q(t)$  é calculada com o auxílio do MatLab. Através da função implementada `laplace(Q,t)`.

Esta função executa o seguinte cálculo:

$$Q(s) = \int_0^{\infty} Q(t)e^{-st} \quad (6.4)$$

Logo, encontra-se a expressão de saída do sistema  $Q(s)$ :

$$Q(s) = \frac{50.0688}{s} - \frac{50.7924}{s + 0.2355} \quad (6.5)$$

### 6.3.4 Cálculo da função $H(s)$ do sistema;

Por fim, a última etapa da modelagem do sistema é o cálculo de  $H(s)$ . Após aplicar um degrau na entrada e conhecer a saída do sistema, então pode-se calcular  $H(s)$ .

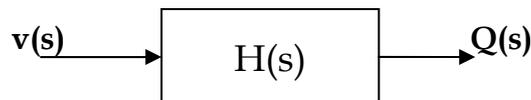


Figura 6.3 Função analítica.

$$v(s) = \frac{1}{s} \quad (6.6)$$

$$Q(s) = \frac{50.0688}{s} - \frac{50.7924}{s + 0.2355} \quad (6.7)$$

Pela Figura 6.3,  $H(s)$  pode ser escrita como:

$$H(s) = \frac{Q(s)}{v(s)} \quad (6.8)$$

Então:

$$H(s) = \frac{0.72365s + 11.792}{s + 0.2355} \quad (6.9)$$

## 6.4 Implementação do PI

Com a modelagem da planta calculada, deve-se implementar o controle PI a fim de controlar a vazão do sistema através da velocidade do motor.

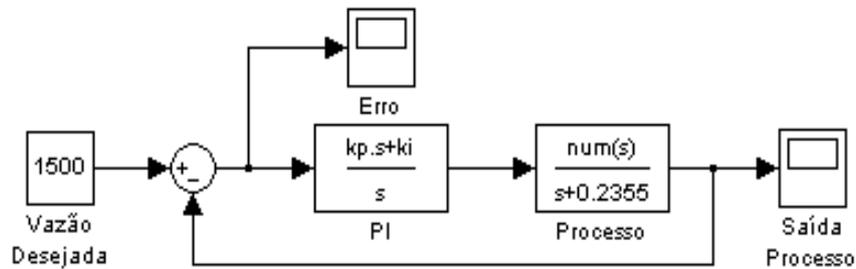


Figura 6.4 Diagrama de blocos utilizando controlador PI em Simulink.

$$v(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt \xrightarrow{L} v(s) = K_p E(s) + \frac{K_i}{s} E(s) \quad (6.10)$$

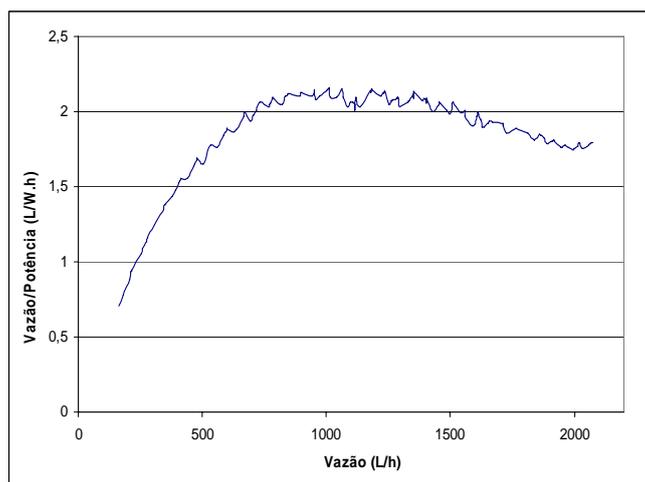
Assim, foi feita a implementação do PI e, logo após os ganhos utilizados para os controladores PI foram determinados com base nas equações de projeto e posteriormente ajustados por simulação e na prática. Seus valores são:

$$K_p = 0.055 \quad K_i = 0.006$$

## 6.5 Processo para Determinação da RNA Adequada

### 6.5.1 Definição de uma Figura de Mérito

A fim de que o sistema apresente a melhor eficiência energética possível, é importante definir a “figura de eficiência do sistema” que está diretamente relacionada com o rendimento do conjunto motor-bomba, visto que o rendimento é dado pela razão entre a potência hidráulica de saída ( $P_h$ ) e a potência elétrica de entrada ( $P$ ), que pode ser simplificada pela razão entre a vazão associada (L/h) e a potência elétrica consumida (W), conforme Figura 6.5.



**Figura 6.5** Curva de eficiência do sistema de bombeamento.

Da Figura 6.5, pode-se observar que a curva de eficiência do sistema em análise não é linear, assim, para que o processo ocorra com a melhor eficiência possível, escolheu-se a melhor faixa de valores entre 750 L/h e 1500 L/h.

### 6.5.2 Coleta/Tratamento dos Dados

Visto que as RNA aprendem a partir de exemplos, e as mesmas são projetadas para serem capazes de generalizar o conhecimento adquirido durante o treinamento, é importante definir quais as variáveis necessárias para a construção da RNA. Em nosso caso, são  $(V, t_1, t_2, t_3, Q_M)$ ; dessa forma, curvas trapezoidais que representam o processo (Figura 6.1) foram criadas com o auxílio do Matlab<sup>®</sup>. Dentre todas as curvas geradas (10.000), foram escolhidas 464 que apresentam a melhor eficiência energética do sistema (com base na Figura 6.5) e respeitando as condições operacionais do inversor de frequência (tempo de rampa aceleração e desaceleração).

Em seguida, após a coleta dos dados, eles são tratados (normalizados e embaralhados) e encaminhados para treinamento.

De posse dos parâmetros  $(V, t_1, t_2, t_3, Q)$  de todas as curvas selecionadas, fez-se a normalização dos dados do tipo:

$$x_{norm} = \frac{x - 0.9x_{min}}{1.1x_{max} - 0.9x_{min}} \quad (6.11)$$

### 6.5.3 Treinamento da RNA

Os dados são divididos em conjuntos de treinamento, validação e teste. Estes procedimentos e outros de padronização de procedimentos para estudos de RNA estão de acordo com a referência [33] e foram aplicadas em [58] e [59].

O conjunto de treinamento deve ser constituído por 50% dos dados, pois é a partir deste conjunto que os pesos sinápticos dos neurônios serão ajustados durante o treinamento.

Já o conjunto de validação deve ser constituído de 25% dos dados, sendo usado paralelamente com o conjunto de treinamento. Entretanto, o mesmo não é usado para ajustes dos pesos, mas sim para verificar a capacidade de generalização da rede neural durante o treinamento, visto que dentre as capacidades das RNA buscadas neste trabalho, uma é a generalização dos resultados obtidos nos treinamentos, quando a elas forem apresentados conjuntos de dados desconhecidos.

Assim como o conjunto de validação, o conjunto de teste deve ser constituído de 25% e não é utilizado para ajustes dos pesos durante o treinamento. Ele só é apresentado à rede para estimar o desempenho da mesma quando estiver em operação, já que este conjunto jamais fora apresentado para a RNA.

Para o treinamento, os dados de entrada  $V(L)$  e os dados de saída  $t_1(s)$ ,  $t_2(s)$ ,  $t_3(s)$  e  $Q_M(L/h)$  são apresentados à RNA (Figura 6.6). Antes do treinamento, os conjuntos de dados foram normalizados na faixa entre 0,1 e 0,9 para cada tipo de variável, seguindo metodologia estabelecida em procedimentos padrões [33].

### 6.5.4 Seleção da Melhor Arquitetura

Para escolha da arquitetura, tendo sido estabelecida uma entrada, e quatro saídas, foi definido que a RNA teria apenas uma camada oculta, para diminuir o esforço computacional no experimento prático. O critério adotado para escolha do número de neurônios na camada oculta foi o de treinar várias RNA, com algoritmo gradiente descendente com momento, variando este número de 2 a 6 tendo a arquitetura com 3 neurônios (Figura 6.6) obtido a melhor performance (menor erro médio quadrático) sobre o conjunto de validação, na média de 10 dez inicializações aleatórias de pesos.

### 6.5.5 Seleção do Melhor Algoritmo de Aprendizagem

Após a escolha da melhor arquitetura, verifica-se qual o melhor algoritmo de aprendizagem. Desta forma, foram avaliados os algoritmos de treinamento apresentados no capítulo 4: O algoritmo gradiente descendente com momento - GDM[21], algoritmo “Resilient Propagation”- Rprop[29] e o algoritmo “Levenberg-Marquardt”-LM[30].

