UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE BAURU

DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO MATEMÁTICO PARA ESTIMAR A ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA NO ESTATOR DE MOTORES DE INDUÇÃO USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

CLEBER GUSTAVO DIAS

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da UNESP - Campus de Bauru, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Industrial.

BAURU – SP
Janeiro – 2001

Número de chamada
Clas. T/UNESP
PHA D531d
Tombo n.º 739

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE BAURU

-Capes: 3.04.05.02-5-
Automação eletrônica de processos elétricos industriais
- Motor de indução: redes neurais

DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO MATEMÁTICO PARA ESTIMAR A ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA NO ESTATOR DE MOTORES DE INDUÇÃO USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

CLEBER GUSTAVO DIAS

Orientador: Prof. Dr. Edwin Avolio

BIBLIOTECA UNESP CAMPUS BAURU

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da UNESP - Campus de Bauru, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Industrial.

BAURU – SP
Janeiro – 2001

Ficha catalográfica elaborada por
DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO
UNESP - Bauru

621.313
D531d

Dias, Cleber Gustavo
Desenvolvimento de um modelo matemático para estimar a elevação de temperatura no estator de motores de indução usando redes neurais artificiais / Cleber Gustavo Dias. - - Bauru : UNESP, 2000.
135f. : il. ; 30cm

Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, 2000.

Orientador: Prof. Dr. Edwin Avolio.

1. Motor de indução. 2. Redes neurais. 3. Elevação de temperatura. 4. Sistemas automatizados. I – Título. II – Bauru - Universidade Estadual Paulista.

ATA Nº 009/2001.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE *CLEBER GUSTAVO DIAS*, ALUNO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL, DA FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNESP – CAMPUS DE BAURU.

No dia vinte e nove do mês de janêiro de dois mil e um, às nove horas, no anfiteatro do prédio da pós-graduação da Faculdade de Engenharia da UNESP, câmpus de Bauru, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos Professores Doutores: Edwin Avolio do Departamento de Engenharia Elétrica da FE -UNESP – câmpus de Bauru, Presidente da Banca, Ivan Nunes da Silva do Departamento de Engenharia Elétrica da FE -UNESP – câmpus de Bauru e José Carlos Rossi do Departamento de Engenharia Elétrica da FE – UNESP – câmpus de Ilha Solteira, a fim de proceder a argüição pública da Dissertação de Mestrado do candidato ***Cleber Gustavo Dias***, intitulada "DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO MATEMÁTICO PARA ESTIMAR A ELEVAÇÃO DE TEMPERATURA NO ESTATOR DE MOTORES DE INDUÇÃO USANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS". O Professor Doutor Edwin Avolio, Presidente da Banca, apresentou o candidato, que dissertou sobre seu trabalho, em trinta minutos, após, o candidato foi argüido oralmente, pelos membros componentes da Comissão Examinadora no tempo regulamentar exigido. Logo após, reuniu-se a Comissão Examinadora, tendo apresentado o conceito final: **APROVADO**, atribuindo a menção *com **distinção.*** Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após, lida e aprovada, será assinada pelos Senhores Membros da Comissão Examinadora. Bauru, aos vinte e nove de janeiro de dois mil e um.

Prof. Dr. Edwin Avolio – Presidente _____

Prof. Dr. Ivan Nunes da Silva - Membro _____

Prof. Dr. José Carlos Rossi - Membro _____

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia - Bauru
Av.Engº Luiz Edmundo Carrijo Coube s/nº • Caixa Postal 473 • CEP 17 033-360 • Bauru • SP • Fone: 14 221 6000 e 14 221 6108 • Fax: 14 221 6104
E-mail: spg-fe@bauru.unesp.br • home page: www.bauru.unesp.br/pos/fe.htm

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Dedico este trabalho aos meus pais que sempre lutaram pelo crescimento, a coragem e a estima de seus filhos.

AGRADECIMENTOS

A realização deste trabalho só foi possível graças a colaboração direta ou indireta de muitas pessoas. Gostaria de manifestar minha gratidão a todas elas, e em particular:

Ao Prof. Dr. Edwin Avolio, pela sua orientação, dedicação e principalmente pela confiança depositada;

Ao Prof. Dr. José Angelo Cagnon, pelas suas contribuições para o desenvolvimento do sistema de conversão de dados, no sistema experimental;

À todos os funcionários do laboratório de engenharia, como Osmar, Edson e o Prof. Milton de Freitas, que auxiliaram muito na montagem do sistema experimental;

À FAPESP, pelo suporte financeiro;

A WEG, pelos dados fornecidos dos motores;

Aos meus pais e irmãos, pela confiança e incentivo.

"Que Deus nos dê humildade para
aceitar o que não podemos mudar,
coragem para modificar o que podemos
e sabedoria para distinguir uma da outra."

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS 1

LISTA DE TABELAS 5

Abstract 6

Resumo 7

CAPÍTULO1. Introdução 8

1.1) Motivação e Relevância do Trabalho.....8

1.2) Metodologia Proposta e Contribuições.....10

1.3) Organização da Dissertação.....12

CAPÍTULO 2. Modelo térmico para um motor de indução com rotor em gaiola

2.1) Introdução 14

2.2) Aquecimento dos motores de indução com rotor em gaiola 14

2.3) Resfriamento dos motores de indução após o seu desligamento 19

2.4) Determinação dos parâmetros térmicos 23

2.4.1) Motor operando com carga nominal.....25

2.4.2) Motor operando em uma condição de carga qualquer 25

2.4.3) Determinação da elevação de temperatura máxima para qualquer condição de carga 26

2.4.4) Determinação das constantes de tempo térmicas 26

CAPÍTULO 3. Utilização das redes neurais artificias na determinação dos parâmetros térmicos

3.1) Introdução 28

3.2) Analogia entre o Neurônio Biológico e o Neurônio Artificial.....32

3.2.1) O Neurônio Biológico 32

3.2.2) O Neurônio Artificial 35

3.3) Arquitetura e treinamento das redes neurais artificiais 40

3.3.1) Arquitetura da redes neurais 40

3.3.2) Treinamento das redes neurais 42

3.4) As Redes de Perceptron e o seu treinamento 43

3.4.1) O Perceptron 43

CAPÍTULO 4. Implementação do modelo matemático em sistemas de supervisão

4.1) Introdução 46

4.2) A utilização do Controlador Lógico Programável para aquisição de dados do motor 49

4.3) Utilização de sistemas de supervisão na análise do comportamento térmico de um motor em tempo real.....52

4.4) Implementação do modelo térmico para estimar a elevação de temperatura no estator do motor 55

4.5) Topologia e treinamento da rede neural utilizada para se obter os parâmetros térmicos.....57

CAPÍTULO 5 . Validação do modelo matemático desenvolvido

5.1) Sistema experimental 65

5.2) Comparação dos resultados obtidos através do modelo matemático com os resultados experimentais 68

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

5.3) Comparação dos resultados obtidos através do modelo matemático com os resultados obtidos com o modelo completo 84

5.4) Análise dos resultados 87

CAPÍTULO 6. Simulação do comportamento térmico de motores de indução com rotor em gaiola para uma aplicação específica

6.1) Introdução 90

6.2) Resultados das Simulações 94

6.3) Análise dos resultados 106

CAPÍTULO 7. Conclusões finais e sugestões para futuros trabalhos 107

CAPÍTULO 8. Bibliografia e referências bibliográficas 110

Anexo A.....113

Anexo B.....127

Anexo C.....128

Anexo D.....132

Anexo E.....134

Anexo F.....135

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Curva característica de aquecimento $\frac{\theta}{\theta \max}$ em função de $\frac{t}{\tau}$

Figura 2.2. - Curva característica de resfriamento (θ em função do tempo)

Figura 3.1. - Célula neural e suas diferentes partes

Figura 3.2. - Característica de disparo de uma célula nervosa

Figura 3.3. - Estrutura de um neurônio artificial

Figura 3.4. - Funções de ativação

Figura 3.5. - Arquitetura de uma rede neural organizada em camadas

Figura 3.6. - Modelo de um Perceptron de múltiplas camadas

Figura 4.1. - Integração de um sistema automatizado

Figura 4.2. - Diagrama de ligação em um CLP, para um motor elétrico

Figura 4.3. - Lógica de diagrama de contatos para o motor elétrico

Figura 4.4. - Circuito elétrico resumido para o acionamento de um motor elétrico

Figura 4.5. - Monitoração e controle de equipamentos do processo, através de um sistema de supervisão

Figura 4.6. - Fluxograma básico de funcionamento do modelo térmico

Figura 4.7. - Arquitetura da rede utilizada para validação do modelo

Figura 4.8. - Variação do erro quadrático médio

Figura 4.9. - Topologia final da rede neural utilizada no projeto

Figura 4.10. - Variação do erro quadrático médio

Figura 5.1 – Esquema do Sistema Experimental Montado

Figura 5.2. – Sistema esperimental completo

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Figura 5.3. - Sistema de acoplamento do motor com o ventilador

Figura 5.4. - Elevação de temperatura, regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.5. - Potência dissipada no estator, regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.6. - Corrente de linha, regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.7. - Resistência do estator, regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.8. – Elevação de temperatura máxima no estator, regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.9. - Constante térmica de aquecimento , regime S1, motor de 3 CV

Figura 5.10. - Elevação de temperatura , regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.11. - Potência dissipada no estator , regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.12. - Corrente de linha, regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.13. - Resistência do estator, regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.14. – Elevação de temperatura máxima no estator, regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.15. - Constante térmica do estator, regime S2, motor de 3 CV

Figura 5.16. - Elevação de temperatura do estator, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.17. - Potência dissipada no estator, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.18. - Corrente de linha, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.19. - Resistência do estator, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.20. – Elevação de temperatura máxima no estator, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.21. - Constante térmica do estator, regime S4, motor de 3 CV

Figura 5.22. - Elevação de temperatura no estator, carga variável, motor de 3 CV

Figura 5.23. - Potência dissipada no estator, carga variável, motor de 3 CV

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Figura 5.24. - Corrente de linha, carga variável, motor de 3 CV

Figura 5.25. - Resistência do estator, carga variável, motor de 3 CV

Figura 5.26. – Elevação de temperatura máxima no estator, carga variável, motor de 3 CV

Figura 5.27. - Constante térmica do estator, carga variável, motor de 3 CV

Figura 5.28. - Elevação de temperatura no estator, regime S1

Figura 5.29. - Elevação de temperatura no estator, regime S2

Figura 6.1. - Monitoração da corrente e estimação da temperatura de vários motores, em um processo industrial

Figura 6.2. - Tela para entrada de parâmetros dos motores e valores estimados

Figura 6.3. - Elevação de temperatura no estator, motor de 3 CV

Figura 6.4. - Potência dissipada no estator, motor de 3 CV

Figura 6.5. - Corrente de linha, carga variável, motor de 3 CV

Figura 6.6. - Resistência do enrolamento do estator, motor de 3 CV

Figura 6.7. – Elevação de temperatura máxima no estator, motor de 3 CV

Figura 6.8. - Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 3 CV

Figura 6.9. - Elevação de temperatura no estator, motor de 5 CV

Figura 6.10 - Potência dissipada no estator, motor de 5 CV

Figura 6.11. - Corrente de linha, carga variável, motor de 5 CV

Figura 6.12. - Resistência do enrolamento do estator, motor de 5 CV

Figura 6.13. – Elevação de temperatura máxima no estator, motor de 5 CV

Figura 6.14. - Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 5 CV

Figura 6.15. - Elevação de temperatura no estator, motor de 100 CV

Figura 6.16. - Potência dissipada no estator, motor de 100 CV

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Figura 6.17. - Corrente de linha, carga contínua, motor de 100 CV

Figura 6.18. - Resistência do enrolamento do estator, motor de 100 CV

Figura 6.19. – Elevação de temperatura máxima do estator, motor de 100 CV

Figura 6.20. - Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 100 CV

Figura 6.21. - Elevação de temperatura no estator, motor de 250 CV

Figura 6.22. - Potência dissipada no estator, motor de 250 CV

Figura 6.23. - Corrente de linha, carga contínua, motor de 250 CV

Figura 6.24. - Resistência do enrolamento do estator, motor de 250 CV

Figura 6.25. – Elevação de temperatura máxima do estator, motor de 250 CV

Figura 6.26. - Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 250 CV

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1. - Resultados obtidos da rede neural após o treinamento

