

**APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL VISANDO EFICIÊNCIA ENERGÉTICA
E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM SISTEMAS
MOTRIZES INDUSTRIAIS**

WELLINGTON ROCHA ARAÚJO

CAMPO GRANDE - MS

2008

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MATO GROSSO DO SUL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM ENGENHARIA ELÉTRICA

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA
ARTIFICIAL VISANDO EFICIÊNCIA ENERGÉTICA
E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM SISTEMAS
MOTRIZES INDUSTRIAIS

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

WELLINGTON ROCHA ARAÚJO

Campo Grande – MS, Maio de 2008.

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL VISANDO EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS

WELLINGTON ROCHA ARAÚJO

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Energia e Linha de Pesquisa em Inteligência Artificial, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul.’

Luciana Cambraia Leite, Prof^a. Dr^a.
Orientadora e Coordenadora do Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
DEL/CCET/UFMS

Amâncio Rodrigues da Silva Júnior, Prof. Dr.
Co-Orientador
DEL/CCET/UFMS

Banca Examinadora:

Luciana Cambraia Leite, Prof^a. Dr^a.
Presidente da Banca
DEL/CCET/UFMS

Enes Gonçalves Marra, Prof. Dr.
EEE/UFG

Valmir Machado Pereira, Prof. Dr.
DEL/CCET/UFMS

*Dedico este trabalho
aos meus irmãos Wellislei e Hellen
e aos meus pais Ailton e Leonor.
Eu não teria feito isto sem vocês.*

*"Aqueles que dizem que algo não pode ser feito
deveriam sair do caminho daqueles que estão fazendo."*

(Joel Barker)

AGRADECIMENTOS

Muitas pessoas foram fundamentais durante os anos de estudos até a produção deste trabalho, e esta é uma oportunidade de agradecê-los:

Expresso reconhecido agradecimento à minha orientadora Prof^ª. Dr^ª. Luciana Cambraia Leite pela paciência, incentivo, orientação e compreensão nos momentos mais difíceis deste longo caminho, cuja extraordinária cooperação e relevante apoio técnico permitiram melhoramentos incalculáveis deste trabalho.

Ao Mestre Gervásio Saraiva Lara presente em muitos momentos do processo de aprendizagem, seja na parte técnica ou ensinamentos de vida.

Ao companheiro Saulo Gomes Moreira, um dos principais responsáveis pela implantação do LAMOTRIZ-UFMS, meu sincero agradecimento pelo esforço e cumplicidade nos momentos de trabalho e pesquisa em equipe.

Ao Prof. Dr. Amâncio Rodrigues da Silva Júnior, que proporcionou oportunidades para o enriquecimento técnico e profissional, ao Prof. Dr. Enes Gonçalves Marra e ao Prof. Dr. Valmir Machado Pereira, todos pela revisão e contribuições ao texto.

Aos caríssimos companheiros com os quais tive a oportunidade de estudar e trabalhar em equipe durante grande parte dos anos de pós-graduação, em especial aos colegas engenheiros eletricitas Luiz Francisco Dotto, Rafael Nishimura, Kelly Christina Gutterres de Souza, MSc. João César Okumoto, Marcos Antônio Costa, Adailton Fleitas Menezes e os colegas peruanos Herbert Luque Peralta, MSc. Braulio Chuco Paucar, Meliton Apaza Tito e José Montalvan Barbaran, obrigado a todos pelo companheirismo.

Aos estagiários do Laboratório de Eficiência Energética Rodrigo C. Minari, Rafael D. Torres, Éverton A. Martos, Fabrício M. da Paz Perim e Luiz Fernando T. Abe.

Ao CNPq, à Capes e à ELETROBRÁS pelo apoio financeiro. Ao Departamento de Engenharia Elétrica da UFMS, a todos os professores, funcionários da UFMS e colegas que, de uma forma ou de outra, contribuíram e fomentaram este estudo.

Esta lista de agradecimentos ficaria muito incompleta se não registrasse o irrestrito apoio recebido por algumas pessoas especiais, dentre as quais meu primo Cleiton Alves de Araújo, Thássia Rodrigues Torres e Danielle Almeida Fischer, e também pelos serviços e atenção das diversas empresas, entidades e fundações envolvidas no processo acadêmico. Também a todos que contribuíram indiretamente à conclusão desta pesquisa.

Finalmente, aos meus pais, que me propiciaram estudar durante um longo período sem preocupações extras, aos meus irmãos e a todos os meus familiares minha imorredoura gratidão pelo carinho, compreensão e estímulo, foram imprescindíveis.

Resumo da dissertação de mestrado apresentada à UFMS como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL VISANDO EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS EM SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS

WELLINGTON ROCHA ARAÚJO

Maio/2008

Orientadora: Luciana Cambraia Leite, Prof^a. Dr^a.

Área de Concentração (Linha de Pesquisa): Energia (Inteligência Artificial).

Palavras-chave: Bomba Centrífuga, Correia Transportadora, Eficiência Energética, Lógica *Fuzzy*, Redes Neurais Artificiais, Ventilador Centrífugo.

Número de Páginas: 98.

RESUMO:

Cabe à investigação do comportamento eletromecânico dos sistemas motrizes existentes numa planta industrial dar subsídios para se ter uma análise enfocando a conservação de energia. Apresenta-se neste trabalho um estudo referente à otimização energética em sistemas motrizes industriais (bomba centrífuga, ventilador centrífugo e correia transportadora), a partir de dados levantados no laboratório LAMOTRIZ-UFMS. Com o intuito de promover a conservação de energia no parque industrial sul-mato-grossense, este trabalho contribui com parâmetros reais adequados ao desenvolvimento e incremento de *softwares* e *hardwares* para o controle automático de sistemas motrizes, bem como para o auxílio na tomada de decisão. A partir dessa idéia, propõem-se: (a) um modelo, baseado em redes neurais artificiais, para estimação de parâmetros e grandezas mecânicas, e (b) uma análise de estratégias baseadas em lógica *fuzzy* que visam aumentar a eficiência energética do processo industrial. As redes neurais mostraram-se eficientes na capacidade de generalizar soluções e estimar parâmetros de forma satisfatória. O modelo baseado em lógica *fuzzy*, além de propiciar a simulação de diversas situações encontradas na indústria, apresentou-se como uma ferramenta viável na modelagem de sistemas motrizes.

Abstract of dissertation presented to UFMS as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES AIMING AT ENERGY EFFICIENCY AND PARAMETER ESTIMATION IN INDUSTRIAL MOTOR SYSTEMS

WELLINGTON ROCHA ARAÚJO

May/2008

Advisor: Luciana Cambraia Leite, Prof^a. Dr^a.

Area of Concentration (Research Line): Energy (Artificial Intelligence).

Keywords: Artificial Neural Networks, Centrifugal Fan, Centrifugal Pump, Conveyor Belt, Energy Efficiency, Fuzzy Logic.

Number of Pages: 98.

ABSTRACT:

The investigation of the electromechanical behavior of motive power in an industrial plant is responsible for giving subsidies to investigate energy saving. This work reports the analysis of energy optimization in industry systems (centrifugal pump, centrifugal fan and conveyor belt) from experimental data collected at LAMOTRIZ-UFMS laboratory. With intention to promote energy saving in the industrial plant of Mato Grosso do Sul (Brazil), this paper contributes with real parameters, suitable for the development and addition of softwares and hardwares to the automatic control of industry systems, as well as to promote decision-making. From this idea, two issues are discussed: (a) a neural network-based model to estimate parameters and mechanic variables, and (b) fuzzy logic-based strategy analyses aiming at increasing energy efficiency in industrial process. The neural network proved to be efficient as it is able to generalize solutions and estimate parameters in a satisfactory way. The fuzzy logic-based model, besides enabling the simulation of diverse situations found in the industry, showed to be a viable tool in the modeling of motor systems.

SUMÁRIO

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

CAPÍTULO 1	1
APRESENTAÇÃO.....	1
1.1 Introdução	1
1.2 Histórico e Abrangência da pesquisa.....	4
1.3 Objetivos do estudo	5
1.4 Organização do trabalho.....	5
1.5 Submissão e Publicação de Trabalhos relacionados com a pesquisa.....	6
CAPÍTULO 2	7
EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS.....	7
2.1 Introdução	7
2.2 Sistemas Motrizes Industriais: Estado da Arte.....	9
2.3 Motor de Indução Trifásico e Acionamento Eletrônico	11
2.4 Sistemas de Ventilação, Bombeamento e Transportadores por correia	13
2.5 Considerações Finais	16
CAPÍTULO 3	17
ASPECTOS TEÓRICOS DAS TÉCNICAS DE LÓGICA <i>FUZZY</i> E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS.....	17
3.1 Lógica Fuzzy	17
3.2 Redes Neurais Artificiais.....	22
3.3 Considerações Finais	30
CAPÍTULO 4	31
LAMOTRIZ - UFMS	31
4.1 Introdução	31
4.2 Estação do Ventilador Centrífugo	37
4.3 Estação do Sistema de Bombeamento.....	39
4.4 Estação do Sistema de Correia Transportadora.....	42
4.5 Considerações Finais	45
CAPÍTULO 5	46
METODOLOGIA PROPOSTA PARA OS EXPERIMENTOS E SIMULAÇÕES.....	46
5.1 Métodos de Ensaio em Laboratório	46
5.2 Métodos de Simulação Computacional	49
5.2.1 Aplicação de Redes Neurais Artificiais.....	50
5.2.2 Aplicação de Lógica <i>Fuzzy</i>	53
5.3 Considerações Finais	60

CAPÍTULO 6	61
RESULTADOS DA ANÁLISE EXPERIMENTAL E SIMULAÇÕES.....	61
6.1 Resultados dos ensaios práticos no LAMOTRIZ-UFMS.....	61
6.2 Resultados das simulações computacionais	67
6.2.1 Redes Neurais Artificiais.....	67
6.2.2 Lógica <i>Fuzzy</i>	77
6.3 Considerações Finais	80
CAPÍTULO 7	81
CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	81
7.1 Conclusões.....	81
7.2 Recomendações para trabalhos futuros	82
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	83
ANEXO – A	87
ANEXO – B	90
ANEXO – C	92
ANEXO – D	95

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Consumo final de energia elétrica para cada um dos setores da economia no Brasil.....	8
Figura 2.2 – Consumo de energia elétrica no setor industrial.	9
Figura 2.3 – Comportamento das grandezas vazão, pressão e potência <i>versus</i> velocidade. 13	
Figura 2.4 – Curva característica considerando variação na instalação (no sistema ou na bomba).	14
Figura 2.5 – Parâmetros mecânicos num sistema de correia transportadora.....	16
Figura 3.1 – Estrutura de um controlador <i>fuzzy</i>	18
Figura 3.2 – Conjuntos <i>fuzzy</i> para a variação de temperatura (°C).....	19
Figura 3.3 – Diagrama esquemático de inferência <i>fuzzy</i>	20
Figura 3.4 – Estrutura neural.	22
Figura 3.5 – Representação esquemática do neurônio artificial.....	23
Figura 3.6 – Camadas de uma rede neural.....	24
Figura 3.7 – Funções de ativação.	25
Figura 3.8 – Superfície de erro.	27
Figura 4.1 – LAMOTRIZ-UFMS.....	31
Figura 4.2 – Motores do LAMOTRIZ-UFMS.....	33
Figura 4.3 – Configuração da rede de comunicação entre bancadas e CLP's do LAMOTRIZ-UFMS.	34
Figura 4.4 – Configuração da rede de comunicação das bancadas do ventilador centrífugo, bomba centrífuga e correia transportadora.	34
Figura 4.5 – Painel elétrico do LAMOTRIZ-UFMS.....	35
Figura 4.6 – Janela principal do sistema supervisorio do LAMOTRIZ-UFMS.....	36
Figura 4.7 – Janela para seleção do sistema motriz desejado.....	36
Figura 4.8 – Bancada de simulação do ventilador centrífugo do LAMOTRIZ-UFMS.	37
Figura 4.9 – Janela do fluxograma do ventilador centrífugo do LAMOTRIZ-UFMS.....	38
Figura 4.10 – Bancada do ventilador centrífugo no LAMOTRIZ-UFMS.	39
Figura 4.11 – Bancada de simulação da bomba centrífuga do LAMOTRIZ-UFMS.	40
Figura 4.12 – Janela do fluxograma da bomba centrífuga do LAMOTRIZ-UFMS.....	41
Figura 4.13 – Bancada da bomba centrífuga no LAMOTRIZ-UFMS.	42
Figura 4.14 – Bancada de simulação da correia transportadora do LAMOTRIZ-UFMS...	43
Figura 4.15 – Janela do fluxograma da correia transportadora do LAMOTRIZ-UFMS. ...	44
Figura 4.16 – Bancada da correia transportadora no LAMOTRIZ-UFMS.	45
Figura 5.1 – Janela do controle PID da bancada do ventilador.	47
Figura 5.2 – Janela do comando da bancada do ventilador.	47
Figura 5.3 – Topologia da rede MLP utilizada para estimação do torque no eixo do motor no sistema de bombeamento.....	51
Figura 5.4 – Diagrama de blocos do treinamento de uma rede neural para estimação de parâmetros.	51
Figura 5.5 – Fluxograma da estrutura das RNA's utilizadas na estimação de parâmetros. 52	
Figura 5.6 – Sistema para controle dos parâmetros de saída em sistemas motrizes e medição do consumo.	54

Figura 5.7 – Funções de pertinência das variáveis de entrada (a) erro (%) e (b) nível (m ³) no sistema de bombeamento, e da variável de saída (c) rotação (Hz).....	56
Figura 5.8 – Resposta ao degrau unitário com (a) controle <i>fuzzy</i> e (b) controle PID ajustados pelo método de tentativa e erro. (c) Modelagem do sistema de controle.	57
Figura 5.9 – Topologia <i>fuzzy</i> para determinar o ponto ótimo de operação do MIT em sistemas motrizes.....	58
Figura 5.10 – Curva de carga típica.....	59
Figura 6.1 – Potência Ativa <i>versus</i> Vazão de Ar (ensaios práticos no sistema de ventilação).	62
Figura 6.2 – Potência Ativa <i>versus</i> Vazão de Água (ensaios práticos no sistema de bombeamento).	62
Figura 6.3 – Comportamento da Vazão de Ar em função da Rotação e Corrente no sistema de ventilação.	64
Figura 6.4 – Comportamento da Velocidade do Ar em função da Rotação no sistema de ventilação.....	64
Figura 6.5 – Comportamento do Torque em função da Rotação e Corrente no sistema de bombeamento.	65
Figura 6.6 – Comportamento da Vazão de Água em função da Rotação e Corrente no sistema de bombeamento.....	65
Figura 6.7 – Comportamento da Pressão e Vazão em função da Rotação no sistema de bombeamento.	66
Figura 6.8 – Variação imposta na carga aplicada sobre a correia transportadora.	67
Figura 6.9 – Valores de Vazão de Ar estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de ventilação (rede MLP 2-2-1 TANSIG).....	68
Figura 6.10 – Treinamento da rede neural MLP 2-2-1 TANSIG na estimativa da Vazão de Ar.	69
Figura 6.11 – Valores de Velocidade do Ar estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de ventilação (rede MLP 2-7-1 TANSIG).....	69
Figura 6.12 – Treinamento da rede neural MLP 2-7-1 TANSIG na estimativa da velocidade do ar.	70
Figura 6.13 – Valores de Vazão de Água estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-10-5-1 TANSIG/PURELIN/PURELIN).	70
Figura 6.14 – Treinamento da rede neural MLP 2-10-5-1 TANSIG/PURELIN/PURELIN na estimativa da Vazão de Água.....	71
Figura 6.15 – Valores de Pressão estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-5-1 TANSIG).....	71
Figura 6.16 – Treinamento da rede neural MLP 2-5-1 TANSIG na estimativa da Pressão.....	72
Figura 6.17 – Valores de Torque estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-9-1 TANSIG).....	72
Figura 6.18 – Treinamento da rede neural MLP 2-9-1 TANSIG na estimativa do Torque.....	73
Figura 6.19 – Valores de Torque estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-35-1 LOGSIG/PURELIN).....	73
Figura 6.20 – Treinamento da rede neural MLP 2-35-1 LOGSIG/PURELIN na estimativa do Torque.....	74
Figura 6.21 – Curva de carga típica adotada para o sistema de bombeamento em estudo..	77

Figura 6.22 – Comparação através da simulação computacional do consumo de energia elétrica para um determinado perfil de carga operando em diferentes condições (com e sem inversor de frequência). 78

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Comportamento das variáveis do sistema e redução percentual da potência em função da velocidade.	14
Tabela 3.1 – Mapa de regras.....	21
Tabela 4.1 – Dados de placa dos motores do LAMOTRIZ-UFMS.	32
Tabela 5.1 – Parâmetros registrados em cada sistema motriz.	49
Tabela 5.2 - Mapa de regras <i>Fuzzy</i> com as variáveis lingüísticas.	57
Tabela 6.1 - Ensaaios na bancada da correia transportadora.....	63
Tabela 6.2 – Comparação entre as arquiteturas de RNAs simuladas.....	75
Tabela 6.3 – Comparação entre os parâmetros registrados na bancada da correia transportadora.	80

CAPÍTULO 1

APRESENTAÇÃO

Neste trabalho apresenta-se um estudo de investigação do comportamento de parâmetros elétricos e mecânicos em sistemas motrizes industriais (bomba centrífuga, ventilador centrífugo e correia transportadora) tendo em vista a otimização energética. Com base nisso, faz-se uso de modelos baseados em redes neurais artificiais para estimação de grandezas mecânicas fundamentando-se em parâmetros elétricos e mecânicos, e lógica *fuzzy*, buscando analisar estratégias que visam aumentar a eficiência energética do processo industrial.

Com relação ao estudo proposto, apresenta-se neste capítulo a sua contextualização, contribuição, objetivos e a organização deste trabalho.

1.1 Introdução

Numa época em que cresce a preocupação com o meio ambiente, a eficiência energética assume um papel importante nesse cenário, haja vista a inserção de programas que buscam a redução de perdas elétricas, o que relaciona a idéia de produzir mais, ou igual, gastando menos (minimização dos custos de produção).

De acordo com os números apontados nos últimos anos pelo Balanço Energético Nacional, BEN (2007), o crescente aumento no consumo de energia elétrica tem exigido uma considerável ampliação na capacidade do parque de geração, com a finalidade de atender a demanda. E uma das funções da eficiência energética é contribuir para que a redução de perdas atue como um fator compensador na ampliação da matriz energética brasileira. Em outras palavras, o uso racional de energia elétrica posterga a necessidade de novas fontes geradoras, o que minimiza a inevitável degradação ambiental.

O aperfeiçoamento de materiais, arranjos na fabricação e a inclusão da eletrônica de potência, cada vez mais presente nos processos industriais, também vêm contribuindo para a otimização de sistemas consumidores de energia elétrica, que juntamente com a legislação recente, caracterizam como mecanismos de implantação de índices mínimos de eficiência energética. O aumento da produtividade nos principais setores industriais está

relacionado com o desenvolvimento tecnológico, impulsionado pela crescente inclusão de equipamentos (de uso final) eficientes a um custo menor para ampliar o acesso por parte dos consumidores. A Lei de Eficiência Energética (Lei nº. 10.295/2001), ELETROBRÁS (2001), sancionada e regulamentada no Brasil permite instituir níveis máximos de consumo de energia, ou mínimos de eficiência energética, de máquinas e aparelhos fabricados ou comercializados no país.

De forma complementar, na presente conjuntura do setor elétrico nacional, frente à crescente competitividade no mercado, o gerenciamento energético em uma indústria não se restringe a preocupar-se apenas em atender a demanda e tomar medidas de eficiência energética; sustenta-se cada vez mais a idéia de se conhecer as políticas e regras do complexo mercado de energia, agregando também certificados de qualidade e de gestão ambiental, como a série de normas ISO 14.000 desenvolvidas pela *International Organization for Standardization*, ISO (1993).

A redução do consumo de energia elétrica, sem perda de desempenho, possui relação direta com a eliminação de desperdícios. Neste contexto, a eficiência energética pode ser observada sobre quatro pilares básicos: gerenciamento econômico, manutenção, novas tecnologias e comportamento. Diante de alguns paradigmas humanos, muitas vezes a otimização de um processo se contrapõe a questões como a estética e o comportamental. Num sistema de iluminação, por exemplo, a substituição de lâmpadas incandescentes por fluorescentes de menor potência e igual capacidade de fluxo luminoso, por si só, não implica num processo eficiente, embora o seja em termos de consumo, uma vez que a quantidade de acionamentos diários influencia diretamente na vida útil dos equipamentos, justificando a aplicação de um ou outro tipo de lâmpada, além da temperatura de cor e do índice de reprodução de cores, conforme resultados apresentados por Ghisi (1997).

Na indústria, a diminuição das perdas de energia nos processos de produção pode ser realizada com a especificação de equipamentos com a máxima eficiência, ou seja, com operação o mais próximo possível desta situação, como se observa nos estudos realizados por Ferreira e Almeida (2006) e Bortoni *et al.* (2005). Entretanto, uma das dificuldades em se conseguir a máxima eficiência é a pequena quantidade de informação quanto ao comportamento da carga a ser utilizada e/ou de seu histórico, como o perfil de vazão de ar nos sistemas de ventilação, consumo de água nos sistemas de bombeamento, pressão nos

sistemas de ar comprimido e características na relação tempo-velocidade no transporte de carga em sistemas de correia transportadora.

O conhecimento dos parâmetros elétricos, mecânicos e hidráulicos que determinam o comportamento de cada sistema motriz permite a implementação de métodos que possam combinar tais variáveis, possibilitando uma análise mais detalhada de estratégias que visam a maximização da eficiência do processo em questão.

Na indústria nacional é comum a aplicação de técnicas convencionais na operação de sistemas motrizes. A interpretação dessa realidade nos impulsiona à realização de estudos no setor, tendo por objetivo a modernização. Como, por exemplo, a substituição de motores de indução trifásicos do tipo convencional pelos de alto rendimento, métodos de acionamento de motores com chaves de partida direta ou estrela-triângulo por dispositivos de partida suave, *soft-starter* e inversor de frequência, este último utilizado principalmente em processos que possibilitam o funcionamento com variação na velocidade do eixo do motor. Embora em algumas indústrias não haja previsão de bom retorno de investimento na substituição de motores superdimensionados e/ou de motores convencionais pelos de alto rendimento, o gerenciamento econômico, como a análise tarifária, pode ser considerada uma fonte de recursos financeiros para o desenvolvimento de outras medidas. Além disso, outras soluções, como manutenção no acoplamento motor-carga, semelhante aos apresentados por Moubray (1997) e Araújo *et al.* (2007), podem reduzir custos e alavancar diversos outros investimentos que visam a eficiência energética.

Estimar parâmetros e criar/explorar modelos matemáticos são processos atribuídos com maior eficiência e eficácia às ferramentas computacionais. Para a simulação de dinâmica de sistemas, uma plataforma bastante utilizada pela comunidade científica é o *Simulink*TM, do *software* Matlab[®] da *Mathworks*TM. Muitos estudos mostram a modelagem matemática em aplicações factíveis com o uso de sistemas especialistas baseados em técnicas de Inteligência Artificial (IA), advindos principalmente das Redes Neurais Artificiais (RNA) e Lógica *Fuzzy* (LF). Outras ferramentas disponíveis em IA, conhecidos como sistemas inteligentes, são os Algoritmos Genéticos, Sistemas Especialistas, Árvores de Decisão, Rough Sets, etc.

Em diferentes pesquisas tem sido demonstrada a capacidade das teorias de inteligência artificial em interpretar os fenômenos do nosso dia-a-dia, representando-os matematicamente em modelos computacionais com maior robustez do que os princípios

matemáticos usuais, relata Lin e Way (2002) e Wang *et al.* (1999). Com aplicação em modelagem, identificação, estimação, monitoramento, diagnóstico e controle de processos nas suas mais diversas formas, a validação dos métodos de simulação se faz necessária por comparação com resultados práticos obtidos em ensaios de laboratório e/ou casos reais.

1.2 Histórico e Abrangência da pesquisa

A partir do Plano de Eficientização Industrial da Eletrobrás e do Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica (PROCEL), vinculado ao Ministério de Minas e Energia (MME), foram firmados convênios junto a instituições com interesse de atender consumidores e agentes envolvidos com o setor energético. No estado de Mato Grosso do Sul, apoiado inicialmente pelo convênio visando à cooperação técnico-financeira da Eletrobrás e Federação da Indústria do Estado de Mato Grosso do Sul (FIEMS), foram realizados treinamentos de agentes capacitadores e disseminadores, objetivando a realização de diagnósticos energéticos em indústrias de todo o estado, buscando identificar pontos relevantes quanto ao desperdício de energia, como em sistemas motrizes com motores superdimensionados, desalinhamento entre polias, folgas entre acoplamentos motor-carga, tipos de acionamentos adequados a cada aplicação, gerenciamento econômico de energia e entre outros.

Após os treinamentos dos agentes capacitadores, e antes mesmo do final da execução dos diagnósticos supracitados, foi firmado o convênio ECV-024, em novembro de 2004, entre a Eletrobrás e a Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS), tendo como objetivo a implantação do Laboratório de Eficiência Energética em Sistemas Motrizes Industriais (LAMOTRIZ-UFMS), que deverá tornar-se referência para estudos de eficiência energética de consumidores industriais no estado, permitindo a realização de pesquisas e difusão de conhecimentos na área. O laboratório conta com a instalação de quatro estações de simulação: sistema de ventilação, bombeamento de água, ar comprimido e correia transportadora (esteira), consoante ao exposto pela ELETROBRÁS (2004).

A elaboração deste estudo se baseia nos ensaios realizados nas bancadas de teste do LAMOTRIZ-UFMS e em simulações computacionais. Essa é uma das primeiras pesquisas desenvolvidas no LAMOTRIZ-UFMS, cuja contribuição se dá na expansão do conhecimento em eficiência energética, tanto no meio acadêmico quanto industrial, estabelecendo critérios de eficiência energética em sistemas motrizes, auxiliando com

parâmetros reais confiáveis, adequados ao desenvolvimento de pesquisas e incremento de *softwares* e *hardwares* para sistemas de controle automáticos e inteligentes.

1.3 Objetivos do estudo

Este trabalho visa uma investigação dos sistemas motrizes industriais, tendo em vista a busca por técnicas de IA (redes neurais artificiais e lógica *fuzzy*) que permitam contribuir com estratégias e parâmetros para otimizar os processos de produção, aliando qualidade à menor relação custo-benefício, configurando a abordagem no que diz respeito à eficiência energética.

Com base na descrição da situação (problema) a ser estudada, o propósito do estudo engloba: a revisão bibliográfica abrangendo o escopo da pesquisa; ensaios práticos; e simulações computacionais.

1.4 Organização do trabalho

A estrutura deste trabalho foi subdividida em cinco capítulos, os quais compreendem a base conceitual que dá sustentação ao objeto da pesquisa, a saber:

- Capítulo 1 - Aborda a apresentação sobre o tema, destacando a justificativa e os benefícios da pesquisa, além dos objetivos;
- Capítulo 2 - Evidencia a revisão bibliográfica relacionada às publicações nacionais e internacionais sobre eficiência energética e sistemas motrizes industriais, as quais levaram a utilização das metodologias propostas neste trabalho;
- Capítulo 3 - São apresentados os aspectos teóricos das técnicas de lógica *fuzzy* e redes neurais artificiais, os quais complementam a fundamentação teórica das metodologias propostas;
- Capítulo 4 - Apresenta o laboratório de eficiência energética em sistemas motrizes industriais da UFMS, o LAMOTRIZ-UFMS;
- Capítulo 5 - Descreve de forma detalhada a metodologia utilizada no desenvolvimento dos ensaios experimentais em laboratório e simulações computacionais;
- Capítulo 6 - Apresenta a análise e comparação dos resultados obtidos através de ensaios em laboratório e simulação computacional;

Capítulo 7 - Contém as conclusões sobre os resultados obtidos durante a metodologia desenvolvida e perspectivas para trabalhos futuros.

1.5 Submissão e Publicação de Trabalhos relacionados com a pesquisa

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., ANGELO, D. B. e SILVA JÚNIOR, A. R.. **Energy Efficiency in Mato Grosso do Sul/Brazil Industries – Case Studies**. Artigo publicado no Anais do ICAER - *International Conference on Advances in Energy Research*, 2007.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., LEITE, L. C., PEREIRA, V. M., ANGELO, D. B. e SILVA JÚNIOR, A. R.. **Aspects of the Energy Efficiency on Energy Audit in Mato Grosso do Sul/Brazil Industries – Case Studies**. Artigo submetido ao *Energy for Sustainable Development (ESD) Journal*, edição Junho de 2008.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, SILVA JÚNIOR, A. R., PAUCAR, B. C., LARA, G. S., LEITE, L. C., MENEZES, A. F.. **Eficientização Energética em Indústrias de Mato Grosso do Sul**. Artigo publicado no Anais do CBEE – Congresso Brasileiro de Eficiência Energética, 2007.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., SILVA JÚNIOR, A. R., LEITE, L. C.. **Sistemas Motrizes Industriais: os nexos entre Eficiência Energética e Inteligência Artificial**. Artigo publicado no Anais do SBSE – Seminário Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2008.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., SILVA JÚNIOR, A. R., LEITE, L. C.. **Industry Systems: Nexus Between Energy Efficiency and Artificial Intelligence**. Artigo submetido ao CBA – Congresso Brasileiro de Automática, 2008.

MOREIRA, S. G., ARAÚJO, W. R., SILVA JÚNIOR, A. R.. **Análise de um Sistema de Bombeamento Hidráulico sob o Ponto de Vista da Eficiência Energética**. Artigo publicado no Anais do SBSE – Seminário Brasileiro de Sistemas Elétricos, 2008.

MOREIRA, S. G., ARAÚJO, W. R., SILVA JÚNIOR, A. R.. **Simulações de Comportamento de Sistemas de Bombeamento Reais para Análise dos Potenciais de Eficiência Energética**. Artigo submetido ao CBA – Congresso Brasileiro de Automática, 2008.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., LEITE, L. C., PEREIRA, V. M. e SILVA JÚNIOR, A. R.. **Aplicação de Técnicas de Inteligência Artificial visando Eficiência Energética e Estimação de Parâmetros em Sistemas Motrizes Industriais**. Artigo aceito para publicação na Revista da SOBRAEP, Sessão Especial – Eficiência Energética, 2008.

CAPÍTULO 2

EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SISTEMAS MOTRIZES INDUSTRIAIS

De forma a buscar o suporte necessário ao estudo, apresenta-se neste capítulo uma revisão da fundamentação teórica, com uma breve descrição de algumas das metodologias/estratégias disponíveis na literatura que tratam do assunto eficiência energética relacionado ao propósito deste trabalho.

2.1 Introdução

A energia é um insumo fundamental para assegurar o desenvolvimento econômico e social de um país. A racionalização de seu uso apresenta-se como alternativa de baixo custo e de curto prazo de implantação. A conservação de energia elétrica ou o combate ao seu desperdício é a forma de produção mais barata e mais limpa que existe, pois não agride o meio ambiente, relata Pinto *et al.* (2007).

Não há uma definição absoluta para as expressões conservação de energia e eficiência energética. Muitos autores não fazem diferenciação entre um e outro, sendo que seus conceitos acabam se mesclando. Entretanto, pode-se definir conservação de energia como sendo a redução da quantidade de energia utilizada para se obter um mesmo resultado em um determinado uso final. O termo é aplicado a um espectro mais amplo, englobando boas práticas, formas de utilização da energia, eficiência energética e, sobretudo, o comportamento das pessoas. Já eficiência, sob o ponto de vista de rendimento, por definição, é a relação entre o trabalho (energia) obtido a partir de uma energia fornecida. A ação da eficiência energética é a aplicação de equipamentos mais eficientes energeticamente, obtendo o mesmo trabalho com um fornecimento menor de energia primária.

Uma demonstração do potencial existente de conservação, segundo Januzzi (2005), foi a crise energética denominada “apagão”, de 2001, em que a eficiência energética foi a precursora das ações para o controle da demanda de eletricidade, comprovando o impacto positivo das medidas tradicionais. Ainda ressalta que o uso da energia de modo eficiente

está relacionado a aspectos muito mais amplos e de interesse da sociedade, como por exemplo, contribuir para aumentar a confiabilidade do sistema elétrico. A crise de energia mostrou, duramente, como a energia elétrica não é abundante, cita Tolmasquim e Garcia (2002).

Em 2006, o consumo de energia elétrica no Brasil alcançou 347,37 terawatt-hora (TWh), distribuídos para cada setor da economia conforme pode ser verificado na Figura 2.1, com o consumo do setor industrial sendo o mais expressivo, com 154,40 terawatt-hora, correspondendo a 44,45% do total, conforme dados apresentados pelo BEN (2007).