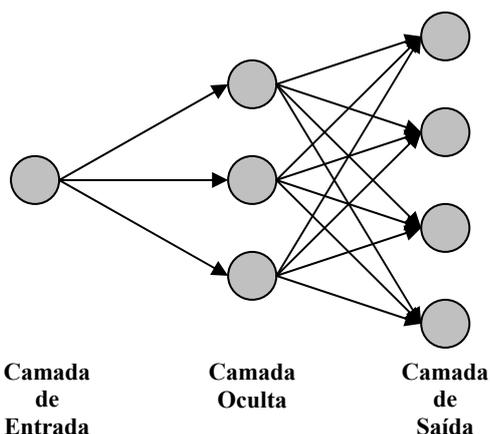


Figura 6.6 Arquitetura da RNA aplicada.

O melhor algoritmo foi selecionado pela melhor performance (menor erro médio quadrático) sobre o conjunto de teste na média de 10 dez inicializações aleatórias de pesos para cada algoritmo. Sendo o algoritmo LM o que apresentou menor erro na média.

Para finalizar o processo, é necessário ser escolhida a RNA de melhor resultado para uso no sistema real. Ou seja, a de menor erro médio quadrático das dez criadas com o algoritmo LM.

Vale salientar que todo o treinamento da RNA foi realizado utilizando o software Matlab®.

Tabela 6.1 Resultado das Inicializações dos Algoritmos de Aprendizagem.

Inicialização	Erro do Algoritmo - MSE		
	GDM	Rprop	LM
1	5,64	3,22	1,76
2	5,15	3,12	2,15
3	5,98	2,45	1,86
4	5,14	2,18	2,67
5	4,65	3,87	1,65
6	5,02	2,97	1,87
7	5,23	3,16	<b>1,45</b>
8	4,49	2,28	2,27
9	4,73	2,94	2,89
10	4,27	3,74	1,81

Percebe-se pela tabela que do ponto de vista do erro de classificação o algoritmo LM foi sempre mais satisfatório.

## **6.6 Resultados em Simulink**

### **6.6.1 Implementação da RNA em Simulink**

Com o treinamento finalizado, carrega-se os melhores pesos e bias para que a rede da Figura 6.6 possa ser implementada/simulada em *Simulink*<sup>®</sup>.

Os resultados da simulação da rede implementada são mostrados da seguinte forma: apresenta-se à rede neural o volume desejado e esta fornece as quatro variáveis que melhor se adequam ao volume apresentado visando sempre à eficiência energética do sistema.

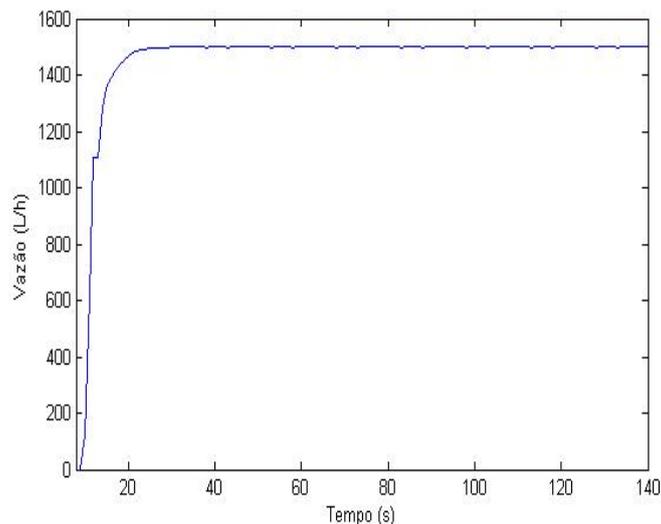
Seguindo a metodologia utilizada, realiza-se a modelagem e a implementação do controle/acionamento do sistema inicialmente em *Simulink*<sup>®</sup> e, posteriormente, implementa-se no sistema real de bombeamento do LAMOTRIZ.

### **6.6.2 Implementação do PI em Simulink**

O primeiro passo para a implementação do controle do tipo PI é a modelagem do sistema. Utilizando-se métodos matemáticos, obtém-se a função de transferência que caracteriza o sistema. Vale ressaltar que a modelagem do sistema pode ser realizada com a utilização da RNA[60].

Após a modelagem realizada anteriormente, pode-se implementar o controle do tipo PI. A finalidade é automatizar o processo ajustando a vazão através da variação da rotação do motor.

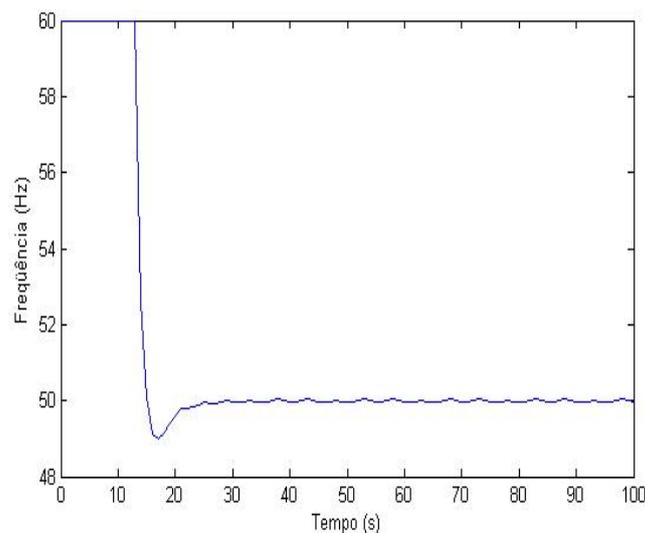
Pode-se observar na Figura 6.7, o comportamento do sistema automatizado quando foi solicitada uma vazão de 1500 L/h.



**Figura 6.7** Resposta do sistema controlado em Simulink®.

De acordo com a Figura 6.7, o sistema controlado consegue atender a demanda de vazão solicitada pela RNA, atingindo o valor requerido.

Na Figura 6.8, é mostrado o comportamento da frequência do motor, quando é solicitada uma vazão de 1500L/h.



**Figura 6.8** Curva da frequência do motor do sistema PI em Simulink®.

Observa-se na Figura 6.8 que a frequência estabiliza-se em torno de 50Hz; este é o valor de frequência para o qual o controlador PI estabelece para a obtenção da vazão desejada do processo.

### Simulação do Sistema RNA e PI

Com o treinamento da rede neural e a modelagem completa do sistema com controle do tipo PI, pode-se simular o sistema como um todo em Simulink® conforme Figura 6.9.

Como pode ser observado, solicita-se um volume desejado e a RNA fornece as quatro variáveis ( $Q_M$ ,  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$ ) necessárias para que o sistema controlado forneça este volume desejado com a máxima eficiência energética possível. A partir da integração da vazão (de acordo com a Figura 6.1) durante os tempos  $t_1$ ,  $t_2$  e  $t_3$ , o volume real é obtido, e este valor é aproximadamente igual ao valor do volume desejado. O bloco trapézio da Figura 6.9 controla o tempo de simulação do sistema em Simulink® e fornece o valor da vazão desejada.

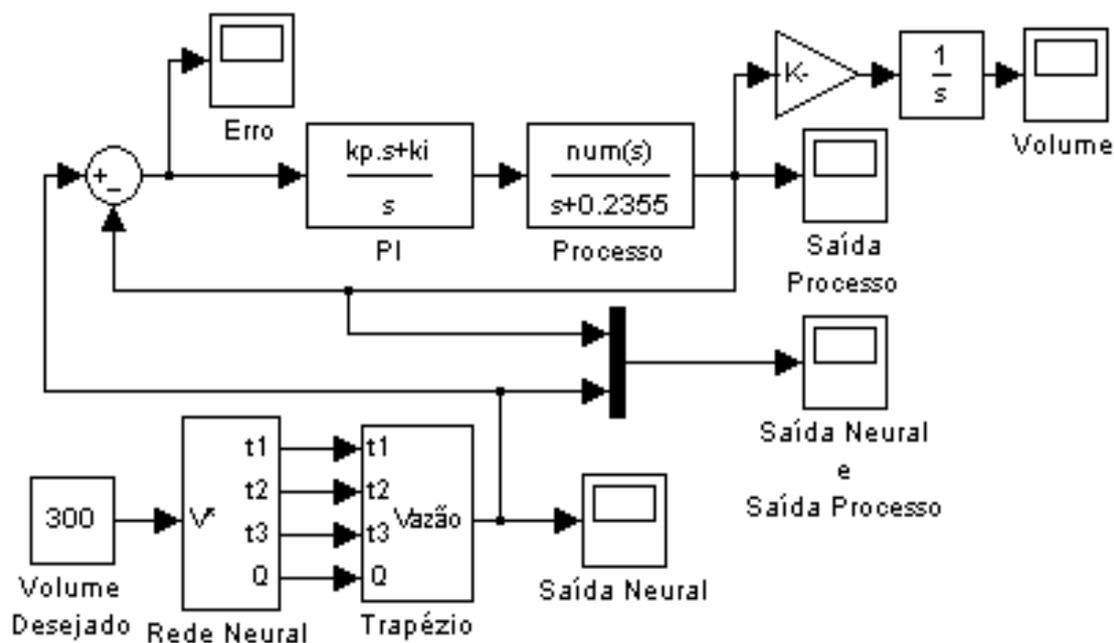
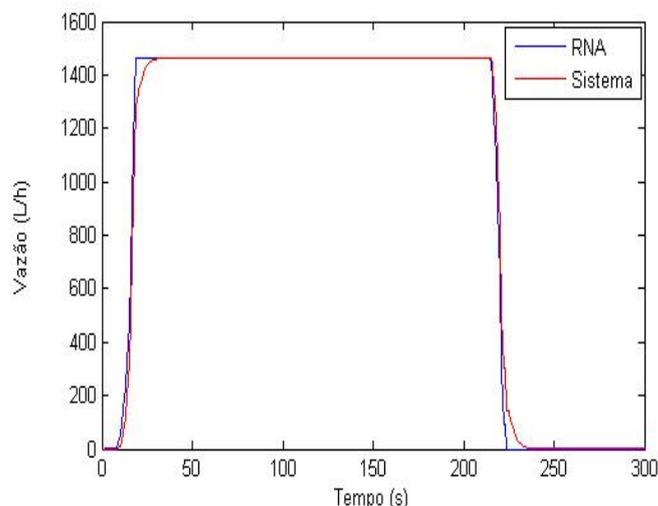