Tabela 4.2. – Resultados de teste da elevação de temperatura calculada, com a fornecida pela rede neural

Tabela 4.3. – Resultados de teste da constante térmica calculada, com a fornecida pela rede neural

Tabela 5.1. – Parâmetros estatísticos relativos ao erro

Tabela C.1. – Dados de treinamento da rede utilizada no ensaio

Tabela C.2. – Dados de treinamento da rede neural para 19 motores

Abstract

A mathematical model for squirrel cage induction motor is presented in this work. The developed model is based on using solid body heating equations and artificial neural networks. The neural networks were used to store the thermal parameters of a lot of motors, to the model implementation and to provide a better performance to the program, working in real time. The motor current is monitored in real time, using programmable logic controller and supervision systems, using the program in automated systems and the temperature rise as a protection parameter to the motors, mainly in overload conditions. The system can be considered as an additional tool to analyze the induction motors performance in industrial applications. The proposed model will be appraised using experimental results.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Resumo

Apresenta-se um modelo matemático para estimar a elevação de temperatura no estator de motores de indução com rotor em gaiola. O modelo é desenvolvido a partir do equacionamento do aquecimento de um corpo sólido, em conjunto com a metodologia de redes neurais artificiais. Foram utilizadas as redes neurais para armazenar os parâmetros térmicos de vários motores necessários para implementação do modelo, proporcionando um melhor desempenho para o programa em tempo real. A corrente do motor é monitorada em tempo real, utilizando-se controladores lógicos programáveis e sistemas de supervisão, para que o programa possa ser utilizado em sistemas automatizados, tendo a elevação de temperatura como um parâmetro de proteção para os motores, principalmente em condições de sobrecarga. O sistema pode ser considerado como uma ferramenta adicional para analisar o desempenho de motores de indução em aplicações industriais. O modelo proposto será validado experimentalmente. Os resultados obtidos mostram a boa precisão alcançada pelo modelo, para os casos de operação apresentados.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação e Relevância do Trabalho

Os motores elétricos utilizados na indústria são em sua grande maioria do tipo de indução, trifásicos e com rotor em gaiola e portanto responsáveis pelo consumo de grande parte da energia gerada. Para obter o melhor aproveitamento desta energia, é necessário conhecer detalhadamente o comportamento térmico e elétrico destes motores e as características da carga a ser acionada.

Muitas vezes por ignorar o comportamento da carga a ser acionada, estes motores são especificados incorretamente. O fato de não levar em consideração, aspectos importantes para a operação dos motores, tais como as características do meio ambiente e as formas de instalação, entre outros, pode influenciar e até mesmo comprometer suas características de desempenho. O dimensionamento simplesmente em função da potência mecânica ou do conjugado requeridos pela carga pode levar a uma especificação incorreta, devendo ser precedido de uma análise criteriosa, levando-se em conta as características da carga e do motor. Porém isso nem sempre ocorre e quando o motor é dimensionado com uma potência muito acima da real necessidade da carga, apresenta características de baixo rendimento e fator de potência, o que indica um desperdício de energia . Quando dimensionado com potência inferior à necessária, o motor opera em sobrecarga, apresentando um rendimento menor e principalmente uma corrente de operação acima daquela para qual foi projetado. Este fato implica em um aumento na elevação da temperatura nos enrolamentos do motor e dependendo do valor, pode ultrapassar o limite estabelecido para a classe de isolamento, podendo danificá-los.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

A elevação de temperatura afeta de várias formas o funcionamento do motor de indução, com alterações nas resistências elétricas dos enrolamentos do estator e rotor, nas solicitações mecânicas devido à dilatação térmica e nas variações térmicas impostas aos materiais dielétricos da máquina.

Os motores de indução utilizam materiais dielétricos para isolar as partes que conduzem corrente elétrica (enrolamentos) das partes não condutoras (núcleos), e para isolar espiras, bobinas e enrolamentos entre si. Estes materiais dielétricos ou sistema isolante, possuem limitações em relação à elevação de temperatura de trabalho a que ficam submetidos.

Se as elevações excederem estas limitações, o material isolante perde suas características ocasionando uma redução em sua vida útil. Como mencionado em [11], a cada 10° C de temperatura acima da admissível para a classe de isolamento da máquina, mesmo que por curtos intervalos de tempo, a vida útil do material isolante é reduzida a metade. Nos casos mais críticos, a elevação de temperatura pode levar a queima do equipamento.

Uma das formas para avaliar a elevação de temperatura no enrolamento do estator de um motor de indução, seria a utilização de sensores para monitorar a temperatura, no entanto, esta prática tornaria o sistema economicamente inviável, em função da quantidade de motores que normalmente se encontra em um processo ou sistema industrial.

Uma forma alternativa seria a utilização de modelos matemáticos para estimar a elevação de temperatura nos enrolamentos, a partir de alguma grandeza do motor que pudesse ser facilmente obtida, como por exemplo a sua corrente de operação. Neste caso, o monitoramento da corrente poderia ser transformado em monitoramento da elevação de temperatura.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Existem vários modelos matemáticos desenvolvidos [1, 11] que são modelos mais complexos, os quais fazem uso de equações capazes de analisar o comportamento térmico e elétrico de motores de indução, tanto do estator (núcleo e enrolamento) como do rotor (núcleo e enrolamento). Os resultados obtidos por estes modelos [1,11], justificam o seu uso para uma análise do comportamento térmico dos motores de indução com rotor em gaiola, nos mais variados tipos de acionamentos.

1.2) Metodologia Proposta e Contribuições

Este trabalho tem como objetivo o uso de uma forma alternativa, para estimar a elevação de temperatura no corpo do estator de um motor de indução com rotor em gaiola, utilizando um modelo matemático, obtido a partir do comportamento do aquecimento e do resfriamento de um corpo sólido, em conjunto com a metodologia das redes neurais, utilizando como grandeza de monitoramento, a corrente de operação do motor.

A proposta deste trabalho, é o desenvolvimento de um modelo matemático mais simples que aqueles desenvolvidos em [1, 11], tendo como principal enfoque o estudo do comportamento térmico no estator, para os casos de operação em regime contínuo S1, regime de tempo limitado S2, regime intermitente periódico com partidas S4, e regime com carga variável, considerando principalmente os casos de sobrecarga do motor, para esses regimes de operação.

Este trabalho apresenta uma proposta de implementação do modelo matemático térmico em sistemas automatizados, que fazem uso de equipamentos e programas dedicados, como o CLP (controlador lógico programável) e sistemas industriais de supervisão (supervisório), permitindo assim a análise do comportamento térmico do motor em um processo industrial, em tempo real. É importante ressaltar que tais sistemas estão se tornando cada vez



mais comuns nas indústrias, diante do crescente avanço da tecnologia e da competitividade.

A abordagem proposta pelo trabalho, inicia a utilização das redes neurais em sistemas automatizados, e em tempo real, para a análise do comportamento térmico dos motores de indução com rotor em gaiola, tendo como base a bibliografia pesquisada. A utilização das redes neurais se justifica, a fim de que o modelo matemático desenvolvido possa ser aplicado a um grande número de motores, não sendo necessária a implementação de um grande banco de dados, contendo por exemplo informações da potência de cada motor, sua corrente de operação para uma grande variação de carga, polaridade, ou ainda o fabricante do mesmo, o que levaria à um grande esforço computacional para o sistema, considerando sua operação em tempo real.

Neste trabalho utiliza-se a potência e a corrente de operação de cada motor na entrada da rede neural, para que após treinada a mesma forneça nas suas saídas os parâmetros térmicos para o equacionamento proposto. Como uma extensão do modelo desenvolvido neste trabalho, é sugerida a ampliação do número de entradas da rede neural, para analisar os motores com outras polaridades (neste trabalho utilizou-se motores de 4 pólos), ou ainda uma entrada adicional para identificar o fabricante do motor.

Verifica-se assim que, as redes neurais não são utilizadas apenas para substituir o equacionamento que fornece a elevação de temperatura máxima para cada condição de carga, mas sim como uma grande base de conhecimento para armazenar dados de uma ampla faixa de motores utilizados na indústria, tendo como outra vantagem a facilidade para a entrada de dados pelo operador no sistema, em relação aos dados necessários no caso da utilização direta das equações referentes aos parâmetros térmicos (constante térmica de aquecimento e resfriamento, elevacão de temperatura máxima em função da carga).

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Com relação aos benefícios em utilizar a metodologia proposta, pode-se destacar:

1) Modelo matemático simples para implementação e estimativa da elevação de temperatura no estator do motor;

2) Custo reduzido do sistema, sendo necessário apenas um transdutor de corrente em cada motor para levar esta informação para o modelo matemático;

3) Possibilidade de analisar o comportamento térmico dos motores para uma ampla faixa de potência e condições de carga (como desde a vazio até uma condição de sobrecarga do motor);

4) Capacidade de obter o comportamento térmico dos motores em tempo real, tornando sua análise e proteção mais eficientes.

1.3) Organização da Dissertação

Com relação a estrutura do trabalho, o mesmo está dividido em 8 capítulos como segue:

No capítulo 2 apresenta-se o equacionamento térmico, que representa o aquecimento e resfriamento do motor, para o modelo térmico desenvolvido.

No capítulo 3 apresenta-se os conceitos relacionados as redes neurais artificiais, e sua utilização na determinação dos parâmetros térmicos do equacionamento do capítulo 2.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

No capítulo 4 apresenta-se as principais características de um sistema automatizado, e a implementação do modelo térmico desenvolvido nesses sistemas.

No capítulo 5 apresenta-se o sistema experimental montado em laboratório, bem como os resultados para validação do modelo proposto com os resultados experimentais e com os resultados obtidos com um modelo mais completo.

No capítulo 6 apresenta-se os resultados referente à simulação do comportamento térmico de motores de indução, utilizando o modelo desenvolvido para uma aplicação hipotética. A análise dos resultados também está neste capítulo.

No capítulo 7 apresenta-se as conclusões gerais relativas ao trabalho, e as perspectivas para futuros trabalhos.

No capítulo 8 apresenta-se a bibliografia pesquisada durante a realização do trabalho.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Capítulo 2

Modelo térmico para um motor de indução com rotor em gaiola

2.1. Introdução

O estudo do comportamento térmico dos motores de indução não se constitui em uma tarefa fácil, considerando-se as diferentes partes com diferentes propriedades físicas que compõe a máquina. Nesse sentido, verifica-se que o calor transferido de uma parte para outra da máquina, não é fornecido apenas por uma fonte, mas sim pela média obtida através da transmissão de calor por condução, radiação e convecção [2,12].

No entanto, algumas simplificações podem ser feitas, dependendo da precisão desejada em uma análise do comportamento térmico do motor, considerando os casos de sobreaquecimento e os tipos de acionamentos envolvidos.

Neste trabalho considera-se apenas a transmissão de calor por condução, por ser esta a mais significante, em se tratando de corpos sólidos.

Considera-se neste trabalho o estator como sendo um *corpo homogêneo*, isto é, durante o aquecimento e resfriamento, todos os pontos do corpo estão a uma mesma temperatura, com uma taxa de dissipação de calor constante em todas as temperaturas.

2.2. Aquecimento dos motores de indução com rotor em gaiola

O estudo do aquecimento do estator nos motores de indução com rotor em gaiola, é feito com base na equação fundamental do aquecimento de um corpo sólido [1-3,16].

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

$$P_t\,dt - A\,\lambda\,\theta\,dt = m\,c\,d\theta \qquad (2.1)$$

Onde:

P_t - energia térmica por unidade de tempo, gerada pelas potências dissipadas (W)

A - área da superfície do corpo (m^2)

λ - coeficiente de transmissão de calor do corpo ($W/°C.m^2$)

θ - temperatura do corpo (° C)

m - massa do corpo (Kg)

c - calor específico do material que constitui o corpo (W.s/ Kg.°C)

A partir da eq. (2.1), nota-se que em regime permanente $d\theta/dt = 0$, o corpo alcança sua elevação de temperatura máxima (θ_m) :

$$P_t = A\,\lambda\,\theta_m \qquad (2.2)$$

Da eq. (2.2), tem-se que a elevação de temperatura máxima é dada por:

$$\theta_m = \frac{P_t}{A\,\lambda} \qquad (2.3)$$

Através da eq. (2.1) que representa o comportamento térmico de um corpo sólido, tem-se :

$$dt = \frac{m\,c}{P_t - A\,\lambda\,\theta}\,d\theta \qquad (2.4)$$

Integrando-se a eq.(2.4):

$$t = \int_{\theta o}^{\theta} \frac{m.c}{Pt - A.\lambda\theta} d\theta \tag{2.5}$$

$$t = \frac{-m.c}{A\lambda}(\ln(Pt - A\lambda\theta) - \ln Ci) \tag{2.6}$$

onde Ci é uma constante de integração (condição inicial).