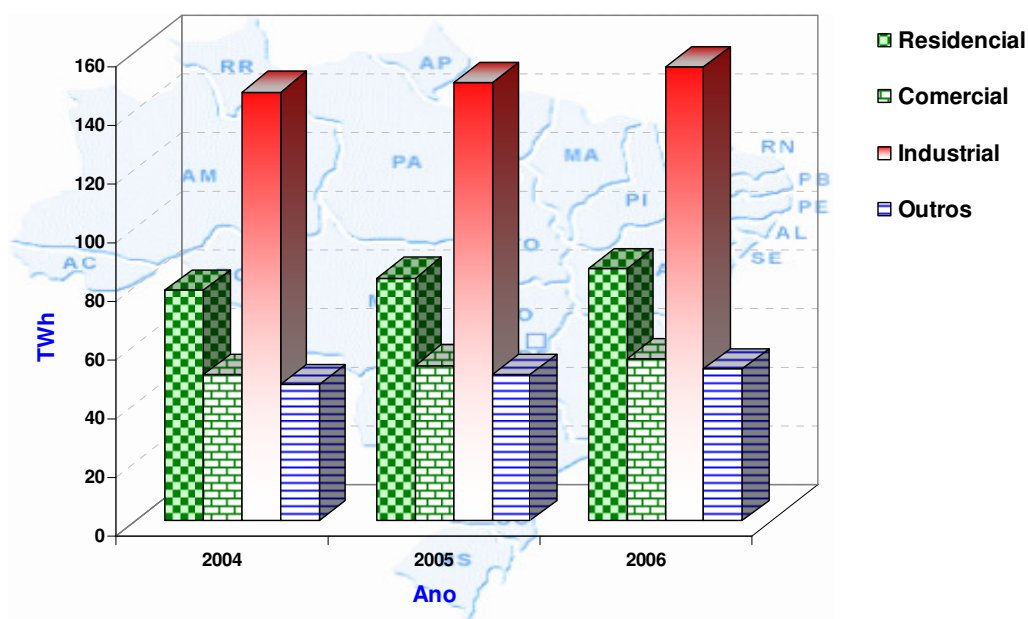


Figura 2.1 – Consumo final de energia elétrica para cada um dos setores da economia no Brasil.
Fonte: BEN (2007).

Segundo levantamento apresentado no boletim mensal da Empresa de Pesquisas Energética, EPE (2007), com o consumo de aproximadamente 32,09 terawatt-hora no mês de outubro de 2007, a demanda por energia no Brasil atingiu o maior volume médio da década, totalizando 372,96 terawatt-hora no período anual.

Conforme dados apresentados pelo Balanço de Energia Útil, BEU (2005), 62% de todo o consumo de energia elétrica por uso final no setor industrial equivale a força motriz. A Figura 2.2 apresenta o consumo em cada um dos processos presentes na indústria.

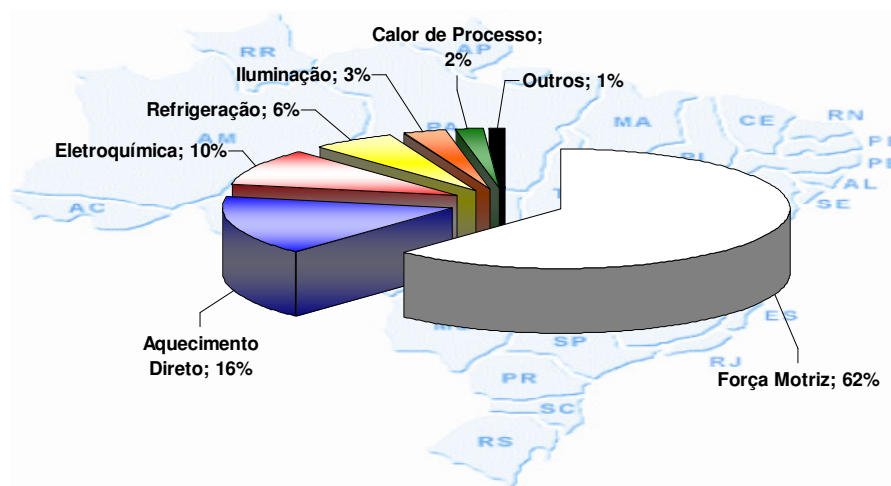


Figura 2.2 – Consumo de energia elétrica no setor industrial.
Fonte: BEU (2005).

2.2 Sistemas Motrizes Industriais: Estado da Arte

Da potência total instalada no parque industrial brasileiro, como avalia Santos *et al.* (2005), cerca de 74,4% refere-se a motores em sistemas de ventilação, compressão e bombeamento. Na avaliação de Pinheiros *et al.* (2005), o motor elétrico médio no Brasil tem 7,5 cv e opera com 75% da carga nominal (25% da potência de saída não é utilizada). A parcela de potência de saída não utilizada pode representar superdimensionamento, enquanto que em outros casos, a escolha de um motor de potência superior justifica-se pela exigência de um torque de partida equivalente ao processo a que se destina.

Para Silva *et al.* (2005), cerca de 25% do consumo de energia elétrica total na indústria nacional corresponde a bombas centrífugas e correias transportadoras, este último representando 2% das cargas industriais.

A representatividade do consumo de energia elétrica e da potência instalada dos sistemas motrizes na matriz energética, aliados à utilização de processos com baixa eficiência, estimulam a conservação de energia nas cargas industriais predominantes.

Segundo Lu *et al.* (2006), dois terços da energia gerada nos Estados Unidos é consumida por sistemas motrizes. Na União Européia, Almeida *et al.* (2005) estima um potencial de economia de energia elétrica da ordem de 47 terawatt-hora/ano até 2015, nos setores terciário e industrial, com aplicação de controle de velocidade variável em cargas como correias transportadoras, compressores, ventiladores e bombas centrífugas,

considerando o custo constante dos equipamentos para acionamento com velocidades variável.

Ensaio realizado no LAMOTRIZ-UFC por Schimidlin Jr. *et al.* (2006), na Universidade Federal do Ceará, mostraram que o controle de vazão no sistema de bombeamento via controle da rotação do motor apresenta redução acentuada na potência ativa exigida pelo motor. Entretanto, há uma redução gradativa do fator de potência e do rendimento do conjunto motor-bomba.

Conforme menciona Silva Jr. (2004), são poucos os estudos sobre a utilização de inversores de frequência visando economia de energia elétrica em sistemas de ventilação em silos, sendo que possui um considerável potencial de economia. Em seus experimentos práticos, obteve redução de 74,63% no consumo de energia elétrica com o emprego de inversor de frequência nos sistemas de aeração de grãos da Indústria de Produtos Dallas Ltda., em Nova Alvorada do Sul - MS. Em sua maioria, o controle de temperatura e umidade no interior dos silos de armazenagem de grãos é realizado através de leitura visual nos indicadores, com acionamento feito pelo próprio operador.

Recursos computacionais, não citados, foram utilizados em Vieira Jr. *et al.* (2006) para simular e comprovar a redução de 22,7% no consumo de energia elétrica na estação elevatória de água bruta na cidade de Belém - PA, a partir da instalação de inversores de frequência. Entretanto, não foram simuladas situações com variação de velocidade durante o processo de abastecimento. O resultado apresentado refere-se à operação com velocidade fixa.

O aumento da eficiência energética num conjunto motor-ventilador é permitido controlando-se a vazão de ar, mas Cruz (2001) alerta que a redução da vazão (ou qualquer outra variável a ser controlada) não pode ser efetuada de qualquer maneira, e sim com critérios e constante monitoração dos parâmetros inerentes ao processo em questão, uma vez que a vazão, devido às particularidades de cada sistema, depende das necessidades e prioridades de cada operador.

Os principais aspectos observados em estudos disponíveis na literatura, a respeito de sistemas motrizes industriais, são a estimativa dos parâmetros torque e rotação, a partir da tensão e corrente de entrada do motor, e a relação entre tempo e rotação do eixo do motor com as variáveis mecânicas e hidráulicas, como pressão, vazão, velocidade e

temperatura. A estimação de parâmetros pode auxiliar na tomada de decisão e implementação de *softwares* e *hardwares* aplicados a sistemas motrizes industriais.

Goedtel *et al.* (2006) propõe uma ferramenta alternativa aos métodos convencionais de estimativa de conjugado utilizando redes neurais artificiais, a qual mostrou ser possível estimar o conjugado no eixo de um motor de indução trifásico a partir das variáveis tensão, corrente e velocidade. O método apresentado pôde avaliar se o motor está subdimensionado ou superdimensionado, podendo contribuir para a redução de perdas de energia elétrica. Conforme Lu *et al.* (2006), em média, os motores em plantas industriais nos Estados Unidos operam a 60% do valor nominal, devido ao superdimensionamento das instalações, tendo como resultado um sistema com baixa eficiência. Demonstrações matemáticas em Kosow (1972) comprovam que um motor de indução operando de forma superdimensionada apresenta redução do seu fator de potência e diminuição de sua eficiência. Por outro lado, afirma que quando operando de forma subdimensionada, apresenta sobreaquecimento e uma drástica redução em sua vida útil.

A ferramenta lógica *fuzzy* juntamente com o ambiente de programação *Borland Delphi 7.0* foram utilizados por Bilobrovec *et al.* (2004) para previsão do comportamento de um motor em função da tensão a ele aplicada. Com isso, para uma determinada velocidade de rotação, foram atingidos erros da ordem de 0,13% entre o valor de tensão obtido na simulação computacional e o aplicado em ensaios experimentais. A programação em *Delphi* utilizada apresenta o equacionamento e a sistemática dos cálculos do modelo *fuzzy*, diferente da *interface* disponível na *toolbox* de lógica *fuzzy* do *software* Matlab[®], o qual se apresenta em forma de diagrama de blocos.

Conforme cita Cruz (2001), os modelos computacionais baseados em lógica *fuzzy* para controladores de motor elétrico são bem menos complexos matematicamente comparados aos modelos atuais, como o Proporcional-Integral-Derivativo (PID) utilizado no LAMOTRIZ-UFMS. Para Tanaka e Mizumoto (1974), a teoria de lógica *fuzzy* é mais adequada à programação, sugerindo *softwares* de simples compreensão.

2.3 Motor de Indução Trifásico e Acionamento Eletrônico

A máquina elétrica, conforme definição de Fitzgerald (2006), é um conversor eletromecânico que, baseado em princípios eletromagnéticos, converte energia elétrica em energia mecânica, ou vice-versa. A conversão não é completa em consequência de uma

série de perdas (Joule, no ferro e mecânicas), distribuídas no interior da máquina, o qual é composta por estator (parte fixa) e rotor (parte móvel).

Segundo Haddad *et al.* (2001), desde o desenvolvimento do motor de indução em 1882 por Nikolas Tesla, os motores vêm sofrendo uma série de desenvolvimentos e melhorias, como a significativa redução da relação peso-potência. O motor de alto rendimento, com perdas internas menores que os convencionais, como as perdas por efeito Joule, apresentam-se como uma boa alternativa para a solução de parte dos problemas energéticos relacionados aos motores de indução, afirma Haddad *et al.* (2001) e Hamer *et al.* (1997). As condições de operação da máquina determinam o potencial de economia de energia, como, por exemplo, a relação entre a potência nominal e a carga instalada, constituindo o fator de carregamento. Para Bonnett (1997), o carregamento de um motor bem dimensionado encontra-se acima de 75% da potência nominal.

A análise de viabilidade técnica e econômica visando a efficientização implica na necessidade de conhecer as características das cargas mecânicas, as quais existem quatro tipos em um ambiente industrial com relação ao comportamento do conjugado em função da velocidade de rotação, conforme apresenta Haddad *et al.* (2001):

- Conjugado constante: pontes rolantes, esteiras, guinchos, elevadores e semelhantes;
- Conjugado linear: moinhos de rolo, bombas de pistão, plainas, serras;
- Conjugado quadrático: ventiladores, misturadores, bombas centrífugas, exaustores e compressores;
- Conjugado inverso: máquinas operatrizes, frezadoras, bobinadeiras e mandriladoras.

O desenvolvimento de semicondutores de potência tornou o Inversor Alimentado em Tensão (VSI – *Voltage Source Inverter*), também conhecido por inversor de frequência, como uma excelente alternativa técnico-econômica, atuando principalmente no controle de velocidade de motores de indução trifásicos (MIT), comenta Bose (1996). Para Haddad *et al.* (2001), benefícios adicionais, como limitação da corrente de partida e aumento da vida útil dos dispositivos envolvidos no processo de controle, são alguns dos aspectos vantajosos do acionamento eletrônico.

2.4 Sistemas de Ventilação, Bombeamento e Transportadores por correia

As estratégias para redução de parcela significativa do consumo de energia elétrica (kWh), e/ou demanda (kW), podem ser elaboradas a partir do conhecimento das características do perfil de operação de cada sistema motriz, determinando-se o tipo de acionamento e condições de funcionamento (tempo e velocidade, por exemplo).

Um sistema de bombeamento que não é capaz de repor, proporcionalmente, o volume de água consumido apresenta a desvantagem de consumir potência desnecessária. As leis de afinidades, analisadas por Moreira (2006), podem ser descritas pelas equações apresentadas em (2.1), (2.2) e (2.3), respectivamente, da vazão, pressão e potência em função da rotação ω . A Figura 2.3 e a Figura 2.4 apresentam as curvas características em função da variação dos parâmetros.

$$\frac{Q_1}{Q_2} = \left(\frac{\omega_1}{\omega_2} \right) \quad (2.1)$$

$$\frac{p_1}{p_2} = \left(\frac{\omega_1}{\omega_2} \right)^2 \quad (2.2)$$

$$\frac{P_1}{P_2} = \left(\frac{\omega_1}{\omega_2} \right)^3 \quad (2.3)$$

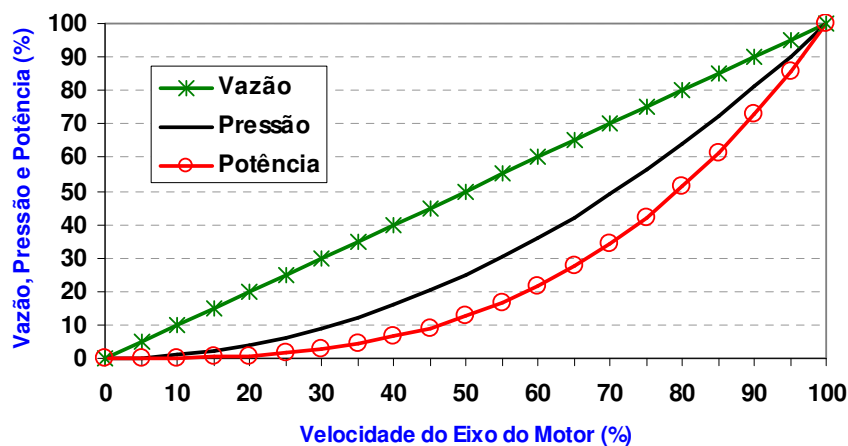


Figura 2.3 – Comportamento das grandezas vazão, pressão e potência *versus* velocidade.

A redução percentual da potência ativa em função da variação da velocidade de rotação é apresentada na Tabela 2.1, bem como o comportamento da vazão, pressão e potência.

Tabela 2.1 – Comportamento das variáveis do sistema e redução percentual da potência em função da velocidade.

Velocidade (%)	Vazão (%)	Pressão (%)	Potência (%)	Redução da Potência (%)
0,0	0,0	0,0	0,0	-100,0
5,0	5,0	0,3	0,0	-100,0
10,0	10,0	1,0	0,1	-99,9
15,0	15,0	2,3	0,3	-99,7
20,0	20,0	4,0	0,8	-99,2
25,0	25,0	6,3	1,6	-98,4
30,0	30,0	9,0	2,7	-97,3
35,0	35,0	12,3	4,3	-95,7
40,0	40,0	16,0	6,4	-93,6
45,0	45,0	20,3	9,1	-90,9
50,0	50,0	25,0	12,5	-87,5
55,0	55,0	30,3	16,6	-83,4
60,0	60,0	36,0	21,6	-78,4
65,0	65,0	42,3	27,5	-72,5
70,0	70,0	49,0	34,3	-65,7
75,0	75,0	56,3	42,2	-57,8
80,0	80,0	64,0	51,2	-48,8
85,0	85,0	72,3	61,4	-38,6
90,0	90,0	81,0	72,9	-27,1
95,0	95,0	90,3	85,7	-14,3
100,0	100,0	100,0	100,0	0,0

A curva característica do sistema é determinada em função das perdas de carga (altura manométrica) ao longo da instalação e das características técnicas fornecidas pelo fabricante. A curva da bomba é fornecida pelo fabricante em função da variação da vazão.

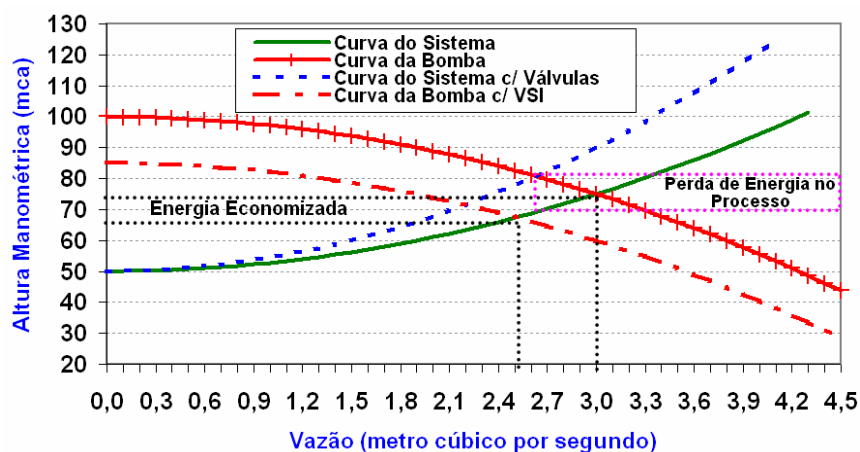


Figura 2.4 – Curva característica considerando variação na instalação (no sistema ou na bomba).
FONTE: Vieira Jr. (2006).

A altura manométrica no sistema de bombeamento, dada em metros de coluna d'água (mca), é equivalente à pressão (kgf/cm^2), conforme Schmidlin *et al.* (2006), o mesmo vale para o sistema de ventilação, como apresenta Moreira (2006). Portanto, a

curva da bomba na Figura 2.4 equivale à curva do ventilador, da mesma forma que o uso de válvulas de estrangulamento na tubulação de água corresponde à utilização do *dampers* no duto do ventilador. Tais dispositivos, válvulas e *dampers*, quando inseridos nas linhas de água e ar, representam um aumento nas perdas do sistema. Fazendo uma analogia ao circuito elétrico, seria como colocar resistências elétricas em série para controlar a corrente elétrica, comenta Vieira Jr. (2006). Como se observa nas curvas características, a utilização de inversor de frequência para alterar a curva da bomba (ou ventilador) resulta num ganho quando há variação na vazão (ou pressão). Assim, a energia economizada se dá aumentando o tempo de bombeamento (ou ventilação) em função da necessidade de atender o fornecimento, seja este de volume de água, ar ou temperatura/umidade nos casos dos silos de armazenamento de grãos e torres de resfriamento.

A diferença entre a curva do sistema e a curva do sistema com válvulas, a partir do valor de vazão o qual esta última cruza a curva da bomba, é a perda inserida no processo. A energia economizada é caracterizada pela alteração na curva da carga acoplada no eixo do motor (bomba ou ventilador), por meio da utilização do inversor de frequência.

Almeida *et al.* (2005) explica que em dispositivos de torque constante, como correias transportadoras, ilustradas na Figura 2.5, o torque é praticamente independente da carga transportada. Destaca também que se os materiais que são colocados na correia transportadora são submetidos à variação no tempo de reposição ou ocupação da seção da correia, é possível reduzir a velocidade e o torque, podendo assim reduzir de forma significativa o consumo de energia elétrica, conforme se pode observar na equação (2.4), o qual apresenta a relação entre a potência ativa exigida no eixo do motor e a velocidade.

$$\text{Potência (W)} = \text{Torque} \times \text{Velocidade} \quad \Leftrightarrow \quad P_{em} = T_{em} \times \omega_m \quad (2.4)$$

Em aplicações nas quais as cargas transportadas necessitam obedecer a uma determinada distância, a variação da velocidade de rotação do eixo do motor para reduzir a potência requerida está diretamente relacionada com a alteração na velocidade em que os materiais são colocados na correia transportadora.

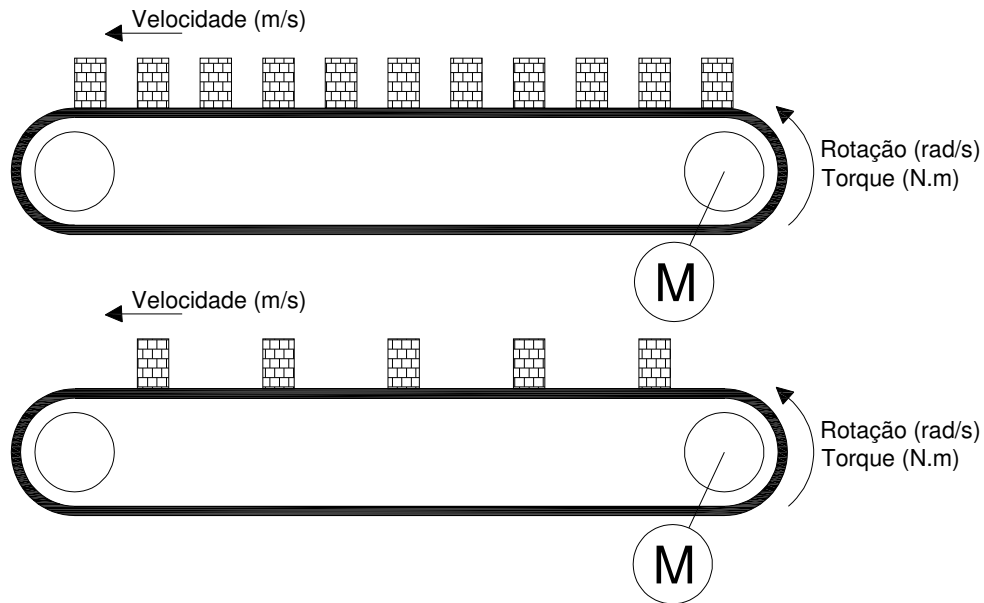


Figura 2.5 – Parâmetros mecânicos num sistema de correia transportadora.
FONTE: Almeida *et al.* (2005).

2.5 Considerações Finais

Conforme exposto neste capítulo, alguns aspectos referentes à eficiência energética de sistemas motrizes industriais podem ser observados com mais agilidade e clareza com o auxílio de técnicas computacionais explanadas nos capítulos subsequentes, como na análise do comportamento da interação entre parâmetros elétricos e mecânicos.

Para contribuir na investigação dos sistemas motrizes industriais, no próximo capítulo são apresentados os fundamentos teóricos com relação às técnicas de inteligência artificial presentes com mais assiduidade na revisão bibliográfica pesquisada: lógica *fuzzy* e redes neurais artificiais.

CAPÍTULO 3

ASPECTOS TEÓRICOS DAS TÉCNICAS DE LÓGICA *FUZZY* E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Neste capítulo são apresentados os principais aspectos da teoria de lógica *fuzzy* e redes neurais artificiais, as quais são técnicas de inteligência artificial, ciência que procura formas de colocar máquinas para simularem o raciocínio humano na resolução de diversos problemas, procurando assim emular o jeito humano de agir.

3.1 Lógica *Fuzzy*

Grishman (1986) define a linguagem humana como um instrumento complexo e subjetivo, o qual a aplicação e interpretação podem ser causa de determinados erros, pois uma palavra pode designar uma variedade de fatos ou acontecimentos físicos, conduzindo a vários significados sujeitos a depender do contexto.

Uma das características do pensamento humano é tratar com situações que compreendem fatores como incerteza e ambigüidade na tomada de decisão, o qual utiliza seu conhecimento, instinto, experiências do dia-a-dia e bom senso frente a esses fatores. O conceito binário utilizado na lógica clássica demonstra a sua fragilidade frente a problemas que envolvem imprecisão, pois são aceitáveis apenas os valores 0 ou 1 (falso ou verdadeiro). Com o intuito de tratar matematicamente os níveis de incerteza e ambigüidade mencionados, Zadeh (1987) apresenta os conceitos de lógica *fuzzy*, também conhecida como lógica difusa ou nebulosa.

Os sistemas com base em lógica *fuzzy*, como representado na Figura 3.1, são formados por quatro partes:

- “Fuzzificação”;
- Regras ou base de conhecimento;
- Mecanismo de inferência ou lógica de tomada de decisão;
- “Defuzzificação”.

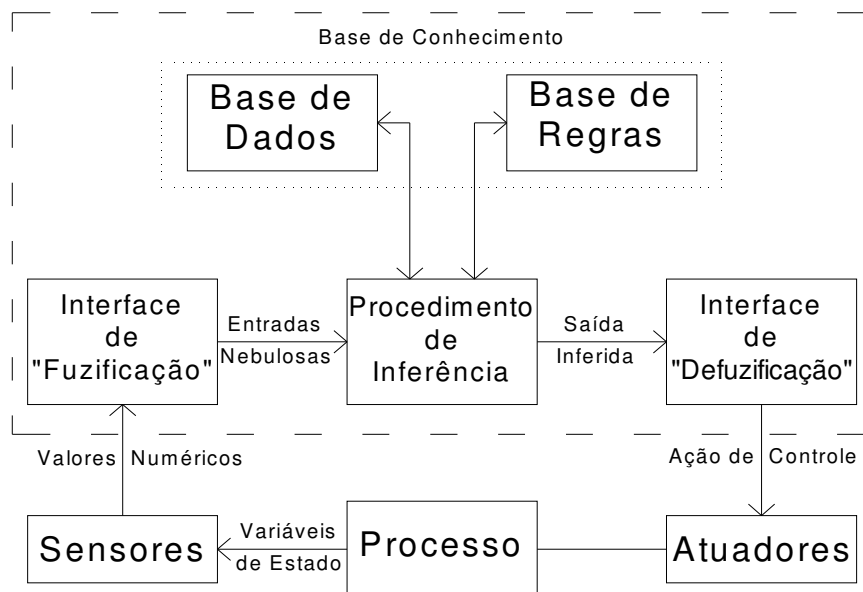


Figura 3.1 – Estrutura de um controlador *fuzzy*.

FONTE: Mathworks (1999).

A “Fuzzificação” converte valores reais de entrada em valores *fuzzy*. A descrição de um sistema real em muitos casos necessita de termos imprecisos que não podem ser modelados pela matemática tradicional de conjuntos, como por exemplo: “o solo está muito seco e a temperatura ambiente está alta”, “molhar o solo por um bom tempo”.

Os conjuntos *fuzzy* não possuem fronteiras bem definidas, ou seja, a transição de uma classe para outra é realizada de forma suave. A função de pertinência (μ) define o quanto um elemento faz parte de um conjunto ou outro num intervalo entre 0 a 1, podendo assumir qualquer grau de pertinência.

Relacionado à função de pertinência, as variáveis lingüísticas são os elementos que podem assumir um dentre vários valores. As variáveis lingüísticas são caracterizadas pelo nome da variável (temperatura, altura, peso, etc.), pelo conjunto de termos lingüísticos (muito frio, frio, médio, quente, muito quente, etc.), pelo domínio ou universo de discurso (0°C a 45°C, 1,50 m a 2,05 m, 35 kg a 180 kg, etc.) e pela função de pertinência (triangular, gaussiana, trapezoidal, etc.). Os termos lingüísticos estabelecem os valores qualitativos e a função de pertinência estabelece os valores quantitativos. Como exemplo, a Figura 3.2 apresenta que a temperatura de 12,5°C pertence ao conjunto muito frio com grau de pertinência 0,75 e ao conjunto frio com pertinência 0,25, enquanto que a temperatura de 20°C tem pertinência 1 com relação ao conjunto frio.

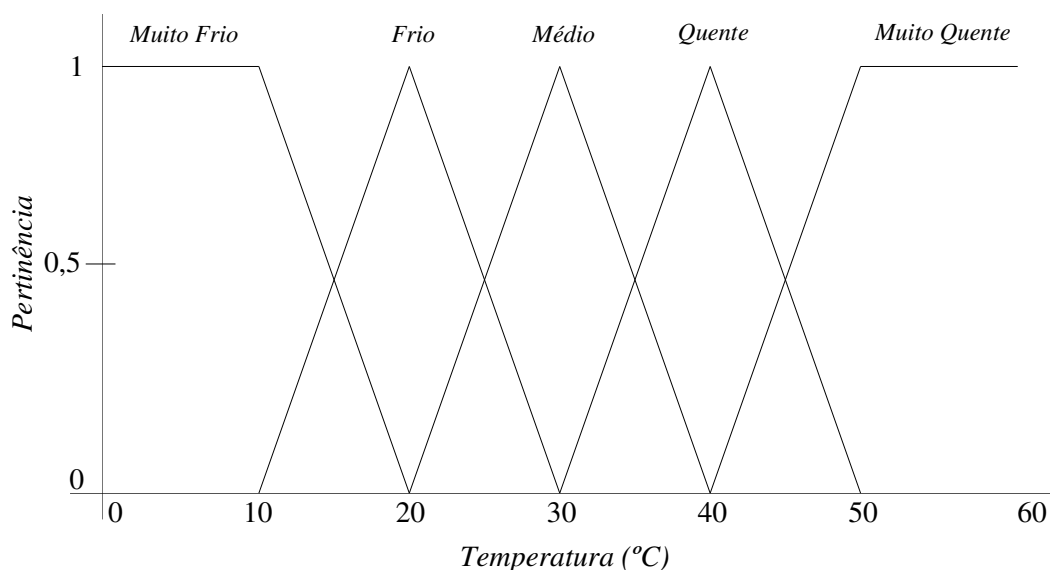


Figura 3.2 – Conjuntos *fuzzy* para a variação de temperatura (°C).

Segundo Bose (1996), o principal paradigma para o modelo *fuzzy* é o algoritmo, formado por regras geradas pelo conhecimento de um especialista. O conhecimento é codificado numa base de regras que é derivado da intuição e experiência humana. As regras, do tipo *SE* (Antecedente) - *ENTÃO* (Conseqüente) representam as relações entre entradas e saídas do sistema. A base de conhecimento inclui a base de regras e a base de dados. Nos sistemas com várias entradas, o modelo *fuzzy* pode ser representado por regras *SE-ENTÃO* com entradas conectadas pelo operador “E” lógico ou pelo operador “OU” (vários antecedentes): *SE* “ U_1 é B_1 ” E “ U_2 é B_2 ” E ... E “ U_n é B_n ” *ENTÃO* “ U_k é B_k ”. Uma regra a partir dos conjuntos apresentados pode ser definida por: *SE* Temperatura é Frio E Umidade é Baixa *ENTÃO* Porta é Pouco Aberta. Este exemplo é composto de dois elementos de entrada (Temperatura e Umidade) e um elemento de saída (Abertura da Porta).

O mecanismo de inferência calcula a saída *fuzzy* a partir das entradas usando função de implicação *fuzzy* e, finalmente, a “Defuzzificação” produz os valores reais de saída inferidos a partir da saída *fuzzy*. Driankov *et al.* (1996), Mathworks (1999) e Takagi e Sugeno (1985) apresentam os dois tipos de mecanismo de inferência mais comumente usados em modelos *fuzzy*, o Mamdani e o Takagi-Sugeno-Kang (TSK).

Quanto à “Defuzzificação”, Sandri e Correa (1999) comentam que os métodos mais utilizados são os métodos do centróide (centro de massas ou ainda centro de gravidade), média dos máximos e centro do máximo.

O exemplo de diagrama de inferência *fuzzy* apresentado na Figura 3.3 consiste de três regras, a saber:

- 1) SE Temperatura é Muito Frio E Umidade é Baixa ENTÃO Porta é Totalmente Fechada;
- 2) SE Temperatura é Médio E Umidade é Média ENTÃO Porta é Pouco Aberta;
- 3) SE Temperatura é Quente E Umidade é Alta ENTÃO Porta é Muito Aberta.