Figura 6.9 Diagrama de blocos utilizando PI com a RNA em Simulink®.

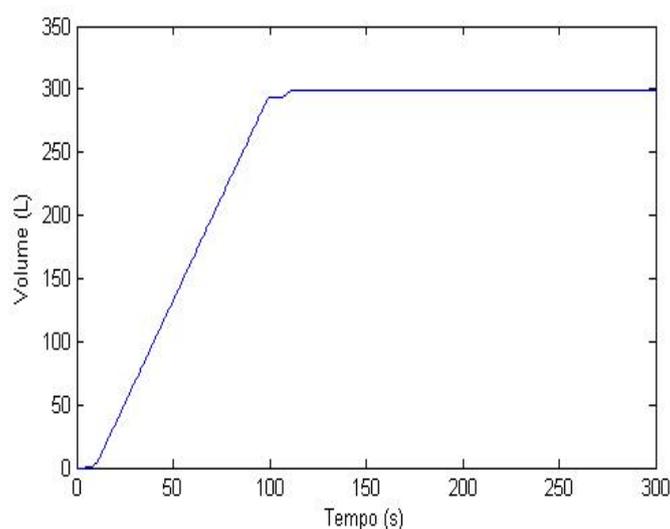
Observa-se na Figura 6.10, o gráfico da vazão em função do tempo. Duas curvas são traçadas: a curva desejada fornecida pela RNA e a curva do sistema controlado.



**Figura 6.10** Representação do sistema versus RNA em Simulink®.

O sistema consegue responder de forma satisfatória às variáveis informadas pela rede neural e, de acordo com a Figura 6.10, traça uma curva semelhante a da RNA.

A Figura 6.11 apresenta a resposta do sistema quando solicitado um volume de 300 litros.



**Figura 6.11** Resposta do sistema completo a solicitação de 300 litros em Simulink®.

O volume de 300 litros informado a RNA pelo operador do sistema é atendido, conforme Figura 6.11.

## 6.7 Resultados Experimentais

Seguindo a metodologia utilizada neste trabalho, a RNA e o controle do tipo PI foram implementados na bancada de bombas presente no LAMOTRIZ com os seguintes

controles: controle do tipo PI, e o controle do tipo PI baseado em RNA com máxima eficiência, com o objetivo de obter os resultados experimentais e, desta forma, avaliar a viabilidade prática do controle do sistema de bombeamento com o auxílio das RNA. Sendo assim, o controle do tipo PI e a RNA (melhor arquitetura e melhores pesos) foram implementados no supervisor da bancada de bombas. Vale salientar que toda a implementação prática do processo foi realizada utilizando scripts em Visual Basic® no supervisor da bancada, seguindo a seguinte seqüência.

Programa em VBScript implementado na bancada de bombas.

- Declaração das variáveis;
- Normalização dos dados;
- Pesos e Bias da melhor arquitetura RNA;
- Implementação da RNA (camada entrada, camada oculta e camada de saída)
- Desnormalização dos dados;
- Obtenção da Saída (vazão e tempos ( $t_1$ ,  $t_2$  e  $t_3$ ));
- Implementação do PI (utilizando-se da vazão informada pela RNA).

Na Tabela 6.2, é apresentada uma comparação entre os consumos de energia elétrica do sistema com controle baseado em redes neurais e sem o mesmo para diferentes objetivos de volume bombeado obtidos durante os experimentos realizados na bancada de bombas para o reservatório situado a três metros do piso.

**Tabela 6.2 Comparação do consumo de energia para reservatório a 3m com e sem RNA.**

Volume (L)	Energia Consumida (s/RNA) (W.h)	Energia Consumida (c/RNA) (W.h)	Economia (W.h)	%
50	28	19	9	32,1
100	56	38	18	32,1
150	83	57	26	31,3
200	110	76	34	30,9
300	165	112	53	32,1
400	219	148	71	32,4
500	275	188	87	31,6

É importante frisar que o controle PI sem o auxílio da RNA foi aplicado à vazão desejada de 2140L/h, a qual faz com que o inversor opere na frequência nominal (60Hz) e para cada volume da Tabela I foi obtida a energia consumida. Por outro lado, a vazão

desejada utilizando o controle com a RNA (Figura 6.9) possibilita uma maior eficiência energética do sistema, conforme pode ser observado na Tabela 6.2.

Ressalta-se que a utilização do PI sem a RNA associada, não levaria em conta a busca pela máxima eficiência, um dos objetivos deste trabalho. A RNA recebe o volume desejado e informa ao sistema qual é a curva de vazão, sob a qual o sistema irá alcançar a máxima eficiência energética.

Para este caso foi testado um PI simples comumente usado. A utilização de diferentes tipos de controladores lineares é possível. Como por exemplo, para o caso de um PI multi-elementos, a eficiência energética poderia ser levada em conta. Porém utilizando RNA, o controle torna-se dinâmico e adaptável a diferentes situações.

Os dados obtidos através de experimentos reais para o reservatório a 3 metros do solo apresentam uma sensível redução no consumo de energia quando o processo é controlado com o PI auxiliado pela RNA. Em termos percentuais, com a RNA controlando o sistema os ganhos são da ordem de 30%. Pode-se observar também que a economia de energia (W.h) aumenta significativamente com o aumento do volume requerido. Ou seja, em sistemas de grande porte (milhares de litros) a economia de energia será significativa.

Com o objetivo de obter novos resultados experimentais, a metodologia proposta neste trabalho também foi utilizada para o outro reservatório (5 metros de altura) do sistema de bombeamento.

Os resultados confirmam o ganho em eficiência energética com a utilização da metodologia proposta, conforme pode ser visualizado na Tabela 6.3.

**Tabela 6.3 Comparação do consumo de energia para reservatório a 5m com e sem RNA.**

Volume (L)	Energia Consumida (s/RNA) (W.h)	Energia Consumida (c/RNA) (W.h)	Economia (W.h)	%
50	33	26	7	21,1
100	64	47	17	26,6
150	99	77	22	22,2
200	128	101	27	21,1
300	192	151	41	21,4
400	256	202	54	21,1
500	320	254	66	20,6

Os dados obtidos através de experimentos reais para o reservatório de 5 metros do solo apresentam uma sensível redução no consumo de energia quando o processo é

controlado através de RNA. Em termos percentuais, com a RNA auxiliando no controle do sistema os ganhos são da ordem de 20%. Pode-se observar também que a economia de energia (W.h) aumenta significativamente com o aumento do volume requerido.

Nos dois casos (para os dois diferentes tipos de altura), pode-se observar que a economia de energia aumenta significativamente com o aumento do volume requerido (W.h), ou seja, em sistemas de grande porte (milhares de litros) é bastante significativa.

Vale ressaltar também que se comparado com o controle de vazão tradicionalmente utilizado na indústria (estrangulamento de válvula) essa economia de energia é bem maior para obter a mesma vazão, conforme Tabela 6.4.