A partir da eq. (2.6) pode-se escrever:

$$t = \frac{-m.c}{A\lambda}\ln(\frac{Pt - A\lambda\theta}{Ci}) \tag{2.7}$$

ou ainda que:

$$\frac{Pt - A\lambda\theta}{Ci} = e^{\frac{-t.A\lambda}{mc}} \tag{2.8}$$

Utilizando-se a eq. (2.8), e considerando-se que para as condições iniciais em t = 0, a elevação de temperatura é igual a zero (θ = 0), tem-se :

$$C_i = P_t \tag{2.9}$$

Substituindo-se (2.9) em (2.8), tem-se :

unesp

$$\frac{Pt - A\lambda\theta}{Pt} = e^{\left(\frac{-tA\lambda}{mc}\right)} \tag{2.10}$$

Substituindo-se (2.3) em (2.10), tem-se :

$$e^{\frac{-t.A\lambda}{mc}} = \frac{\theta_m - \theta}{\theta_m} \tag{2.11}$$

Na eq. (2.11), a parcela $\frac{A.\lambda}{mc}$ corresponde ao inverso da constante de tempo térmica de aquecimento (τ_a), assim:

$$\tau_a = \frac{mc}{A\lambda} \tag{2.12}$$

Por fim, a partir da eq. (2.11) obtém-se a equação que representa a elevação de temperatura em um corpo sólido.

$$\theta = \theta_m (1 - e^{-t/\tau_a}) \tag{2.13}$$

Considerando-se que em t = 0, a elevação de temperatura inicial $\theta = \theta_o$, a partir da eq. (2.8) a constante de integração para esta condição é dada por:

$$C_i = P_t - A\lambda\theta_0 \tag{2.14}$$

Substituindo-se (2.14) em (2.8), obtém-se a equação geral para estimar a elevação de temperatura no estator da máquina (enrolamento e núcleo).

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

$$\theta = \theta_m (1 - e^{-t/\tau_a}) + \theta_0 (1 - e^{-t/\tau_a}) \quad (2.15)$$

Onde:

θ - elevação de temperatura no corpo do estator (enrolamento e núcleo)

θ_m - elevação de temperatura máxima no estator

θ_0 - elevação de temperatura inicial no estator

τ_a - constante de tempo térmica de aquecimento do estator

Considerando-se que no instante inicial t = 0, a elevação de temperatura também é igual a zero ($\theta_0 = 0$), para um tempo t = τ_a, tem-se :

$$\theta = \theta_m (1 - e^{-1}) \quad (2.16)$$

Da eq. (2.16) tem-se que θ = 0,632 θ_m, sendo possível notar que para um tempo igual a constante de tempo, a elevação de temperatura no estator é 63.2% da elevação de temperatura máxima [2-3,16], como mostra a figura 2.1.

A constante de tempo τ_a seria o tempo necessário para atingir à elevação de temperatura máxima (θ_m), se não houvesse dissipação de calor.

A maneira utilizada para se obter a constante térmica de aquecimento, além da elevação de temperatura máxima para cada condição de carga, é discutida na subseção 2.4.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

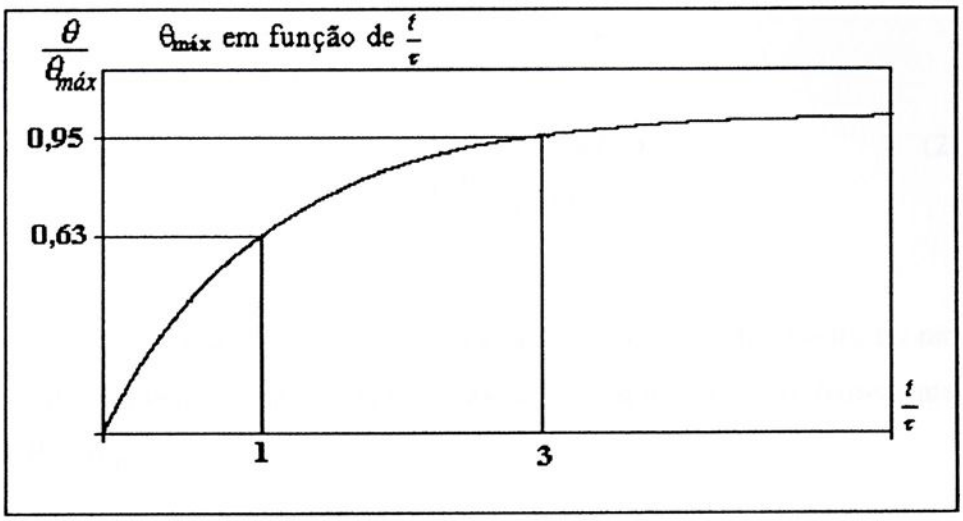


Figura 2.1: Curva característica de aquecimento $\frac{\theta}{\theta \max}$ *em função de* $\frac{t}{\tau}$

2.3. Resfriamento dos motores de indução com rotor em gaiola

O resfriamento de um motor de indução pode ocorrer em função do desligamento do motor ou através de uma redução de carga no eixo.

A análise sobre as condições de resfriamento do motor [3], para o desligamento do motor, é realizada a partir da eq. (2.3) onde a elevação de temperatura final é definida por θf . Da eq. (2.3), tem-se :

$$\theta f = \frac{P_t}{A\lambda} \tag{2.17}$$

Onde:

θf - elevação de temperatura final no estator, após o desligamento (°C)

P_t - energia térmica por unidade de tempo (W)

A λ - fator de transmissão de calor (W/°C)

unesp

Da eq. (2.8), tem-se :

$$\frac{P_t - A\lambda\theta}{Ci} = e^{\frac{-t.A\lambda}{mc}} \tag{2.18}$$

Analisando as condições iniciais para o desligamento do motor, a partir do momento em que o mesmo estava em regime térmico, tem-se que em t = 0, $\theta = \theta_m$.

Assim com a nova condição inicial, a constante de integração é :

$$Ci = P_t - A\lambda\theta_m \tag{2.19}$$

Substituindo-se a eq. (2.19) em (2.18), tem-se :

$$e^{(\frac{-tA\lambda}{m.c})} = \frac{P_t - A\lambda\theta}{P_t - A\lambda\theta_m} \tag{2.20}$$

Logo, o comportamento da elevação de temperatura de um corpo sólido, durante o desligamento, pode ser dada por:

$$\theta = \frac{P_t}{A\lambda} + (\theta_m - \frac{P_t}{A\lambda})\, e^{(\frac{-t.A\lambda}{m.c})} \tag{2.21}$$

unesp

Por fim, substituindo-se (2.17) em (2.21), e sabendo-se que a parcela $\frac{A.\lambda}{mc}$ é o inverso da constante de tempo de resfriamento (τ_r), tem-se :

$$\theta = \theta f + (\theta_m - \theta f)e^{\frac{-t}{\tau r}} \tag{2.22}$$

No caso de desligamento do motor , através da eq. (2.17) tem-se que $\theta f = 0$, pois a energia térmica $P_t = 0$. Portanto, a partir do desligamento do motor, pode-se considerar que a equação que representa o comportamento da elevação de temperatura durante o resfriamento do mesmo é :

$$\theta = \theta_m . e^{\frac{-t}{\tau r}} \tag{2.23}$$

Assim como no caso do aquecimento, a constante de tempo de resfriamento é o tempo necessário para que a elevação de temperatura caia 63.2% de sua elevação de temperatura inicial, antes do desligamento. A figura 2.2. mostra essa relação.

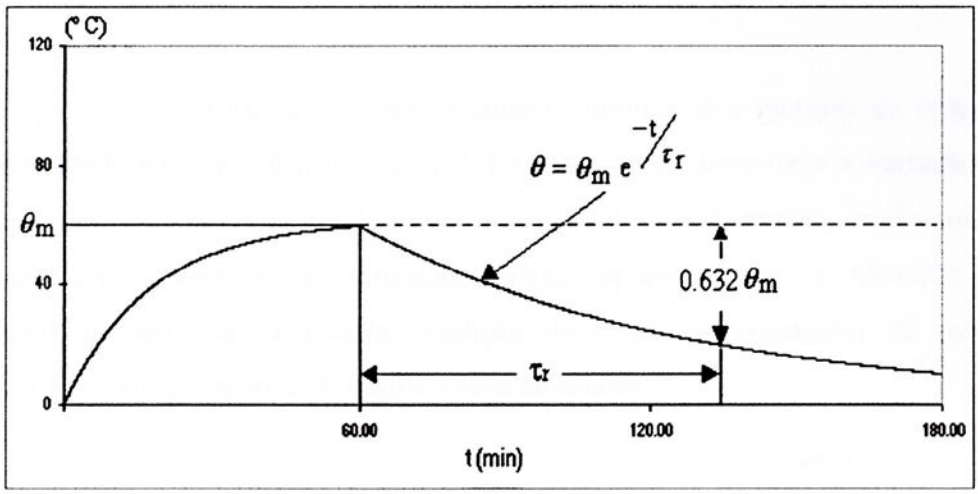


Figura 2.2: Curva característica de resfriamento (θ em função do tempo)

Para estudar o comportamento térmico do corpo do estator, no caso de aumento de temperatura, utiliza-se a eq. (2.15) e durante o resfriamento por desligamento do motor, a eq. (2.23).

Para o caso da redução de carga no eixo do motor, haverá uma diminuição da corrente e portanto da potência total dissipada. Neste caso haverá uma diminuição na elevação de temperatura no motor. Na redução de carga existe ainda uma certa potência dissipada e portanto, não é possível tratar esta diminuição de temperatura como no caso do desligamento, uma vez que nesta condição a potência dissipada é nula. Desta forma, utiliza-se a eq. (2.15) para estimar a elevação de temperatura, durante a operação com qualquer valor de carga, calculando-se a nova elevação de temperatura máxima em função da carga.

2.4. Determinação dos parâmetros térmicos

O estudo do comportamento térmico dos motores de indução está baseado nas equações (2.15), (2.22) e (2.23), que descrevem a variação de temperatura de um corpo sólido, como mencionado anteriormente, sendo que os parâmetros necessários à utilização destas equações são: a elevação de temperatura máxima para cada condição de carga, as constantes de tempo térmicas de aquecimento e de resfriamento do estator.