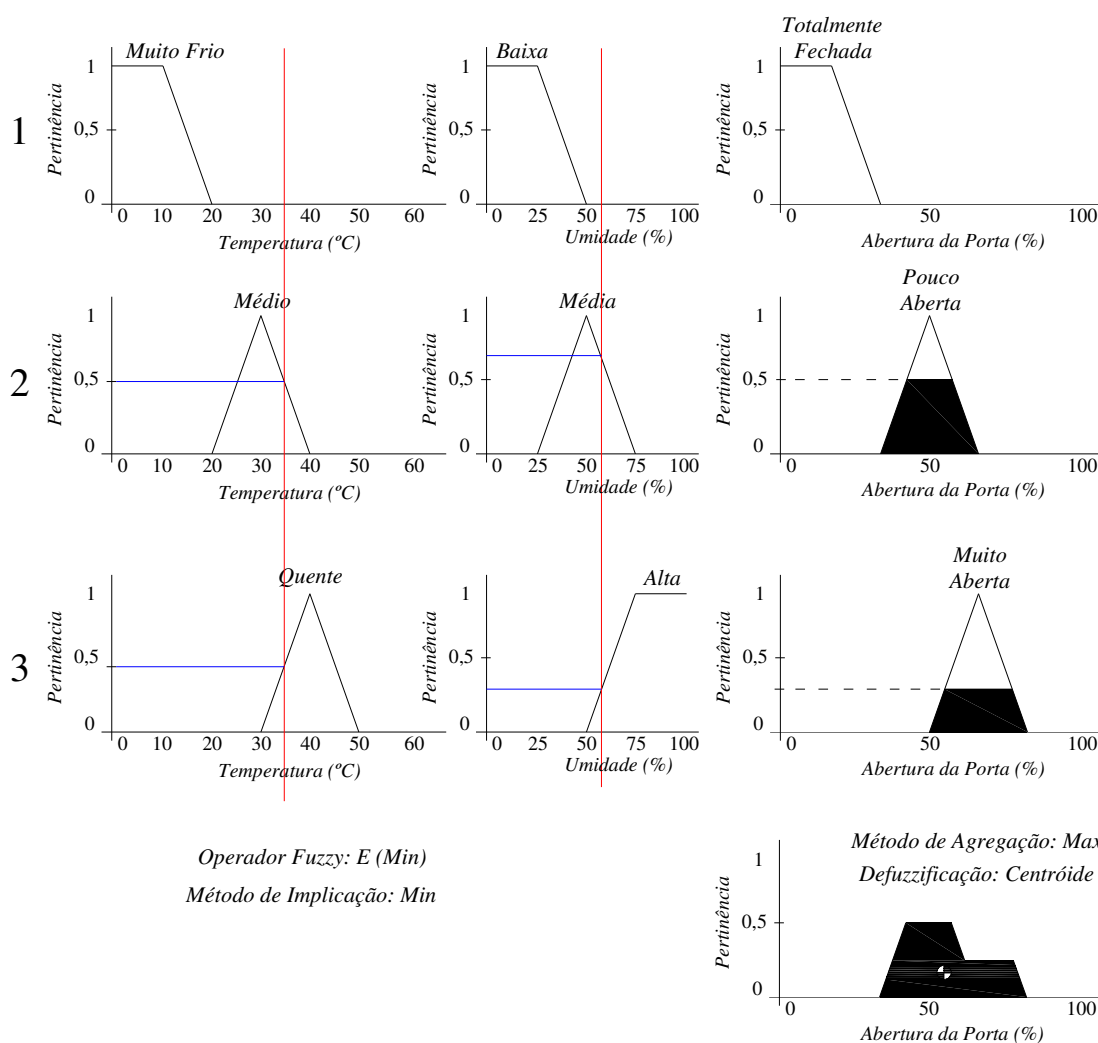


Figura 3.3 – Diagrama esquemático de inferência *fuzzy*.

Da Figura 3.2, o elemento de entrada Temperatura possui cinco termos lingüísticos. Definindo o elemento de entrada Umidade com apenas três, conforme a Figura 3.3, há possibilidade de se combinar quinze regras. Entretanto, em função do conhecimento do especialista, algumas regras podem ser desconsideradas em decorrência

de redundância ou simplificação do modelo proposto. O mapa de regras pode ser visualizado na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Mapa de regras.

		Temperatura				
		Muito Frio	Frio	Média	Quente	Muito Quente
Umidade	Baixa	Totalmente Fechada	-	-	-	-
	Média	-	-	Pouco Aberta	-	-
	Alta	-	-	-	Muito Aberta	-

Para este sistema *fuzzy* de inferência, as funções de pertinência das variáveis de entrada são relacionadas com a variável de saída a partir das três regras com o mecanismo Mamdani.

O operador *fuzzy* utilizado é o “E” lógico. Os valores de Temperatura e Umidade apresentados no exemplo são 35°C e 55%, respectivamente. Como ilustração do processamento do sistema *fuzzy* exemplificado, tomamos a regra três como base: a Temperatura de 35°C pertence ao conjunto Quente com grau de pertinência 0,5, enquanto que a Umidade de 55% tem grau de pertinência 0,25 com relação ao conjunto Alta; o método de implicação Min estabelece o valor mínimo entre os dois graus de pertinência na projeção com relação à variável de saída Abertura da Porta.

O método de agregação estabelecido, Max, envolve a união das áreas sombreadas das saídas referentes a cada uma das regras pelo valor máximo do grau de pertinência.

No exemplo apresentado, o valor real de saída obtido com o método do centróide na “Defuzzificação” foi de 52,5% para a variável Abertura da Porta. Para cada par ordenado (Temperatura, Umidade) obtém-se o correspondente conjunto *fuzzy* para “Abertura da Porta”.

A partir de algumas condições preestabelecidas, os modelos baseados em lógica *fuzzy*, conforme exemplificado, podem determinar as circunstâncias necessárias para que essas condições sejam mantidas dentro de limites considerados adequados. Em sistemas motrizes industriais, segundo o que foi apresentado no capítulo 2, o controle da velocidade de rotação do motor em função das condições da carga acoplada ao eixo pode resultar num processo mais eficiente, isto é, nos sistemas de ventilação, por exemplo, para uma demanda de ar abaixo da vazão nominal da instalação, o motor não precisa

necessariamente operar à velocidade nominal, e sim numa velocidade determinada a partir da variação da temperatura e umidade na linha de ar. De forma análoga, a teoria de lógica *fuzzy* pode ser aplicada na determinação da velocidade de rotação do eixo do motor nos sistemas de bombeamento e de transporte por correia, respectivamente em função da vazão de água demandada e da quantidade de carga transportada.

3.2 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais configuram um modelo matemático-computacional com base na estrutura neural de seres vivos inteligentes e que possuem a capacidade de adquirir conhecimento através da experiência. Segundo Freeman e Skapura (1991), uma grande rede neural artificial pode ter milhares de unidades de processamento, enquanto que o cérebro de um mamífero pode ter muitos bilhões de neurônios. Os neurônios são conjuntos complexos de células que compõem o sistema nervoso, os quais têm função essencial na determinação do comportamento humano.

Conforme apresenta a Figura 3.4, os neurônios são formados pelos dendritos (conjunto de terminais de entrada do corpo central), pelos axônios (longos terminais de saída) e se comunicam através de sinapses (região de contato entre dois neurônios e através da qual são transmitidos os impulsos nervosos).

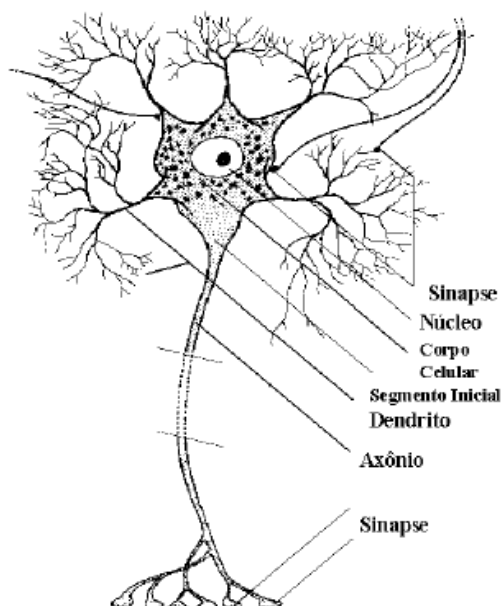


Figura 3.4 – Estrutura neural.

FONTE: Osório (2001).

De acordo com Kosko (1991), o cérebro humano tem em torno de 10^{11} neurônios biológicos, sendo que cada neurônio forma aproximadamente 10^4 sinapses, totalizando mais de 10^{15} sinapses, possibilitando a formação de redes muito complexas.

Haykin (2001) apresenta um histórico desde os primeiros conceitos a respeito de uma rede neural artificial, definidos por Warren McCulloch e Walter Pitts em 1943. Dentre as mais importantes publicações iniciais encontram-se os trabalhos de: Frank Rosenblatt em 1958, o qual definiu a rede neural chamada *Perceptron*; Bernard Widrow e Marcian Hoff em 1960, com a proposta de uma rede neural em camadas treináveis com um (ADALINE) ou múltiplos elementos adaptativos lineares (MADALINE); e Kohonen em 1972 com as chamadas redes com mapeamento auto-organizável (SOM – *Self-Organizing Maps*). Outras significativas pesquisas foram apresentadas na década de 80 por Hopfield, Rumelhart, Hinton, Carpenter, Grossberg e Williams.

A composição da rede neural artificial consiste basicamente de um sistema dividido em várias unidades de processamento, também chamadas de camadas e que são classificadas em três grupos, cita Haykin (2001):

- Camada de entrada, em que os padrões são apresentados à rede;
- Camadas intermediárias ou escondidas, em que é realizada a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas, e podem ser consideradas como extratoras de características ou conhecimento;
- Camada de saída, em que o resultado final é obtido e apresentado.

É ilustrado na Figura 3.5 o esquema do neurônio artificial como elemento de processamento.

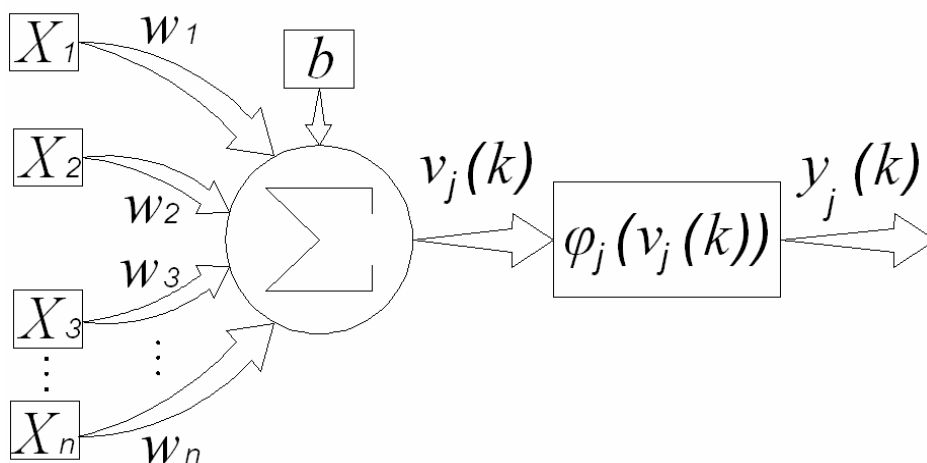


Figura 3.5 – Representação esquemática do neurônio artificial.

A Figura 3.6 apresenta a organização em camadas de uma rede neural e suas respectivas conexões.

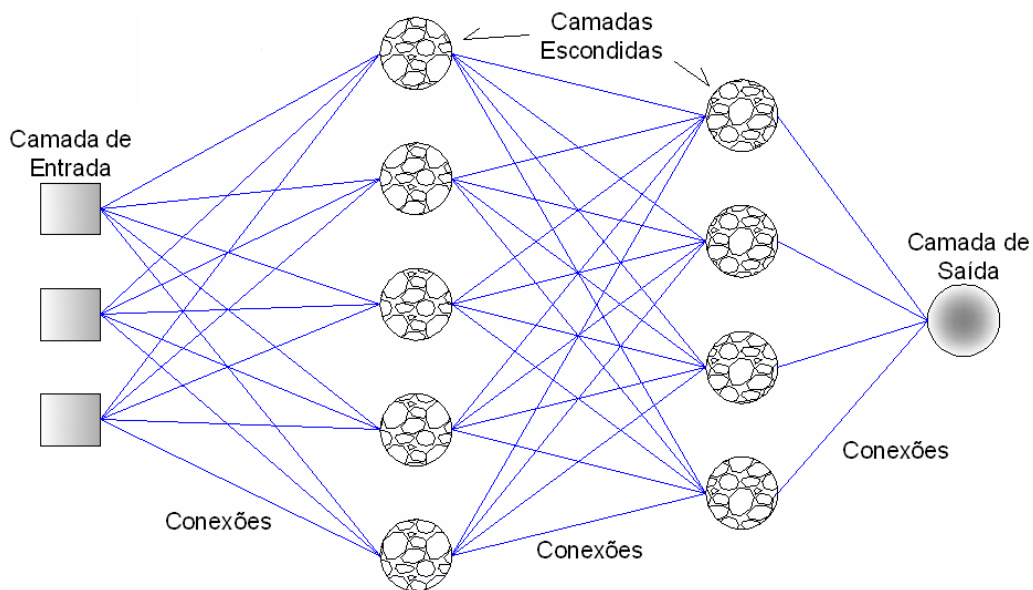


Figura 3.6 – Camadas de uma rede neural.

Com relação à representação do neurônio artificial, temos a definição dos seguintes parâmetros:

n - número de sinais de entrada do neurônio;

X_i - i -ésimo sinal de entrada do neurônio;

w_i - peso associado com o i -ésimo sinal de entrada;

b - limiar de ativação (*bias*) de cada neurônio;

$v_j(k)$ - resposta ponderada do j -ésimo neurônio em relação ao instante k ;

φ_j - função de ativação do j -ésimo neurônio;

$y_j(k)$ - sinal de saída do j -ésimo neurônio em relação ao instante k .

A operação realizada no modelo da Figura 3.5 e exemplificada em Goedtel *et al.* (2006) pode ser resumida da seguinte forma: os sinais são apresentados à camada de entrada, a partir daí cada sinal é multiplicado por um número, definido como peso, que indica a sua influência no sinal de saída; a resposta é obtida pela soma ponderada dos sinais que produz um nível de ativação, conforme equação (3.1); caso este nível de

ativação exceda um limite estabelecido, tem-se como resultado um determinado sinal de saída $y_j(k)$, segundo a equação (3.2).

$$v_j(k) = b + w_1 X_1 + w_2 X_2 + \dots + w_n X_n = b + \sum_{i=1}^n w_i X_i \quad (3.1)$$

$$y_j(k) = \varphi_j(v_j(k)) \quad (3.2)$$

Os resultados gerados são calculados através das funções de ativação, as quais as mais comuns são as funções identidade, degrau, rampa, sigmoidal (ou logística) e tangente hiperbólica, mostradas na Figura 3.7.

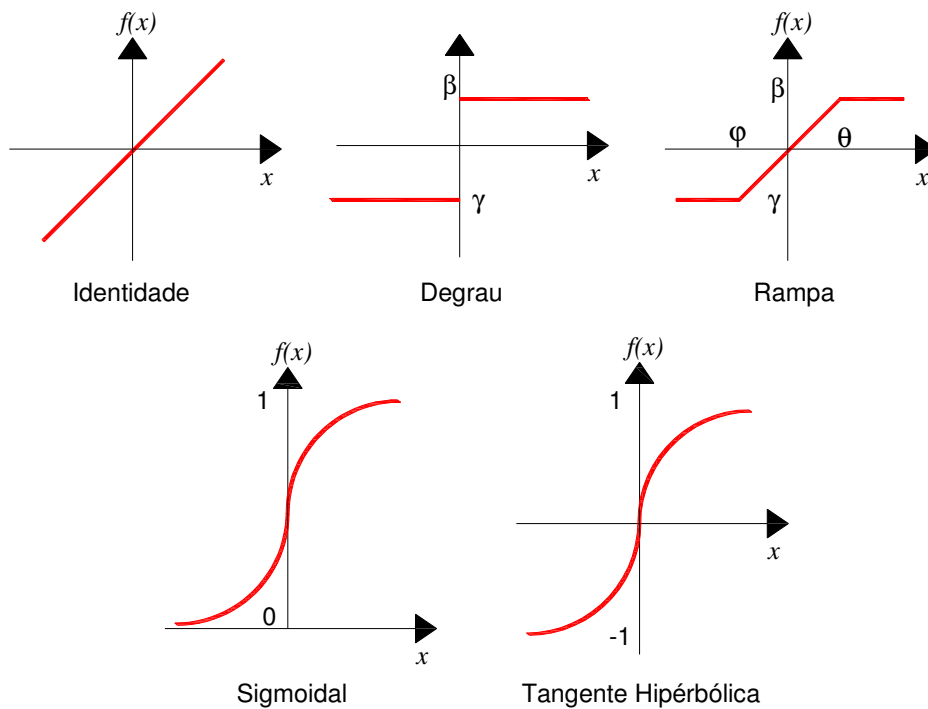


Figura 3.7 – Funções de ativação.

O equacionamento matemático explicado em Kosko (1991), para cada uma das funções de ativação apresentadas na Figura 3.7, é mostrado nas equações (3.3) a (3.7), respectivamente.

$$f(x) = \alpha x \quad (3.3)$$

$$f(x) = \begin{cases} \beta, & \text{se } x \geq \theta; \\ \gamma, & \text{se } x < \theta. \end{cases} \quad (3.4)$$

$$f(x) = \begin{cases} \beta, & \text{se } x > \theta; \\ x, & \text{se } \varphi \leq x \leq \theta; \\ \gamma, & \text{se } x < \varphi. \end{cases} \quad (3.5)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \quad (3.6)$$

$$f(x) = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}} \quad (3.7)$$

Os parâmetros α , β , φ , γ e θ são constantes, os quais determinam características como inclinação e origem das curvas.

Os modelos de redes neurais artificiais possuem regras de treinamento, que ajustam os pesos de suas conexões de acordo com os padrões de entrada apresentados à rede, ou seja, a rede aprende através de exemplos, conforme demonstrado em Haykin (2001). A especificação de uma rede neural é realizada principalmente pela sua topologia, pelas características das conexões e pelas regras de treinamento, menciona Freeman e Skapura (1991). Braga (1999) cita como propriedade mais importante das redes neurais artificiais a habilidade de aprender e com isso melhorar seu desempenho.

O treinamento das redes neurais artificiais é realizado através do processo de iteração no ajuste dos pesos das conexões. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas, comenta Haykin (2001). Os diversos tipos de algoritmos de aprendizado diferem entre si pela maneira o qual os pesos são atualizados. O aprendizado pode ser supervisionado, o qual a saída desejada é apresentada como referência para cada padrão de entrada, ou não-supervisionado, o qual não é apresentado nenhuma referência.

Segundo Braga (1999), os tipos de algoritmos de aprendizagem mais comuns são os aprendizados por correção de erro (supervisionado), competitivo e hebbiano (não-supervisionado). No aprendizado por correção de erros, o erro $e_j(k)$ da rede neural na k -ésima iteração ou k -ésimo vetor de entrada é calculado pela diferença entre a saída real $y_j(k)$ calculada pela rede e a saída desejada $d_j(k)$, conforme a equação (3.8).

$$e_j(k) = d_j(k) - y_j(k) \quad (3.8)$$

Os erros vão sendo calculados, sucessivamente, até a obtenção de um valor satisfatório pré-determinado, formando assim uma superfície de erros. Explica Haykin (2001) que no modelo proposto por McCulloch e Pitts, formado por unidades de processamento lineares, é encontrado um único valor mínimo de erro, enquanto que em redes constituídas por unidades não-lineares podem ser encontrados diversos valores mínimos, denominados de mínimos locais e de mínimo global (menor erro possível), conforme apresenta a Figura 3.8. Quando o algoritmo não atinge o mínimo global, alcançando apenas mínimos locais não satisfatórios, o processo de aprendizado é reiniciado.

Os passos para ajuste dos pesos e treinamento completo da rede são detalhados em Haykin (2001), o qual cita a obtenção de um modelo implícito do sistema em estudo, por ajuste dos parâmetros da rede, como sendo o objetivo do aprendizado das redes neurais artificiais.

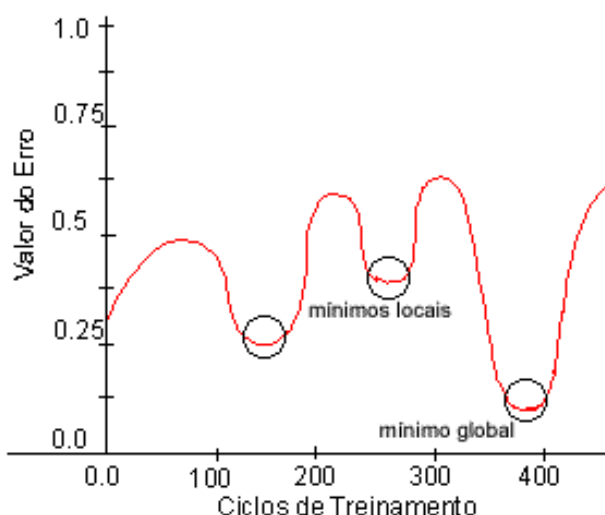


Figura 3.8 – Superfície de erro.

Com o objetivo de aproximar a saída calculada pela rede à saída desejada, os pesos sinápticos são submetidos aos ajustes conforme a regra delta de aprendizado apresentada na equação (3.9). O valor do peso atualizado é obtido segundo a expressão (3.10). O algoritmo utilizado nessa técnica é denominado retro-propagação (ou *back-propagation*), que é a generalização da regra delta para redes de múltiplas camadas, conforme Braga (1999). No algoritmo *back-propagation* os padrões de entrada (estímulo) são apresentados à rede, cujas informações percorrem camada por camada até chegar à camada de saída, sem que ocorra alteração nos pesos sinápticos. O erro é então calculado

na saída e propagado no sentido da camada de entrada, com ajuste dos pesos da rede. Cada iteração é chamada de época.

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta e_j(k) x_j(k) \quad (3.9)$$

$$w(k+1) = w(k) + \Delta w_{ij}(k) \quad (3.10)$$

O qual se define:

$\Delta w_{ij}(k)$ - valor de ajuste a ser acrescido/deduzido;

η - constante que determina a taxa de aprendizado do algoritmo de retro-propagação, relacionado com a cautela o qual a curva de erro é percorrida;

$e_j(k)$ - valor do erro;

$x_j(k)$ - valor do estímulo de entrada (padrão de entrada) que é transmitido pelo peso a ser ajustado.

A regra delta pode ser utilizada para corrigir os valores dos pesos minimizando a função de erro quadrático médio $EQM(k)$ apresentada na equação (3.11), também conhecida como função custo. Os pesos da rede associados ao j -ésimo neurônio, limitado a p neurônios na camada de saída, são ajustados pelo cálculo do sinal de erro em relação a k -ésima iteração.

$$EQM(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p e_j^2(k) \quad (3.11)$$

Com a finalidade de evidenciar a capacidade de a rede neural aprender com os padrões apresentados e generalizar soluções, os conjuntos com dados de treinamento não são utilizados nos testes, isto é, os pares entrada-saída dos dados de teste não são apresentados à rede durante o treinamento, representando um conjunto totalmente novo para a rede neural. Os dados de teste são utilizados para avaliar o desempenho da rede, complementa Braga (1999). Segundo Leite (2003), normalmente o treinamento das redes neurais artificiais é realizado com 80% a 90% do conjunto de dados coletados e os outros 10% a 20% são usados para realizar os testes de validação do modelo proposto. Freeman e

Skapura (1991) ressalta que os percentuais na escolha dos conjuntos depende das particularidades de cada problema a ser solucionado, isto é, um determinado problema pode apresentar melhor desempenho no treinamento com 60% do conjunto de dados coletados, enquanto que um outro problema pode requerer 95% dos dados para o treinamento.

Com relação às redes neurais artificiais na resolução de problemas de baixa complexidade, como os problemas linearmente separáveis, podem ser utilizadas as redes de uma única fronteira de decisão, ou seja, as redes *Perceptron* e ADALINE que possuem apenas uma camada de pesos ajustáveis. As redes mais complexas são definidas com múltiplas camadas, dentre as quais a MLP (*Multi-Layer Perceptron*) que necessita dos algoritmos de treinamento mais sofisticados.

O projeto de uma rede neural artificial para solucionar um determinado problema inicia-se com o estudo das características do problema propriamente dito. A partir disso, passa-se à escolha da arquitetura da rede (tipo, número de entradas/saídas, número de neurônios/camadas etc.), à definição do algoritmo de aprendizado e ao levantamento dos conjuntos de dados de treinamento e teste (validação da rede).

Freeman e Skapura (1991) ressaltam as dificuldades de encontrar uma rede que possa ser considerada ótima para um determinado problema, de tal forma que reúna características como a de ser pequena em tamanho, mais rápida na convergência e que tenha a melhor generalização do erro (EQM). Diante disso, exceto quando se faz uso da experiência do projetista-especialista, se recorre a escolhas aleatórias na definição da rede, com adoção, por exemplo, do método de tentativa e erro consecutivo. Em outras palavras, a escolha dos parâmetros que definem a arquitetura das redes neurais artificiais é realizada de forma empírica.

Dadas as características dos modelos baseados na teoria de redes neurais artificiais, a aplicação desses modelos nos sistemas motrizes industriais em estudo consiste na estimação de parâmetros mecânicos e hidráulicos a partir de variáveis de aquisição acessível, como, por exemplo, estimar a vazão e velocidade do ar nos sistemas de ventilação em função da corrente elétrica e velocidade de rotação do eixo do motor. De forma análoga, estimar a vazão e pressão nas linhas de água nos sistemas de bombeamento ou o torque mecânico no eixo do motor.

3.3 Considerações Finais

A elaboração de modelos matemáticos com fundamentação teórica apoiada tanto nos conceitos de lógica *fuzzy* quanto em redes neurais artificiais, requer conhecimento especialista no arranjo dos parâmetros internos de cada modelo, além de um tratamento preliminar dos conjuntos de dados pertinentes a cada aplicação.

O próximo capítulo apresenta o laboratório de eficiência energética em sistemas motrizes da UFMS, o LAMOTRIZ-UFMS, no qual será realizada a aquisição de dados para o suporte à elaboração dos modelos baseados nas técnicas de inteligência artificial e análises quanto à eficiência energética.

CAPÍTULO 4

LAMOTRIZ - UFMS

Neste capítulo são descritas as bancadas de ventilação, bombeamento e correia transportadora do LAMOTRIZ-UFMS, no qual serão efetuados os procedimentos práticos propostos na metodologia, cujo objetivo é a realização de ensaios em várias condições operativas de carga, analisando o comportamento em velocidade constante e variável em cada sistema.

4.1 Introdução

O LAMOTRIZ-UFMS mostrado na Figura 4.1 é composto por quatro estações de simulação, representando cargas comumente utilizadas pela indústria, possibilitando demonstrar na prática os fenômenos eletromecânicos que ocorrem durante a operação de cada tipo de carga e suas implicações no consumo de energia elétrica.



Figura 4.1 – LAMOTRIZ-UFMS.

As estações de simulação disponíveis no LAMOTRIZ-UFMS são:

- 1) Compressor de Ar;
- 2) Correia Transportadora;
- 3) Ventilador Centrífugo;

4) Bomba Centrífuga e Dinamômetro.

Cada uma das cargas é instalada em bancada de ensaio independentes umas das outras, formando um sistema de acionamento completo, composto por: quadro de medição; sistemas de automação e medição integrados, capazes de controlar automaticamente a execução, coleta de dados e emissão de relatórios; cada uma das bancadas possui sensoramento e peculiaridades distintas.

As quatro estações de simulação são acionadas por dois tipos de motores, convencional e de alto rendimento, com três modos de partida: direta, suave (*soft-starter*) e através de inversor de frequência. A troca dos motores é de fácil realização via trilhos, grampos de pressão e conectores rápidos, dispensando o uso de ferramentas. O monitoramento é realizado via *software* supervisor, onde poderão ser registrados os parâmetros elétricos (tensão, corrente, etc.) e mecânicos (torque, rotação, vazão, velocidade, pressão e entre outros). O painel elétrico é composto externamente por uma chave geral liga/desliga, botoeira de emergência e um sistema de medição dos parâmetros elétricos constituído por um multimedidor digital, modelo PM 850, de fabricação da Schneider, contemplando valores de tensão fase-fase e fase-neutro, corrente, potências ativa, reativa, aparente e fator de potência trifásicas e monofásicas, frequência e consumo de energia ativa e reativa.

De acordo com os dados de placa dos motores, o do tipo convencional possui um fator de potência de 83,0% e rendimento de 78,6%. O motor de alto rendimento possui fator de potência de 87% e rendimento de 83%. As demais grandezas de ambos os motores são mostrados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Dados de placa dos motores do LAMOTRIZ-UFMS.

Característica	Motor Convencional	Motor de Alto Rendimento
Tensão	220 V / 380 V	
Nº de Pólos	2	
Potência	1,5 cv / 1,1 kW	
Frequência	60 Hz	
Rotação	3.480 rpm	
Corrente nominal	4,42 A / 2,56 A	4,0 A / 2,32 A
Rendimento	78,6 %	83,0 %
Fator de Potência	83 %	87 %

Na Figura 4.2 são mostrados os motores do tipo convencional e do tipo alto rendimento.

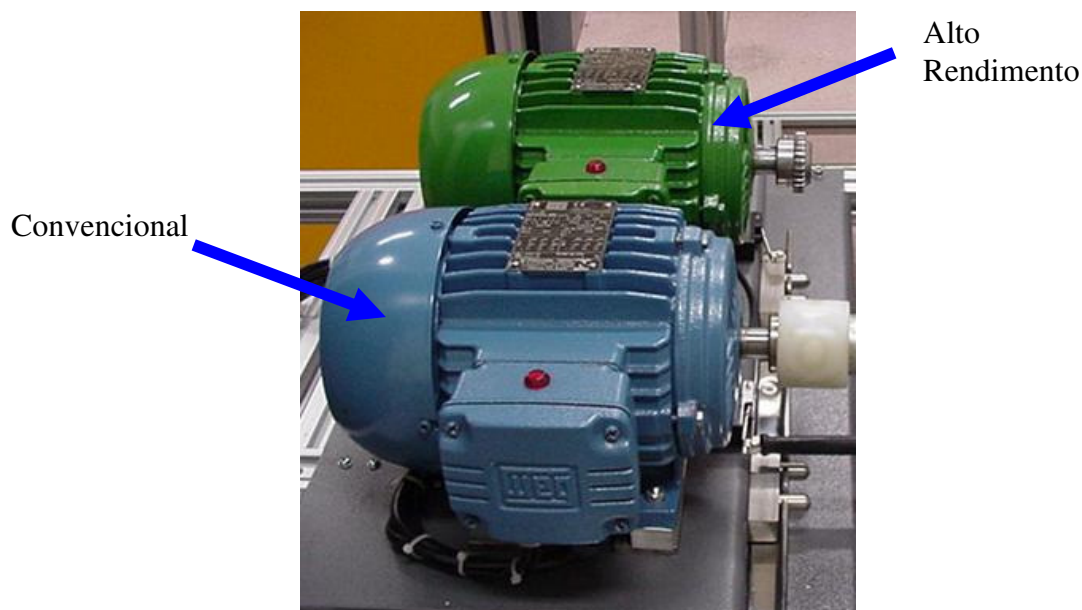


Figura 4.2 – Motores do LAMOTRIZ-UFMS.

Os motores, de fabricação WEG, possuem quatro sensores de temperatura termorresistência tipo PT100, sendo um instalado na carcaça e os outros três em cada um dos enrolamentos do estator, permitindo assim a monitoração deste parâmetro via supervisor. Os transdutores de torque e rotação são instalados nos eixos das cargas de forma a evitar a locomoção dos mesmos quando da troca dos motores. Esse equipamento é instalado somente na estação da bomba centrífuga/dinamômetro.

A comunicação entre o sistema de medição multifunção e o controlador lógico programável (CLP) é realizada via *interface* serial com protocolo *ModBus* RTU com velocidade de 19.200 kbps, 8 *data bits*, 1 *stop bit*, sem paridade. Uma rede de comunicação em padrão *Ethernet* é utilizada na conexão entre os computadores, que contêm o *software* supervisor, e o CLP por meio de dispositivo eletrônico de comutação, conforme mostra o diagrama na Figura 4.3. O CLP foi configurado em lógica LADDER.

As estações de simulação de ar comprimido e dinamômetro não serão estudados neste trabalho. A Figura 4.4 apresenta o esquemático da rede de comunicação entre o sistema de medição e o CLP para as bancadas do ventilador centrífugo, bomba centrífuga e

correia transportadora. Na Figura 4.5 são apresentados os equipamentos de medição, controle e dispositivos de proteção instalados no painel elétrico.

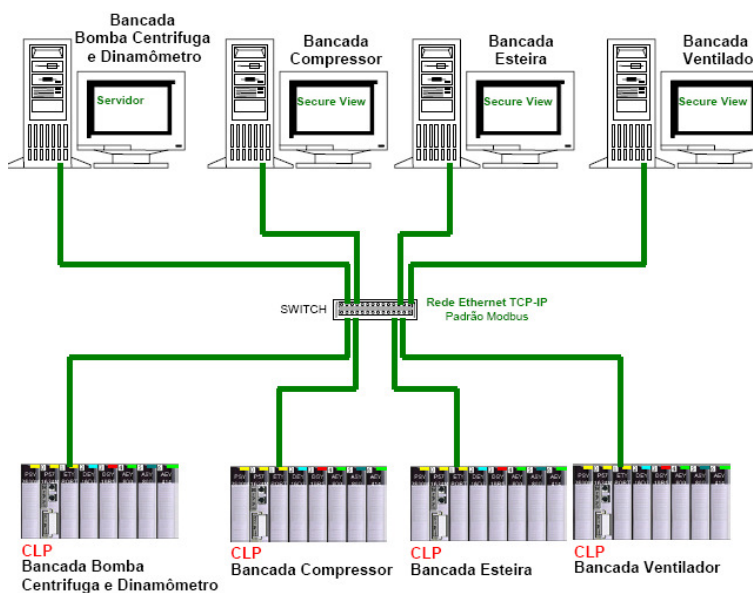


Figura 4.3 – Configuração da rede de comunicação entre bancadas e CLP's do LAMOTRIZ-UFMS.