**Tabela 6.4 Comparação do consumo de energia para os reservatório a 3m com RNA e com controle tradicional (estrangulamento de válvula).**

Volume (L)	Energia Consumida (Válvula Estrangulada) (W.h)	Energia Consumida (c/RNA) (W.h)	Economia (W.h)	%
50	40	19	21	52,5
100	85	38	47	55,3
150	121	57	64	52,9
200	170	76	94	55,3
300	252	112	140	55,6
400	335	148	187	55,8
500	419	188	231	55,1

Os dados apresentados na Tabela 6.4 demonstram uma elevada economia de energia ao ser aplicado o controle inteligente ao invés do controle tradicional (estrangulamento de válvula) resultando em uma economia da ordem de 55%.

## 6.8 Conclusões do Capítulo

O controlador lógico programável tornou-se um equipamento fundamental nas indústrias. As interfaces homem-máquina complementando o sistema de aquisição de dados e auxiliando o CLP, estão bastante disseminadas. Desta forma, fazendo uso desta tecnologia é possível implementar um algoritmo de RNA integrado ao sistema de supervisão.

A RNA auxilia o controle industrial tradicional, do tipo PI, tornando-o energeticamente mais eficiente, como se verifica nos resultados do trabalho. Vale salientar, que o controle com a utilização do inversor de frequência associado ao sistema

controlado, torna-o mais versátil e dinâmico podendo ser aplicado a diversos outros tipos de sistemas encontrados na prática industrial.

Uma economia significativa do consumo de energia elétrica pode ser obtida quando o sistema controlado é auxiliado por uma rede neural artificial treinada visando à eficiência energética do sistema.

# CAPÍTULO 7

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Os objetivos iniciais do trabalho foram alcançados. A efficientização energética do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ foi analisada, podendo ser utilizada como protótipo de testes de grandes processos industriais que buscam aumentar a eficiência energética e melhorar a qualidade de energia desses sistemas. Além disso, a bancada de bombas agora está dotada de uma análise qualitativa da confiabilidade e manutenibilidade, possibilitando assim, as pessoas que vierem a operar esse sistema, um detalhamento técnico das possíveis falhas que venham a ocorrer e impossibilite o desempenho de todas as funções que possui esse sistema.

O sistema de bombeamento mostrou-se suficientemente flexível de modo a poder ser utilizado com o objetivo de várias simulações de casos reais tão presentes na indústria, tais como: os diferentes tipos de partida, as diferentes formas de controle de vazão (através do inversor de frequência e por estrangulamento de válvula), maior ou menor número de consumidores na linha de fluxo de vazão (alturas diferentes e abertura controlada da válvula), diferentes tipos de controles de vazão como o do tipo PI (utilizado em mais de 90% das indústrias) e ainda o controle sugerido neste trabalho que é o controle do tipo PI auxiliado pelas RNA visando a redução do consumo de energia elétrica.

Assim sendo, o sistema de bombeamento do LAMOTRIZ da UFPE está colaborando com as metas do PROCEL INDÚSTRIA – Programa de Eficiência Energética Industrial, pois, esse trabalho traz um aumento na eficiência energética e busca a redução do consumo de energia elétrica em sistemas industriais. Apesar dos bons resultados, a perspectiva que eles sejam estendidos/ampliados às indústrias brasileiras continua. Desta forma, propõem-se os seguintes trabalhos futuros:

- Estudo/pesquisa da modelagem de sistemas industriais através de RNA com técnicas de ajustes com lógica fuzzy.

- Estudo de outros tipos de rede e algoritmos de treinamento aplicada em controle de sistemas industriais como, por exemplo, as redes Radial Basis Function Networks (RBF).
- Desenvolver modelos mistos de controle, que utilizem lógica fuzzy e redes neurais.
- Desenvolver novos ajustes de  $K_p$  e  $K_i$  com RNA.
- Comparação de modelos de controle, tais como: o PID, os baseados em Redes Neurais Artificiais e/ou Lógica *Fuzzy*, PID com auxílio de RNA, PID com ajustes de lógica *fuzzy*.
- Levantamento de plantas industriais com grandes sistemas de bombeamento.
- Avaliação de viabilidade de usos dos sistemas de controle nestas plantas industriais.
- Avaliação do impacto energético da implementação do controle PID com auxílio da RNA no parque industrial NE.

# APÊNDICE

## APÊNDICE A

### INSTRUMENTOS UTILIZADOS NA BANCADA DE BOMBAS

#### A.1 Medidor de Pressão



**Figura A.1 Transmissor de Pressão do LAMOTRIZ .**

O transmissor inteligente da Figura A.1 é utilizado para medição de pressão manométrica, absoluta e diferencial, com funções de diagnóstico integradas, indicador digital comunicação HART ou PROFIBUS-PA (opcional) etc, teclado para operação/calibração local, ranges de 1 mbar a 400 bar, classes de pressão estática de até PN 420, precisão 0,075%.

O princípio de operação do transdutor de pressão reside em uma célula de carga que dependendo da pressão do líquido exercendo em um selo mecânico ele indica um

valor de tensão elétrica. Esse valor é então transferido ao CLP assim como apresentado em um indicador local de pressão em um visor de cristal líquido no próprio aparelho.

## **A.2 Medidor de Vazão**

Desenvolvido para a medição de vazão de líquidos em tubulações fechadas, o medidor eletromagnético não possui qualquer parte móvel e utiliza montagem por inserção, facilitando sua instalação em campo. A medição da vazão é baseada no princípio de indução eletromagnética (Lei de Faraday), que mais especificamente, determina a velocidade de escoamento do fluido no interior do tubo. Conhecendo-se a secção transversal e a velocidade, a vazão é determinada por um circuito eletrônico. A lei de Faraday estabelece que a tensão induzida através de qualquer condutor, quando este se move perpendicularmente a um campo magnético, é proporcional à velocidade do condutor.

No medidor magnético de vazão, o condutor é o líquido, e o sinal gerado neste quando da sua passagem por um campo magnético, é captado por eletrodos instalados nas paredes internas da tubulação. A condutividade do fluido é a única característica própria do líquido que pode imitar a utilização do medidor magnético. Apresenta saída analógica de 4-20 mA proporcional à vazão instantânea em todos os modelos, possibilitando sua ligação a outros dispositivos como CLPs, indicadores remotos, registradores de dados, entre outros.

Características :

- Sem partes móveis;
- Um único tamanho de sensor pode cobrir diferentes diâmetros;
- Aplicáveis em tubulações de até 40”;
- Saída 4-20 mA;
- Modelo com indicador local e saída pulso;
- Indicador remoto com totalização opcional.

Vantagens

- Não gera perda de carga;
- Não possui partes móveis;
- Longa vida útil de trabalho;
- Alta precisão;

- Independe da viscosidade, temperatura, pressão e densidade do fluido a ser medido.

O Medidor Eletromagnéticos de Vazão (SITRANS F M MAGFLO) da Figura A.2 presente na bancada facilita comprovadamente a gestão da vazão, permitindo uma gama de vantagens, tais como:

Maior flexibilidade - Instalação compacta ou remota, usando o mesmo transmissor e sensor, Plataforma de comunicação USM II para integração fácil com todos os sistemas.

Operação e Manutenção facilitadas - Sem peças móveis, materiais e construção robustos, interface de usuário padrão.

Possibilidade de expansão/integração - Os módulos de comunicação "plug & play" estão disponíveis em vários protocolos de comunicação, Os módulos de comunicação opcionais permitem expandir funcionalidades sem investimento em um novo medidor.

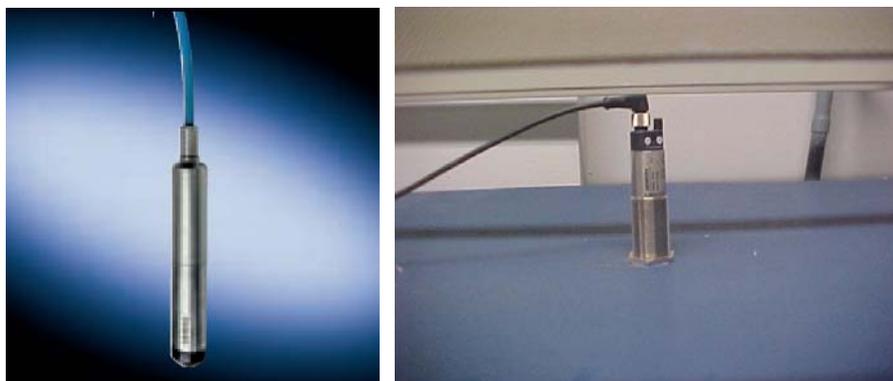
Diagnóstico: Aplicação e Medição - • Identificação em texto simples e registo de erros, níveis de erro: funcional; alarme; permanente e grave, autoverificação do transmissor incluindo sinais de saída e precisão, verificação do sensor, alarme de vazão alta, tubo vazio; enchimento parcial; baixa condutividade; deterioração de elétrodos, verificação do sistema com o verificador MAGFLO.