A elevação de temperatura máxima para cada condição de carga pode ser obtida através da eq. (2.3). O cálculo do fator de transmissão de calor, cujo valor é considerado constante para qualquer condição de funcionamento, pode ser obtido, utilizando-se os dados e as grandezas do motor operando na condição nominal, ou seja a potência dissipada no enrolamento do estator e as perdas no ferro, cujos valores são obtidos do relatório de ensaio de tipo, fornecidos pelo fabricante do motor (Anexo F). Assim, obtem-se:

$$A\lambda = \frac{P_t}{\theta_m} = \frac{Pje + Pfe}{\theta_m} \tag{2.24}$$

Onde:

θ_m - elevação de temperatura final no estator para condição nominal (°C)

Pje - potência dissipada pelo enrolamento do estator na condição nominal (W)

Pfe - perdas no ferro que engloba as perdas rotacionais e as perdas mecânicas (W)

A λ - fator de transmissão de calor (W/°C)

P_t - energia térmica por unidade de tempo (W)

Um fato que deve ser considerado para a determinação da máxima elevação de temperatura, é a correção da resistência do enrolamento do estator com a temperatura no cálculo da potência dissipada, a qual é dada por :

$$R_s(\theta) = R_s(\theta_f)\,(1+\alpha\,\Delta\theta) \tag{2.25}$$

Onde:

$R_s(\theta)$ – resistência elétrica a uma temperatura qualquer (θ)

$R_s(\theta_f)$ – resistência a uma temperatura de referência

α – constante que depende do material

$\Delta\theta$ – incremento de temperatura $(\theta - \theta o)$

Para a condição de regime térmico tem-se $\theta = \theta_m$ portanto :

$$R_s(\theta_m) = R_s(\theta_f)\,(1+\alpha\,\Delta\theta_m) \tag{2.26}$$

Na eq. (2.24), substituindo-se a potência dissipada no enrolamento do estator, tem-se :

$$A\lambda. = \frac{Rs(\theta m)(I_L)^2 + Pfe}{\theta m} \tag{2.27}$$

Onde:

I_L – corrente de linha

$Rs(\theta m)(I_L)^2$ – potência dissipada pelo enrolamento do estator

Substituindo-se (2.26) em (2.27) tem-se:

$$A\lambda_{\cdot} = \frac{Rs(\theta f).(1+\alpha.\Delta\theta m).I_L{}^2 + Pfe}{\theta m} \tag{2.28}$$

Para não ser necessário calcular a resistência na temperatura de referência na eq. (2.28), considerando que a mesma varia com a temperatura ambiente, procurou-se obter esta resistência, sabendo-se no entanto que, para qualquer condição de carga essa resistência é a mesma, uma vez que as análises são feitas em função da elevação de temperatura em relação a temperatura ambiente

2.4.1. Motor operando com carga nominal

Para o motor operando com carga nominal, a partir da eq. (2.28), a resistência na temperatura de referência pode ser dada por :

$$Rs(\theta f) = \frac{\theta_{mn}.A\lambda - Pfe}{(I_{Ln})^2 * (1+\alpha\Delta\theta_{mn})} \tag{2.29}$$

2.4.2. Motor operando em uma condição de carga qualquer

Para o motor operando em uma condição de carga qualquer, a resistência na temperatura de referência é:

$$Rs(\theta f) = \frac{\theta_{m}.A\lambda - Pfe}{(I_{L})^2 * (1+\alpha\Delta\theta_{m})} \tag{2.30}$$

Onde:

θ_{mn} – elevação de temperatura máxima na condição nominal

I_{Ln} – corrente de linha para a condição nominal

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

θ_m — elevação de temperatura máxima desejada, para uma outra condição de carga

I_L — corrente de linha devido a um novo conjugado de carga

2.4.3. Determinação da elevação de temperatura máxima para qualquer condição de carga

Igualando as eq. (2.29) e (2.30), obtém-se a elevação de temperatura máxima em função da corrente de linha para qualquer condição de carga, tendo como base os dados obtidos a partir da operação na condição nominal do motor.

$$\theta_m = \frac{(I_L)^2 (Pfe - \theta_{mn} A\lambda) - (I_{Ln})^2 Pfe(1 + \alpha\Delta.\theta_{mn})}{(I_L)^2 (\alpha\theta_{mn} A\lambda) - (I_{Ln})^2 A\lambda(1 + \alpha.\Delta\theta_{mn})} \tag{2.31}$$

A eq. (2.31) é utilizada para calcular as elevações de temperaturas máximas para qualquer condição de carga, em função da corrente de linha nominal e da corrente de linha calculada para uma faixa de potências de operação do motor, desde a vazio até uma condição de sobrecarga, que é uma das propostas deste trabalho.

2.4.4. Determinação das constantes de tempo térmicas

A constante de tempo térmica de aquecimento pode ser calculada, a partir do fator de transmissão de calor já calculado anteriormente, sendo que as massas do enrolamento e núcleo do estator foram fornecidas pelo fabricante. Assim a mesma foi calculada utilizando a eq. (2.12), como segue:

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

$$\tau_a = \frac{m_{ee}\, C_{ee} + m_{ne}\, C_{ne}}{A\,\lambda} \tag{2.32}$$

Onde:

m_{ee} – massa do enrolamento do estator

m_{ne} – massa do núcleo do estator

C_{ee} – calor específico do enrolamento do estator

C_{ne} – calor específico do núcleo do estator

A constante térmica de resfriamento foi calculada com base em modelos já desenvolvidos [4], onde seu valor é aproximadamente 1/3 (um terço) da constante térmica de aquecimento. Os resultados obtidos neste trabalho, comprovam que esta aproximação pode ser utilizada. Assim a constante de tempo térmica de aquecimento é obtida a partir da eq. (2.32) e a de resfriamento como sendo igual a um terço desta.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Capítulo 3

Utilização das redes neurais artificias na determinação dos parâmetros térmicos

3.1. Introdução

As redes neurais artificiais, ou mais conhecidas como RNA, são modelos computacionais inspirados no cérebro humano e que possuem a capacidade de aquisição e manutenção de informações. Pode-se dizer que as redes neurais são definidas como um conjunto de unidades de processamento ("neurônios") que são interligadas por um grande número de interconexões ("sinapses").

Entre as principais características das redes neurais, pode-se destacar:

- *Aprendizado*: o sistema é treinado a partir de exemplos;
- *Capacidade de adaptação*: uma vez construída uma rede eficiente para uma dada aplicação, ela pode ser utilizada em aplicações em tempo real, sem necessidade de ter sua arquitetura alterada a cada atualização, basta que seja retreinada com base nos novos dados históricos que forem surgindo;
- *Capacidade de generalização*: mesmo com dados incompletos ou imprecisos as redes podem preencher as lacunas sem sofrer degradação, sendo algo parecido com a interpolação e extrapolação da estatística, porém operacionalmente muito diferente;

unesp

- *Agrupar ou organizar dados (informações)*;

- *Tolerância a falhas*: como as unidades da rede operam em paralelo, a destruição ou defeito em um de seus nodos não torna a rede inoperante, podendo até mesmo não causar grandes problemas em seu funcionamento (a exemplo do que ocorre com o cérebro humano);

- *Imunidade a ruídos*: os dados reais muitas vezes contêm ruído (variações aleatórias adicionadas aos valores originais), sendo que as redes conseguem separar o ruído da informação relevante, tendo sido utilizadas mesmo como filtros de dados.

- *Auto-organização*: as redes neurais possuem a capacidade de auto-organização porque elas contém as regras para o aprendizado, que possibilitam com que as conexões ponderadas se auto-ajustem através de sessões de treinamento ou em resposta a uma nova entrada.

Os estudos a respeito das redes neurais tiveram início a partir dos trabalhos desenvolvidos por McCulloch e Pitts em 1943 [6]. McCulloch era um psiquiatra enquanto Pitts um matemático, sendo que eles trabalharam no modelamento matemático do neurônio, de forma a descrever um cálculo lógico de redes neurais, que uniram os estudos da neurofisiologia e da lógica matemática.

No entanto, as primeiras aplicações efetivas no campo das redes neurais se deram a partir da década de 80, com o trabalho publicado por Kohonen (1982) a respeito da estrutura LATTICE, e principalmente a partir de 1986 com o desenvolvimento do algoritmo de treinamento *back-propagation*, por Rumelhart, Hinton e Williams [6].

unesp

A partir de então, inúmeras aplicações envolveram o uso das redes neurais artificiais, tendo como principais áreas de aplicação o reconhecimento de padrões (voz, imagem, análise de créditos,etc.), aproximação de funções (*encontrar uma estimativa y de uma função desconhecida f*), controle (processos, robôs, máquinas elétricas,etc.), entre outras [9,10,11].

Desta maneira este trabalho propõe a utilização das redes neurais artificiais, explorando sua capacidade de manutenção de informações, de modo a fornecer os parâmetros térmicos, como elevação de temperatura máxima para uma dada condição de carga, além da constante de tempo de aquecimento e resfriamento.

Outro ponto a se destacar é que, com o uso das redes neurais, pretende-se obter um programa mais simples que o utilizado com o uso direto de algumas equações ou modelos matemáticos mais completos como o desenvolvido em [1], permitindo que o sistema possa ser executado em curtos intervalos de tempo, como em 1 s por exemplo.

Deste modo, a partir dos parâmetros térmicos calculados anteriormente e utilizando o equacionamento apresentado no capítulo 2, pode-se treinar a rede neural com dados de vários motores.

O programa da rede neural, em conjunto com o equacionamento térmico do motor, fornece um modelo matemático que deve funcionar como uma ferramenta adicional, através de um programa computacional que auxilie o técnico ou engenheiro, na análise das condições de operação de motores de indução com rotor em gaiola, a partir da elevação de temperatura no estator da máquina, estimada em tempo real, dentro de um processo industrial .

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

O programa é implementado em um sistema de supervisão industrial, fazendo a amostragem da corrente de linha do motor, em intervalos regulares de tempo.

No capítulo 4 será discutido em detalhes o funcionamento dos sistemas de supervisão, além do funcionamento do modelo térmico implementado no mesmo.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

3.2. Analogia entre o Neurônio Biológico e o Neurônio Artificial

3.2.1. O Neurônio Biológico

As células nervosas ou neurônios são formadas por um corpo celular , que contém o núcleo e do qual partem os prolongamentos. Os neurônios, através de seus prolongamentos geralmente longos e numerosos, formam circuitos biológicos. Da mesma maneira que os circuitos eletrônicos, os circuitos neurais são combinações específicas de elementos que constituem sistemas de diversos tamanhos e complexidade.

O circuito neural pode ser simples, porém na maioria das vezes trata-se da combinação de dois ou mais circuitos que interagem para executar uma função. Muitos circuitos elementares se comunicam em grau crescente de complexidade para executar funções cada vez mais complexas.

Desta forma, os neurônios tem a propriedade de responder a alterações do meio em que se encontram (estímulos) com modificações da diferença de potencial elétrico que existe entre as superfícies externa e interna da membrana celular. Os neurônios reagem prontamente aos estímulos e a modificação do potencial pode restringir-se ao local do estímulo ou propagar-se ao restante da célula, através da membrana. Esta propagação constitui o que se denomina impulso nervoso, cuja função é transmitir informações a outros neurônios, a músculos ou a glândulas.

Os neurônios possuem uma estrutura complexa, porém quase todos apresentam três componentes, como mostra a figura 3.1.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

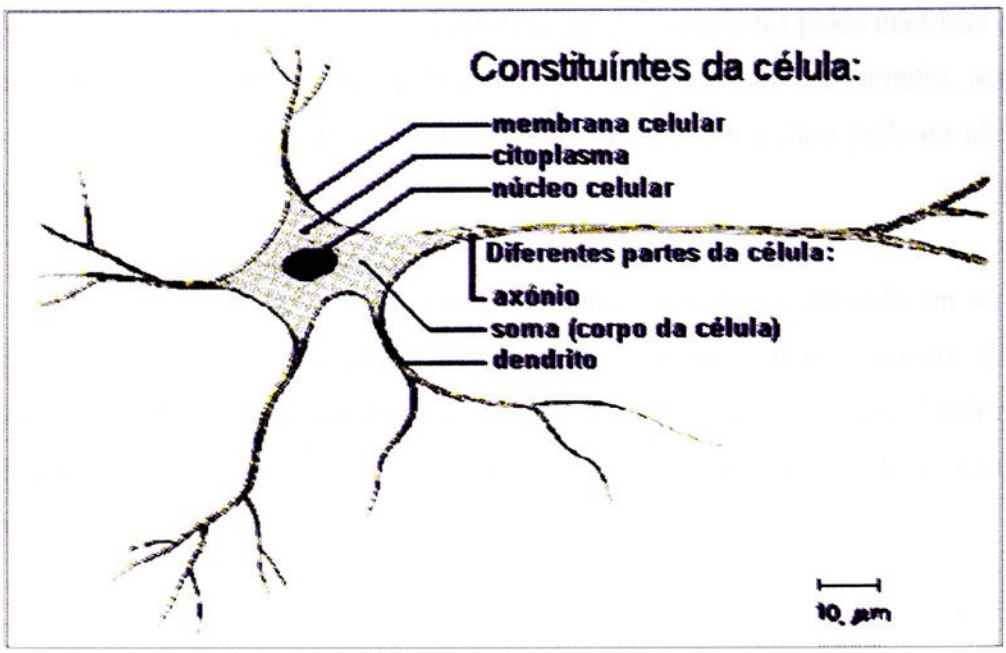


Figura 3.1: Célula neural e suas diferentes partes

- dentritos: prolongamentos numerosos, especializados na função de receber os estímulos do meio ambiente, de células sensoriais ou de outros neurônios;

- corpo celular, que representa o centro trófico da célula e que é também capaz de receber estímulos;

- axônio, prolongamento único, especializado na condução de impulsos que transmitem informações do neurônio a outras células (nervosas, musculares , glandulares), sendo que a porção final do axônio, em geral muito ramificada, termina na célula seguinte do circuito, por meio de botões terminais, que fazem parte da sinapse.