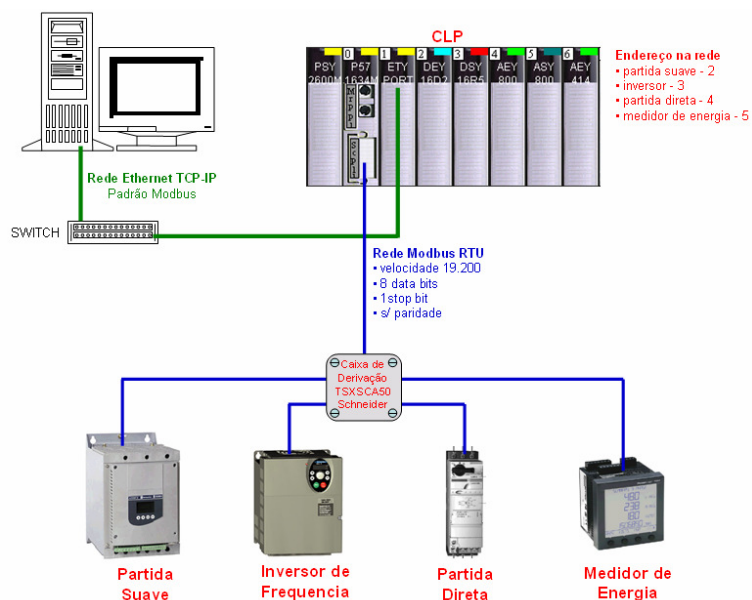


Figura 4.4 – Configuração da rede de comunicação das bancadas do ventilador centrífugo, bomba centrífuga e correia transportadora.

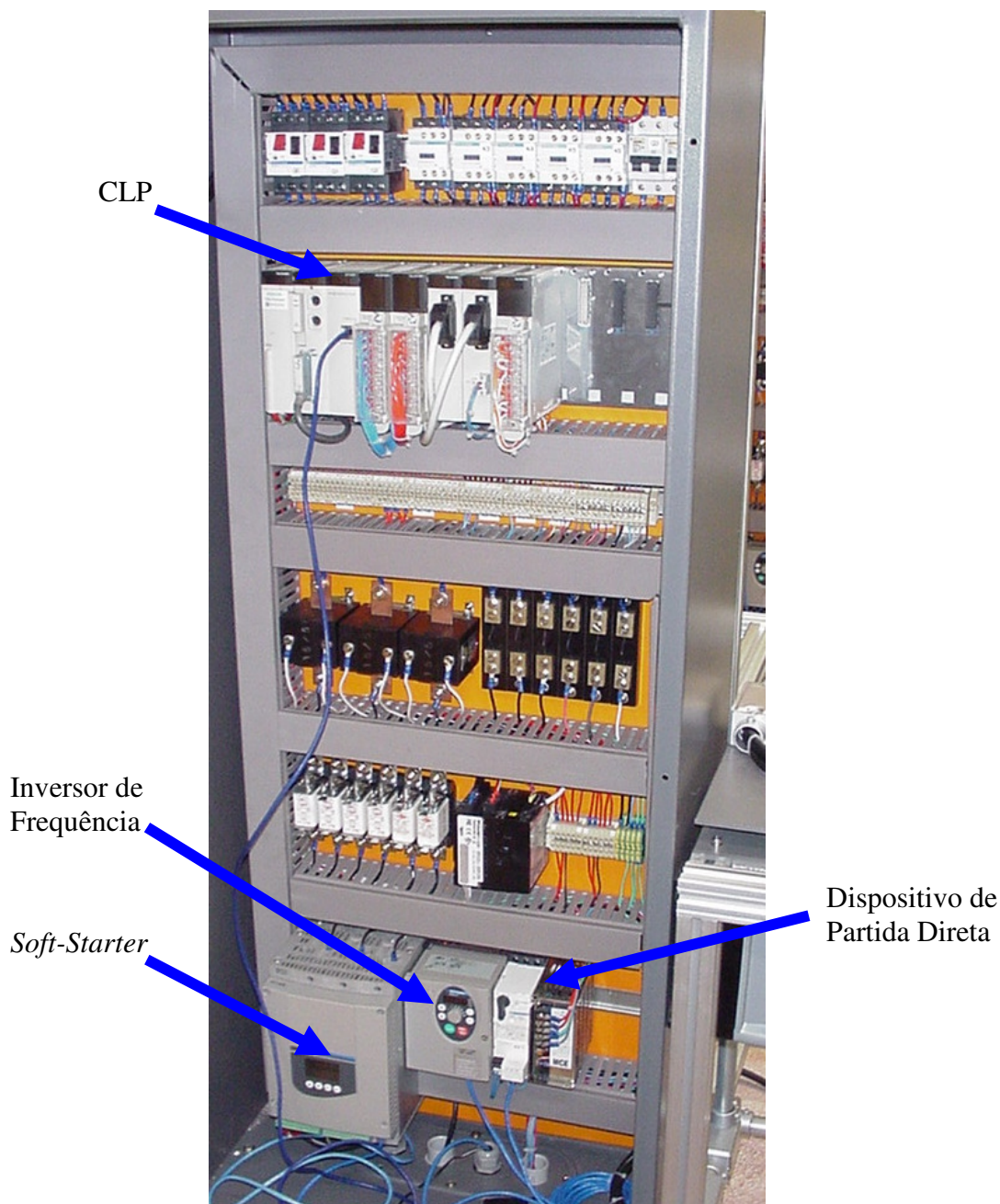


Figura 4.5 – Painel elétrico do LAMOTRIZ-UFMS.

Na bancada da bomba centrífuga, denominado servidor, está instalado o *software* do sistema supervisor *Indusoft Web Studio 6.1 SP2*. O sistema supervisor contém uma janela principal com o desenho esquemático referente à bancada (fluxograma), contendo atalho para abertura das janelas de monitoração correspondentes, apresentando em tempo real todas as informações advindas dos sensores de sinais elétricos e mecânicos. A Figura 4.6 apresenta a janela principal do sistema supervisor.



Figura 4.6 – Janela principal do sistema supervisório do LAMOTRIZ-UFMS.

A seleção da opção *menu* observada na janela principal (Figura 4.6) habilita outra janela para seleção do sistema motriz desejado, conforme mostra a Figura 4.7.

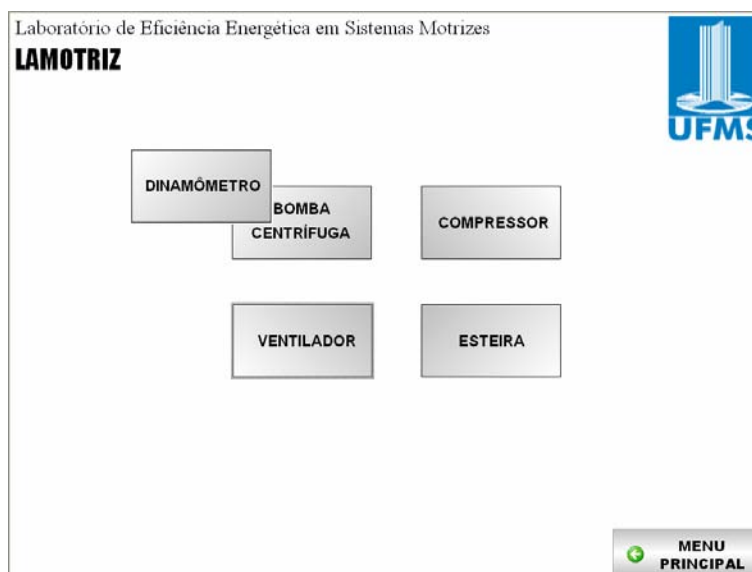


Figura 4.7 – Janela para seleção do sistema motriz desejado.

No sistema de monitoramento em tempo real, todos os parâmetros elétricos e mecânicos são atualizados no *software* supervisório em tempo máximo de 500 milissegundos. A taxa de amostragem do sistema é de 4 Hz, possibilitando registros a cada 250 milissegundos.

4.2 Estação do Ventilador Centrífugo

O sistema de ventilação disponível no LAMOTRIZ-UFMS é do tipo centrífugo, com capacidade para ser acionado pelo motor de 1,5 cv (1,1 kW). A vazão máxima do ventilador é de 900 m³/h e a pressão máxima é 25 mmCA. Este ventilador centrífugo é acoplado a um duto de ar de seção cilíndrica, o qual possui instalado em seu interior um *damper* elétrico que permite o controle da vazão de ar, controlado pelo CLP via *software* supervisorio. Os motores, convencional e de alto rendimento, têm a possibilidade de serem alternados no ventilador através de acoplamento direto com luva elástica.

No detalhamento dos componentes, o sistema de ventilação conta com um manômetro e um transmissor de temperatura e velocidade, esquematicamente como mostra a Figura 4.8.

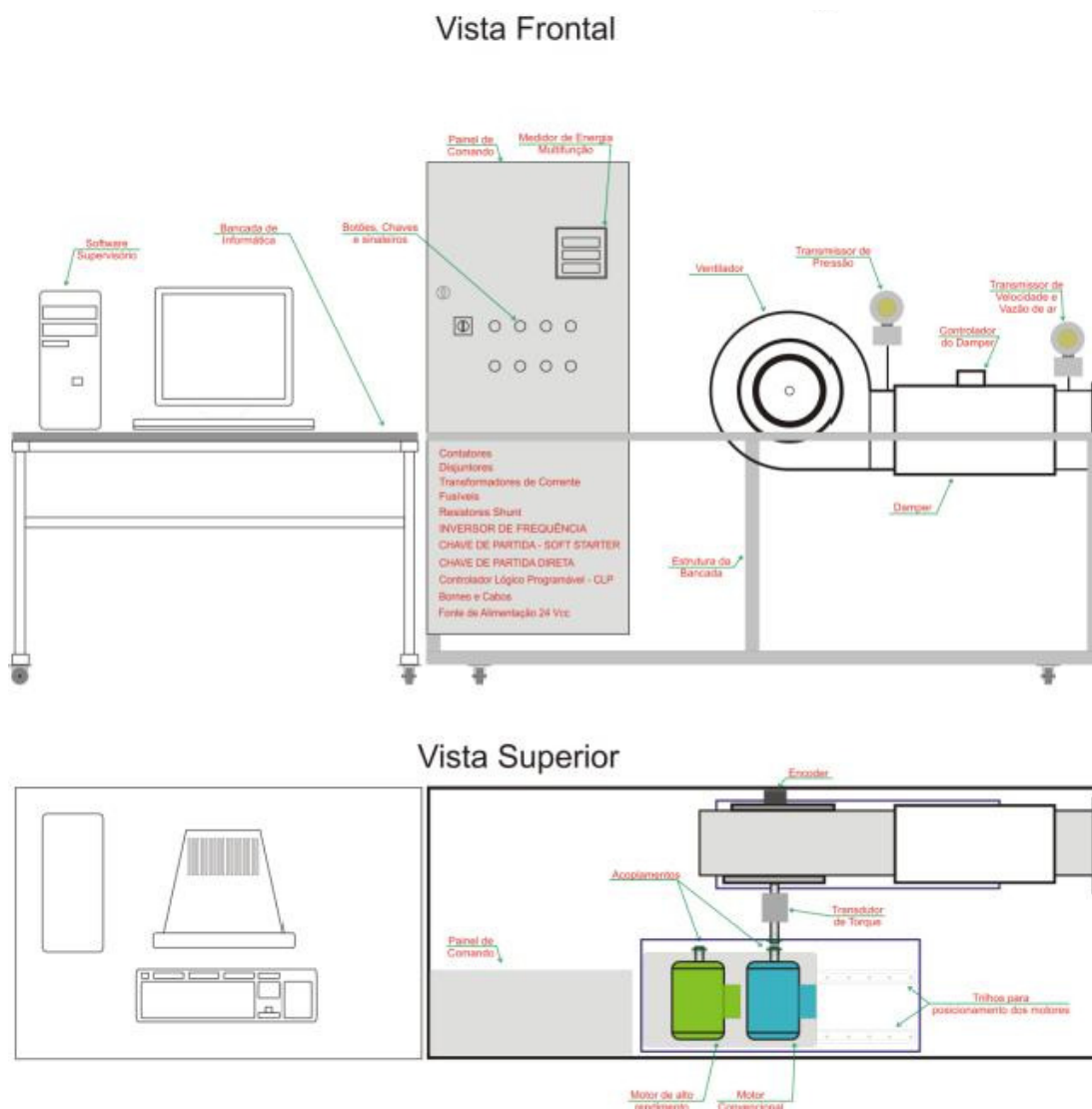


Figura 4.8 – Bancada de simulação do ventilador centrífugo do LAMOTRIZ-UFMS.

Quando o painel da estação de simulação do ventilador é energizado, o *damper* elétrico posiciona-se em 20% de abertura por questões de segurança. A janela de comando do *software* supervisor indica automaticamente qual motor está acoplado ao eixo do ventilador. A Figura 4.9 mostra a janela do fluxograma do ventilador.

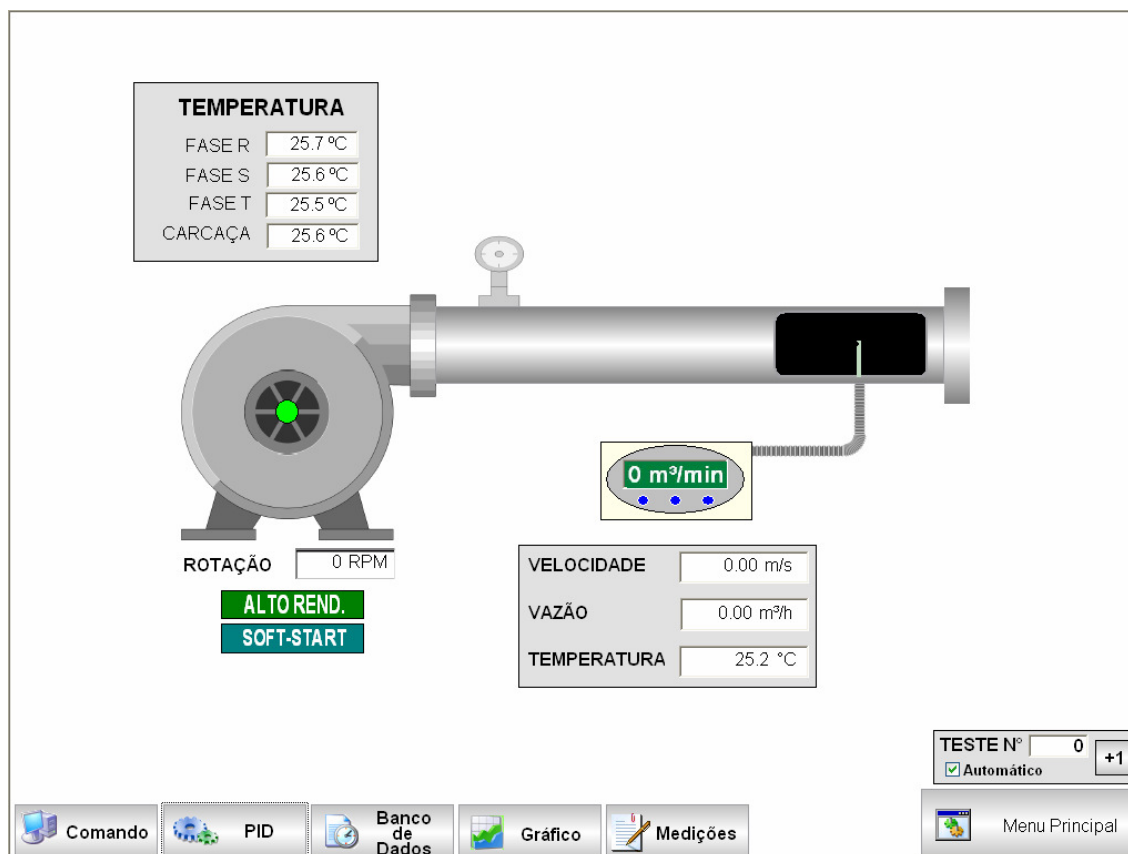


Figura 4.9 – Janela do fluxograma do ventilador centrífugo do LAMOTRIZ-UFMS.

A estação de simulação do ventilador centrífugo apresentada permite a realização dos seguintes estudos:

- Estudo da eficiência energética dos motores para variações de carga;
- Estudo da eficiência energética dos motores em função da variação da vazão de ar (abertura do *damper*);
- Estudo de eficiência energética dos motores em função da utilização de inversores de frequência, através da variação de velocidade do conjunto motor-ventilador;
- Comparação entre as grandezas elétricas e mecânicas considerando as partidas direta, suave (*soft-starter*) e inversor de frequência em função da variação da vazão do ar;

- Levantamento das curvas de todos os parâmetros elétricos e mecânicos monitorados em função do tempo de funcionamento do conjunto motor-ventilador;
- Comparação de consumo de energia por temperatura ou volume de ar.

A Figura 4.10 exibe, em mais detalhes, o sistema de ventilação real instalado no LAMOTRIZ-UFMS.



Figura 4.10 – Bancada do ventilador centrífugo no LAMOTRIZ-UFMS.

4.3 Estação do Sistema de Bombeamento

A bancada do sistema de bombeamento do LAMOTRIZ-UFMS é composta por uma bomba centrífuga compatível com motores de indução trifásico idênticos aos apresentados para a bancada do ventilador centrífugo. O esquemático do sistema de bombeamento é apresentado na Figura 4.11.

A bomba centrífuga é de 1" (uma polegada) e movimenta água entre dois tanques de acrílico transparente de 100 litros, com desnível de 2 metros. O duto de escoamento entre os dois tanques possui uma válvula de retenção e uma válvula manual ligada em paralelo com uma válvula tipo solenóide, comandada pelo controlador lógico programável.

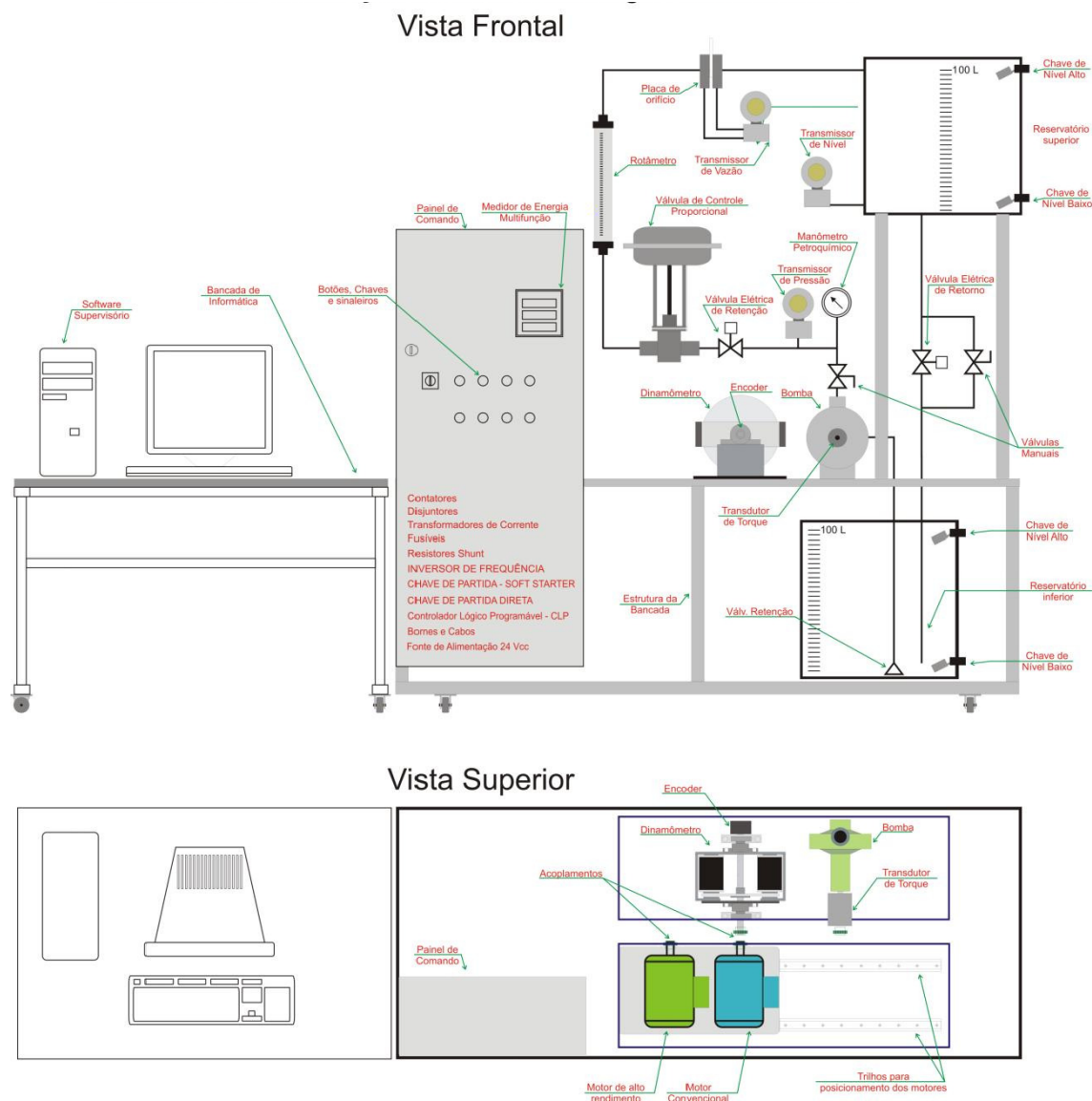


Figura 4.11 – Bancada de simulação da bomba centrífuga do LAMOTRIZ-UFMS.

Na tubulação de saída da bomba centrífuga são instalados: válvula de retenção, válvula proporcional de estrangulamento comandada pneumaticamente através de posicionadores, transmissor de pressão diferencial com indicação local de pressão em kgf/cm , transmissor de pressão diferencial para a indicação de vazão em metros cúbicos por hora através de uma placa de orifício, manômetro tipo petroquímico de 4" com escala em kgf/cm e rotâmetro para indicação analógica da vazão.

Para a operação da válvula comandada pneumaticamente, o sistema de bombeamento requer uma ligação para suprimento de ar com pressão de 6 kgf/cm^2 . Os reservatórios têm sensores de nível digitais destinados à proteção quanto ao

transbordamento ou baixo nível. O transmissor de pressão diferencial instalado no reservatório superior indica percentualmente o nível de água. A Figura 4.12 apresenta a janela do fluxograma da bomba.

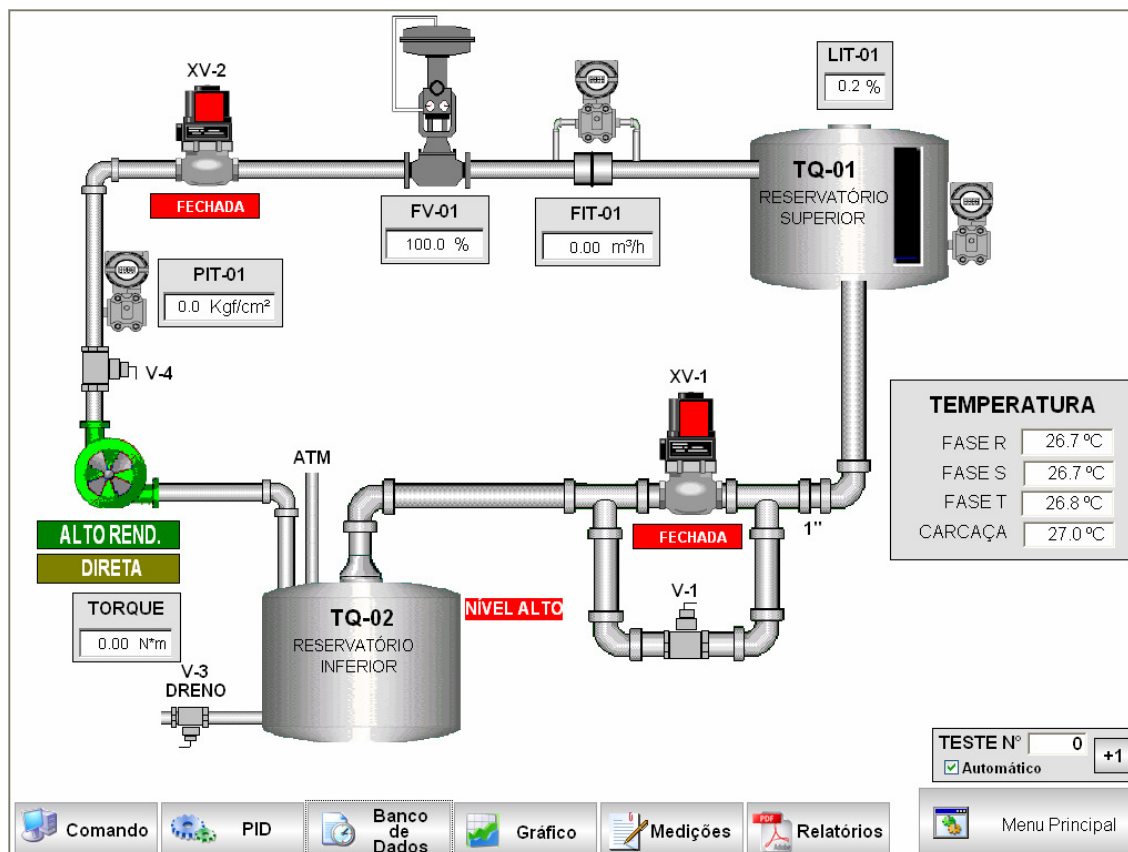


Figura 4.12 – Janela do fluxograma da bomba centrífuga do LAMOTRIZ-UFMS.

A estação da bomba centrífuga apresentada permite realizar os seguintes estudos:

- Levantamento da curva característica da bomba, ou seja, conjugado no eixo em função de sua rotação;
- Levantamento da curva característica dos motores (convencional e alto rendimento), ou seja, conjugado no eixo em função de sua rotação;
- Estudo da eficiência energética dos motores para variações de carga;
- Estudo da eficiência energética dos motores em função da variação da vazão da bomba (estrangulamento da válvula);
- Estudo de eficiência energética dos motores em função da utilização de inversores de frequência, através da variação de velocidade do conjunto motor-bomba;

- Comparação entre as grandezas elétricas e mecânicas considerando as partidas direta, suave (*soft-starter*) e inversor de frequência;
- Levantamento das curvas de todos os parâmetros elétricos e mecânicos monitorados em função do tempo de funcionamento do conjunto motor-bomba;
- Simulação de rede subdimensionada na alimentação da bomba.

O sistema de bombeamento real instalado no LAMOTRIZ-UFMS é apresentado na Figura 4.13.



Figura 4.13 – Bancada da bomba centrífuga no LAMOTRIZ-UFMS.

4.4 Estação do Sistema de Correia Transportadora

A correia transportadora, ou esteira, do LAMOTRIZ-UFMS possui 1 metro de comprimento com ajuste de angulação manual para até 30 graus através de uma manivela com rosca sem fim localizada abaixo da esteira. Os motores disponíveis para acoplamento

ao eixo do moto-reductor da esteira são os mesmos especificados para os sistemas de ventilação e bombeamento.

Da mesma forma que no sistema de bombeamento, a operação do controle de carga aplicada sobre a correia transportadora requer uma ligação para suprimento de ar com pressão mínima de 5 kgf/cm^2 . O esquemático do sistema da correia transportadora é mostrado na Figura 4.14.

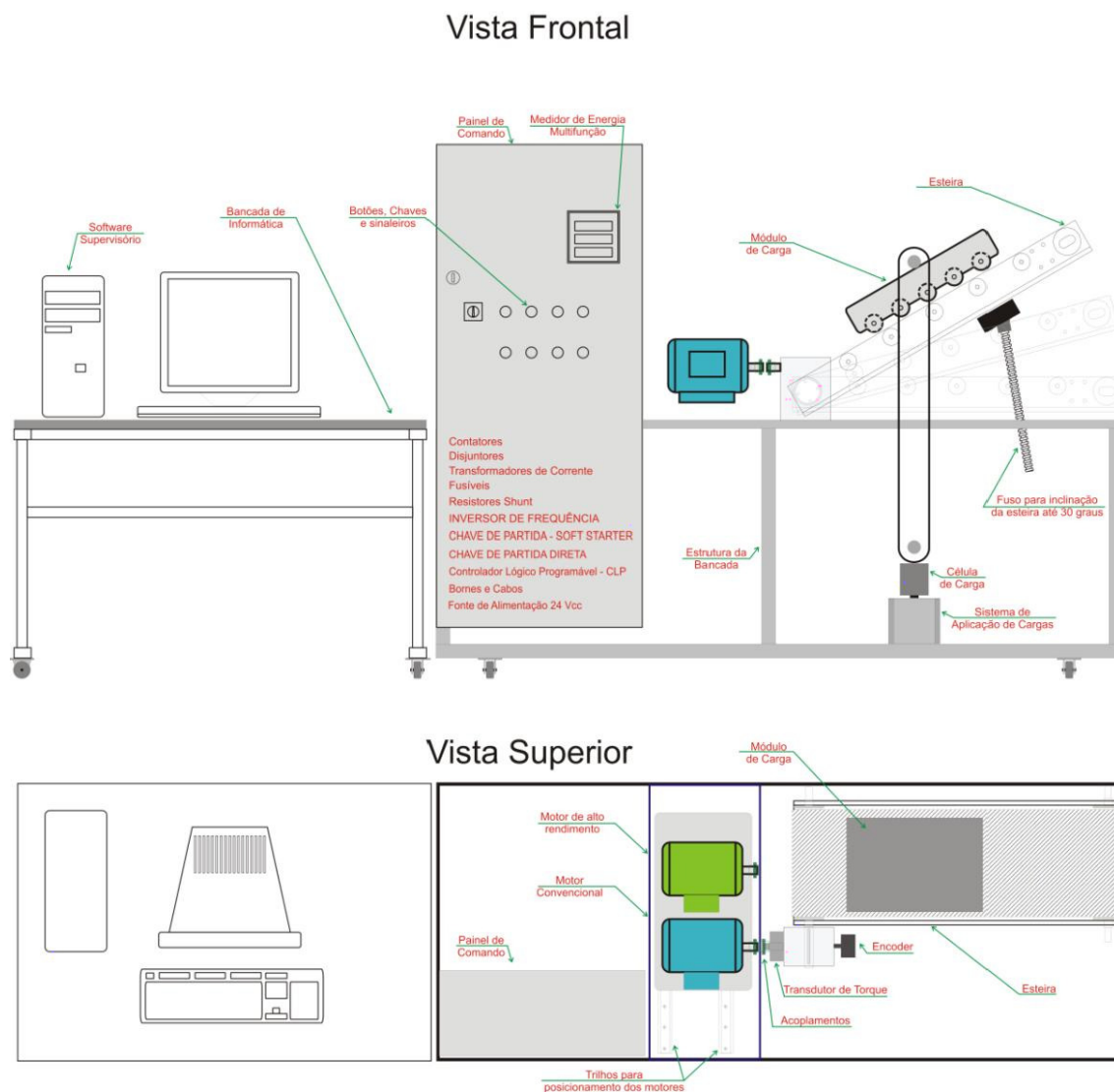


Figura 4.14 – Bancada de simulação da correia transportadora do LAMOTRIZ-UFMS.

A janela no *software* supervisorío referente ao fluxograma da correia transportadora é exibida na Figura 4.15.

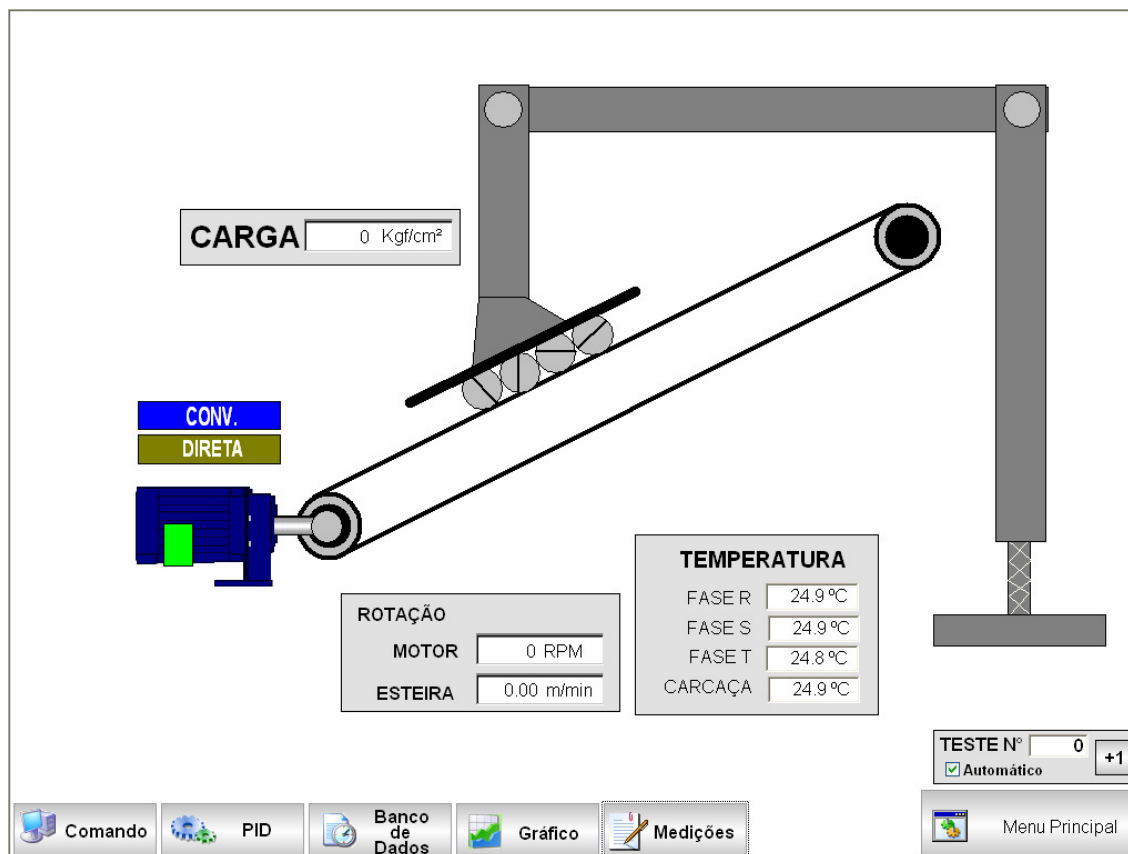


Figura 4.15 – Janela do fluxograma da correia transportadora do LAMOTRIZ-UFMS.