Figura A.2 Transmissor de Vazão do LAMOTRIZ.

### A.3 Medidor de Nível

Na Figura A.3 é mostrado o transmissor de nível do reservatório situado dentro do LAMOTRIZ.

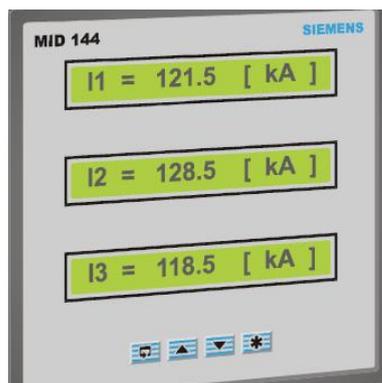


**Figura A.3 Transmissor de Nível do LAMOTRIZ.**

A Figura A.3 mostra o SITRANS P MPS (Pressure Transmitter for Level Measurement) que é um transmissor submersível para medição de nível por pressão hidrostática através de um sensor piezoresistivo com auxílio de um circuito eletrônico. Aplicável para fluidos agressivos e que associado a um circuito eletrônico – alcance até 20 mca, precisão  $\leq 0.25\%$  e apresenta uma saída analógica de 4-20mA.

### A.4 Medidor de Grandezas Elétricas

Através do Multi Indicador Digital (MID) da Figura A.4, conectado à rede PROFIBUS de cada bancada, estão disponíveis as seguintes informações: tensão de linha, corrente de linha, potência ativa, potência reativa e potência aparente, energia consumida e fornecida, ângulo de defasagem entre tensão e corrente, fator de potência, THD, e ainda realizar a captura de formas de onda. Porém, o MID não é indicado para transitórios, neste caso, foi utilizado o analisador de energia.



**Figura A.4 Multi Indicador Digital (MID) do LAMOTRIZ.**

#### A.5 Válvulas Solenóides

Na Figura A.5 é apresentada a válvula solenóide (on-off) presente no sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.



**Figura A.5 Válvula Solenóide presente no Sistema de Bombeamento do LAMOTRIZ.**

Solenóides são dispositivos eletromecânicos baseados no deslocamento causado pela ação de um campo magnético gerado por uma bobina e são muito utilizados na construção de outros dispositivos, como é o caso das válvulas para controle de fluidos. Existem diversos modelos de válvulas solenóides compreendendo uma grande faixa de dimensões e capacidades para controle desde pequenas vazões em equipamentos médicos e científicos até grandes plantas industriais. O princípio de acionamento elétrico é uma tensão de alguns volts é aplicada sobre um solenóide que faz com que um núcleo metálico ferromagnético se desloque, causando a alteração do estado da válvula.

O núcleo ferromagnético comprime uma mola que é a responsável por deslocar o núcleo para sua posição original quando a corrente elétrica é interrompida.

O esforço mecânico sofrido pelo núcleo não é uniforme durante o período em que a válvula é acionada. No início o núcleo deve vencer o atrito das partes internas da válvula e comprimir a mola. Ao fim do percurso, o núcleo deve permanecer estático e, geralmente, a única força que se opõe a esta situação é a da mola. Como a força exercida pelo núcleo tem origem no campo magnético do solenóide, quanto maior a corrente, maior o campo magnético e, portanto, maior a força exercida pelo núcleo. Assim, pode-se perceber que, durante o período em que a válvula deve permanecer acionada, haveria uma necessidade maior de corrente no estágio inicial de acionamento e, posteriormente, apenas um valor suficiente para manutenção. Normalmente, a válvula pode ser alimentada continuamente com o mesmo valor inicial de corrente, porém isso leva a um consumo elevado de energia elétrica e provoca o aquecimento e conseqüente desgaste prematuro do dispositivo.

### A.6 Válvulas de Controle

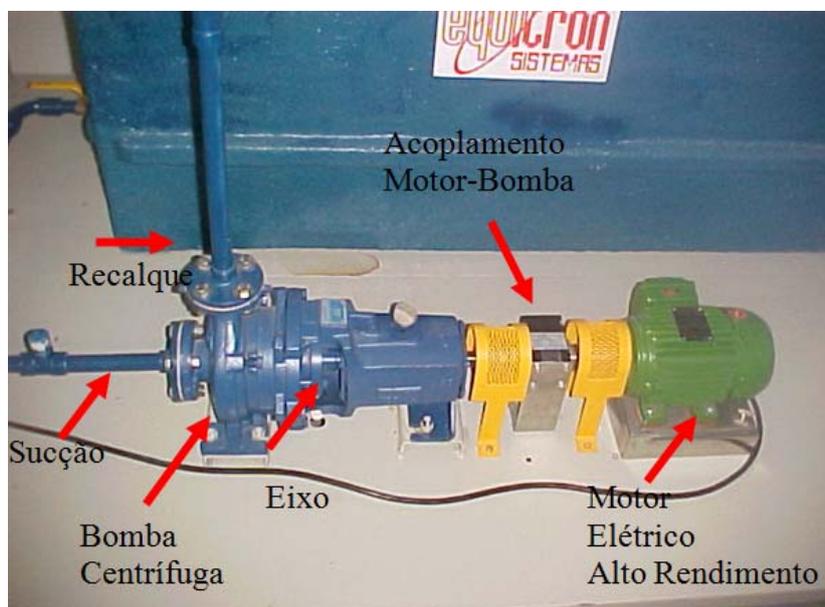
Na Figura A.6 é apresentada a válvula de controle (0-100%) de vazão do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ. Através desta válvula é possível a simulação de mais ou menos consumidores na linha, e ainda de um maior ou menor quantidade de volume em um processo industrial.



**Figura A.6 Válvula de Controle (0-100%) do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ.**

## APÊNDICE B

## B.1 BOMBA CENTRÍFUGA

**Bombas Industriais**

**Figura B.1** Bomba centrífuga acionada por um motor elétrico de alto rendimento trifásico no LAMOTRIZ.

As bombas hidráulicas são máquinas capazes de converter a energia mecânica oriunda de um motor elétrico por exemplo, em energia cinética e de pressão do fluido bombeado.

A bomba utilizada neste trabalho é uma bomba centrífuga, conforme ilustrado na Figura B.1. As transformações de energia acontecem em virtude de duas partes principais da bomba: o impulsor, ou rotor, e a voluta, ou difusor. Por meio do impulsor a bomba transmite uma aceleração ao fluido, fazendo com que o mesmo adquira energia cinética e de pressão. A voluta, parte estacionária da bomba, é responsável pela conversão da energia cinética em energia de pressão. Na saída da bomba, bocal de descarga, a energia cinética do fluido é convertida em energia de pressão, de acordo com o princípio de Bernoulli, Equação (B.1).

$$\int_0^p \frac{dp}{\rho} + gy + \frac{v^2}{2} = \text{constante} \quad (\text{B.1})$$

$$\frac{p}{\rho} + gy + \frac{v^2}{2} = \text{constante} \quad (\text{B.2})$$

A quantidade de energia fornecida pela bomba ao fluido, depende de uma série de fatores, tais como (Sahdev, 2003) [1].

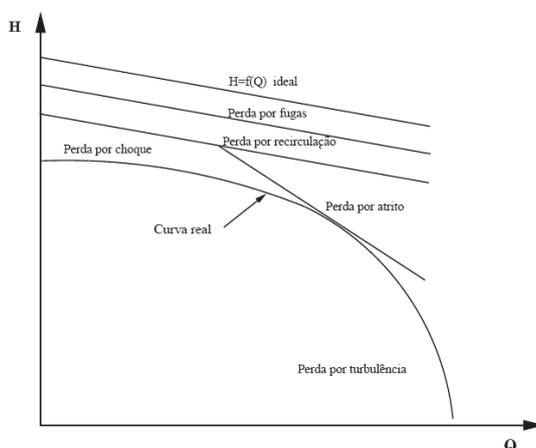
- propriedades do líquido como, por exemplo, a densidade e a viscosidade;
- dimensões da bomba, por exemplo, seções de entrada e saída e tamanho do impulsor;
- velocidade de rotação do impulsor;
- forma das cavidades entre as pás;
- temperatura e pressão da sucção e descarga da bomba.