As sinapses transmitem as informações para a célula seguinte do circuito, de maneira que, em geral, as informações são recebidas pelos dentritos e pelo corpo celular, e são emitidas pelo axônio [17]. Dependendo das entradas, por meio de um mecanismo elétrico conhecido como disparo, o axônio pode ou não disparar.

Verifica-se que ao isolar um único neurônio e olhando em seu interior, observa-se que as cargas que entram se somam algebricamente (já ponderadas) e se um determinado valor (conhecido como limiar do neurônio) é ultrapassado, este dispara e um pulso da ordem de 35 mV é ejetado pelo axônio, como ilustra a figura 3.2.

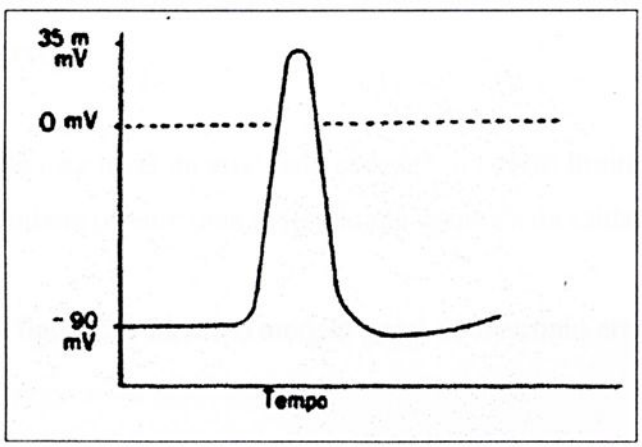


Figura 3.2: Característica de disparo de uma célula nervosa

3.2.2. O Neurônio Artificial

O neurônio artificial consiste em uma unidade de processamento de informações, sendo esta a parte fundamental na operação de uma rede neural. O funcionamento de uma unidade de processamento, como a proposta por McCulloch e Pitts em 1943 [6], pode ser descrita da seguinte maneira:

- os sinais são apresentados as entradas (assim como na célula nervosa);

- cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída da unidade;

- é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade (assim como o limiar de disparo de uma célula nervosa);

- se este nível de atividade exceder um certo limite (threshold) a unidade produz uma determinada resposta de saída.

A figura 3.3 ilustra o modelo geral do neurônio artificial:

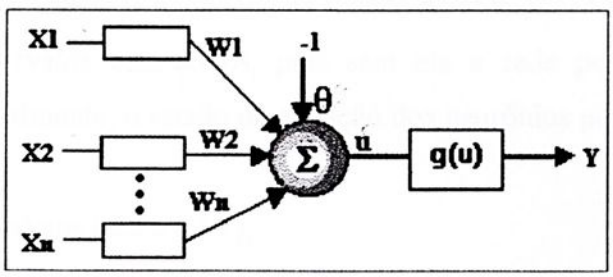


Figura 3.3: Estrutura de um neurônio artificial

Onde:

X1,X2,...,Xn : são os sinais de entrada

W1,W2,...,Wn : pesos ou conexões sinápticas

θ : é o limiar de ativação do neurônio

u : é a saída do combinador linear

g(u) : é a função de ativação (limita a saída do neurônio)

Y : é o sinal de saída do neurônio

Matematicamente tem-se que:

$$u = \sum_{i=1}^{N} Wi.Xi - \theta \tag{3.1}$$

$$Y = g(u) \tag{3.2}$$

A partir das eq.(3.1) e (3.2), nota-se que a função de ativação g(u) processa o conjunto de entradas recebidas, e o transforma em estado de ativação. Neste caso, a principal finalidade da função de ativação, é limitar a saída do neurônio em intervalos conhecidos, pois sem ela a rede poderia assumir qualquer valor. Normalmente, o estado de ativação dos neurônios pode assumir os seguintes valores:

- Binários (entre 0 e 1);
- Bipolares (entre -1 e 1);
- Reais.

unesp

Assim como nos neurônios biológicos, nos neurônios artificiais, dependendo da soma das entradas , o neurônio pode gerar um sinal excitatório (positivo) ou inibitório (negativo), sendo que o disparo do mesmo se dá a partir da função de ativação.

A figura 3.4 mostra as funções de ativação mais usadas. Com relação a saída de cada função tem-se que:

a) Função Rampa:

$g(u) = a$, se $u > a$

u, se $-a =< u =< a$

$-a$, se $u < a$

b) Função Degrau:

$g(u) = 1$, se $u >= \theta$

0, se $u < \theta$

c) Função Degrau (Bipolar):

$g(u) = 1$, se $u >= \theta$

-1, se $u < \theta$

d) Função Sinal (Bipolar):

$g(u) = 1$, se $u > 0$

0, se $u = 0$

-1, se $u < 0$

e) Função Logística:

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}}$$

f) Função Hiperbólica:

$$g(u) = \tanh\left(\frac{\beta u}{2}\right) = \frac{1 - e^{-\beta u}}{1 + e^{-\beta u}}$$

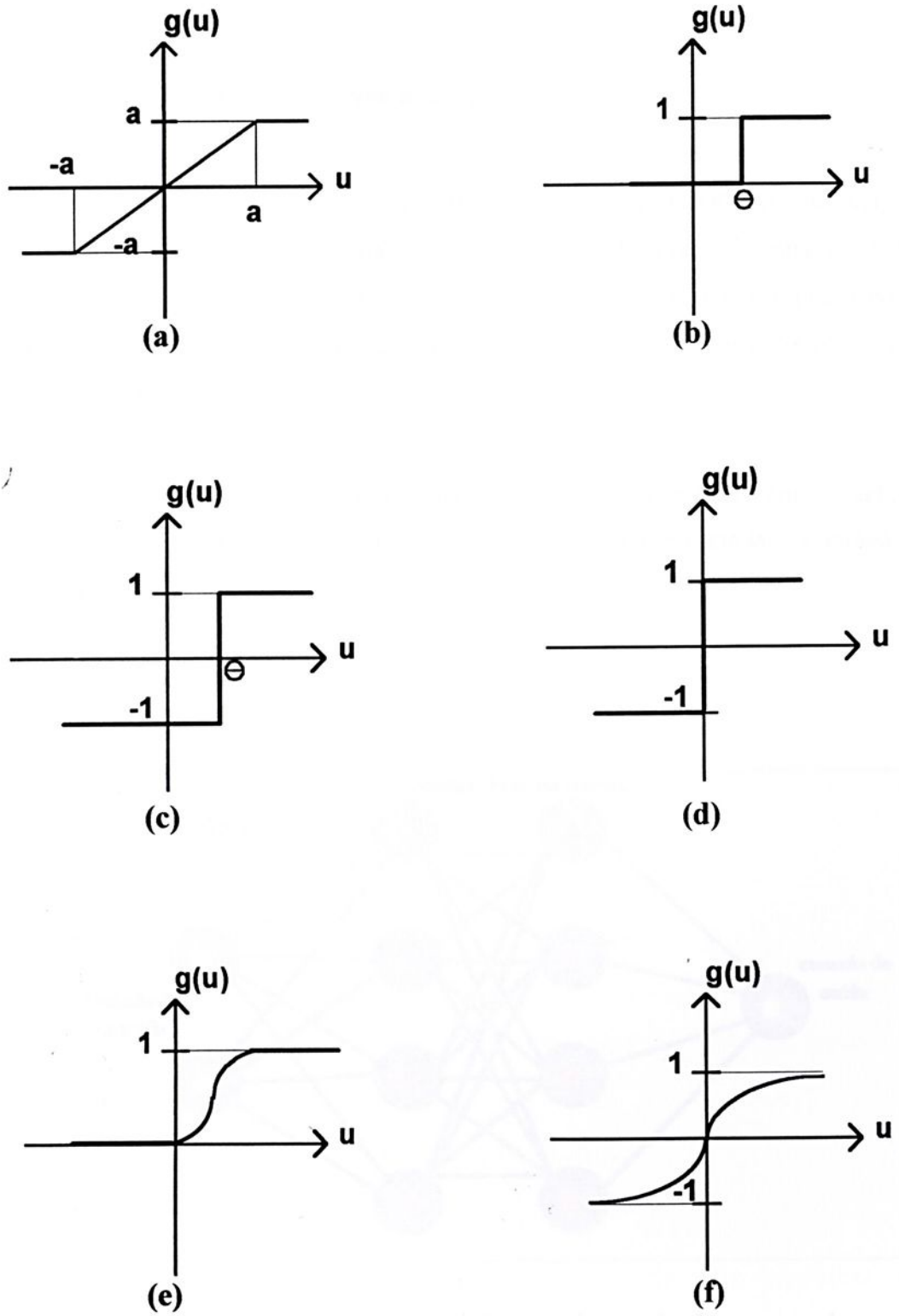


Figura 3.4 – Funcões de ativação

3.3. Arquitetura e treinamento das redes neurais artificiais

3.3.1. Arquitetura das redes neurais

A arquitetura das redes neurais artificiais (RNA), ou seja, a maneira em que os neurônios estão arranjados, está fortemente relacionada com o algoritmo utilizado para treinar a rede. Assim, uma rede neural é especificada, principalmente pela sua topologia, pelas características dos nós e pelas regras de treinamento.

As redes neurais estão tipicamente organizadas em camadas, como ilustra a figura 3.5, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior.

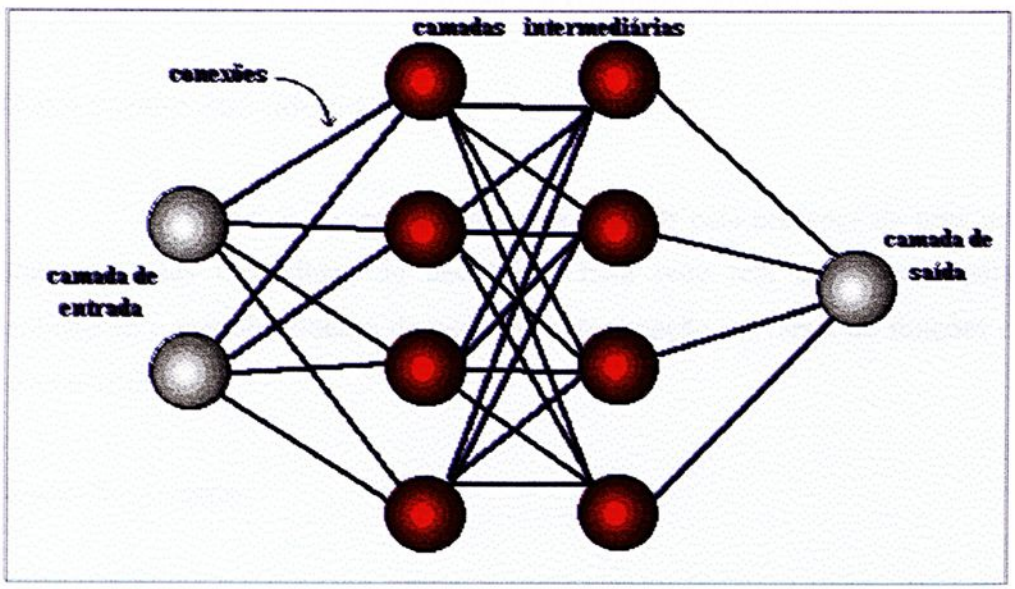


Figura 3.5 – Arquitetura de uma rede neural organizada em camadas

Usualmente as camadas são classificadas em três grupos:

- *Camada de Entrada*: onde os padrões são apresentados à rede;

- *Camadas Intermediárias ou Escondidas*: onde é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas, sendo consideradas como extratoras de características;

- *Camada de Saída*: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Entre as principais arquiteturas , incluem:

a) Redes Feedforward (Camada Única):

Neste tipo de rede, tem-se uma camada de entrada e uma única camada de neurônios, que é a própria camada de saída. Tem como prinpipais aplicações a memória associativa linear e o reconhecimento de padrões.

b) Redes Feedforward (Multi-Camadas):

Este tipo de rede distingue da anterior pela presença de uma ou mais camadas escondidas de neurônios. Esta rede tem como principais aplicações o reconhecimento de padrões, aproximação universal de funções e em controle.

c) Redes Recorrentes:

São redes que contém retro-alimentação entre neurônios de camadas diferentes. Entre as principais aplicações incluem as memórias associativas, sistemas dinâmicos, controle, otimização e previsão ou estimação.

unesp

d) Estrutura Lattice (Reticulada):

Uma estrutura LATTICE consiste de um array de neurônios de uma ou mais dimensões. Os sinais de entrada são os mesmos para todos os neurônios. Na realidade, uma LATTICE é uma rede Feedforward cujos neurônios são arranjados em linhas e colunas. Enter as principais aplicações incluem grafos, clustering, equalização. É utilizada quando a localização espacial (coordenadas) dos neurônios correspondem as características intrínsecas dos padrões de entrada.