O sistema implementado para a correia transportadora permite estudos relacionados:

- À eficiência energética dos motores com variações de carga;
- À eficiência energética dos motores em função da utilização de inversores de frequência, através da variação de velocidade da esteira;
- À comparação entre as grandezas elétricas e mecânicas considerando as partidas direta, suave (*soft-starter*) e inversor de frequência em função da carga na esteira;
- Ao levantamento das curvas de todos os parâmetros elétricos e mecânicos monitorados em função da velocidade da esteira.

A Figura 4.16 apresenta o sistema de correia transportadora real instalado no LAMOTRIZ-UFMS.

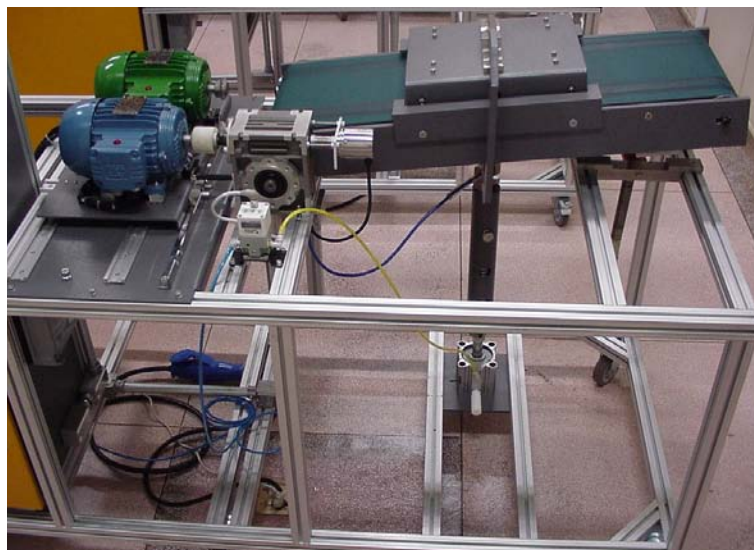


Figura 4.16 – Bancada da correia transportadora no LAMOTRIZ-UFMS.

4.5 Considerações Finais

As bancadas do LAMOTRIZ-UFMS são utilizadas somente para levantamento do banco de dados necessários para a análise e simulações conforme as metodologias apresentadas no próximo capítulo. Não configura no escopo deste trabalho alterações físicas nas bancadas, como, por exemplo, implementação de um novo sistema de controle ou inserção de outros dispositivos de acionamento.

O sistema de ar comprimido disponível no LAMOTRIZ-UFMS é utilizado apenas para o suprimento de ar nas bancadas da bomba (válvula pneumática para controle da vazão) e correia transportadora (variação da pressão aplicada sobre a esteira).

No próximo capítulo são apresentadas as metodologias com relação aos ensaios realizados no LAMOTRIZ-UFMS para levantamento do banco de dados e simulações computacionais com base nas informações obtidas nas bancadas.

CAPÍTULO 5

METODOLOGIA PROPOSTA PARA OS EXPERIMENTOS E SIMULAÇÕES

São apresentados neste capítulo os procedimentos de ensaios experimentais no LAMOTRIZ-UFMS, além da descrição dos métodos de inteligência artificial, baseados nos conceitos de redes neurais artificiais e de lógica *fuzzy*.

5.1 Métodos de Ensaio em Laboratório

A metodologia adotada para os ensaios estudados neste trabalho refere-se à operação das cargas dos sistemas de ventilação, bombeamento e correia transportadora com o motor de indução de alto rendimento, comparando-se o comportamento quando acionado por partida direta (a plena tensão, diretamente pela rede) e por inversor de frequência. Os levantamentos de dados, tanto dos parâmetros elétricos quanto mecânicos, consistem na variação da carga mecânica de cada sistema motriz.

No sistema de ventilação os ensaios são realizados variando a vazão de ar ora pela abertura/fechamento do *damp*er elétrico ora por variação da velocidade de rotação do eixo do motor por inversor de frequência. A Figura 5.1 mostra as variáveis presentes no processo de controle PID da bancada do ventilador, indicadas por:

- P: Controle (ganho) proporcional (de 0 a 100.000);
- I: Controle (ganho) integral (de 0 a 100.000);
- D: Controle (ganho) derivativo (de 0 a 100.000);
- SP: *Set Point* (valor desejado da vazão de ar medida em m³/h);
- PV1: Variável de processo (valor da velocidade do ar medida em m/s);
- PV2: Variável de processo (valor da vazão do ar medida em m³/h);
- MV: Variável manipulada (abertura percentual % do *damp*er de controle).



Figura 5.1 – Janela do controle PID da bancada do ventilador.

O ajuste dos valores de PID foi realizado aleatoriamente através do método tentativa e erro consecutivo. Por se tratar de sistemas de complexidade moderada, outros tipos de ajustes de PID foram ignorados. Os valores de PID pré-ajustados são 100-100-100 quando o controle da vazão é por *damper*. Quando o controle é por inversor de frequência, o sistema apresenta resposta mais rápida e com maior precisão com ganho derivativo nulo, ou seja, com valores de PID sendo 100-100-0.

A partir da variação da vazão de ar desejada, de 0 a 1.000 m³/h, é obtida a curva da demanda por potência ativa (W ou kW), podendo assim determinar o consumo de energia elétrica (Wh ou kWh) durante o tempo de funcionamento. A variação do *set point* da vazão de ar pode ser feita de forma seqüencial (aumento ou redução gradual) ou aleatória. A janela de comando é apresentada na Figura 5.2, o qual apresenta as opções do tipo de partida, tempo de aceleração e desaceleração quando acionado por *soft-starter* ou inversor de frequência e a velocidade de rotação convertido em Hertz (Hz), segundo a equação (5.1). A seleção de *set point* automático implica no aumento ou redução contínua da vazão de ar desejada em m³/h.



Figura 5.2 – Janela do comando da bancada do ventilador.

A relação entre a velocidade de rotação em rpm e a frequência de rotação em Hz é dada pela equação (5.1).

$$n = \frac{120f}{p} \quad (5.1)$$

Em que:

n - velocidade de rotação em rotações por minuto (rpm);

f - frequência de rotação em hertz (Hz);

p - número de pólos do motor.

No sistema de bombeamento, a única variável de processo é a vazão de água, em m³/h. O *set point* é a vazão desejada, ajustada de 0 a 2,8 m³/h, e a variável manipulada é a abertura percentual (%) da válvula de controle. Os valores de PID para o sistema de bombeamento são 100-100-0, tanto para o controle de vazão com inversor de frequência quanto com a válvula pneumática. Os valores de PID para o sistema de bombeamento foram ajustados da mesma forma que no sistema de ventilação.

Para o sistema da correia transportadora, o *set point* é a força desejada a ser aplicada sobre a correia, disponível de 0 a 250 kgf/cm². A variável de processo é a força medida. A posição do cilindro da carga é fixa independente do tipo de acionamento selecionado. Os valores de PID para o controle da força aplicada sobre a correia são 100-100-0.

Similarmente à idéia de controlar a temperatura (e umidade) nos sistemas de ventilação industrial, o controle da vazão nos sistemas de bombeamento é utilizado para controlar o nível dos reservatórios de abastecimento. Portanto, o estudo aqui proposto investiga o controle das variáveis temperatura e nível, consideradas variáveis de saída. A análise do sistema de correia transportadora consiste na relação entre a velocidade e o esforço aplicado sobre a correia. Em todas as bancadas são levantadas as curvas de demanda por potência ativa (W ou kW) em função da variável de processo controlada pelo *set point*.

A Tabela 5.1 apresenta em síntese os parâmetros analisados em cada um dos sistemas motrizes. A partir da variação do parâmetro denominado *set point* em cada uma

das bancadas foram levantados dados abrangendo mais de 15.000 observações em cada sistema motriz.

Tabela 5.1 – Parâmetros registrados em cada sistema motriz.

Ventilador Centrífugo	Bomba Centrífuga	Correia Transportadora
Corrente Elétrica (A)	Corrente Elétrica (A)	Corrente Elétrica (A)
Velocidade de Rotação (rpm)	Velocidade de Rotação (rpm)	Velocidade de Rotação (rpm)
Potência Ativa (W)	Potência Ativa (W)	Potência Ativa (W)
Vazão de Ar (m ³ /h)	Vazão de Água (m ³ /h)	Carga (kgf/cm ²)
Velocidade do Ar (m/s)	Pressão (kgf/cm ²)	Velocidade Linear (m/s)
-	Torque (N.m)	-

Pelo fato da bancada do sistema de bombeamento ser a única com o dispositivo transdutor de torque, o levantamento de dados para treinamento e teste/validação de modelos baseados em redes neurais artificiais para estimação de tal parâmetro se limitará a essa estação de simulação. Para as bancadas do ventilador, correia transportadora e bomba serão analisados os parâmetros pertinentes a cada processo, os quais são apresentados na Tabela 5.1. A análise consiste em três etapas: 1) redução de potência ativa nos sistemas de ventilação, bombeamento e correia transportadora com a utilização do inversor de frequência em substituição ao acionamento com chave de partida direta (com velocidade nominal); 2) utilização de redes neurais artificiais para estimar os parâmetros vazão e velocidade do ar no sistema de ventilação e da vazão, pressão e torque no sistema de bombeamento; 3) utilização de lógica *fuzzy* para determinar a velocidade de rotação do motor em função da variável de processo nos sistemas de bombeamento (variação da vazão de água) e correia transportadora (variação da carga aplicada sobre a esteira).

5.2 Métodos de Simulação Computacional

Os sistemas computacionais baseados em técnicas de inteligência artificial propostos neste trabalho, basicamente, são:

- Uma rede neural artificial, do tipo MLP, com parâmetros de entrada sendo a corrente elétrica (A) e a velocidade de rotação (rpm), para estimar a vazão

(m³/h), pressão (kgf/cm²) e torque (N.m) no eixo do motor do sistema de bombeamento e vazão (m³/h) e velocidade do ar (m/s) no sistema de ventilação;

- Um sistema de controle baseado em lógica *fuzzy* para controlar a variável de saída ‘velocidade de rotação (rpm)’, a partir dos dados de entrada os quais se deseja manter dentro de um intervalo pré-determinado, como, por exemplo, o nível dos reservatórios nos sistemas de bombeamento e a velocidade nos sistemas de correia transportadora, podendo ser ainda aplicado para a temperatura nos sistemas de ventilação.

Os conjuntos de dados utilizados no treinamento das redes neurais artificiais durante as simulações são os obtidos nos ensaios em laboratório. No modelo *fuzzy*, além dos dados reais, também são utilizados nos testes dados gerados aleatoriamente por uma função randômica e magnitude conforme a limitação do sistema real.

5.2.1 Aplicação de Redes Neurais Artificiais

O *toolbox* de redes neurais artificiais do *software* Matlab[®], da MathworksTM, foi utilizado para testar o desempenho de algumas configurações de redes, modificando os parâmetros da função *newff* e utilizando subconjuntos para treinamento e testes (validação da rede). As topologias propostas, escolhidas após a realização de testes iniciais, consistem da utilização da estrutura MLP composta por duas ou uma única camada escondida, com elementos processadores nesta camada variando entre 1 e 35, com funções de ativação lineares e não-lineares (com faixa de valores normalizados no intervalo [-1,1]) e apenas uma saída. Os demais parâmetros da função *newff* não especificados seguem de acordo com a configuração padrão do Matlab[®].

Nas etapas preliminares o treinamento da rede baseia-se em diferentes condições de parada, tanto para o número de épocas quanto para o erro mínimo a ser atingido (Goal). São considerados número de épocas entre 1 e 100, e erros entre 0,001 e 0,01 durante o treinamento. Em muitos casos o treinamento atinge o erro mínimo bem antes de alcançar o número máximo de épocas estabelecido, e vice-versa.

Na Figura 5.3 é apresentada uma topologia da rede MLP proposta para estimação do torque no eixo do motor no sistema de bombeamento. Os dados de entradas consistem de duas grandezas: corrente elétrica eficaz (A) e a velocidade de rotação do eixo do motor (rpm). O dado de saída é o torque (N.m), ou conjugado de carga.

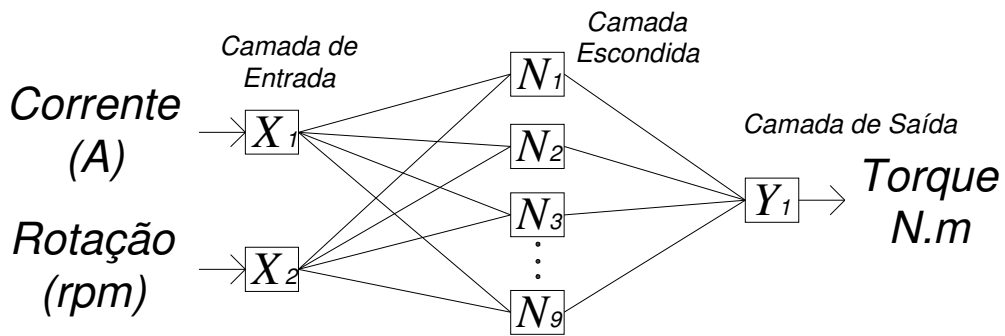


Figura 5.3 – Topologia da rede MLP utilizada para estimação do torque no eixo do motor no sistema de bombeamento.

De forma análoga, a topologia da rede para estimação da vazão ou velocidade de ar no sistema de ventilação, pressão ou vazão de água no próprio sistema de bombeamento e velocidade linear e/ou carga sobre a correia transportadora, segue as mesmas características apresentadas, modificando apenas o parâmetro de saída da rede neural artificial. As entradas são as mesmas. A Figura 5.4 apresenta o diagrama de processamento da rede neural para cada sistema motriz durante o treinamento.

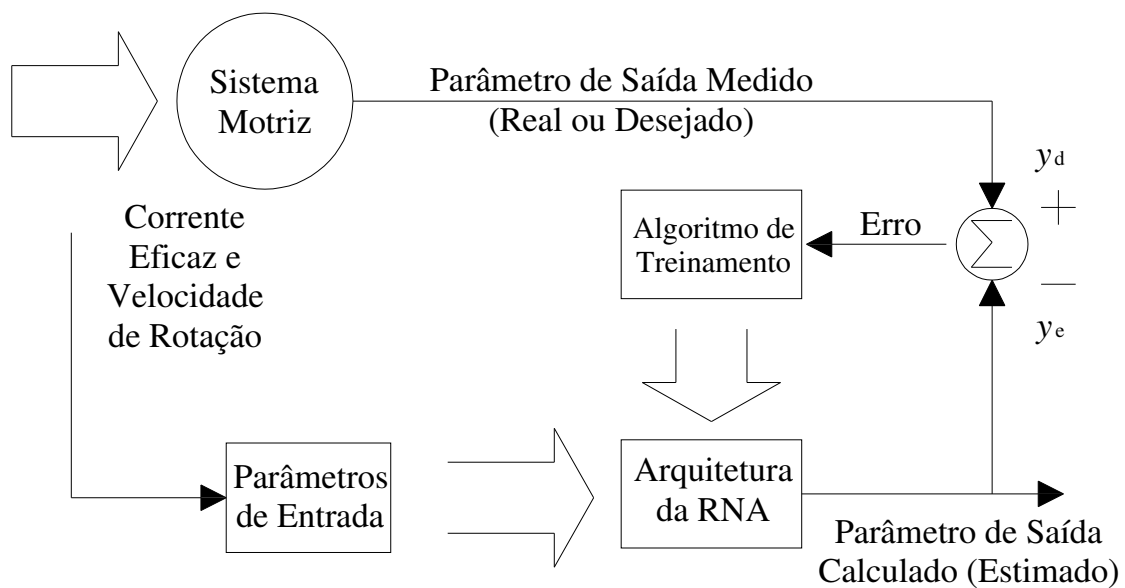


Figura 5.4 – Diagrama de blocos do treinamento de uma rede neural para estimação de parâmetros.

A contribuição do modelo proposto para sistemas de controle leva em consideração os parâmetros de saída no regime permanente, uma vez que o sistema implementado possui uma taxa de amostragem de no máximo 4 Hz, o que impossibilita a aquisição de dados em regime transitório. O período de regime transitório do conjunto

motor-carga é inferior a 250 milissegundos, que é o tempo de amostragem mínimo do sistema implementado.

Foi desenvolvido um algoritmo para a etapa de treinamento da rede neural em que propicia várias situações na captura das amostras. O treinamento pode ser realizado das seguintes formas, por exemplo: 1) com dados seqüenciais, ou seja, os primeiros 80% do banco de dados; 2) com dados descontínuos, ou seja, 80% de todo o banco de dados escolhidos de forma aleatória; 3) com blocos de dados, ou seja, 80% do banco de dados distribuídos, por exemplo, em 4 blocos de 20%, em que os 20% são seqüenciais e cada bloco é aleatório, não havendo sobreposição. Tal procedimento é em consequência da apresentação de dados não “viciados” à rede neural durante o treinamento.

A Figura 5.5 apresenta um esquemático, na forma de diagrama de blocos, do algoritmo utilizado na metodologia adotada na manipulação dos dados e das redes neurais artificiais.

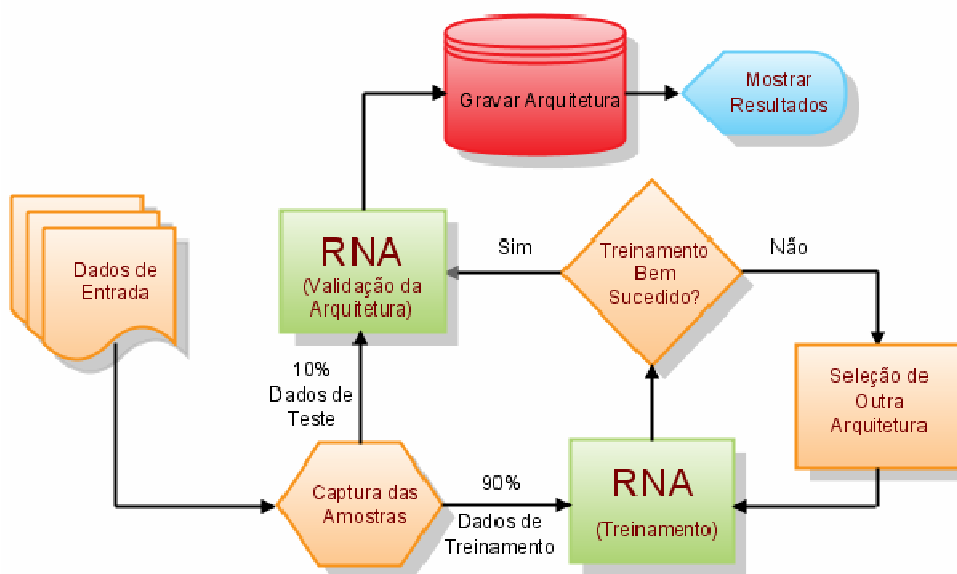


Figura 5.5 – Fluxograma da estrutura das RNA's utilizadas na estimação de parâmetros.

Quanto às arquiteturas utilizadas, foram submetidas redes do tipo MLP com variação tanto no número de camadas escondidas como na quantidade de neurônios em cada uma das camadas. Alguns exemplos para ilustrar a notação utilizada para identificar cada uma das redes são: 2-5-1, 2-9-1, 2-5-5-1, 2-10-5-1, 2-35-1 etc. Apenas a quantidade de neurônios nas camadas de entrada e saída foram mantidos fixos, ou seja, 2 e 1, respectivamente. Mais de um tipo de função de ativação também foram utilizados nos

testes.

Para avaliar o desempenho dos testes de validação dos modelos baseados nas redes neurais artificiais, podem ser utilizados parâmetros estatísticos, como o erro relativo médio e o desvio padrão desse erro. O erro relativo médio representa a relação percentual entre o valor calculado (valor estimado pela rede) e o valor desejado (valor real observado). O desvio padrão é uma medida de dispersão, que possibilita avaliar o quanto os pontos de uma determinada amostra estão distribuídos em torno da média. O equacionamento do erro relativo médio e do desvio padrão são apresentados nas equações (5.2) e (5.3).

$$\text{erro relativo} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|E_i - O_i|}{O_i} \quad (5.2)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2}{n}} \quad (5.3)$$

Em que:

n - quantidade de elementos da amostra;

E_i - i -ésimo valor estimado;

O_i - i -ésimo valor observado;

e_i - i -ésimo erro relativo da amostra;

\bar{e} - média do erro relativo da amostra;

s - desvio padrão da amostra.

5.2.2 Aplicação de Lógica *Fuzzy*

Um sistema de ventilação para controle da temperatura e umidade em silos de armazenamento de grãos e torres de resfriamento e, de forma análoga, a vazão de entrada num reservatório de abastecimento de água, podem ser controlados por um sistema *fuzzy*, visando aumentar o tempo de ventilação/bombeamento com o motor operando a uma rotação abaixo da nominal. Similarmente, é possível utilizá-los em sistemas de transporte

por correia controlando a velocidade linear com base na variação da carga colocada sobre a esteira.

Por conclusão do estudo de Haddad *et al.* (1995), determinar o ponto ótimo de operação de cada sistema através do monitoramento dos parâmetros, atendendo as características da carga acoplada ao eixo do motor, é uma tarefa típica dos sistemas baseados em lógica *fuzzy*.

O sistema apresentado na Figura 5.6, elaborado no Simulink™, ferramenta do *software* Matlab®, da Mathworks™, permite o controle de nível num sistema de abastecimento de água e, de forma análoga, das variáveis de saída em outros sistemas motrizes. O controlador, que pode ser baseado em lógica *fuzzy* (como alternativa ao controle PID), faz com que o motor de indução opere a uma dada rotação com a finalidade de manter a variável de saída entre valores máximos e mínimos, afirma Driankov *et al.* (1996). O bloco denominado ‘controle de nível’ na Figura 5.6, equivalente a ‘controle de temperatura/umidade’ em sistemas de ventilação e ‘controle de velocidade’ em sistemas de correia transportadora, apresenta-se como o sistema motriz em questão, compreendendo o motor elétrico, conforme Ong (1998), em regime permanente e o controlador *fuzzy* inserido com a base de regras propostas. Os dados de entrada do sistema podem ser reais ou gerados aleatoriamente seguindo o padrão de comportamento da carga e dentro da faixa de seus limites.

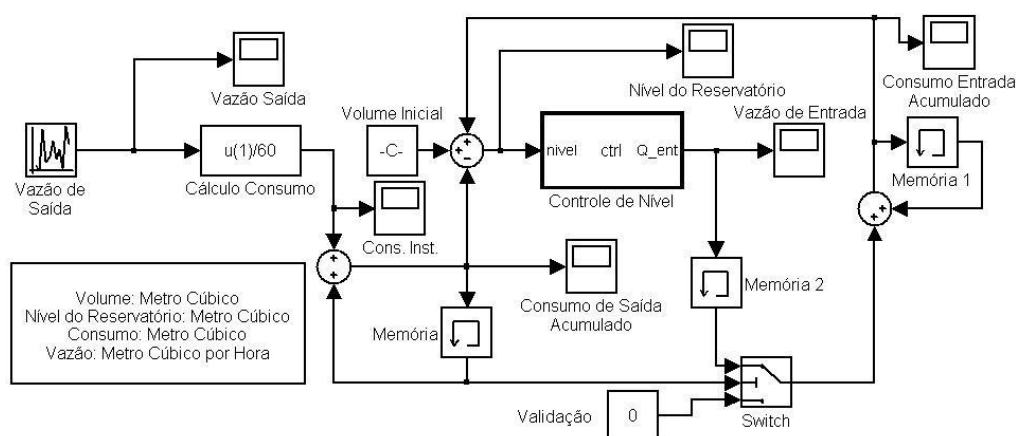


Figura 5.6 – Sistema para controle dos parâmetros de saída em sistemas motrizes e medição do consumo.

No sistema de bombeamento, o nível pode ser determinado pelo volume, em m^3 , dentro do reservatório de abastecimento. A altura do nível, em metros, pode ser obtida

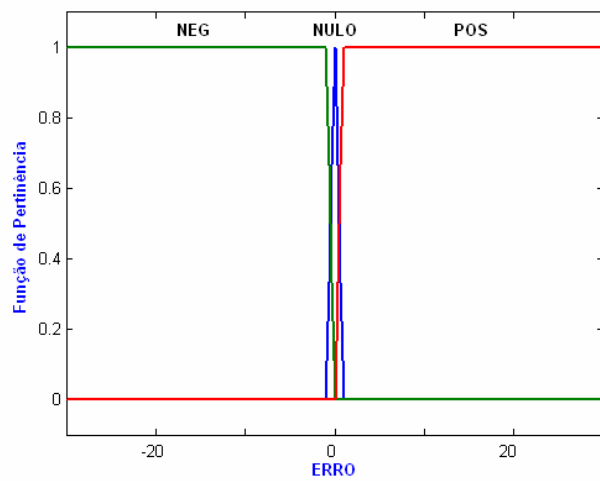
dividindo-se a quantidade de volume de água pela área de seção transversal do reservatório, em m^2 .

O sistema desenvolvido, com base na teoria de lógica *fuzzy*, possui as funções de pertinência das variáveis de entrada e saída, com seus respectivos universos de discurso, conforme apresentado na Figura 5.7. Os conjuntos *fuzzy* da variável de saída foram escolhidos a partir dos resultados obtidos em testes preliminares, realizados através do método de tentativa e erro consecutivo e com base na experiência adquirida ao longo do desenvolvimento desta pesquisa.

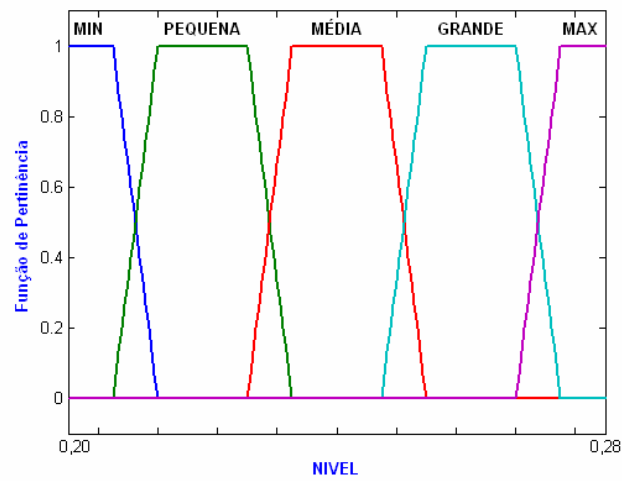
A existência de três variáveis para a primeira entrada e cinco variáveis para a segunda entrada, resulta na possibilidade de quinze regras no total. Entretanto, algumas regras representam redundância ou não possuem significado prático e são, portanto, desconsideradas na modelagem. São definidas as seguintes relações da base de regras:

- IF Erro é Neg THEN Rotação é Mín;
- IF Erro é Pos THEN Rotação é Máx;
- IF Erro é Nulo E Nível é Mín THEN Rotação é MPeq;
- IF Erro é Nulo E Nível é Peq THEN Rotação é Peq;
- IF Erro é Nulo E Nível é Med THEN Rotação é Med;
- IF Erro é Nulo E Nível é Gran THEN Rotação é Gran;
- IF Erro é Nulo E Nível é Max THEN Rotação é MGran.

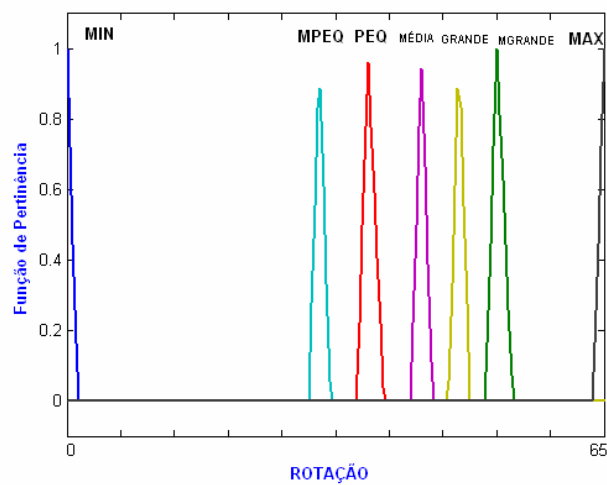
A Tabela 5.2 apresenta o mapa de regras *fuzzy* com as respectivas variáveis lingüísticas. A leitura da notação da variável de saída é dada da seguinte forma: para um erro Positivo e nível com valor Grande, temos uma rotação com valor Máximo, conforme a segunda regra supracitada e a variável em destaque sombreado na Tabela 5.2. O sinal de Erro determina se o nível está aumentando (Pos), estável (Nulo) ou diminuindo (Neg).



(a)



(b)



(c)

Figura 5.7 – Funções de pertinência das variáveis de entrada (a) erro (%) e (b) nível (m³) no sistema de bombeamento, e da variável de saída (c) rotação (Hz).

Tabela 5.2 - Mapa de regras *Fuzzy* com as variáveis lingüísticas.

		Erro		
		Negativo	Nulo	Positivo
Nível ou Temperatura/umidade ou Carga/Velocidade	Mínimo	Mínimo	Muito Pequeno	Máximo
	Pequeno	Mínimo	Pequeno	Máximo
	Médio	Mínimo	Médio	Máximo
	Grande	Mínimo	Grande	Máximo
	Máximo	Mínimo	Muito Grande	Máximo

A Figura 5.8 mostra o desempenho do controle *fuzzy* comparado ao PID num sistema de controle de uma válvula modelada no Simulink™. As respostas obtidas em ambos os sistemas foram alcançadas por meio de simulações seguindo o método de tentativa e erro em busca do melhor resultado, ou seja, a procura da resposta com menor erro quando comparado com o valor de *set point*, que neste caso específico é a função degrau unitário.

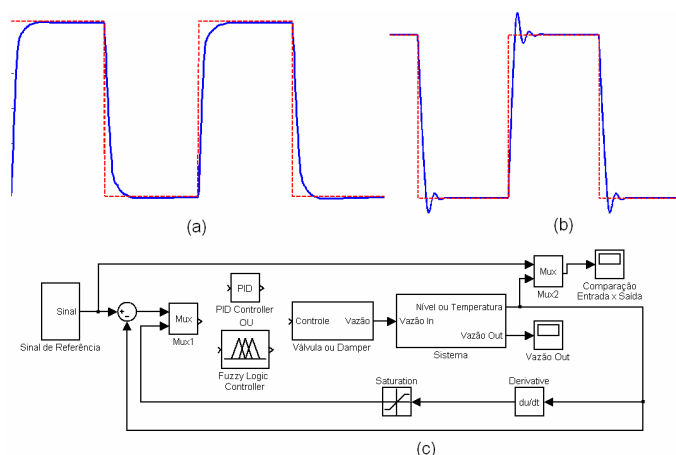


Figura 5.8 – Resposta ao degrau unitário com (a) controle *fuzzy* e (b) controle PID ajustados pelo método de tentativa e erro. (c) Modelagem do sistema de controle.

Na Figura 5.9 é apresentada uma topologia do sistema *fuzzy* com os parâmetros de configuração conforme Mathworks (2008a). Para o sistema de bombeamento, o parâmetro de entrada ‘altura’ é o nível do reservatório em m³. De forma análoga, nos sistemas de ventilação a variável erro identifica o comportamento da temperatura ou umidade. A variável de saída rotação é dada em rpm.

No sistema *fuzzy* proposto, para o método de inferência, conforme parâmetros exigidos em Mathworks (2008a), as funções de pertinência das variáveis de entrada são relacionadas com a variável de saída a partir das sete regras utilizando o método Mamdani, com operador de implicação “Min”. O operador *fuzzy* utilizado é o “E” lógico (AND), “Min”. O método de agregação é estabelecido através do operador “Max”. O procedimento de “Defuzzificação” obedece ao método do centróide.

A operação do sistema sem atuação do inversor de frequência apenas desliga o motor quando ultrapassa o limite máximo do nível no tanque e religa quando reduz de um limite mínimo. A utilização do inversor de frequência pode ser com velocidade do motor constante ou variável, este último conforme variação no parâmetro a ser controlado. A utilização do inversor de frequência para manter constante a velocidade de rotação, e abaixo da nominal, deve-se ao fato de simular a necessidade de plena tensão (velocidade nominal) como sendo uma condição sazonal ou mesmo hipotética, ou seja, que raramente ocorre.