A curva ideal, que relaciona a altura manométrica e a vazão de uma bomba centrífuga,  $H = f(Q)$ , é determinada da seguinte forma, baseando-se na Figura B.2:

$$H = \frac{1}{g}(U_2V_{U2} - U_1V_{U1}) \quad (B.3)$$

$$H = \frac{V_2^2 - V_1^2}{2g} + \frac{U_2^2 - U_1^2}{2g} + \frac{V_{r1}^2 - V_{r2}^2}{2g} \quad (B.4)$$

Sendo  $U_1$  e  $U_2$ , velocidade de arraste do fluido na sucção e saída da bomba respectivamente ( $U = \omega R$ ),  $V_U$ , sua velocidade tangencial e  $V_r$ , velocidade relativa ao ângulo das pás,  $\beta$ . O termo  $\frac{V_2^2 - V_1^2}{2g}$  é chamado de carga dinâmica e os termos  $\frac{U_2^2 - U_1^2}{2g}$  e  $\frac{V_{r1}^2 - V_{r2}^2}{2g}$  representam a carga estática ou perda pelo fluido em consequência de sua passagem pelo rotor.



**Figura B.2** Curva característica de uma bomba centrífuga, mostrando a influência das perdas sobre a curva ideal até a obtenção da curva real  $H=f(Q)$ . Adaptado de (Monterrey, 1974)[2].

Durante todo o processo de bombeamento do fluido, a energia adquirida pelo líquido no impulsor, tende a diminuir devido à resistência hidráulica. A carcaça da bomba é responsável pela primeira redução de velocidade do fluxo.

As seguintes perdas são constatadas, como mostrado na Figura B.2, segundo Monterrey (1974) [2]:

- perdas por fugas: ocorrem devido às fugas de fluido entre as partes móveis e as partes fixas de uma máquina;
- perdas por recirculação: recirculação do fluido entre o impulsor e a carcaça, o fluido ao invés de sair pelo bocal de descarga, retorna ao impulsor;
- perdas por atrito: atrito entre o fluido e os dutos de circulação do fluido, resistência hidráulica. Em baixas velocidades o atrito é praticamente nulo;
- perdas por choque e turbulência: ocorrem quando a bomba opera fora da especificação de seu projeto. Em baixas velocidades, ocorrem os choques e em altas velocidades, turbulências, causando atrito entre as partículas do fluido e entre estas e os componentes mecânicos da bomba.

No contexto de perdas do sistema, um importante fenômeno pode ser citado, a cavitação. A cavitação é responsável por uma diminuição do rendimento hidráulico da máquina, podendo afetar também a estrutura física da mesma como, por exemplo, fratura do rotor e da carcaça, causando ainda ruído e vibrações. Esse fenômeno ocorre quando há formação de bolhas de vapor, na sucção da bomba, devido à queda de pressão abaixo da pressão vapor do líquido. Por causa do rápido aumento de pressão no interior da bomba, as bolhas se fundem, formando cavidades com ausência de líquido, surgindo o nome de cavitação (Gregorig, 1961) [3]. O dimensionamento correto da bomba e da tubulação associada, reduzem as chances de cavitação e também diminuem significativamente os seus efeitos prejudiciais. Outros fatores como diminuição da temperatura da água e aumento da pressão na sucção da bomba, ajudam a inibir o aparecimento da cavitação.

As curvas características de uma bomba centrífuga refletem o seu comportamento sob diversas condições de operação. As principais curvas utilizadas para representar uma bomba são:

- curva de altura manométrica em função da vazão,  $H = f(Q)$ ;
- curva de rendimento em função da vazão,  $\eta = g(Q)$ ;
- curva de potência de acionamento em função da vazão,  $P = h(Q)$ .

O rendimento é obtido com a seguinte equação:

$$\eta = \frac{P_h}{P} \quad (\text{B.5})$$

$$P = VI \quad (\text{B.6})$$

$$P_h = \rho ghQ \quad (\text{B.7})$$

Sendo P a potência elétrica de entrada no sistema hidráulico, Ph a potência hidráulica na saída do sistema, V e I, a tensão e a corrente elétrica do motor respectivamente.

Como exposto anteriormente, há diversas alternativas de operação de uma bomba. Dois são os fatores que alteram o ponto de operação de uma máquina: a velocidade da bomba e a variação da curva do sistema. A curva do sistema como pode ser modificada por meio de abertura ou fechamento de uma válvula situada logo na saída da bomba, conforme Figura B.4. A influência do aumento da velocidade de uma bomba em seu ponto de operação pode ser visto na Figura B.5 apresenta as curvas características de uma bomba, mantendo-se a velocidade da mesma constante, sendo todos os seus parâmetros, H, P,  $\eta$  e Q, apresentados em percentagem, em relação ao seu ponto de operação ótimo — ponto de ocorrência do maior rendimento da máquina.

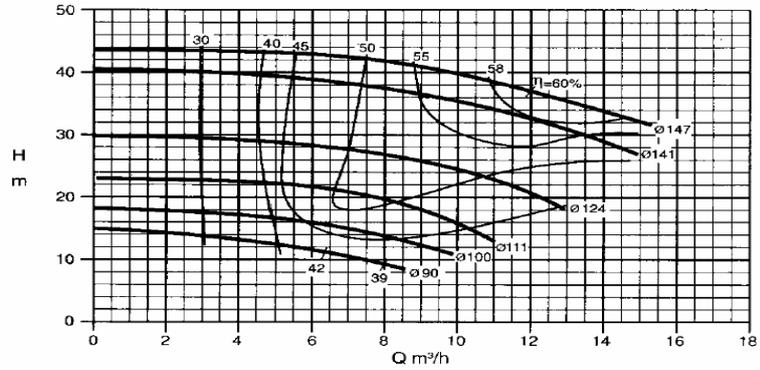
Para se obter pontos de igual rendimento da máquina, em diferentes velocidades, adota-se as equações conhecidas como “Lei das Afinidades”. Considerando uma bomba com rotação  $n$ , em um ponto de operação, H e Q, alterando-se a velocidade dessa bomba para  $n_0$ , o novo ponto de operação, com rendimento igual ao anterior, será  $H_0$  e  $Q_0$ , tal que:

A bomba presente na bancada possui a curva característica apresentada na Figura B.3.

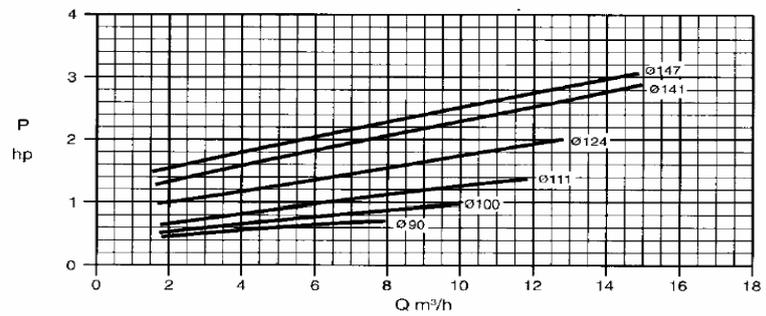
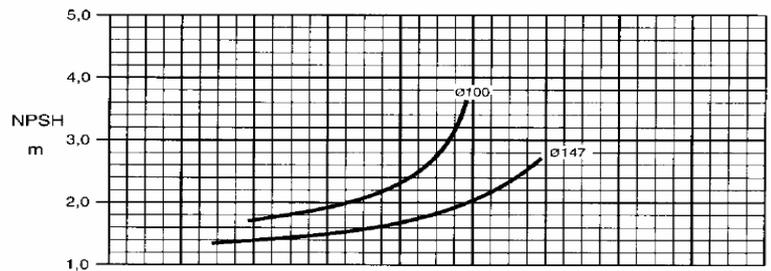
Bomba Tipo Pump Type Tipo de Bomba	<b>KSB MEGANORM KSB MEGABLOC</b>	Tamanho Size Tamaño	<b>25-150</b>	<b>KSB</b> 
Oferta nº Project - No. Oferta - nº	Item nº Item - No. Pos. - nº	Velocidade Nominal Nom. Rotative Speed Velocidad Nominal		
		<b>3500 rpm</b>		

[VOLTAR AO MENU](#)

Altura Manométrica  
Head  
Altura Manométrica



Potência Necessária  
Shaft Power  
Potencia Necesaria



Dados válidos para densidade de 1 Kg/dm³ e viscosidade cinemática até 20 mm²/s.  
Data applies to a density of 1 Kg/dm³ and Kinematic viscosity up to 20 mm²/s.  
Datos válidos para densidad 1 Kg/dm³ y viscosidad cinemática hasta 20 mm²/s.

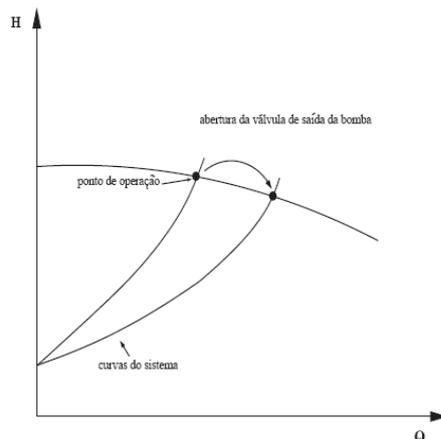
Garantia das características de funcionamento conforme ISO 9906 anexo D.  
Operating data according to ISO 9906 attachment D.  
Garantía de las características de funcionamiento según ISO 9906 suplemento D.