3.3.2 Treinamento das Redes Neurais

O treinamento ou processo de aprendizado de uma rede neural, consiste em ajustar os pesos sinápticos (matriz de pesos W), de forma que a aplicação de um conjunto de entradas produz um conjunto de saídas, ou ainda quando a rede consegue generalizar soluções para uma classe de problemas.

O algoritmo de aprendizado consiste em um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, sendo que estes algoritmos diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados.

Outro fator importante é a maneira pela qual uma rede neural é treinada. Nesse contexto existem os seguintes tipos de treinamento:

- *Aprendizado Supervisionado*: a rede é treinada para fornecer a saída desejada em relação a um estímulo de entrada específico (Regra Delta, Regra de Hebb) [6].



- *Aprendizado Não-Supervisionado ou Auto-Organizado*: não há uma saída específica em relação aos estímulos de entradas. A rede se auto-organiza em relação a algum subconjunto das entradas, cujos elementos possui características similares (aprendizado competitivo).

Durante o desenvolvimento deste trabalho utilizou-se o treinamento supervisionado, baseado nas redes do tipo Perceptron (Multi-Camadas), sendo estas descritas no próximo item.

3.4. As Redes de Perceptron e o seu treinamento

As redes de Perceptrons é uma rede FeedFoward (Multi-Camadas) constituída por uma camada de entrada, pelo menos uma camada neural escondida (geralmente 2) e uma camada neural de saída. Como esta rede consiste em uma generalização do Perceptron de camada simples, a seguir é feita uma breve introdução sobre este.

3.4.1. O Perceptron

O Perceptron idealizado por Rosemblatt [6] é a forma mais simples de uma rede neural artificial, e é utilizado neste trabalho como aproximador de funções (figura 3.6).

A rede apresentada na figura 3.6, é do tipo Perceptron Feedforward e sua operação é baseada no modelo neural de McCulloch [6].

unesp

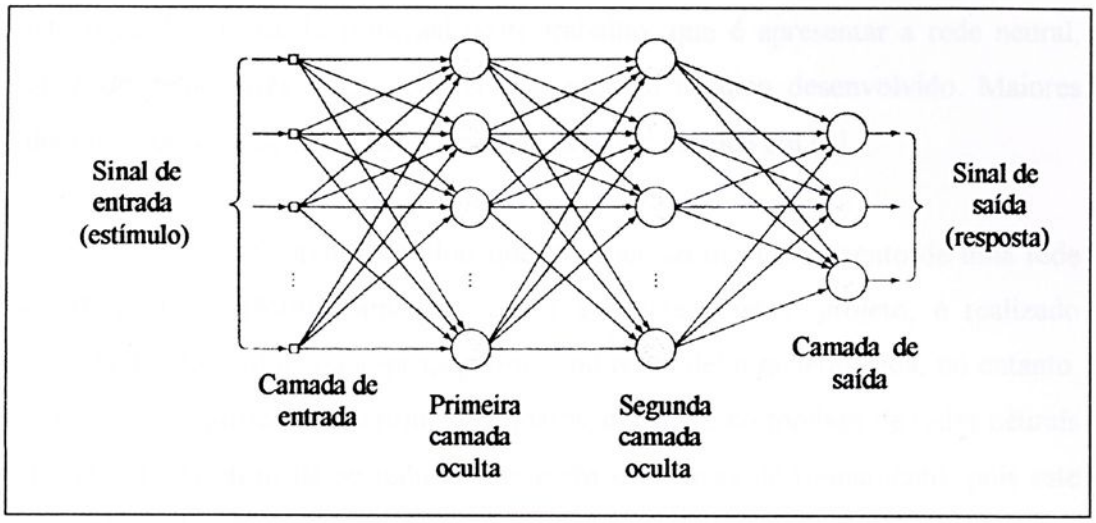


Figura 3.6 – Modelo de um Perceptron de múltiplas camadas

O Perceptron como aproximador de funções possue as seguintes características:

- Entradas: Reais;
- Saídas: Reais;
- Função de ativação: Função tangente hiperbólica, sigmóide, ou qualquer função que seja monótona crescente;
- Pesos (W1,W2,...,Wn): Inicializados aleatoriamente (geralmente com zero);
- Treinamento: supervisionado.

O algoritmo de treinamento utilizado em uma rede do tipo Feedforward pode ser a Regra Hebb ou ainda a Regra Delta [6]. Neste projeto é utilizado a Regra Delta, porém não é mostrado maiores detalhes sobre esta, pois

isto foge da finalidade principal deste trabalho, que é apresentar a rede neural, além de demonstrar a sua aplicação no modelo térmico desenvolvido. Maiores detalhes sobre os tipos de treinamento podem ser obtidos em [6].

Convém ressaltar que, o processo de treinamento de uma rede de Perceptrons (Multi-Camadas), como a utilizada neste projeto, é realizado através do algoritmo "back-propagation", ou regra delta generalizada, no entanto, optou-se por utilizar o algoritmo Marquardt, existente no toolbox de redes neurais do MATLAB, afim de se reduzir o número de épocas de treinamento, pois este otimiza o algoritmo back-propagation de forma mais eficiente. Detalhes sobre esse algoritmo pode ser encontrado em [20].



Capítulo 4

Implementação do modelo matemático em sistemas de supervisão

4.1. Introdução

A crescente evolução da tecnologia da informação, além da concorrência abrangendo todas as áreas da produção industrial, fez com que se tornasse cada vez mais comum o uso de equipamentos e ferramentas que contribuam para aumentar a produtividade, além de tornar os processos mais homogêneos, eficientes e seguros.

Desta forma a automação industrial avança no setor produtivo, tendo a finalidade de otimizar os processos, no que se refere à um controle mais eficaz e seguro, além de reduzir o custo final, tendo como base a utilização de equipamentos, programas, ou ainda sistemas dedicados completos.

Estes sistemas estão geralmente baseados em um hardware desenvolvido para uma determinada aplicação. Este hardware, normalmente microprocessado, é responsável pela execução de uma lógica de controle e é construído com características específicas para atender às necessidades de controle de um determinado processo.

No entanto, a arquitetura de um sistema automatizado depende de vários fatores, e em particular deve-se observar:

- Os tipos de dados a serem monitorados e/ou controlados;

- O tamanho da planta a ser controlada;

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

- O tempo de resposta desejado para se monitorar e/ou atuar no processo;

- Dados a serem disponibilizados ao processo e/ou nível gerencial-administrativo.

Atualmente é possível acompanhar o comportamento de todo um processo industrial, ou ainda de um sistema isolado, composto por exemplo de um motor mais carga, utilizando-se sistemas de monitoramento e controle, como os supervisórios, em conjunto com os controladores lógicos programáveis, de maneira segura e eficiente.

A figura 4.1 mostra um exemplo de integração de um sistema automatizado de um decantador de caldo, utilizado em uma fábrica de açúcar. Neste sistema são monitoradas a corrente de linha do motor, a indicação se o motor da bomba está ligado e a velocidade do mesmo. Todos esses dados são enviados ao CLP, sendo que este, através de uma rede de comunicação, envia os dados até o sistema de supervisão.

Como mencionado no capítulo 1, neste trabalho é implementado um modelo matemático térmico em um sistema de supervisão industrial, a fim de estimar em tempo real, a elevação de temperatura no estator de um motor de indução trifásico, com o objetivo de proteger e analisar o comportamento do mesmo em casos de sobrecarga. É possível também, que o programa atue no sentido de desligar o motor automaticamente, ou ainda disparar um alarme para que o operador do sistema defina o melhor procedimento, em função das condições do processo e do equipamento em questão.

A seguir serão feitas análises detalhadas da utilização do controlador lógico programável, que faz a aquisição da corrente do motor, do software de supervisão, da topologia e do treinamento das redes neurais a serem

unesp

utilizadas, além do funcionamento do programa implementado, para estimar a elevação de temperatura no estator da máquina.

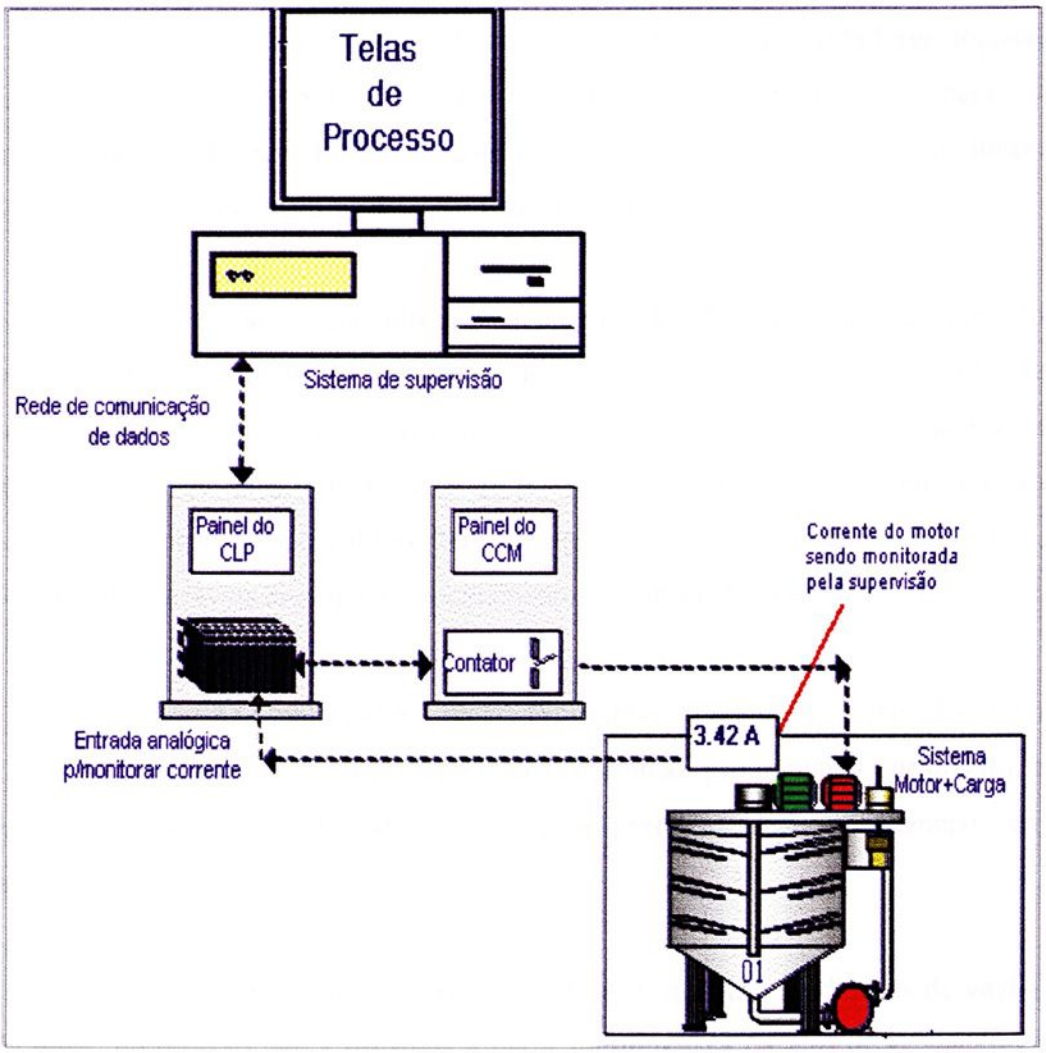


Figura 4.1: Integração de um sistema automatizado

4.2. A utilização do Controlador Lógico Programável para aquisição de dados do motor

Ao final da década de 60, surgiram os controladores lógicos programáveis, estabelecendo-se assim mais uma possibilidade para a implementação de uma lógica de controle. Estes controladores somente foram disponibilizados no Brasil no final da década de 70.