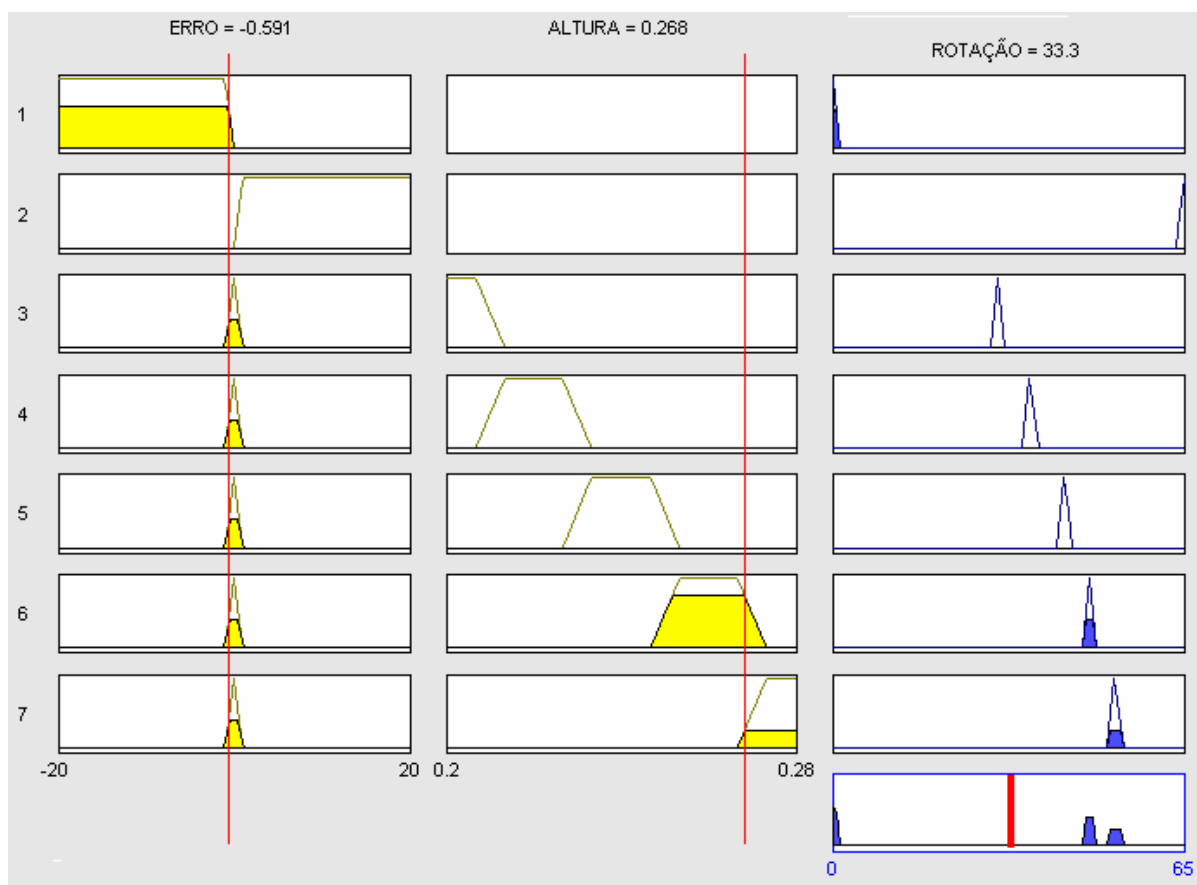


Figura 5.9 – Topologia *fuzzy* para determinar o ponto ótimo de operação do MIT em sistemas motrizes.

O conhecimento prévio do comportamento da variável que se deseja controlar pelo sistema *fuzzy* é primordial para a determinação de estratégias ótimas na operação de cada sistema motriz. Embora o modelo *fuzzy* tenha sido apresentado com parâmetros inerentes ao sistema de bombeamento, ele pode ser aplicado tanto para o sistema de ventilação quanto para o sistema da correia transportadora.

Para exemplificar uma situação para aplicação do modelo *fuzzy* aos sistemas de correia transportadora, a curva de carga típica da Figura 5.10 apresenta a variação aleatória da força exercida sobre uma correia transportadora entre 50 kgf/cm² e 250 kgf/cm² num determinado intervalo de tempo.

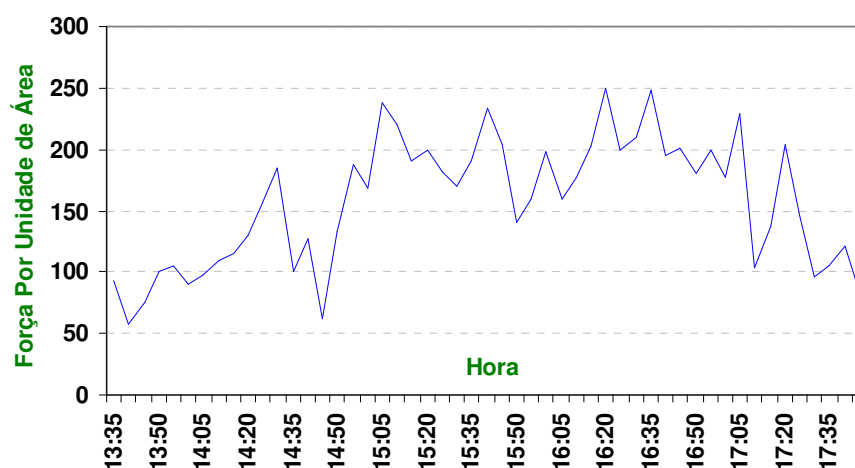


Figura 5.10 – Curva de carga típica.

Considerando a condução de carga distribuída ao longo da unidade transportadora, o qual é necessário manter o fornecimento de carga numa relação de no máximo 75 kgf/min com a finalidade de obter certo volume de carga ao longo do período transportado, pressupõe-se que existe uma velocidade ótima que proporcionará o menor consumo de energia, sabendo-se a taxa de reposição da carga. Economizar energia sem perda de produtividade, isso envolve entre outras coisas a gestão do processo. Em outras palavras, a modificação na ocupação da correia transportadora, caracterizada pela variação na força exercida sobre a mesma, permite reduzir a velocidade linear, implicando numa redução de potência consumida, não na mesma proporção, devido o peso de carga por comprimento unitário ser aumentado na mesma proporção. A determinação da velocidade de rotação adequada para o aumento da eficiência do processo pode ser realizada pelo sistema *fuzzy* proposto, mantendo constante o transporte de carga em kgf/min. Portanto, se ocorre o aumento no carregamento da esteira, o sistema *fuzzy* pode determinar um

decremento na velocidade de rotação em busca da velocidade ótima que proporcionará o menor consumo de energia.

Assim, como exemplificado para o sistema de transporte por correia, no sistema de bombeamento o conhecimento da curva de carga típica para o consumo de água propicia a determinação da taxa de abastecimento, ou seja, qual a vazão mínima de entrada no reservatório que implica no funcionamento normal do sistema, isto é, sem falta de água durante o tempo de operação. Tais procedimentos possuem influência na redução da velocidade de rotação do eixo do motor, resultando num provável aumento da vida útil desse equipamento.

5.3 Considerações Finais

Ao longo do desenvolvimento desta pesquisa, com relação à metodologia proposta inicialmente, algumas adaptações foram sendo realizadas em função do conhecimento adquirido a cerca do comportamento dos parâmetros elétricos e mecânicos nas bancadas em estudo, além de limitações físicas existentes, como, por exemplo, a presença de transdutor de torque apenas no sistema de bombeamento.

Como consequência, chegou-se à metodologia apresentada no capítulo 5, o qual os resultados, tanto dos ensaios práticos quanto das simulações, são apresentados no próximo capítulo.

CAPÍTULO 6

RESULTADOS DA ANÁLISE EXPERIMENTAL E SIMULAÇÕES

São apresentados neste capítulo os resultados dos estudos realizados no LAMOTRIZ-UFMS, os quais constituem a base para a concepção das metodologias propostas para os ensaios práticos no laboratório (seção 6.1 deste capítulo) e para as simulações computacionais (seção 6.2 deste capítulo). Cada uma das bancadas do LAMOTRIZ-UFMS é denominada estação de simulação, conforme ELETROBRÁS (2004).

Os ensaios práticos no laboratório não foram executados com aplicação das técnicas de inteligência artificial. Entretanto, dados obtidos nos ensaios práticos foram utilizados em simulações computacionais. As análises de economia de energia são referentes à comparação entre a operação do sistema com velocidade variável e com velocidade nominal.

6.1 Resultados dos ensaios práticos no LAMOTRIZ-UFMS

Os ensaios práticos realizados na estação de simulação do sistema de ventilação foram realizados variando o fluxo de ar no intervalo de 50 a 900 m³/h (metros cúbicos por hora). A Figura 6.1 apresenta a comparação da potência em função da variação no fluxo de ar utilizando *damper* e o uso de inversor de frequência para controlar a velocidade do eixo do motor. São apresentados valores de potência ativa a cada 50 m³/h. Com o motor operando à velocidade nominal, acionado por partida direta e utilizando o *damper* para variação da vazão, a potência ativa registrada para uma vazão de aproximadamente 100 m³/h foi de 518 W. Para uma vazão em torno de 550 m³/h a potência ativa exigida pelo sistema foi de 890 W.

Com a utilização do inversor de frequência, a vazão de 100 m³/h é obtida com o motor operando a 10% da velocidade nominal, consumindo uma potência ativa de 42 W. A 50% da velocidade nominal a vazão é de 550 m³/h, para uma potência ativa de 303 W. A economia de energia com o motor operando a 10% da velocidade nominal é em torno de

90% (466 W), enquanto que o funcionamento com carregamento em torno de 50% a economia é de 66% (587 W). À medida que a velocidade do motor, e conseqüentemente a vazão, aproximam-se do valor nominal, a economia de energia percentual com relação ao motor operando à velocidade nominal tende a zero, conforme análise da Figura 6.1.

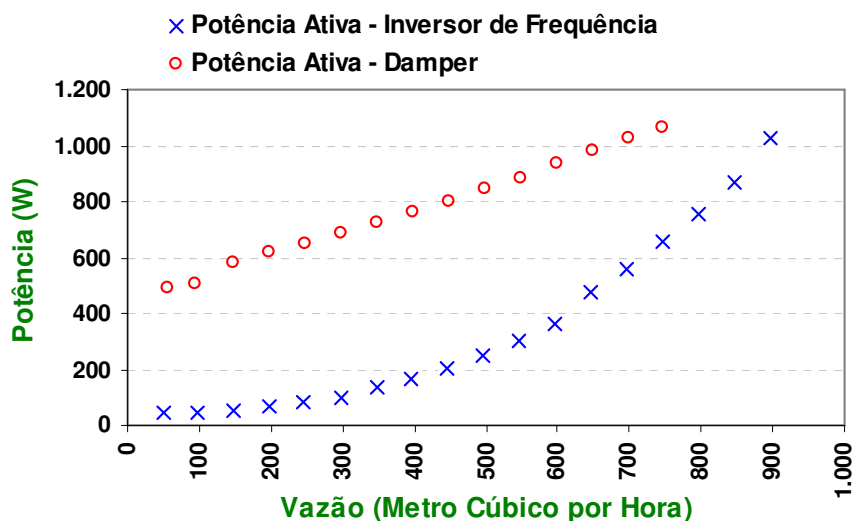


Figura 6.1 – Potência Ativa versus Vazão de Ar (ensaios práticos no sistema de ventilação).

No caso do sistema de bombeamento também é mostrado, na Figura 6.2, o comportamento da demanda de energia com a variação na vazão de água utilizando o inversor de frequência e válvula de estrangulamento. Com comportamento similar ao do sistema de ventilação, com o motor acionado por partida direta e operando à velocidade nominal, a regulagem da válvula de estrangulamento para obter a vazão de 0,9 m³/h resulta numa potência ativa em torno de 580 W. Para uma vazão de 1,5 m³/h a potência ativa equivalente é de 640 W.

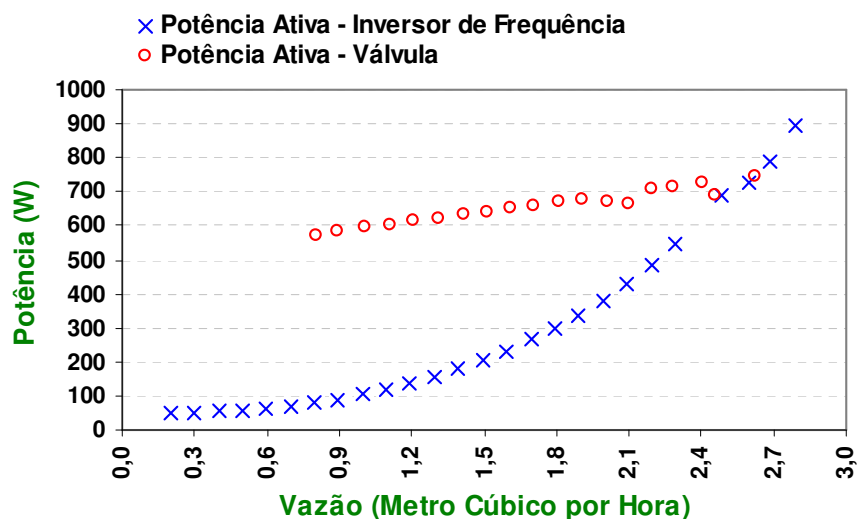


Figura 6.2 – Potência Ativa versus Vazão de Água (ensaios práticos no sistema de bombeamento).

A aplicação do inversor de frequência para controlar a velocidade de rotação do motor e, conseqüentemente, variar a vazão de água, mostrou uma economia de energia na seguinte relação: para um carregamento de 40%, para obter uma vazão de 0,9 m³/h, é de 85% (493 W), enquanto que a economia com operação a 60% da velocidade nominal, com uma vazão de 1,5 m³/h, é de 68% (438 W). Os valores de potência ativa registrados para os carregamentos do motor de 40% e 60% com a utilização do inversor de frequência foram, respectivamente, de 87 W e 202 W.

Quanto aos ensaios na correia transportadora, foram levantados os parâmetros apresentados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1 - Ensaios na bancada da correia transportadora.

Acionamento	Carga (kgf/cm²)	Rotação (rpm)	Velocidade (m/min)	Potência Ativa (W)
Partida Direta	124,64	3.501,06	17,56	881,46
Inversor de Frequência	242,54	1.770,28	8,89	513,16

A operação do sistema de transporte por correia à velocidade nominal, com acionamento do motor por partida direta e com uma força aplicada sobre a correia de 124,64 kgf por centímetro quadrado, exige uma potência ativa de 881,46 W. Entretanto, com a aplicação do inversor de frequência, o funcionamento da correia transportadora a 50% da velocidade nominal, mesmo com praticamente o dobro de carga sobre ela, resulta numa potência ativa de 513,16 W, representando uma economia de aproximadamente 42% (368 W).

Os conjuntos de dados registrados experimentalmente em cada uma das bancadas foram analisados com a finalidade de verificar o comportamento dos parâmetros inerentes a cada processo, bem como a interação entre eles. A elaboração de estratégias visando à eficiência energética é fundamentada com base na relação da ação mútua entre as variáveis de cada sistema motriz, isto é, a forma com que a alteração de uma variável influi no comportamento das demais variáveis.

Apoiando-se nessa premissa, nas Figuras 6.3 a 6.8 são apresentados os dados registrados que servirão de base para a análise e estimativa de parâmetros dos sistemas de ventilação e bombeamento.

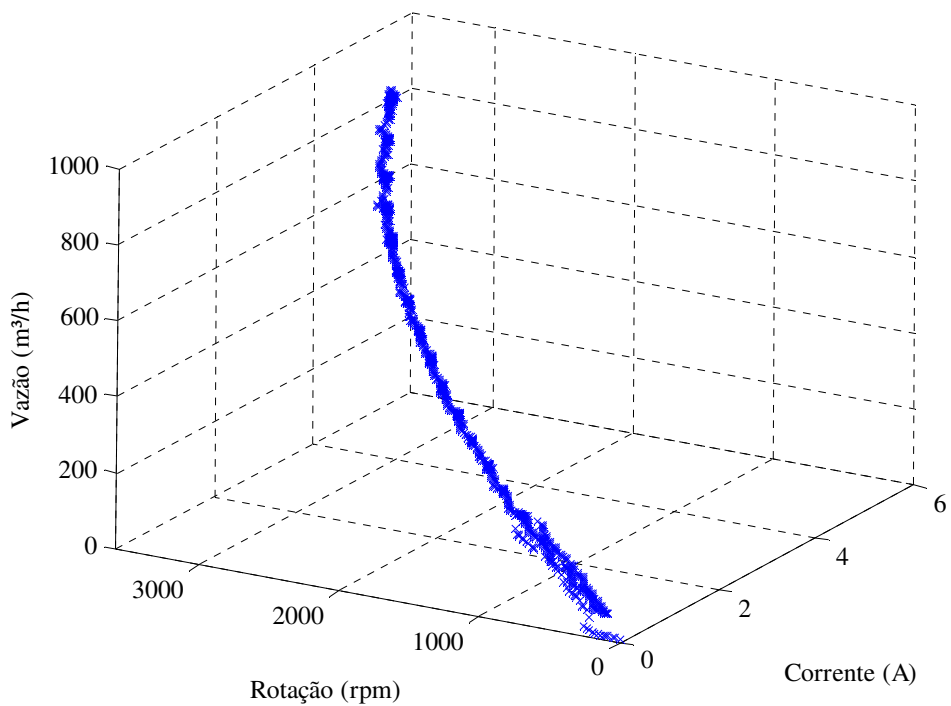


Figura 6.3 – Comportamento da Vazão de Ar em função da Rotação e Corrente no sistema de ventilação.

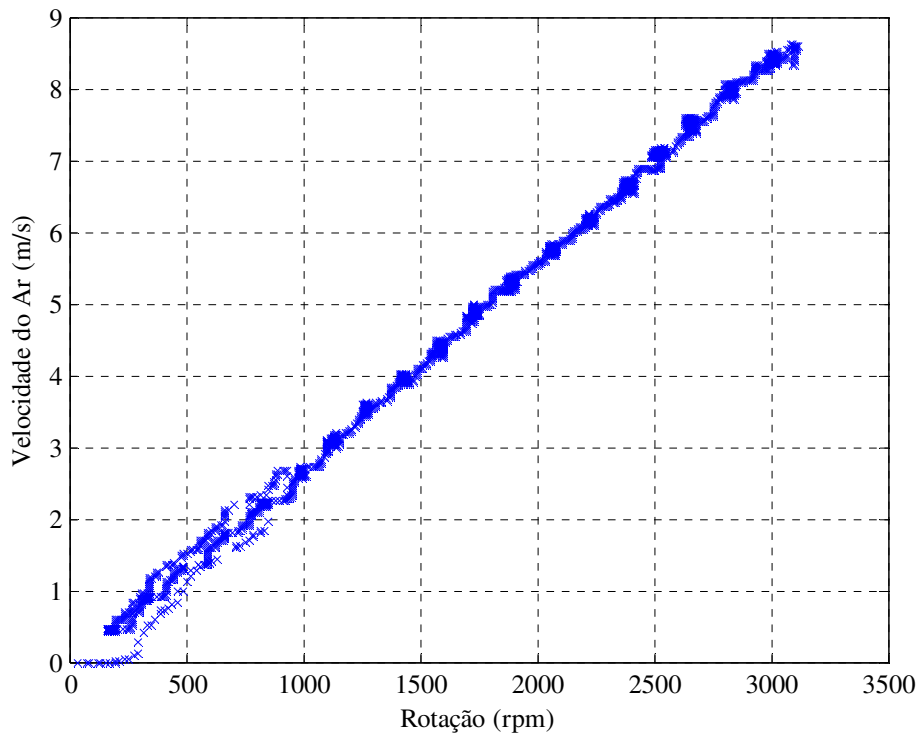


Figura 6.4 – Comportamento da Velocidade do Ar em função da Rotação no sistema de ventilação.

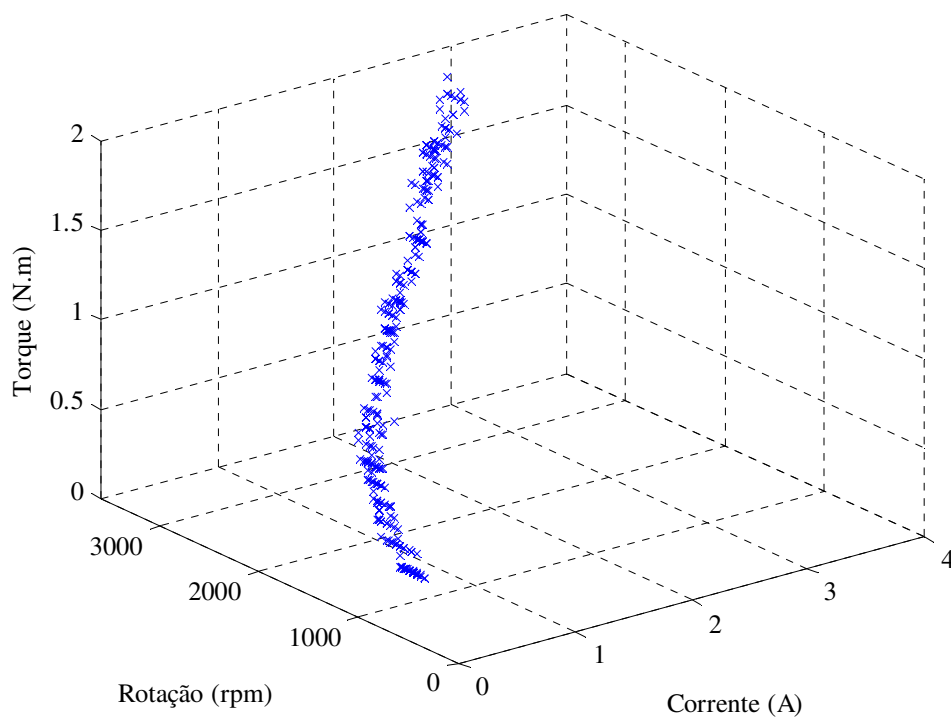


Figura 6.5 – Comportamento do Torque em função da Rotação e Corrente no sistema de bombeamento.

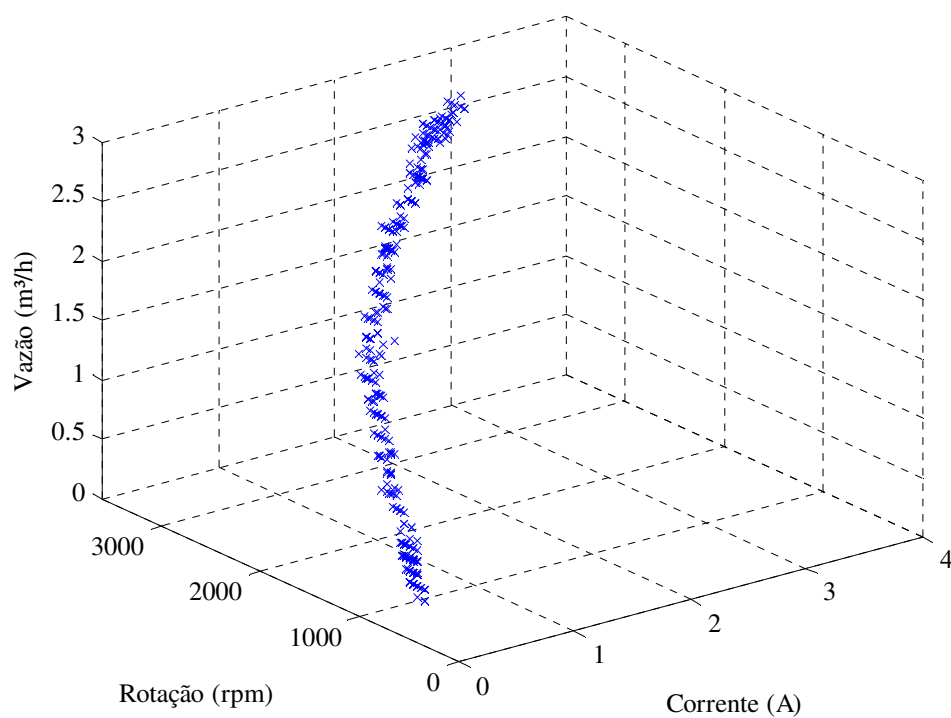


Figura 6.6 – Comportamento da Vazão de Água em função da Rotação e Corrente no sistema de bombeamento.

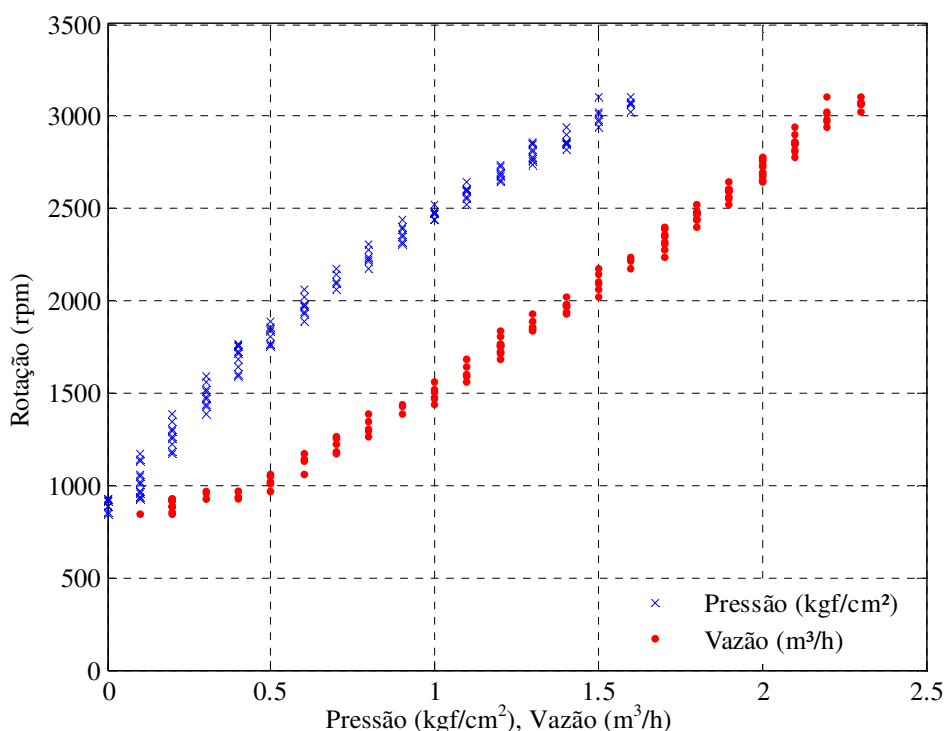


Figura 6.7 – Comportamento da Pressão e Vazão em função da Rotação no sistema de bombeamento.

Observadas as figuras 6.3 a 6.7, as características de comportamento das variáveis nos sistemas de ventilação e bombeamento mostraram-se em conformidade com as leis de afinidade apresentadas no capítulo 2, com características de dependência tipicamente linear da vazão com relação à velocidade de rotação, quadrática da pressão com relação à rotação, e cúbica da potência, determinada pela variação da corrente elétrica. A velocidade do ar no sistema de ventilação obedece a relação direta de proporcionalidade linear com relação à velocidade de rotação.

Na Figura 6.8 pode ser observada a variação imposta na carga aplicada sobre a correia transportadora de 10 kgf/cm² a 240 kgf/cm², em intervalos de 10 em 10 kgf/cm², quando o motor acionado por partida direta à velocidade nominal, não acarretando variação significativa em torno da corrente elétrica nominal e nem na rotação e velocidade linear. Entretanto, quando o motor é acionado pelo inversor de frequência a uma velocidade em torno de 1.710 rpm, a mesma variação na carga implica numa variação na corrente elétrica entre 1,8 A e 2,0 A, mantendo-se praticamente constante as velocidades de rotação e linear, esta última em valores próximos a 8,6 m/min, conforme apresentado na Tabela 6.1.

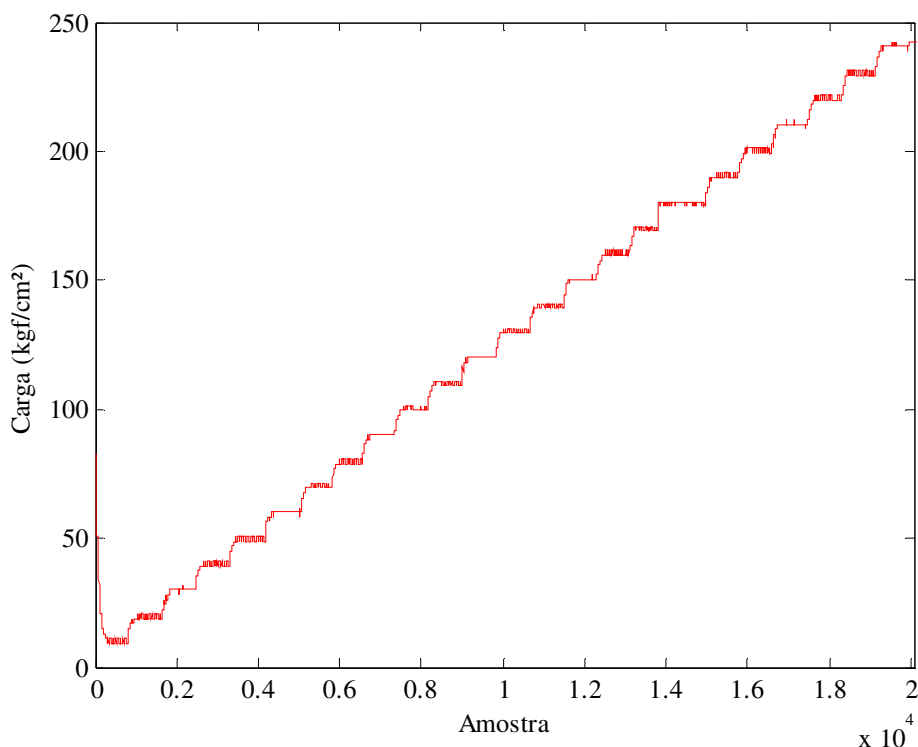


Figura 6.8 – Variação imposta na carga aplicada sobre a correia transportadora.

6.2 Resultados das simulações computacionais

O suporte para a análise das redes neurais e sistema de controle *fuzzy* fundamentou-se com a ajuda de um microcomputador com as seguintes configurações: Processador AMD Duron 1,1 GHz e Memória DDR 256 MB.

6.2.1 Redes Neurais Artificiais

Foram realizadas simulações computacionais com várias topologias de redes neurais, abrangendo mais de 30.000 amostras. Os resultados satisfatórios na estimação de parâmetros, conforme conjuntos de dados registrados nos sistemas motrizes, foram atingidos com as estruturas da rede neural MLP propostas, em toda a faixa entre 1 e 35 neurônios nas camadas escondidas e um neurônio na camada de saída, conforme apresentado anteriormente. As funções de ativação testadas em cada camada foram a sigmóide (função LOGSIG no Matlab[®]), linear (função PURELIN no Matlab[®]) e tangente hiperbólica (função TANSIG no Matlab[®]), individualmente ou permutadas. Os demais parâmetros utilizados foram os da configuração padrão da função *newff* do Matlab[®]. Após

o processo de treinamento, as redes foram capazes de estimar os parâmetros torque, vazão, velocidade e pressão a partir de valores sequenciais de corrente e rotação.

Dentre as Figuras 6.9 a 6.20 podem ser observados alguns dos resultados obtidos em ensaios nas bancadas dos sistemas de ventilação e bombeamento (valor real ou desejado) e os simulados a partir da rede neural específica (valor estimado ou calculado), além dos gráficos de desempenho durante o treinamento de cada rede neural. Foram selecionados resultados aleatoriamente de acordo com o desempenho apresentado e que mostram a diversidade de situações encontradas na simulação de cada modelo. Para cada uma das simulações são apresentadas os gráficos da *performance* das redes durante o treinamento realizado com a função *train* do Matlab[®], definida em Mathworks (2008b). As condições de parada do treinamento são 100 épocas ou erro de treinamento de no mínimo 0,001 (GOAL).

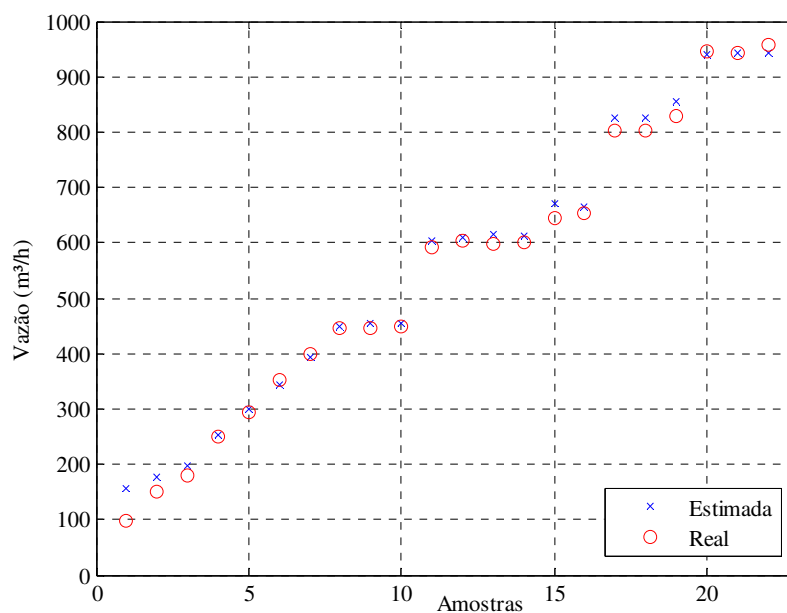


Figura 6.9 – Valores de Vazão de Ar estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de ventilação (rede MLP 2-2-1 TANSIG).