Figura B.3 Curvas características da bomba. (Fonte Fabricante)

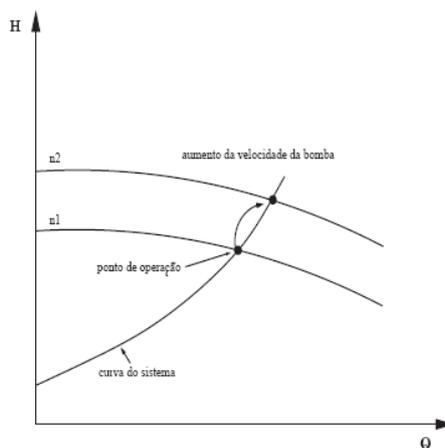
$$\frac{Q'}{Q} = \frac{n'}{n} \tag{B.8}$$

$$\frac{H'}{H} = \left(\frac{n'}{n}\right)^2 \tag{B.9}$$

$$\frac{P'}{P} = \left(\frac{n'}{n}\right)^3 \tag{B.10}$$



**Figura B.4** Ponto de operação de uma bomba e curva do sistema – influência da abertura de uma válvula de saída na bomba. Com o aumento da abertura da válvula de saída da bomba, a vazão aumenta e a altura manométrica diminui.



**Figura B.5** Influência da velocidade angular de uma bomba em seu ponto de operação. Com o aumento da velocidade, a vazão e a altura manométrica aumentam.

A bomba centrífuga KSB Meganorm é indicada para o bombeamento de água e de líquidos limpos ou turvos, sendo suas principais aplicações:

- Abastecimento de água;
- Drenagem;
- Irrigação;
- Indústria de açúcar e álcool;
- Ar condicionado;
- Instalações prediais e industriais;
- Combate a incêndios.

Descrição Geral

Execução horizontal, estágio único, de sucção simples horizontal e recalque na posição vertical para cima. De construção “back-pull-out”, permite os serviços de manutenção e reparo pela parte traseira sem afetar o alinhamento e fixação das tubulações.

**Tabela B.1 Dados de placa da bomba presente na bancada**

Modelo	KSB MEGANORM
Diâmetro Nominal do Rotor	200mm
Diâmetro Nominal do Flange de Recalque	80mm
Q (m <sup>3</sup> /h)	Até 2,5m <sup>3</sup> /h
mca	Até 30m
Temperaturas	Até 105°C
Rotações	3500 rpm

## APÊNDICE C

### C.1 ANALISADOR DE ENERGIA



**Figura C. 1 Analisador de Energia do LAMOTRIZ.**

O analisador de energia MARH-21 da Figura C. 1 é um medidor e registrador de grandezas em tempo-real para sistemas elétricos monofásicos, bifásicos e trifásicos em

baixa, média e alta tensão. Possui três canais de entrada para sinais de tensão, três canais de entrada para sinais de corrente e ainda três canais de entrada para grandezas auxiliares definidas pelo usuário.

Enquanto indica os valores medidos, o MARH-21 também os armazena na sua memória de massa para que, posteriormente, os dados possam ser transferidos, via RS232, para o computador e então analisados na forma de gráficos e relatórios através do ANAWIN.

Como o equipamento pode ser usado em diferentes situações e para diferentes finalidades, torna-se necessário adaptar o registrador a cada um através da programação de seus parâmetros. Esta programação, realizada via teclado do MARH-21 ou através do computador, permite que o usuário ajuste o equipamento para a situação específica em que o mesmo será usado.

Os circuitos internos, responsáveis pelo funcionamento do MARH-21, podem ser alimentados diretamente pela entrada de sinal de medição de tensão, pela entrada auxiliar em tensão alternada de 70 a 600 Vca ou por uma entrada em tensão contínua de 11 a 60Vcc.

O MARH-21 apresenta várias diferentes formas de funcionamento que podem ser selecionadas via programação. Cada uma dessas possibilidades é denominada de Modo de Operação.

Os Modos de Operação possuem características próprias no que se refere a grandezas registradas, valores indicados no mostrador, tempos de integralização programáveis, taxa de amostragem, tempo de memória (autonomia), forma de acionamento de captação, etc.

Cada Modo de Operação pode também ser configurado pelo usuário, dentro de certos limites característicos, através da programação dos parâmetros. No Modo 0, por exemplo, entre todas as grandezas integralizadas que são registradas é possível escolher quais as desejadas e excluir algumas que não são interessantes para um determinado trabalho de medição. Isto visa possibilitar ao usuário otimizar a utilização da memória quando necessário.

Os Modos de Operação utilizados para este trabalho foram:

Modo 0 – Medição e Registro de Grandezas Integralizadas

Através desse modo, é possível registrar as mais diversas grandezas elétricas e comparar com o MID presente na bancada, desta forma, comparar o valores obtidos nos experimentos em regime permanente, visto que neste modo o período mínimo de integração é de 100milisegundos.

Como citado anteriormente, o MID apresenta uma desempenho satisfatório em regime permanente.

### Modo 1 – Captação da Forma de Onda

Através desse modo, realiza-se o registro contínuo de todas as amostras feitas nos sinais de corrente e tensão, e, será possível obter as formas de ondas dos sinais de cada uma das janelas captadas. Neste modo a taxa de amostragem de tensão e corrente é de 192 amostras por ciclo, ou seja, isto permite analisarmos os transitórios das diferentes partidas presentes na bancada de bombas do LAMOTRIZ.

Como citado anteriormente, o MID não é indicado para transitórios, pois a taxa mínimo de amostragem/registro dos dados é de 1s.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] SAVOLAINEN, A., “Hacia um futuro major” Revista ABB, March 2004. pp.34-38.
- [2] Ministério das Minas e Energia. Balanço Energético Nacional (BEN). Brasília, 2007. Disponível: [www.mme.gov.br](http://www.mme.gov.br) Acessado em 21 de março de 2008.
- [3] Ministério das Minas e Energia. Balanço de Energia Útil (BEU). Brasília, 2007. Disponível: [www.mme.gov.br](http://www.mme.gov.br), 2008.
- [4] ZHANG, J. W. C., JING, Y. D., “An Study of Neural Network PID Control in Variable frequency Air-conditioning System”, IEEE International Conference on Control and Automation, China, 2007.
- [5] GUERRA, F., LOPES, J. S., GUEDES, L. A., et al, “Implementação de Controladores PID Utilizando Lógica Fuzzy e Instrumentação Industrial”, VII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI, São Luís - MA, 2005.
- [6] ALMEIDA, A. T., FERREIRA, F. J. T. E. and BOTH, D., “Technical and Economical Considerations in the Application of Variable-Speed Drives With Electric Motor Systems”. IEE Proc.-Electr. Power Appl. Vol 41, N°1 January/February 2005. Pp. 188-199.
- [7] DE ALMEIDA, A. T., FERREIRA, F. J. T. E., FONSECA, P., CHERITIEN, B., FALKNER H., REICHERT, J. C. C., WEST, M., NIELSEN, S. B. and BOTH,D., “VSDs for Eletric Motor Systems”, 2005.
- [8] SANTOS, V. A., PERRONE, F. P. D., FERREIRA, A. C., OLIVEIRA, L. H., SOARES, G.A., MOTTA, R. B., MOYA, H. C. e PIFFER R.(2005) “Otimização de Sistemas Motrizes Industriais”. VI SBQEE p 727-732, 21 a 24 de agosto de 2005.
- [9] SOARES, V. A., SOARES, G. A., PERRONE, F. P. D., BRÁULIO, C. H., MOYA, R., PIFFER, E., “Otimização de Sistemas Motrizes Industriais”, XVIII SNPTEE, Outubro 2005, Brasil.
- [10] SAHDEV, M. “Centrifugal Pumps: Basics Concepts of Operation, Maintenance, and Troubleshooting”. The Chemical Engineers’ Resource Page, 2003.
- [11] MONTERREY, N. L., “Turbomáquinas Hidráulicas - principios fundamentales”, 1974.
- [12] GREGORIG, R. “Máquinas Hidráulicas”, volume 3. Seção Gráfica do DEE UFMG, 1961.
- [13] MACINTYRE, A. J., “Bombas e Instalações de Bombeamento”, Rio de Janeiro, Guanabara Dois, 1982.
- [14] MONCHY, François. “A função Manutenção – Formação para a Gerência da Manutenção Industrial”. Série Tecnologias, Ebras/Durban.
- [15] Associação Brasileira de Normas Técnicas. 1994. Rio de Janeiro. NBR 5462, Confiabilidade e ‘Mantenabilidade - terminologia. Rio de Janeiro, 37p
- [16] SANTOS, Cícero M. P. “Engenharia de Manutenção – Confiabilidade, Mantenabilidade e Disponibilidade”, Recife, 2006.
- [17] PROCEL SANEAR, “Eficiência Energética em Sistemas de Bombeamento”, Ed. FUPAI, 2005, Brasil.
- [18] FILHO, G. E. F. F., “Conservação de Energia em Sistemas Fluidomecânicos”, XVIII SNPTEE, Outubro 2005, Brasil.