Seu surgimento e desenvolvimento foi impulsionado por um custo cada vez menor dos circuitos semicondutores e pela necessidade de controles ainda mais complexos para os processos industriais. Concebidos inicialmente para substituir a lógica de comando convencional, hoje em dia são amplamente utilizados em diferentes aplicações, tais como: controle seqüencial, controle de variáveis analógicas, acionamentos, controle de processos, etc.

O Controlador Lógico Programável, ou mais conhecido como CLP, é um equipamento ou dispositivo eletrônico programável, destinado a efetuar a aquisição de dados, além de comandar processos lógicos seqüenciais, em um ambiente industrial .

Através de sensores e atuadores (válvulas, medidores de vazão, de nível, de pressão, etc.), ou ainda a partir de um CCM (centro de comando de motores), e realizando o controle por meio de um programa interno, o CLP efetua a leitura de dados provenientes dos sensores, e atua em um equipamento ou em um processo, através de sinais externos enviados até os atuadores ou componentes localizados no CCM como contatores e relês, como ilustra a figura 4.2.

unesp

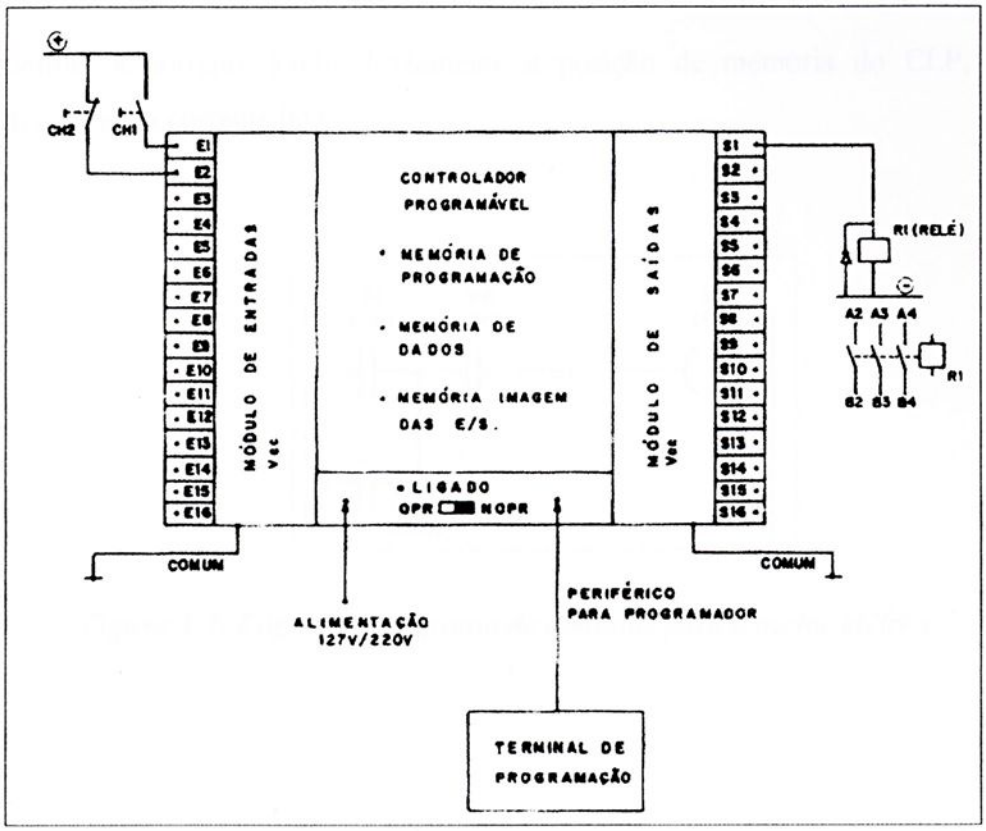


Figura 4.2: Diagrama de ligação em um CLP, para um motor elétrico

O programa interno do CLP pode ser feito tanto com uma linguagem baseada em fluxograma ou instruções, quanto em lógica de diagrama de contatos, como mostra a figura 4.3. A programação em diagrama de contatos permite programar desde funções binárias, até funções digitais complexas. Através desta programação, é possível determinar as decisões a serem tomadas pelo programa, em relação ao equipamento a ser automatizado.

A lógica de contatos implementada na figura 4.3, está relacionada ao circuito elétrico da figura 4.4, sendo possível substituir este circuito pela lógica de contados. Neste trabalho o CLP é utilizado apenas para efetuar a leitura da corrente do motor, a partir de um sensor de corrente, sendo que não foi implementado nenhum programa no mesmo, de modo que o supervisório

monitora a corrente lendo diretamente a posição de memória do CLP, que corresponde a corrente lida.

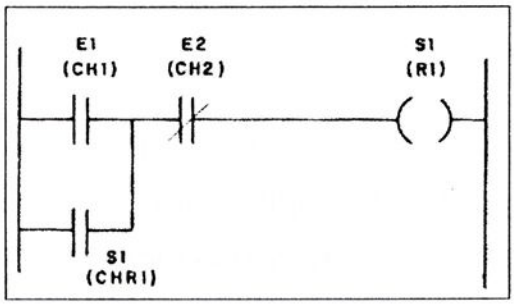


Figura 4.3: Lógica de diagrama de contatos para o motor elétrico

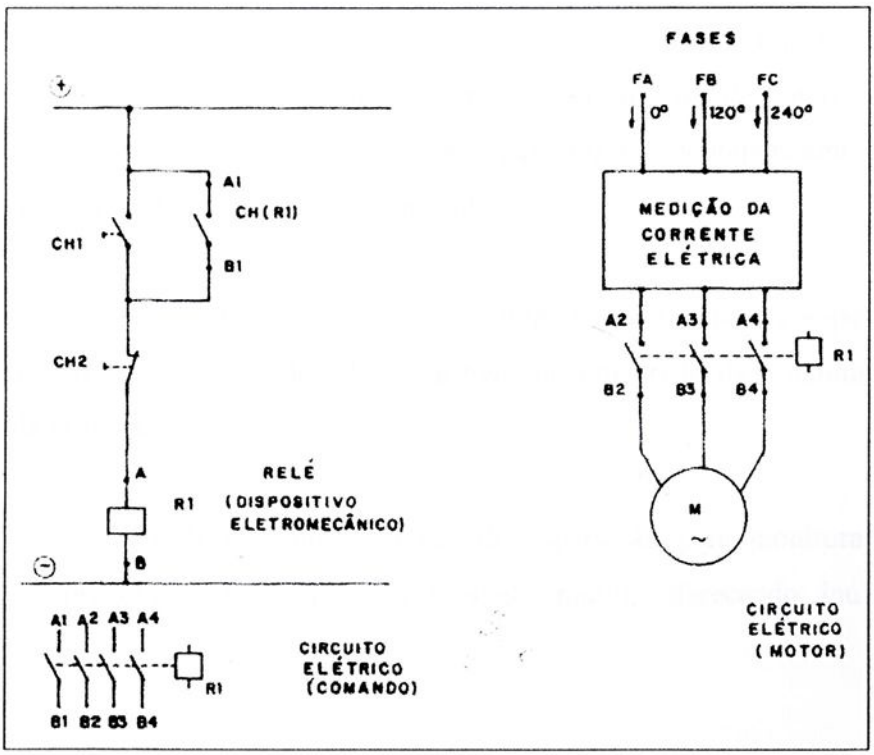


Figura 4.4: Circuito elétrico resumido para o acionamento de um motor elétrico

Atualmente os CLP's oferecem a possibilidade de disponibilizar os dados de processo para os sistemas de supervisão (figura 4.1), em tempo real, através de alguns dispositivos adicionais (cartões de comunicação, placas de rede Ethernet, etc.), além de possibilitar a troca de dados entre os controladores, muitas vezes necessária, para o controle do processo.

Neste trabalho utiliza-se do controlador lógico programável para fazer a aquisição da corrente do motor, disponibilizando-a para o sistema de supervisão, a fim de se obter a elevação de temperatura no estator da máquina.

4.3. Utilização de sistemas de supervisão na análise do comportamento térmico de um motor em tempo real

O sistema de supervisão, ou supervisório, é um programa desenvolvido especialmente que utiliza os dados provenientes de controladores lógicos programáveis ou outros controladores para fazer o acompanhamento de um processo e atuando conforme a necessidade.

Assim como mencionado no item 4.2, o sistema de supervisão faz a aquisição e tratamento dos dados através de uma rede de comunicação, estabelecida com os CLP's.

A utilização dos sistemas de supervisão para monitoração e controle de processos industriais tem crescido muito, oferecendo inúmeros recursos como:

- Capacidade de operar em uma área ampla do processo, com vários instrumentos instalados;

unesp

- Visualização básica do fluxograma do processo e com fácil identificação dos equipamentos;

- Facilidade de operação no acionamento de motores, válvulas, etc.;

- Possibilidade de visualização de variáveis do processo registradas e de armazenagem em arquivo histórico;

- Identificação de status de controle (operação em automático ou manual), e de acionamento de equipamentos como motor ligado, rotação do motor, corrente do motor, válvula fechada, etc.

- Diagnóstico de alarmes e possíveis problemas no campo.

Desta forma, o sistema de supervisão pode ser configurado para monitorar um grande número de informações, ao mesmo tempo, podendo ser utilizado para fazer uma análise em tempo real, do desempenho de um motor, avaliando as condições do mesmo, através da monitoração da corrente, como é a proposta deste trabalho.

A figura 4.5 mostra a tela de um supervisório onde é apresentado um sistema de decantadores de uma fábrica de açúcar. Através desta tela é possível acompanhar o comportamento das variáveis e as condições de operação do processo, bem como dos equipamentos. Nesta tela o operador do sistema tem condições de saber se um determinado equipamento está ligado ou não, ou ainda atuar inserindo dados para controlar o processo. Verifica-se também, que é possível monitorar a corrente de vários motores ao mesmo tempo, o que viabiliza a utilização do modelo proposto neste trabalho para estimar a elevação de temperatura em todos os motores da planta, em tempo real.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

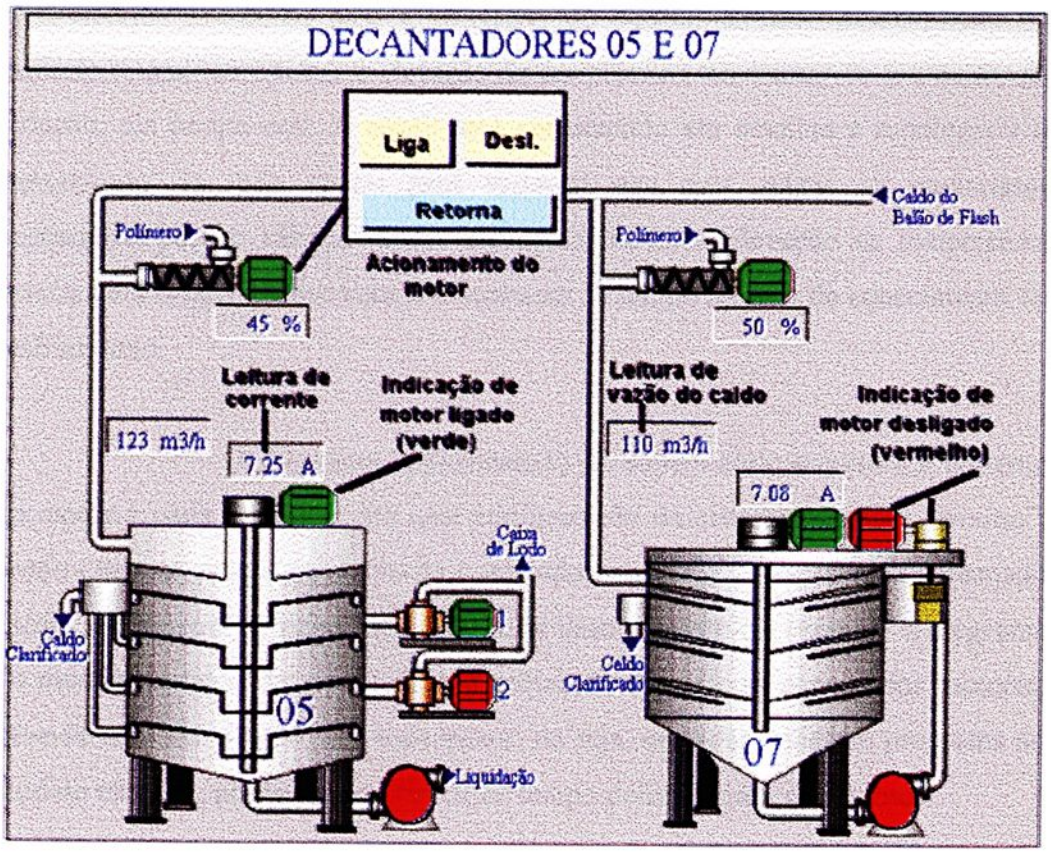


Figura 4.5: Monitoração e controle de equipamentos do processo, através de um sistema de supervisão

4.4. Implementação do modelo térmico para estimar a elevação de temperatura no estator do motor

O funcionamento do modelo térmico implementado no supervisório, tem como base a utilização do equacionamento desenvolvido no capítulo 2, para se estimar a elevação da temperatura no estator de um motor de indução, em tempo real. A seguir será apresentado em detalhes a topologia e o treinamento da rede neural para fornecer nas suas saídas os parâmetros necessários para o cálculo dessas elevações, como a elevação de temperatura máxima em função da corrente, e a constante de tempo térmica de aquecimento ou resfriamento.