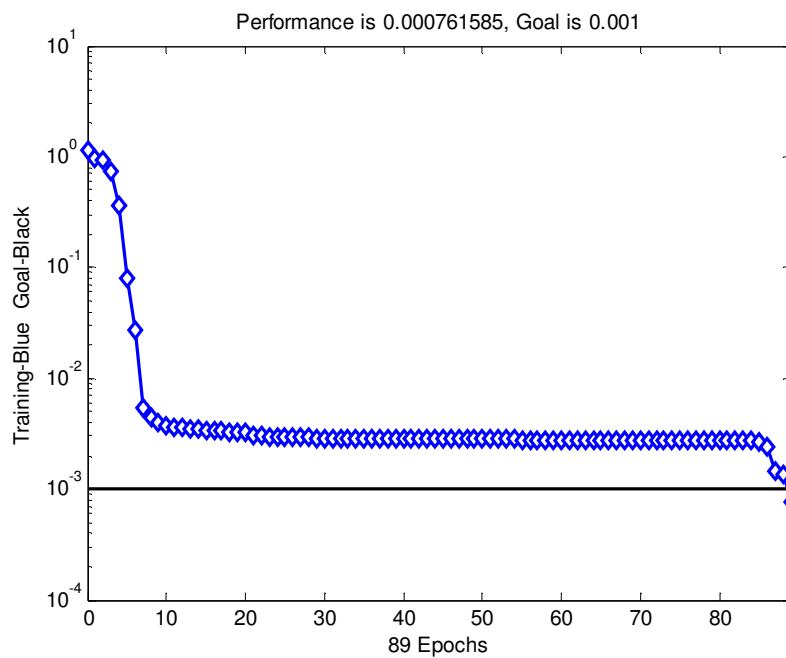


Figura 6.10 – Treinamento da rede neural MLP 2-2-1 TANSIG na estimativa da Vazão de Ar.

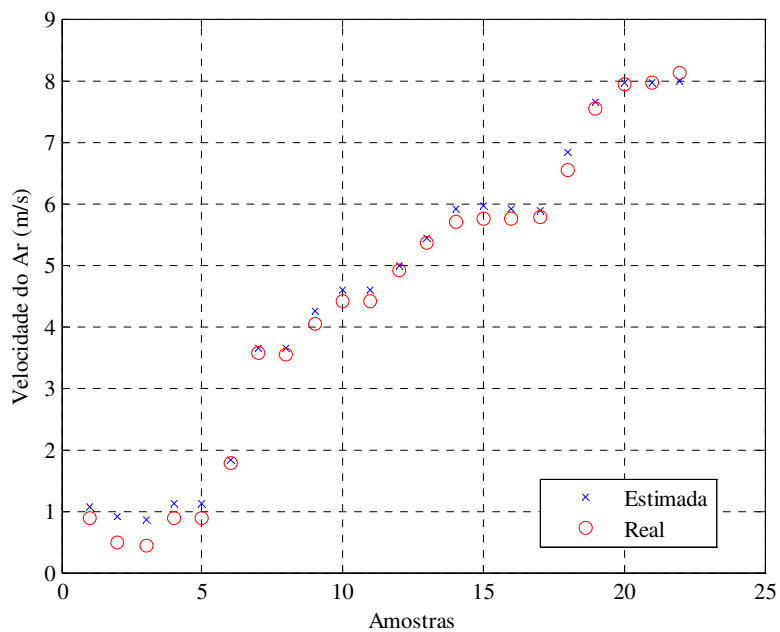


Figura 6.11 – Valores de Velocidade do Ar estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de ventilação (rede MLP 2-7-1 TANSIG).

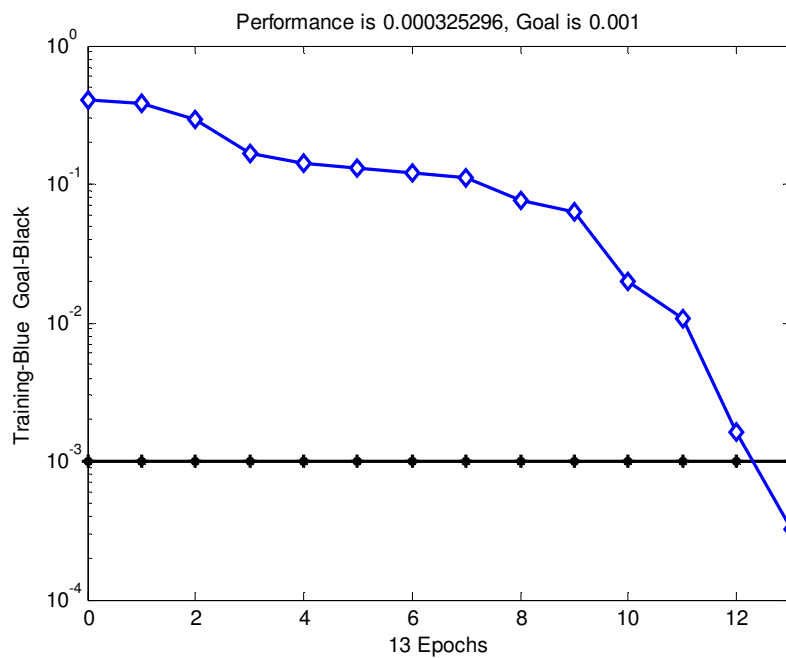


Figura 6.12 – Treinamento da rede neural MLP 2-7-1 TANSIG na estimativa da velocidade do ar.

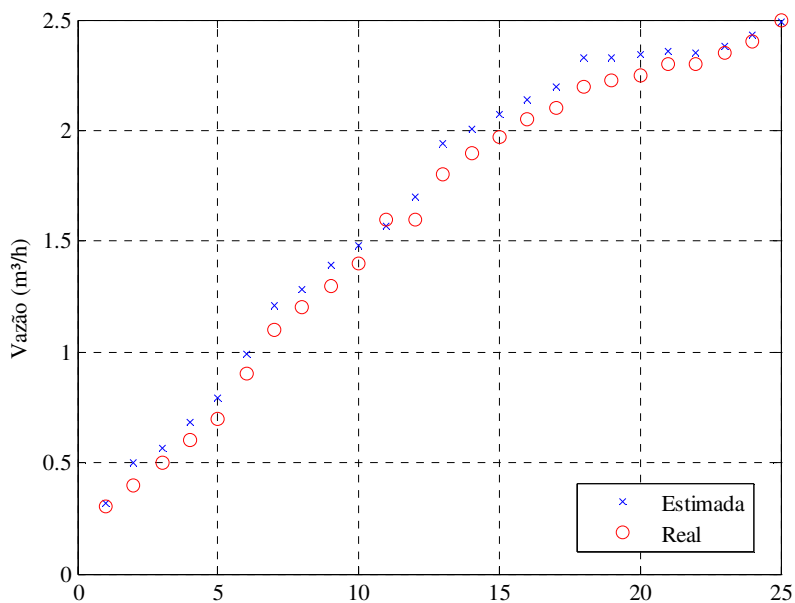


Figura 6.13 – Valores de Vazão de Água estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-10-5-1 TANSIG/PURELIN/PURELIN).

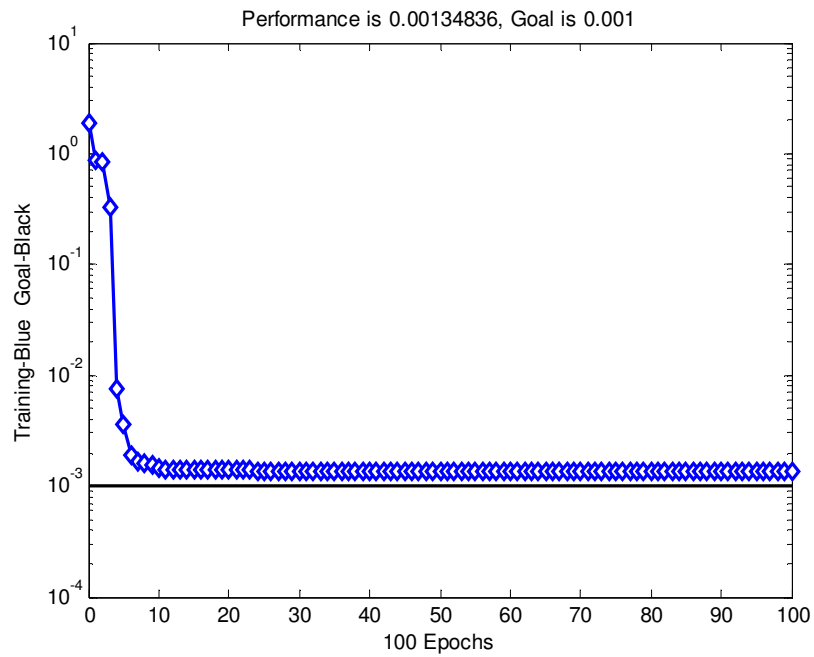


Figura 6.14 – Treinamento da rede neural MLP 2-10-5-1 TANSIG/PURELIN/PURELIN na estimativa da Vazão de Água.

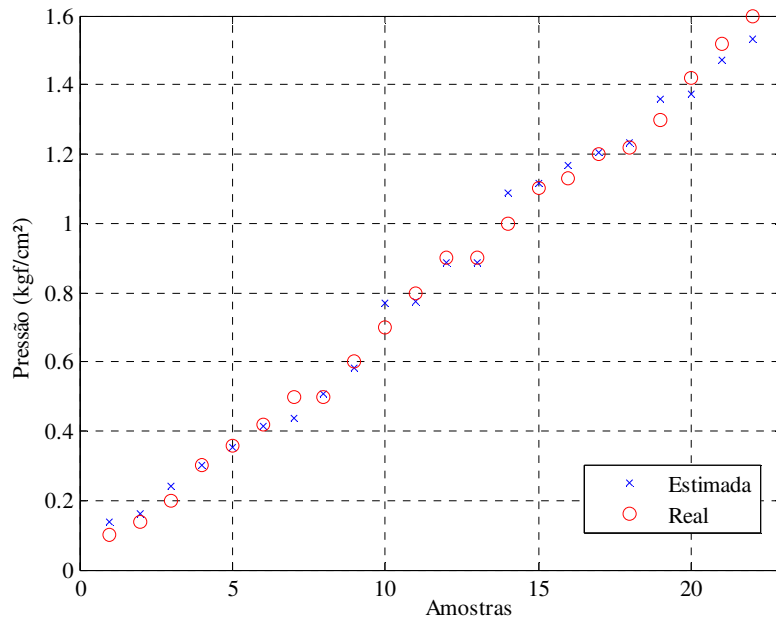


Figura 6.15 – Valores de Pressão estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-5-1 TANSIG).

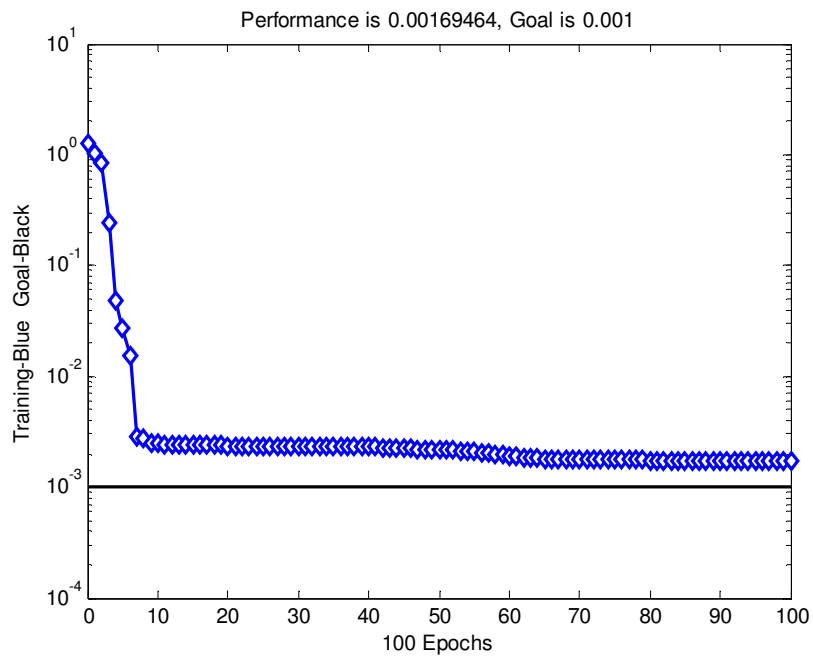


Figura 6.16 – Treinamento da rede neural MLP 2-5-1 TANSIG na estimativa da Pressão.

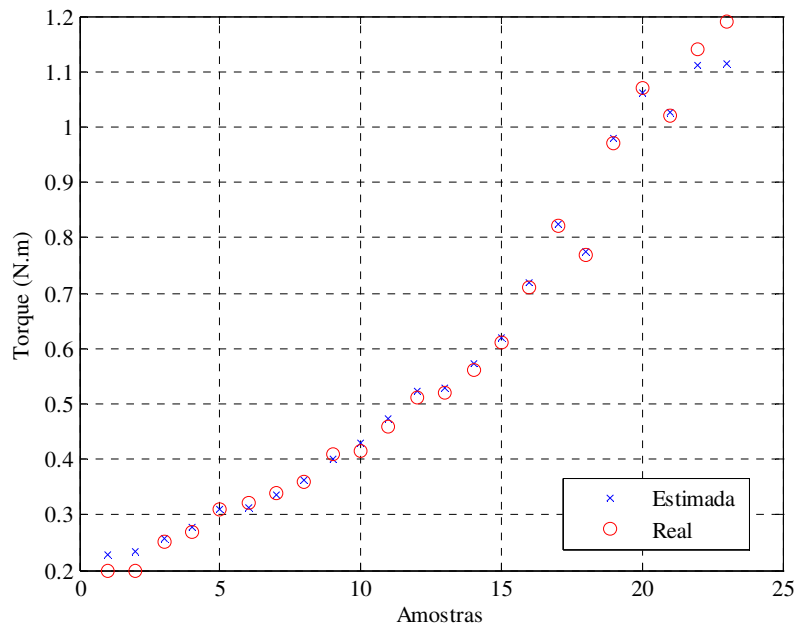


Figura 6.17 – Valores de Torque estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-9-1 TANSIG).

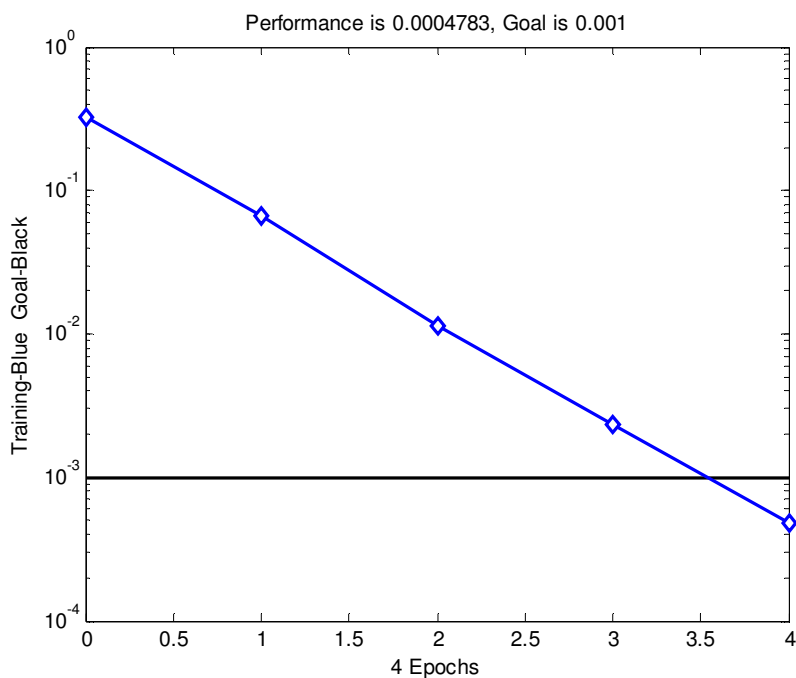


Figura 6.18 – Treinamento da rede neural MLP 2-9-1 TANSIG na estimativa do Torque.

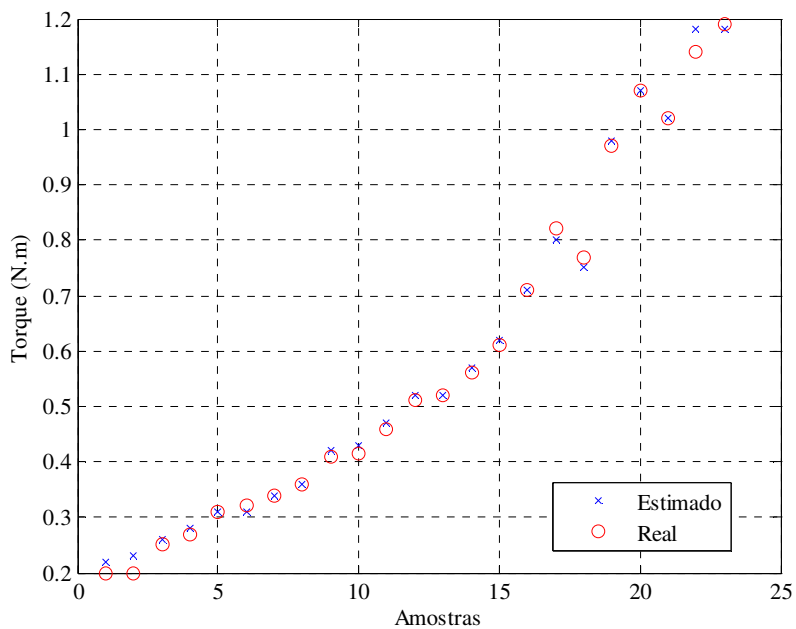


Figura 6.19 – Valores de Torque estimados pela RNA e os obtidos em ensaios na bancada do sistema de bombeamento (rede MLP 2-35-1 LOGSIG/PURELIN).

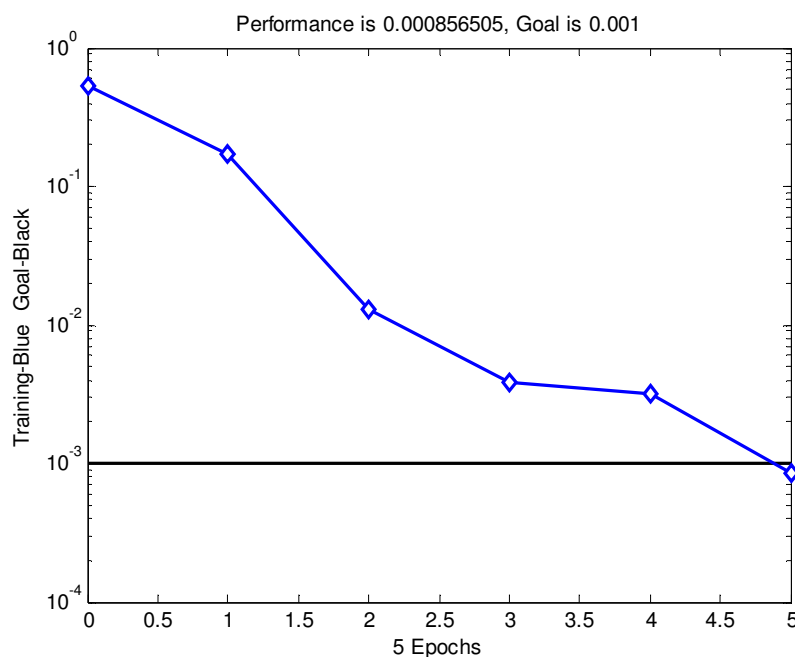


Figura 6.20 – Treinamento da rede neural MLP 2-35-1 LOGSIG/PURELIN na estimativa do Torque.

A Tabela 6.2 apresenta a comparação entre os parâmetros de avaliação da *performance* das diferentes arquiteturas de redes neurais artificiais utilizadas.

No processo de estimação aplicado não foi encontrada uma arquitetura de rede que predominasse os melhores resultados em todos os parâmetros. Seguem as análises para cada um dos parâmetros estimados:

- Na estimação da vazão de ar no sistema de ventilação, as redes com função de ativação linear (PURELIN) apresentaram os menores erros quadráticos médios, bem como a menor dispersão dos pontos estimados, sendo que a rede com cinco neurônios na única camada escondida apresentou a melhor convergência, com menor intervalo de tempo no processamento. Tal arquitetura apresentou um erro relativo médio de 2,36% e erro quadrático médio de 15,65 m³/h. O desvio padrão do erro relativo foi de 1,36%;
- Da mesma forma que na estimação da vazão de ar no sistema de ventilação, os modelos que melhor se adaptaram à estimação da velocidade do ar foram as redes com função de ativação linear. Entretanto, com dez neurônios numa única camada escondida, atingindo um erro quadrático médio de 0,13 m/s e erro relativo médio de 3,05%, este último com um desvio padrão de 1,74%;

Tabela 6.2 – Comparação entre as arquiteturas de RNAs simuladas.

Parâmetro Estimado	Neurônios em cada Camada	Função de Ativação	Treinamento (Épocas/Erro)	Erro Quadrático Médio	Erro Relativo Médio (%)	Desvio Padrão (%)
Vazão de Ar (Ventilador) m ³ /h	2-2-1	TANSIG	89 / 0,00076	29,97	6,92	8,64
	2-5-1	TANSIG	7 / 0,00034	21,71	4,20	8,85
	2-5-1	PURELIN	3 / 0,00073	15,65	2,36	1,36
	2-7-1	TANSIG	9 / 0,00039	23,74	7,04	13,11
	2-5-5-1	TANSIG	19 / 0,00044	22,04	6,03	11,43
Velocidade do Ar (Ventilador) m/s	2-5-1	TANSIG	7 / 0,0007	0,22	16,57	32,18
	2-5-1	LOGSIG/TANSIG	14 / 0,00036	0,22	13,07	24,54
	2-7-1	TANSIG	13 / 0,00033	0,27	18,27	34,05
	2-10-1	PURELIN	1 / 0,00021	0,13	3,05	1,74
	2-5-5-1	TANSIG	9 / 0,00031	0,19	9,71	19,28
Vazão de Água (Bomba) m ³ /h	2-3-1	TANSIG	13 / 0,0022	0,09	9,37	13,66
	2-5-1	TANSIG/PURELIN	100 / 0,0013	0,09	7,74	8,05
	2-5-1	PURELIN	7 / 0,0038	0,11	10,40	12,75
	2-10-5-1	TANSIG/PURELIN PURELIN	100 / 0,0013	0,09	6,78	5,40
	2-10-5-1	TANSIG/LOGSIG/ PURELIN	100 / 0,0013	0,08	8,07	9,16
Pressão (Bomba) kgf/cm ²	2-5-1	TANSIG	100 / 0,0017	0,04	6,39	8,73
	2-5-1	PURELIN	4 / 0,0022	0,04	6,90	8,53
	2-5-5-1	PURELIN/TANSIG/ PURELIN	100 / 0,0015	0,04	6,67	11,18
	2-10-5-1	TANSIG	100 / 0,0015	0,04	5,53	6,76
	2-5-1	TANSIG	10 / 0,00064	0,04	3,91	3,87
Torque (Bomba) N.m	2-9-1	TANSIG	4 / 0,00048	0,02	3,10	4,07
	2-10-1	TANSIG/PURELIN	6 / 0,00057	0,01	2,47	3,01
	2-35-1	LOGSIG/PURELIN	5 / 0,00086	0,02	2,92	3,90
	2-5-5-1	TANSIG	14 / 0,00075	0,02	1,88	1,69

- Dentre as redes simuladas para estimação da vazão de água no sistema de bombeamento, aquela com 10 neurônios na primeira camada escondida, 5 neurônios na segunda camada escondida e funções de ativação TANSIG e PURELIN apresentou o melhor desempenho nos testes de validação do modelo, embora tenha apresentado uma das piores *performances* durante o treinamento. O erro quadrático médio foi de 0,09 m³/h e o desvio padrão de 5,40%. O erro relativo médio para essa arquitetura de rede foi de 6,78%. A rede não atingiu o erro mínimo de treinamento com as 100 épocas definidas no critério de parada;
- Todas as redes testadas para estimar a pressão no sistema de bombeamento apresentaram um erro quadrático médio de 0,04 kgf/cm². A rede com duas camadas escondidas, com 10 e 5 neurônios, respectivamente, na primeira e segunda camada, apresentou o menor erro relativo médio, de 5,53%, o qual possui desvio padrão de 6,76%. Tal arquitetura, com a função de ativação TANSIG nas duas conexões entre as camadas, também atingiu as 100 épocas sem alcançar o erro mínimo de treinamento, da mesma forma que as demais redes simuladas para a pressão;
- As cinco arquiteturas de rede apresentadas na Tabela 6.2 para a estimativa do torque no eixo do motor no sistema de bombeamento, apresentaram bom desempenho durante o treinamento, atingindo o critério de parada por erro antes mesmo de completar 15 épocas. Com 14 épocas no treinamento, a rede com duas camadas escondidas, sendo cinco neurônios em cada uma delas, apresentou os melhores resultados nos testes de validação, com erro relativo médio de 1,88% (desvio padrão de 1,69%). O erro quadrático médio obtido na simulação foi de 0,02 N.m. A rede MLP com 10 neurônios numa única camada escondida e funções de ativação TANSIG/PURELIN apresentou o menor erro quadrático médio, 0,01 N.m. Em contrapartida, apresentou o terceiro melhor resultado nos testes de validação.

No sistema de transporte por correia foi analisado apenas a relação entre a ocupação da correia, caracterizada pela variação da carga aplicada sobre ela, e a variação na velocidade necessária para manter constante a capacidade do transporte (quantidade de carga por unidade de tempo), tarefa atribuída ao sistema *fuzzy* proposto. Portanto, não

foram testadas arquiteturas de redes para estimar parâmetros no sistema da correia transportadora.

6.2.2 Lógica *Fuzzy*

Com o objetivo de representar uma curva característica semelhante a um determinado comportamento de consumo de água numa indústria, por exemplo, tanto o laboratório LAMOTRIZ-UFMS quanto o modelo *fuzzy* proposto permitem simular a variação de carga e analisar a estratégia que proporcione o menor consumo de energia. De forma análoga, aplica-se ao sistema de transporte de carga por correia.

A Figura 6.21 apresenta a variação de carga realizada no ensaio em laboratório para um determinado consumo de água no sistema de bombeamento, caracterizando um perfil definido como a curva de carga típica para o presente estudo, e que também pode representar, perfeitamente, um determinado perfil industrial de consumo de água, mesmo em proporções diferentes, análogo ao estudo realizado por Schmidlin Jr. (2006). São apresentados os valores médios escolhidos arbitrariamente numa faixa de escala de 1 em 1 segundo por exemplo.

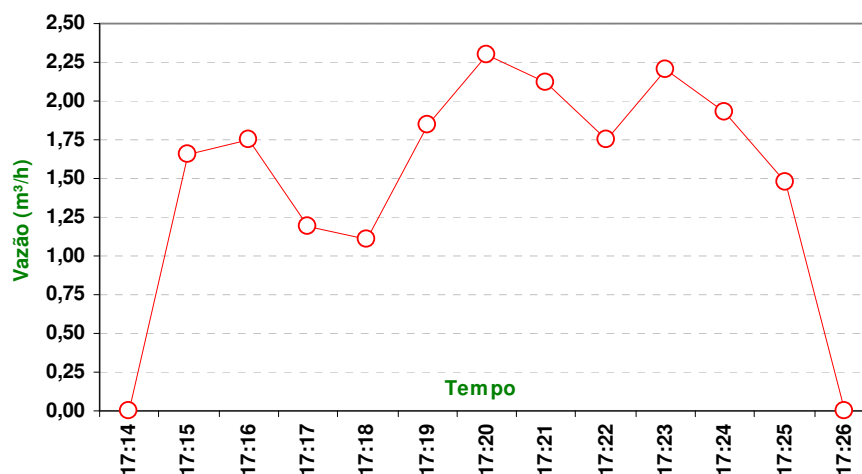


Figura 6.21 – Curva de carga típica adotada para o sistema de bombeamento em estudo.

São consideradas três formas de realizar o abastecimento do reservatório para atender à demanda de água: vazão constante durante o tempo de abastecimento com o motor operando à velocidade nominal; vazão constante durante o tempo de abastecimento com o motor operando a velocidade abaixo da velocidade nominal; vazão variável de acordo com a demanda. Esta última situação foi testada apenas na simulação computacional com o modelo *fuzzy* proposto. Os níveis mínimo e máximo durante o tempo

de abastecimento do reservatório foram estabelecidos, respectivamente, em 30% e 80% de sua capacidade. Quando o reservatório atinge o nível máximo o motor é desligado e quando atinge o nível mínimo é religado.

Generalizando a curva de carga típica para o sistema de bombeamento, considerando a comparação ao sistema operando durante uma hora à velocidade nominal, é evidenciada, na simulação computacional apresentada na Figura 6.22, a redução no consumo de energia elétrica quando o sistema opera com controle de velocidade em função da variável de saída. A variável de saída no caso do sistema de bombeamento é o consumo de água em m^3/h (no sistema da correia transportadora é a quantidade de carga a ser conduzida). O consumo registrado sem a utilização do inversor de frequência (VSI) é a operação à velocidade nominal.

O medidor de energia elétrica ativa da bancada da bomba registrou consumo de 381 Wh na operação sem o inversor de frequência e de 254 Wh com o inversor de frequência controlando a velocidade de rotação constante em 40 Hz. Devido ao comportamento da vazão de saída apresentada na curva de carga típica, a operação a 40 Hz manteve o nível do reservatório entre 30% e 80% durante todo o período de funcionamento. A operação do sistema com rotação superior a 45 Hz atingiu o nível máximo antes de completar o tempo de abastecimento, implicando no desligamento do motor dentro do intervalo de 1 hora em que foi realizado o ensaio. Tanto a alteração no nível do reservatório como no funcionamento do motor (liga/desliga) foram observados na simulação com o modelo *fuzzy*.

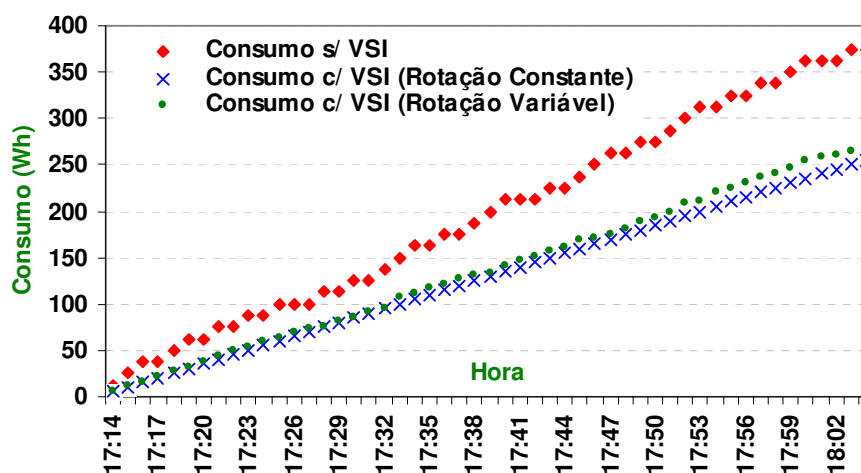


Figura 6.22 – Comparação através da simulação computacional do consumo de energia elétrica para um determinado perfil de carga operando em diferentes condições (com e sem inversor de frequência).

A simulação mostrada na Figura 6.22 apresentou um consumo de 375 Wh para o sistema funcionando sem inversor e de 255 Wh com velocidade constante e abaixo da nominal, representando uma economia de energia da ordem de 32% (no ensaio prático a economia foi de 33,3%). Além disso, a operação liga/desliga ou com inversor variando a velocidade provoca um maior desgaste mecânico no motor de indução trifásico.

No sistema de bombeamento, o aumento na carga (vazão de saída) implica no aumento na rotação, da mesma forma que o aumento da temperatura no sistema de ventilação. O aumento da rotação tem a finalidade de manter o abastecimento de água no sistema de bombeamento e a temperatura entre os limites pré-definidos. No sistema da correia transportadora ocorre o inverso, o aumento do carregamento da esteira permite a redução na velocidade. Nesse sistema, a rotação se dá com um torque necessário para movimentar a esteira a vazio e mais a carga, ou seja, além da resistência ao movimento provocado pela carga colocada sobre a esteira, existe a força de resistência para movimentar a correia sem carga. O rendimento mecânico para a transmissão no sistema do transporte por correia determina a relação entre a potência ativa de entrada e a potência no eixo do motor. Quanto maior a potência de entrada para uma mesma potência no eixo, menor o rendimento do sistema.

Desta forma, para cada unidade de comprimento da esteira, a relação entre carga (kgf por unidade de área) e velocidade (metro por minuto) fornece a capacidade de transporte por unidade de tempo (kgf por minuto).

Adotando-se como referência o ensaio realizado em laboratório com o motor acionado com o inversor de frequência a uma velocidade de rotação de 1.710 rpm (em torno de 29 Hz) e 120 kgf/cm², com a esteira movimentando-se a 8,6 m/min, simulou-se no sistema *fuzzy* proposto o aumento em 15% na carga para verificar a alteração permitida na velocidade linear, ou seja, qual a velocidade permitida para manter o transporte caso a carga seja aumentada para 144 kgf/cm². A potência ativa medida na bancada para a condição inicial de 120 kgf/cm² foi de 502 W. Como resultado, a simulação computacional apresentou a velocidade de rotação do motor em torno de 26 Hz (1.560 rpm). Realizando o ensaio no laboratório para essa nova situação de carga e rotação, foi obtida a velocidade linear de 7,4 m/min, exigindo uma potência ativa de 458 W. A economia obtida é de 8,76%. A Tabela 6.3 apresenta o comparativo entre os parâmetros registrados.

Tabela 6.3 – Comparação entre os parâmetros registrados na bancada da correia transportadora.