- [19] HOWARD H. H., “Introduction to Solid-State Adjustable Speed Drives”, Agosto, 1990, IEEE Transaction on Industry Applications.
- [20] MOREIRA, A. B., “Análise da Operação de Sistema de Ventilação Industrial Visando a Eficiência Energética”, Dissertação de Mestrado, UFC, Fortaleza, Dezembro 2006.
- [21] HAYKIN, S. “Redes neurais: princípios e prática” . Porto Alegre – RS: 2 edição BOOKMAN Editora S.A, 2001.
- [22] MCCULLOCH, W. S. e Pitts, W. “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”. Bulletin of Mathematical Biophysics, vol. 5, pp.115-133,1943.
- [23] ROSENBLATT, Frank, “The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain”. Psychological Review, v65, No. 6, pp. 386-408, 1958.
- [24] WINDROW, Bernard and HOFF JR., Marcian.Edward. “Adaptive switching circuits”. Institute of radio engineers, Western electronic show and convention, 1960.
- [25] KOHONEN, Tuevo, “Self-organized formation of topologically correct feature maps”, Biological Cybernetics, 43, 1982.
- [26] RUMELHART, David Everett, HINTON, Geoffrey E., and WILLIAMS, Ronald J., “Learning representations by back-propagating errors”. Nature, 323:533-536,1986.
- [27] BRAGA, Antônio; CARVALHO, André; LUDERMIR, Teresa. “Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações”. Rio de Janeiro - RJ: LTC, 2000.
- [28] MENDEL, J.M. and MCLAREN, R. W., “Adaptive, Learning, and Patten , Learning, and Patten Recognition; Theory and application, chapter reinforcement-learning control and pattern recognition systems”, pages 287-318. New York: Academic press, 70.
- [29] RIEDMILLER, M., BRAUN, H., “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm”, IEEE International Conference on Neural Networks, vol.1, 1993, pp.586-591.
- [30] HAGAN, M. T., MENHAJ, M. B., “Training Feedforward Networks with Marquardt Algorithm” . IEEE Transactions on Neural Networks, Vol 5, NO. 6, November 1994, p. 989-993.
- [31] NÓBREGA, Otoni. “Aplicação de redes neurais artificiais e algoritmos genéticos na previsão de carga elétrica em médio prazo”. Recife – PE, 2006 Dissertação de mestrado, UFPE.
- [32] AQUINO, Ronaldo., SILVA, Geane., LIRA, Milde., FERREIRA, Ainda., CARVALHO JR, Manoel., OLIVEIRA, Josinaldo., “Combined Artificial Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Improving a Short-Term Electric Load Forecasting”. Lecture Notes in Computer Science, v. 4669, p. 779/1611-3349-788, 2007.
- [33] PRECHELT, L. “Proben1 – A Set of Neural Network Benchmark Problems and Benchmarking Rules”. Technical Report, 1994, pp. 21-94.
- [34] DORF, R. C., e BISHOP, R. H., “Modern Control Systems”. 7ªed., Addison Wesley, Reading, MA, 1995.
- [35] CASTRUCCI, P. B. L. e BATISTA, L., “Controle Linear: Método Básico”. Editora Edgard Blucher Ltda, São Paulo, 1980.
- [36] OGATA, K., “Engenharia de Controle Moderno”. Prentice Hall do Brasil, RJ, 1990.
- [37] BOTTURA, C. P., “Princípios de Controle e Servomecanismos”. Guanabara Dois, Rio de Janeiro, RJ, 1982.

- [38] GIARRATANO, J. C., VILLARREAL, J. A., SAVELY, R. T., “Future Impacts of Artificial Neural Systems on Industry, ISA Transactions, v. 29, n.1, 1990.
- [39] LEE, C. C., “Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part 1. IEEE Transactions on Industrial Systems, Man and Cybernetics, vol 20, nº2, 1990.
- [40] MORAES, C.C., CASTRUCCI, P., “Engenharia de automação industrial”, 1.ed. Rio de Janeiro:LTC, 2001.
- [41] ÅSTRÖM, K. J., e HÄGGLUND, T., (1995). “PID Controllers: Theory, Design”, E Tuning. Instrument Society of America.
- [42] DESOBOROUGH, L., e MILLER, R., “Increasing Customer Value of Industrial Control Performance Monitoring Honeywell Experience”, 6Th International Conference on Chemical Process Control, AIChE Symp. Serie 326, New-York, 2002.
- [43] ZIEGLER, J. G., e NICHOLS, N. B., “Optimum Settings for Automatic Controllers”, Transactions ASME, 65, pp. 433-444, 1943.
- [44] BIALKOWSKI, W. L., “Dream vs Reality: A View from both sides of the gap”, Pulp Paper Can, pp.94, 1993.
- [45] ENDER, D. B., “Process Control Performance: Not as good as your think”, Control Engineering, pp 40 – 51, 1993.
- [46] MCMILLAN, G. K., “Tuning and Control Loop Performance”, Instruments Society of American, 1994.
- [47] HERSH, M. A., e JOHNSON, M. A., “A Study of Advanced Control Systems in the Workplace”, Control Engineering Practice, pp. 5 -755, 1997.
- [48] DESOBOROUGH, L., e MILLER, R., “Increasing Customer Value of Industrial Control Performance Monitoring Honeywell Experience”, 6Th International Conference on Chemical Process Control, AIChE Symp. Serie 326, New-York, 2002.
- [49] BARTOS, F. J., “Artificial Intelligence: Smart Thinking for Complex Control”, Control Engineering, July, pp. 44-52, 1997.
- [50] COELHO, L. S. e COELHO, A. A. R., “Algoritmos Híbridos Inteligentes Aplicados no Controle de um Veículo de Carga”, III Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Caloba, L., Barreto, J. M. (eds.), Florianópolis, SC, pp. 419-424, 1997.
- [51] COELHO, L. S. e COELHO, A. A. R., (1997b). “Controlador Nebuloso com Otimização Evolutiva Aplicado em Controle de Processos: Um Estudo de Caso”, II Simpósio Nacional de Informática, Santa Maria, RS, pp. 16-20, 1997.
- [52] MANDANI, E. H.,(1974), “Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant”, Proc. IEE 121(12): pp 1585-1588, 1974.
- [53] ALMEIDA, O. M., LIMA, S. E. U., REIS, L. L. N., e BEZERRA, L. D. S., “A MIMO Fuzzy Logic Autotuning PID Controller: Method and Application”. In: 9th Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications, Beijing/Australia/Oxford/New M. Anais do 9th Online World Conference on Soft Computing in Industrial Applications, 2004.
- [54] KIM, E., LEE, H., e PARK, M., “Limit-Cycle Prediction of a Fuzzy Control System Based on Describing Function Method”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 8, No. 1, pp 11 – 22, 2000.
- [55] HASSOUN, M. H., “Fundamentals of Artificial Neural Networks”. MIT Press, 1995.
- [56] ZURADA, J. M., “Introduction to Artificial Neural Systems”. West Publishing, 1992.

- [57] REED, R. D., e MARKS II, R. J., “Neural Smthing: Supervised Learning in Feedforward Artificial Neural Networks”. MIT Press, 1999.
- [58] AQUINO, R. R. B., SILVA, G. B., LIRA, M. M. S., FERREIRA A. A., CARVALHO, M. A., OLIVEIRA, J. B., “Combined Artificial Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Improving a Short-Term Electric Load Forecasting”. Lecture Notes in Computer Science, v. 4669, p. 779/788, 2007
- [59] AQUINO, R. R. B., NETO, O. N., LIRA, M. M. S., FERREIRA, A. A. , SANTOS, K. F., “Using Genetic Algorithm to Develop a Neural-Network-Based Load Forecasting”, Lecture Notes in Computer Science, v. 4669, p. 738/747, 2007.
- [60] MACIEL, N. S., SILVA, R. D. S., LIMÃO, R. C., TOSTES, M. E. L., PAIVA, H. S., DIAS, J. H., “Utilização de Redes Neurais Artificiais para Modelagem de Sistemas Motrizes Industriais”, SNTPEE, Rio de Janeiro - RJ, outubro, 2007.