Carga (kgf/cm ²)	Rotação (rpm)	Velocidade (m/min)	Potência Ativa (W)	Economia (%)
120	1.710	8,6	502	-
144	1.560	7,4	458	8,76

O comportamento das variáveis do sistema da correia transportadora é característico de um sistema de torque constante, como era esperado.

6.3 Considerações Finais

Os resultados percentuais apresentados neste capítulo, quanto a análise dos dados experimentais obtidos nas bancadas, mostraram a preeminência da aplicação do inversor de frequência no acionamento dos sistemas motrizes. Enquanto que os parâmetros de análise do desempenho dos modelos computacionais expressam a aplicabilidade das técnicas de inteligência artificial.

No capítulo 7 são apresentadas as conclusões pertinentes aos resultados obtidos na aplicação da metodologia proposta e algumas sugestões para pesquisas futuras que possam complementar este estudo.

CAPÍTULO 7

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentados os principais pontos estudados ao longo deste trabalho, tanto com relação à análise do comportamento das variáveis inerentes aos sistemas motrizes industriais, quanto à modelagem, visando contribuir com parâmetros reais na avaliação de estratégias voltadas à eficiência energética.

7.1 Conclusões

Os ensaios práticos realizados em laboratório contribuíram para obtenção de uma visão global a cerca do comportamento de cada uma das variáveis envolvidas nos sistemas motrizes industriais apresentados neste trabalho. A idéia inicial era de obter uma modelagem simplificada, baseada em técnicas de inteligência artificial, para caracterizar cada um dos sistemas, abordando uma investigação particular para o mapeamento dos parâmetros elétricos e mecânicos pertinentes às bancadas do LAMOTRIZ-UFMS.

Sendo assim, foi desenvolvido com este propósito de análise um processo utilizando redes neurais artificiais para estimar vazão, pressão, velocidade do ar e torque (ou conjugado) nos sistemas de bombeamento e ventilação, cada um com seus parâmetros disponíveis. A partir dos dados levantados em ensaios práticos no laboratório, sob diversas condições de operação em regime permanente, as arquiteturas de redes neurais desenvolvidas permitiram generalizar soluções quanto à determinação dos parâmetros disponíveis nos sistemas motrizes. Tal abordagem via redes neurais artificiais, mostrou-se eficiente para estimar as variáveis supracitadas a partir de dados adquiridos em ensaios experimentais. Em vista disso, a aplicação das redes neurais artificiais no processo de estimativa, além de fornecer informações para auxiliar na tomada de decisão e elaboração de estratégias apresenta, satisfatoriamente, resultados condizentes aos obtidos em ensaios práticos em laboratório.

Dessa mesma forma, foi desenvolvido um modelo utilizando a teoria de lógica *fuzzy* para determinar pontos de operação considerados ótimos para cada sistema motriz.

Frente a isso, as características de cada processo produtivo determinam diferentes condições de operação, fornecendo como resultado um menor consumo de energia elétrica. A partir das informações do parâmetro que se deseja controlar, o modelo *fuzzy* proposto determina a velocidade de rotação adequada, de modo que sejam mantidos os limites de operação desejados/ especificados, como por exemplo, o nível do reservatório no sistema de bombeamento, a temperatura ou umidade no sistema de ventilação e a carga ou velocidade no sistema de transporte por correia.

As técnicas de inteligência artificial mostram-se como ferramentas bastante viáveis na determinação de parâmetros e comportamentos, os quais podem contribuir na tomada de decisão e no desenvolvimento de *softwares* capazes de controlar os sistemas motrizes industriais, fazendo-os operar com a menor relação custo/benefício.

Sob o ponto de vista da eficiência energética, os ensaios práticos apresentaram resultados suficientemente satisfatórios com a aplicação do inversor de frequência no controle de velocidade do motor, em todos os sistemas motrizes analisados neste estudo.

Como contribuição, a capacidade de generalizar soluções para sistemas de dimensões maiores como, por exemplo, motores de 20 cv, 50 cv ou 100 cv, não se aplicam os ganhos apresentados, sendo necessários novos estudos para analisar as vantagens e economias em suas devidas proporções. Entretanto, como a maioria dos motores na indústria nacional é de 1 cv a 10 cv, todos os resultados obtidos validam as comparações.

7.2 Recomendações para trabalhos futuros

Como propostas para pesquisas futuras sugere-se a implementação de sistemas inteligentes em *hardware* e *software*, estudos sobre o impacto da eficiência energética na qualidade de energia, com análise do comportamento de grandezas como a taxa de distorção harmônica, fator de potência e temperatura de operação dos motores de indução, além da utilização de inversores de frequência em sistemas de irrigação. No funcionamento abaixo de 15 Hz, recomenda-se técnicas mais sofisticadas de controle e acionamento.

Quanto à efficientização energética em instalações prediais, comerciais e residenciais, utilizando as técnicas apresentadas nesta pesquisa, propõe-se um estudo na economia com *stand-by* (repouso) dos equipamentos e iluminação com lâmpadas de LED.

Outra aplicação para futuros trabalhos, com relação ao mapeamento das grandezas analisadas neste estudo, é a utilização de lógica *fuzzy* e algoritmo genético.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, A. T., FERREIRA, F. J. T. E., BOTH, D., **Technical and Economical Considerations in the Application of Variable-Speed Drives with Electric Motor Systems**. *IEEE Proc.-Electr. Power Appl.*, Vol. 41, pp. 188-199, 2005.

ARAÚJO, W. R., MOREIRA, S. G., ÂNGELO, D. B., SILVA JR., A. R., **Energy Efficiency In Mato Grosso do Sul - Brazil Industries – Case Studies**. *ICAER - International Conference on Advances in Energy Research*, Índia, 2007.

BEN, **Balanco Energético Nacional**. Ministério de Minas e Energia, 2007.

BEU, **Balanco de Energia Útil**. Ministério de Minas e Energia, 2005.

BILOBROVEC, M., MARÇAL, R. F. M., KOVALESKI, E. J. L., **Implementação de um Sistema de Controle Inteligente Utilizando a Lógica Fuzzy**. XI SIMPEP – Bauru/SP, 2004.

BONNETT, A. H., **Quality and Reliability of Energy-Efficient Motors**. *IEEE Industry Applications Magazine*. pp. 22-31, 1997.

BORTONI, E. C., HADDAD, J., SANTOS, A. H. M., AZEVEDO, E. M., YAMACHITA, R. A., **Analysis of Preventive and Corrective Maintenance on Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motors Performance**. *IEEE IAS 40th Annual Meeting*, pp. 46-51, 2005.

BOSE, B. K., **Expert System, Fuzzy Logic and Neural Networks in Power Electronics and Drives**. *Power Electronics and Variable Frequency Drives*, IEEE Press, pp. 559-627, NJ: 1996.

BRAGA, A. de P., CARVALHO, A. P. de L., LUDERMIR, T. B., **Fundamentos de Redes Neurais Artificiais**. 11º Escola de Computação - Rio de Janeiro. DCC/IM, COOPE/Sistemas, NCE/UFRJ, 1999.

CRUZ, L. F., **Modelo Fuzzy para Obtenção do Tempo de Aeração em Silos Verticais Visando Reduzir o Consumo de Energia Elétrica**. Tese de Doutorado, UNESP-Botucatu/SP, 2001.

DRIANKOV, D., HELLENDROORN, H., REINFRNAK, M., **An Introduction to Fuzzy Control**. Springer, 2ª Edição, EUA, 1996.

ELETROBRÁS, **Lei nº. 10.295, de 17 de Outubro de 2001**. Estabelece os índices mínimos de eficiência energética de produtos fabricados e comercializados no Brasil. Disponível em: <http://www.mme.gov.br/download.do?attachmentId=190&download/>. Acessado em 04/05/2006.

ELETROBRÁS, **PROCEL: Convênio ECV 024/2004 Eletrobrás-UFMS**. Novembro, 2004.

EPE, **Empresa de Pesquisa Energética**. Ministério de Minas e Energia, Boletim Mensal, Outubro, 2007.

FERREIRA, F. J. T. E, ALMEIDA, A. T., **Method for In-Field Evaluation of the Stator Winding Connection of Three-Phase Induction Motors to Maximize Efficiency and Power Factor.** *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 21, nº. 2, 2006.

FITZGERALD, A. E., KINGSLEY JR., C., UMANS, S. D., **Máquinas Elétricas com Introdução à Eletrônica de Potência.** Bookman, 6ª Edição, 482p., ISBN: 978560031047, 2006.

FREEMAN, J. A., SKAPURA, D. M., **Neural networks: algorithms, applications and programming techniques.** Massachusetts, Addison-Wesley, 401p., ISBN: 0201513765, 1991.

GHISI, E., **Desenvolvimento de uma metodologia para retrofit em sistemas de iluminação: estudo de caso na Universidade Federal de Santa Catarina.** Dissertação de Mestrado. UFSC, Florianópolis/SC, 1997.

GOEDEL, A., SILVA, I. N., SERNI, P. J. A., **Uma Abordagem Neural para Estimativa de Conjugado em Motores de Indução.** Revista Controle & Automação, Vol. 17 nº. 3, 2006.

GRISHMAN, R., **Computational Linguistics: An Introduction.** Cambridge University Press, New York, 1986.

HADDAD, J.; NOGUEIRA, L. A. H.; SANTOS, A. H. M. S. **Conservação de Energia: Eficiência Energética de Instalações e Equipamentos.** Efei, 2ª Edição, Itajubá, 597p., 2001.

HADDAD, J, LAMBERT-TORRES, G., COSTA, C. I. A., JANNUZZI, G. M., **A Fuzzy Logic Decision-Making Approach For Industrial Power System Planning.** *IEEE*, pp. 3244-3248, 1995.

HAMER, P. S., LOWE, D. M., **Energy-Efficient Induction Motors Performance Characteristics and Life-Cycle Cost Comparisons for Centrifugal Loads.,** *IEEE Transactions Industry Applications Magazine*, Vol. 33, nº. 5, pp. 1312-1320, 1997.

HAYKIN, S., **Redes Neurais – Teoria e Prática.** Bookman, 2ª Edição, 2001.

ISO, **International Organization for Standardization: ISO 14000/1993.** Disponível em: <http://pt.wikipedia.org/wiki/ISO_14000>. Acessado em 15/01/2008.

JANNUZZI, G. M., **Eficiência Energética sob Risco de Apagão.** Boletim Eficiência Energética Edição Especial 38/05, 29 de Agosto de 2005. Disponível em: <<http://www.fem.unicamp.br/~jannuzzi/>>. Acessado em 19/06/2006.

KOSKO, B., **Neural Networks for signal processing.** Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1991.

KOSOW, I. L. **Electrical Machinery and Transformers.** Prentice-Hall Inc., 1972.

LEITE, L. C., **Identificação do Conjugado de uma Máquina de Indução Setorial via Redes Neurais Artificiais.** Tese de Doutorado, Unicamp, Campinas-SP, 2003.

LIN, F. J., WAY, R. J., **Adaptive Fuzzy-Neural-Network Control for Induction Spindle Motor Drive**. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 17, pp. 507-513, 2002.

LU, B., HABETLER, T. G., HARLEY, R. G., **A Survey of Efficiency-Estimation Methods for In-Service Induction Motors**. *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 42, n.º. 4, pp.924-933, 2006.

MATHWORKS, Inc., **Fuzzy Logic Toolbox User's Guide Matlab**. 1999.

MATHWORKS, Inc., **Fuzzy Logic Toolbox User's Guide Matlab**. 2008a.

MATHWORKS, Inc., **Neural Network's Toolbox User's Guide Matlab**. 2008b.

MOREIRA, A. B., **Análise da Operação de Sistemas de Ventilação Industrial Visando à Eficiência Energética**. Dissertação de Mestrado, UFC, 2006.

MOUBRAY, J., **Reliability Centered Maintenance**. *Industrial Press Inc.*, 1997.

ONG, C. M., **Dynamic Simulations of Electric Machinery: Using MATLAB/SIMULINK**. Prentice-Hall PTR, ISBN 0-13-723785-5, 1998.

OSÓRIO, F., **Curso de Redes Neurais Artificiais 2001**. Disponível em: <<http://www.inf.unisinos.br/~osorio/neural/rna01.pdf>>. Acessado em 22/01/2008.

PINHEIROS, M. G., SOARES, G. A., SHINDO, R., **Evolução dos Índices Mínimos de Eficiência Energética: o Programa de Metas para Motores de Indução Trifásicos**. Anais do Congresso Brasileiro de Eficiência Energética, Belo Horizonte - MG, p. 187-191, 2005.

PINTO, D. P., BRAGA, H. A. C., SILVA JR., J. P., **A Disciplina Eficiência Energética: Características e Metodologia de Ensino-Aprendizagem**. *Revista de Ensino de Engenharia*, Vol. 26, n.º. 1, p. 43-51 – ISSN 0101-5001, 2007.

SANDRI, S., CORREA, C., **Lógica Nebulosa**. V Escola de Redes Neurais, Conselho Nacional de Redes Neurais, pp. C073-c090, ITA, São José dos Campos/SP, 1999.

SANTOS, V. A., MOYA, C. H., PIFFER, R., **Otimização de Sistemas Motrizes**. Anais do Congresso Brasileiro de Eficiência Energética, Belo Horizonte - MG, p. 198-203, 2005.

SCHMIDLIN JR., C. R., MOREIRA, A. B., CAVALCANTE NETO, T. N., PITOMBEIRA, E. S., PONTES, R. S. T. **Eficiência Energética em Sistemas de Bombeamento**. INDUSCON, 2006.

SILVA, R. D. S., OLIVEIRA, F. M. S., JÚNIOR, A. F. N., **Problemas de Qualidade da Energia e sua Influência no Rendimento de Sistemas Motrizes Industriais**. Anais do VI Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica, p. 733-739, 2005.

SILVA JR., A. N. **Eficiência Energética em Sistemas de Aeração de Silos de Armazenagem de Grãos, Utilizando Inversores de Frequência**. Tese de Doutorado, UNESP-Botucatu/SP, 2004.

TAKAGI, T. SUGENO, M., **Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modelling and Control.** *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 15, nº. 1, pp. 116-132, 1985.

TANAKA, K., MIZUMOTO, M., **Fuzzy Sets and their Applications to Cognitive and Decision Processes,** *Academic press*, p. 41-76, 1974.

TOLMASQUIM, M. T., GARCIA, A. G. P., **Eficiência Energética no Uso de Motores Elétricos na Indústria: Cenários de Conservação de Energia.** Anais do IX Congresso Brasileiro de Energia, Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, p. 1405-1413, 2002.

VIEIRA JR., P., MESQUITA, A. L. A., SILVA, P. R. N., ROCHA, C. M. G., SOUZA, V. H. P., **Verificação da Eficiência Energética em Sistemas de Bombeamento Utilizando Simulação de Modelo Matemático.** INDUSCON, 2006.

WANG, C. Y., CHEN, T. C., HUANG, C. L., **Robust Control of Induction Motor with a Neural-Network Load Torque Estimator and a Neural-Network Identification.** *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 46, pp. 990-997, 1999.

ZADEH, L. A., **Fuzzy Sets: Information and Control.** John Wiley & sons, USA, 648 p.,: 1987.

ANEXO – A

Anexo A – Programa do MATLAB para o sistema baseado em redes neurais artificiais.

```
clc % Limpa a tela
clear all % Limpa as variáveis do workspace
load dados.mat %Carrega os dados referentes ao conjunto de treinamento

saida=[torque];
entrada=[corrente velocidade];

%Script de Treinamento
tic % Inicio da contagem do tempo

% Determina os valores mínimo e máximo de cada uma das entradas/saídas (Matriz M)
corrente_min = min(entrada(:,1));
corrente_max = max(entrada(:,1));
velocidade_min = min(entrada(:,2));
velocidade_max = max(entrada(:,2));
torque_min = min(saida(:,1));
torque_max = max(saida(:,1));

% Normaliza os dados de entrada e saída (Matriz M)
corrente_norm = premmx(entrada(:,1));
velocidade_norm = premmx(entrada(:,2));
torque_norm = premmx(saida(:,1));

rede = newff([corrente_min corrente_max; velocidade_min velocidade_max],[9 5 1],
{'purelin' 'tansig'}); % Cria a Rede Neural com a neurônios na 1ª camada escondida . b
neurônios na 2ª camada e c neurônios na camada de saída, com as funções de ativação purelin
e tansig em cada uma das conexões entre camadas.

rede.trainParam.goal = 0.001; % Critério de Parada.
rede.trainParam.epochs = 100; % Critério de Parada.

aux = [corrente_norm velocidade_norm]; % Matriz com os dados de entrada normalizados.

[new_rede t_record output] = train(rede, aux', torque_norm'); % Treina a Rede Neural
save Treinamento new_rede % Salva a rede treinada
toc % Finaliza a contagem do tempo
conf = input('** Iniciar o Script de Teste (1-sim ou 2-nao) -> ');

%Script de Teste
Tentrada=[corrente_teste velocidade_teste];
Tsaida=[torque_teste];
if conf == 1

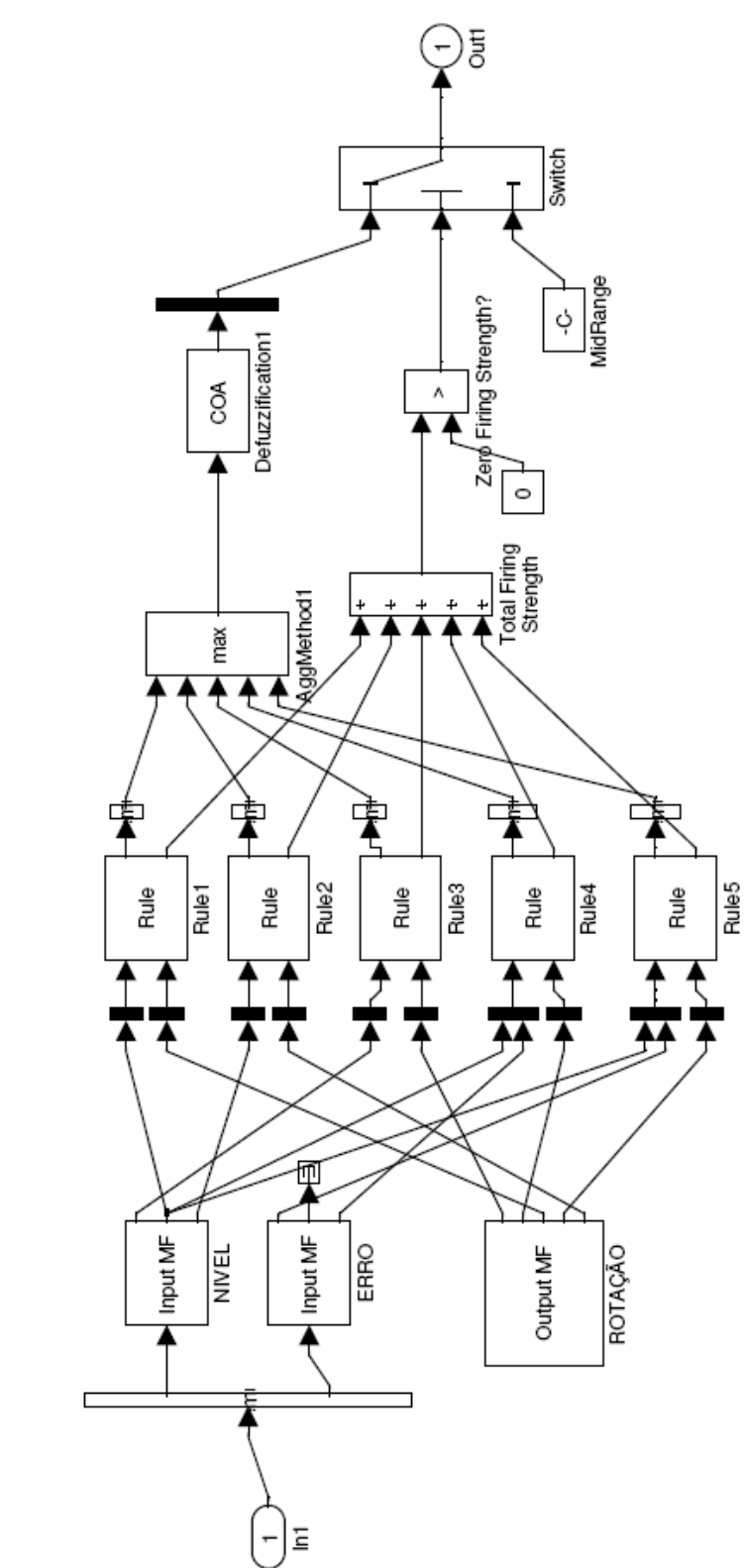
tic %Contabiliza o tempo de processamento

% Normaliza os dados a serem testados (Matriz T).
corrente2_norm = tramnmx(Tentrada(:,1),min(Tentrada(:,1)),max(Tentrada(:,1)));
velocidade2_norm = tramnmx(Tentrada(:,2),min(Tentrada(:,2)),max(Tentrada(:,2)));
torque2_norm = tramnmx(Tsaida(:,1),min(Tsaida(:,1)),max(Tsaida(:,1)));
```

```
Y = sim(new_rede,[corrente2_norm velocidade2_norm]); % Simula a rede
Y_saida = postmnmx(Y,min(Tsaida(:,1)),max(Tsaida(:,1))); % Pós-processa os dados (não-
normalizados).
Y_desejada = Tsaida(:,1); % Saída Desejada.
erro_relativo = (abs(Y_desejada - Y_saida)./Y_desejada)*100; % Cálculo do erro relativo.
erro_relativo_medio = mean(erro_relativo) % Cálculo do erro relativo médio.
desvio_padrao = std(erro_relativo) % Cálculo do desvio padrão.
variancia = (desvio_padrao).^2 % Cálculo da variância.
figure
dim = size(Y_saida,2);
h=1:dim;
erro=Y_saida-Y_desejada';

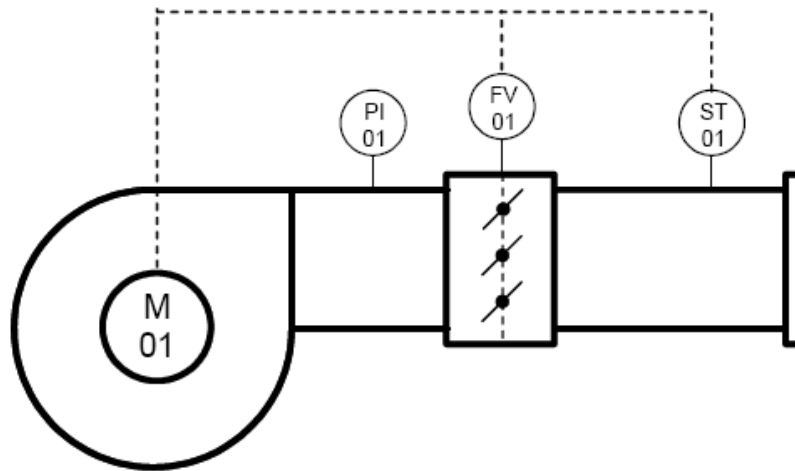
plot(h,Y_saida,h,Y_desejada,h,erro)
legend('Valor Estimado','Valor Real Observado','Erro')
duas = [Y_desejada Y_saida'];
toc %Finaliza o tempo de processamento
end
```

ANEXO – B

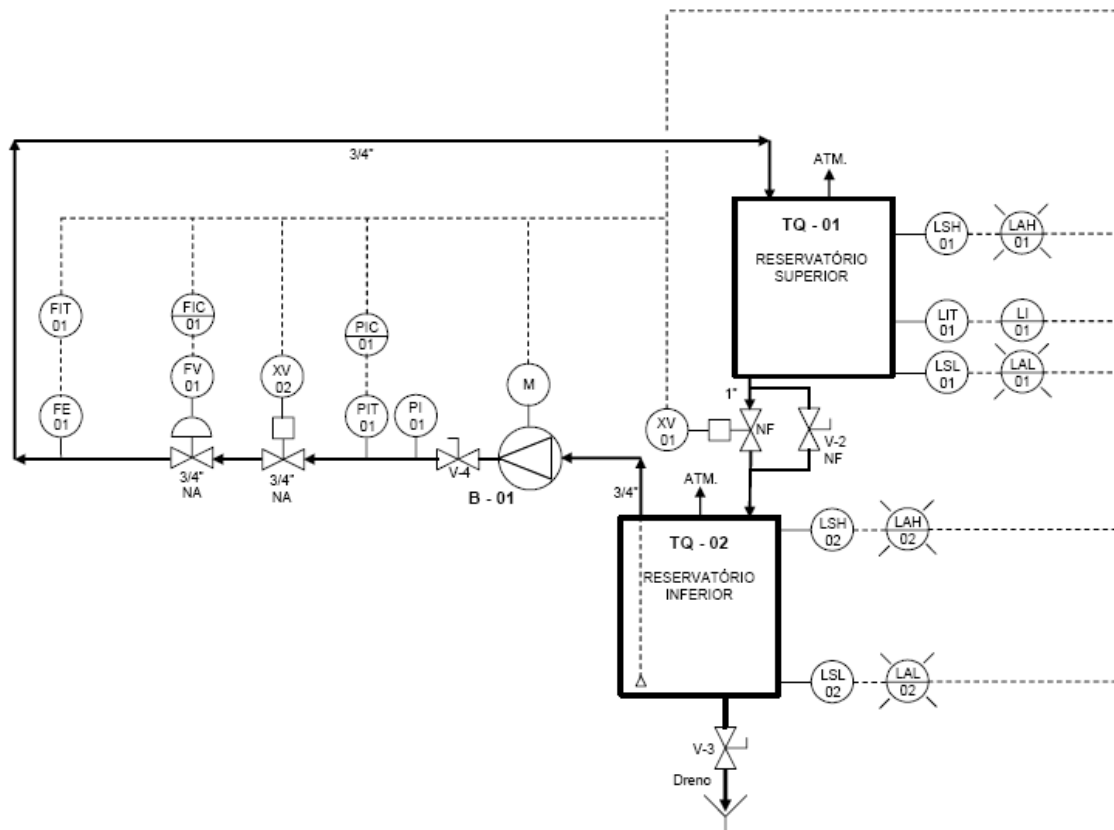
Anexo B – Sistema de controle *Fuzzy* no Simulink.

ANEXO – C

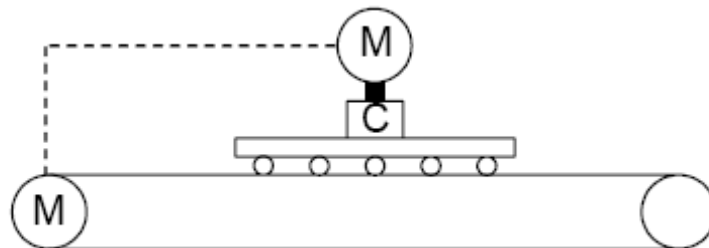
Anexo C – Diagrama Simplificado das Bancadas do Ventilador Centrífugo, Bomba Centrífuga e Correia Transportadora.



TAG	DESCRIÇÃO	LOCAL
PI-01	Manômetro	TQ-01
FV-01	Damper para controle de vazão	TQ-01
ST-01	Transmissor de temperatura e velocidade do ar	TQ-01



TAG	DESCRIÇÃO	LOCAL
LSL-01	Chave de Nível Baixo	TQ-01
LSH-01	Chave de Nível Alto	TQ-01
LIT-01	Transmissor de Nível por pressão diferencial	TQ-02
LSL-02	Chave de Nível Baixo	TQ-02
LSH-02	Chave de Nível Alto	TQ-02
XV-01	Válvula solenóide	Saída TQ-01
XV-02	Válvula solenóide	Saída B-01
PI-01	Manômetro	Saída B-01
PIT-01	Transmissor de Pressão Manométrico	Saída B-01
FV-01	Válvula de controle de vazão de 1/2"	Saída B-01
FIT-01	Transmissor de Vazão por pressão diferencial, tipo capacitivo	Saída B-01
FE-01	Placa de Orifício	Saída B-01



ANEXO – D

Anexo D – Lista de Materiais Geral do LAMOTRIZ-UFMS.



LISTA DE MATERIAL - GERAL

Bomba Centrífuga - B
Compressor - C
Ventilador - V
Correia Transportadora - CT

1 - Motores

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Motor elétrico 1,5 cv indução, trifásico; 220/380 V; 2 pólos; 60 Hz; IP 55; convencional (standard) com sensores do tipo PT 100 instalados nas bobinas do estator e na carcaça.	1	1	1	1	4
Fabricante:WEG Modelo: Trifásico IP55						
2	Motor elétrico 1,5 cv; indução, trifásico. 220/380 V; 2 pólos; 60 Hz; IP 55; alto rendimento, com sensores do tipo PT 100 instalados nas bobinas do estator e na carcaça.	1	1	1	1	4
Fabricante: WEG Modelo: Motor Trifásico Alto Rendimento Plus						

2 - CLP - Controlador Lógico Programável

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	CLP - CPU premium UNITY N1 ETH 96KB	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXP571634M						
2	CLP - Modulo fonte alimentação TSX57 10	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXPSY2600M						
3	CLP - Rack standart	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXRKY12						
4	CLP - Placa 16 entrada digital 24Vcc com borneira	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXDEY16D2						
5	CLP - Placa 16 saída digital a rele com borneira	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXDSY16R5						
6	CLP - Placa 8 entrada analogica 0-10V/4-20MA	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXAEY800						
7	CLP - Placa 8 saída analogica 0-10V/4-20MA	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXASY800						
8	CLP - Placa entrada analógica multigama 16BI	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: TSXAEY414						

3 - Softwares

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Soft Unity Pró M + Cabo RS232 + Doc			1		1

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
Fabricante: Schneider Código: TLXCDPL7JP45M						
2	Software Supervisório			10		10
Fabricante: Indusoft Modelo: Web Studio Código: Versão 6.1						

4 - Acionamentos

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Inversor de Freqüência: trifásico; para motor de 1,5 cv; 220 V; 60 Hz; comunicação via rede ModBus, entrada para encoder; controle PID; entrada 0-10V analógica para controle de velocidade.	1	0	1	1	3
Fabricante: Schneider Modelo: Altivar 31 Código: ATV31HU11M3XA						
2	Dispositivo de partida suave (<i>Soft Starter</i>) trifásico; 220 V para motor de 1,5 cv comunicação via rede ModBus.	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Modelo: Altistart Código: ATS48D17Q						
3	Base para potencia 12A VIS TES U	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: LUB12						
4	Modulo 1,25-5A 24V DC	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: LUCB05BL						
5	Modulo de comunicação Modbus	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Código: LULC033						
6	Contator tripolar; 9 A, AC-3; bobina 220 V AC	6	4	6	6	22
Fabricante: Schneider Modelo: TeSys Código: LC1D09						

5 - Medidores

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Medidores de energia multifunção: Transdutor digital multifunção (V,I, W,VA, Var, Hz, cos fi, THD) trifásico; tensão; corrente; freqüência; potências ativas, reativas e aparentes; fator de potência; THD% de tensão e corrente; demanda; energia ativa; energia reativa indutiva e capacitiva; medição True RMS; exatidão básica 0,5 %; comunicação RS232; protocolo MODBUS RTU.	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Modelo: Power Meter Series 800 Código: PM850U						
2	Adaptador display remoto PM800	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Modelo: Power Meter Series 800 Código: PM8RDA						
3	Transdutor de Velocidade: medição de velocidade e ângulo de rotação (360 pulsos por giro) pulso compatível com o Controlador Lógico Programável (CLP) utilizado.		1	1		2
Fabricante: HOHNER Modelo: TH 22R4500						

6 - Material Elétrico

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Transformador de Corrente: tipo barra; 15/5 A; 0,6 kV.	3	3	3	3	12
Fabricante: SASSI Modelo: SI-305						
2	Resistor Shunt: 10A/50mV.	6	3	6	6	21
Fabricante: Kron Modelo: Fio Código: 10A / 60mV						
3	Conjunto de botões, sinaleiros, fusíveis e acessórios para montagem de painel: para acionamento, indicação de funcionamento e segurança das bancadas.	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Modelo: Harmony Style 7						
4	Conjunto de bornes e cabos: para conexão dos sensores, instrumentos, equipamentos de medição e controle. Os cabos de comunicação ModBus são do mesmo fabricante dos CLP's.	1	1	1	1	4

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
Fabricante: Schneider						
5	Chave geral, tripolar, 25A	1	1	1	1	4
Fabricante: Schneider Modelo 25A						
6	Botão de emergência, 22 mm, com 1 contato NF	1	1	1	1	4
Fabricante: Joining						
7	Sinaleiro vermelho, 220 Vca	1	1	1	1	4
Fabricante: Joining						
8	Disjuntor motor trifásico, 4 a 6,3 A	1	1	1	1	4
Fabricante: SCHNEIDER Modelo GV2ME10						
9	Disjuntor bifásico, 10 A	1	1	1	1	4
Fabricante: SCHNEIDER Modelo Multi 9, K32a, C10						
10	Disjuntor monopolar, 10 A	1	1	1	1	4
Fabricante: SCHNEIDER Modelo Multi 9, K32a, C10						
11	Fusível ultra rápido, 10A, 500 V, NH 00,	6	3	6	6	21
Fabricante: THS						

7 - Estrutura

Item	Descrição	Quantidade				
		B	C	V	CT	Tot
1	Perfil de Alumínio	1	1	1	1	4
Fabricante: Eng Legho						
2	Gabinete	1	1	1	1	4
Fabricante: Press Mat						
3	Pes	4	4	4	4	20
Fabricante: Schioppa Serie112p						