O programa implementado no supervisório monitora a corrente do motor a cada segundo, em uma configuração do sistema chamada "evento", sendo que este evento periódico de 1 segundo executa um procedimento chamado "ação" no sistema de supervisão, que neste caso consiste em executar o programa do modelo térmico do motor. Para a utilização do sistema com vários motores, deve-se criar um evento para cada motor, ou seja, executar o mesmo programa do modelo térmico, porém em intervalos de tempo definido para cada motor.

O programa foi implementado no supervisório, a partir de uma linguagem de programação conhecida como VBA (Visual Basic for Applications), sendo esta muito comum na maioria dos supervisórios utilizados no meio industrial, similar a linguagem Visual Basic da Microsoft. Assim uma tela contendo as principais informações a respeito do motor, como os dados de entrada da rede neural, a corrente medida e a elevação de temperatura na máquina estão presentes no sistema, em tempo real.

A figura 4.6 ilustra em um fluxograma, o princípio de funcionamento do programa no sistema de supervisão.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

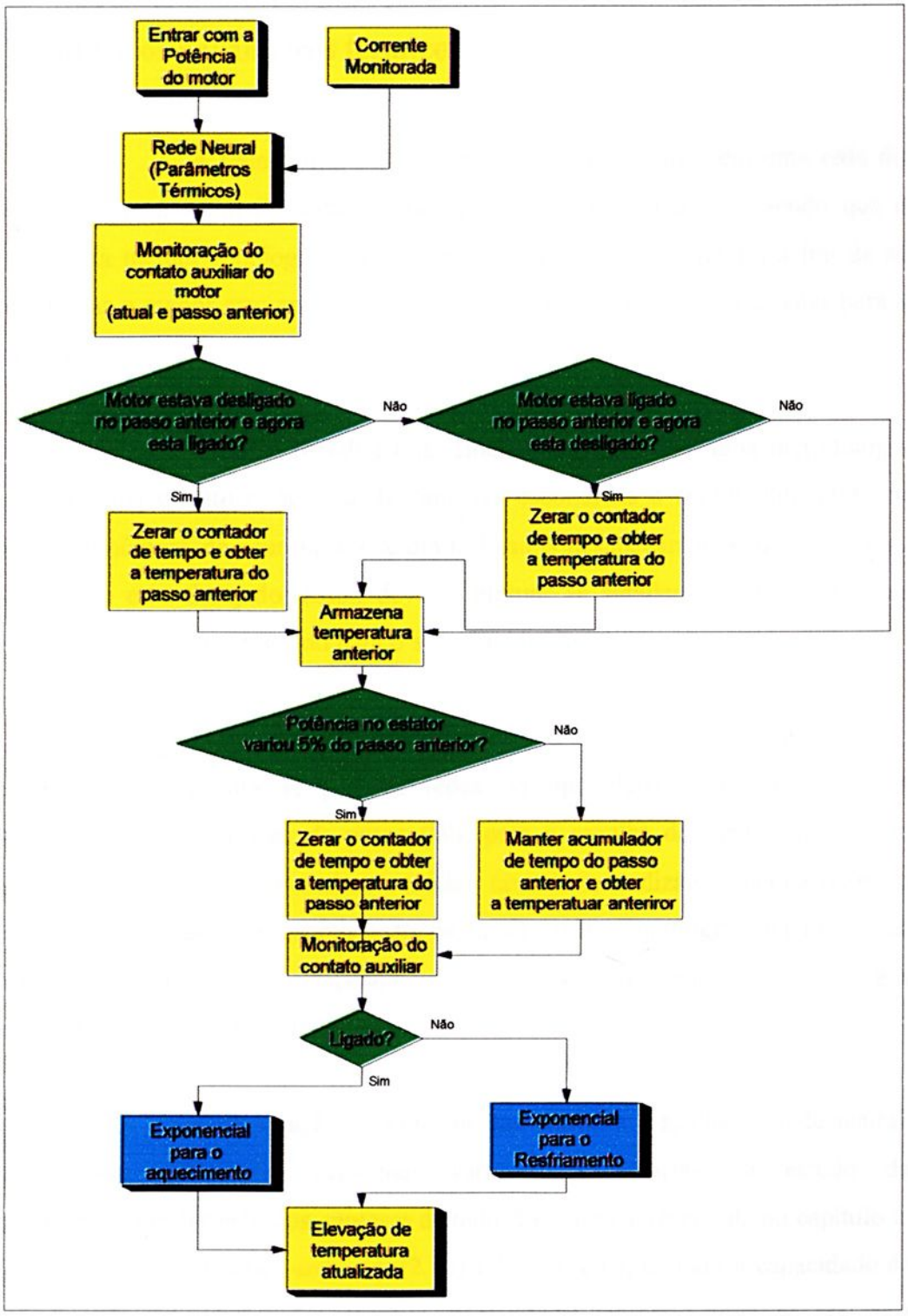


Figura 4.6 – Fluxograma básico de funcionamento do modelo térmico

4.5. Topologia e treinamento da rede neural utilizada para se obter os parâmetros térmicos

A rede neural utilizada neste projeto consiste em uma rede do tipo Perceptron Multi-Camadas, como apresentada no capítulo 3, sendo que a escolha da melhor topologia ocorreu durante a fase de treinamento, a fim de se determinar o menor erro em relação as saídas da rede e as saídas desejadas para a mesma.

Deve-se ressaltar que, atualmente não existe uma metodologia bem definida quanto o número de camadas escondidas a serem utilizadas, ou mesmo o número de neurônios a serem utilizados nestas camadas, de modo a se alcançar o erro desejado, assim deve-se efetuar as simulações alterando essas variáveis até o ponto desejado para o sistema em estudo.

Desta maneira, por tratar-se de uma tecnologia recente, existem algumas técnicas para se projetar redes do tipo Perceptron, como para a inicialização das matrizes de pesos (W), para a escolha da melhor função de ativação ou ainda para determinar a melhor taxa de aprendizagem para a rede, no entanto, as dificuldades quanto a definição da melhor topologia para uma rede neural, constitui-se em um problema que é resolvido apenas com o uso e a experiência em relação as mesmas.

Com relação à definição das entradas e saídas da rede neural, procurou-se utilizar as principais variáveis necessárias ao estudo do comportamento térmico dos motores de indução, como apresentada no capítulo 2. Desta maneira, utilizando-se as eq. (2.15) e (2.23), e explorando a capacidade de manutenção de informações da rede, para vários motores, optou-se por uma topologia de rede como indicada na figura 4.7, a qual foi utilizada para fazer a validação do modelo térmico, através da comparação com os resultados obtidos

unesp

através de ensaios em laboratório, onde foram utilizados três motores de potências 3 CV, 10 CV e 50 CV.

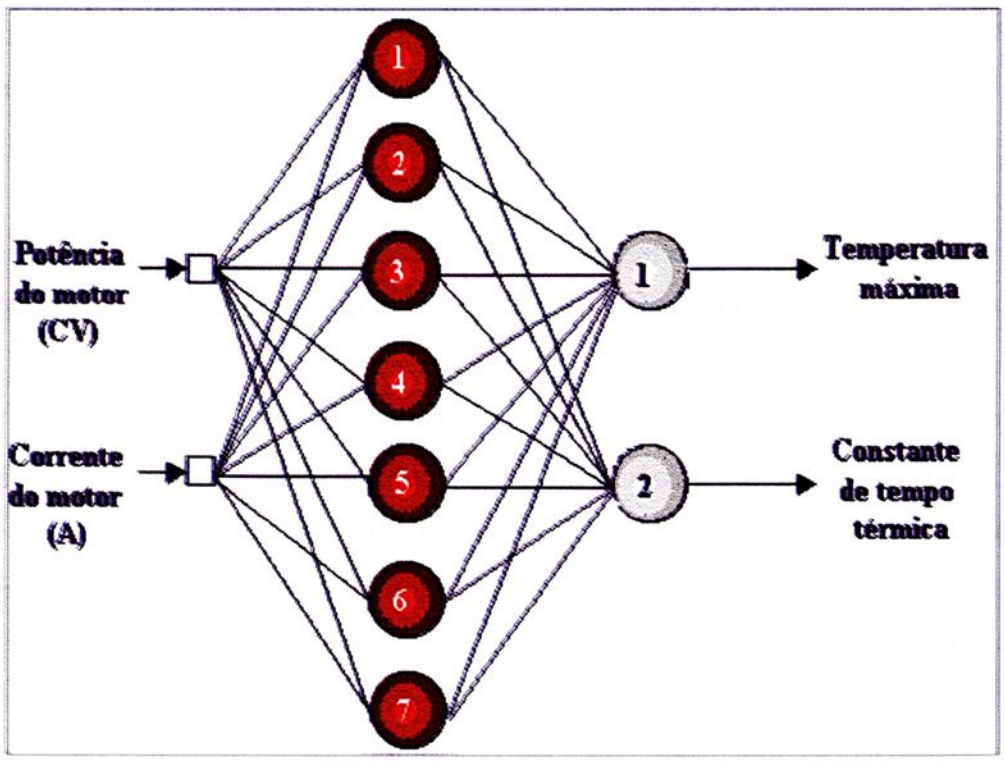


Figura 4.7 – Arquitetura da rede utilizada para validação do modelo

A partir da figura 4.7 nota-se que:

- Entradas da Rede Neural:

1ª) *Potência do motor (CV)* : deve-se entrar com a potência do motor em análise (potência nominal de placa);

2ª) *Corrente do motor (fase ou linha, neste trabalho utilizou-se a corrente de linha eficaz)* : nesta entrada, a rede recebe a corrente do motor a cada instante de leitura do programa.

- Saídas da Rede Neural:

1ª) *Elevação de temperatura máxima (ºC)* : a rede neural fornece nesta saída a elevação de temperatura máxima (estator) do motor em estudo, em função da corrente monitorada;

2ª) *Constante de tempo térmica (min)* : nesta saída a rede fornece a constante de aquecimento para o motor em estudo, se o mesmo estiver ligado, ou ainda a constante de resfriamento para o motor desligado.

A base de conhecimento ou as informações necessárias ao treinamento da rede foram calculadas, variando-se a condição de carga do motor, de vazio a 20 % acima da corrente nominal do motor, e substituindo o valor de corrente na eq. 2.31, para se obter as elevações de temperatura máximas para cada condição de carga. Neste instante foi construída uma tabela com os dados de vários motores, inserindo a potência e a variação de corrente para cada motor, bem como a elevação de temperatura máxima e a constante térmica calculadas.

Como apresentado no capítulo 2, a constante térmica de aquecimento foi calculada a partir da eq. 2.32 ,e a constante de resfriamento como sendo igual a 1/3 (um terço) da constante de aquecimento.

Os dados utilizados para o treinamento desta rede, são apresentados no anexo C.

Como mencionado anteriormente, o número de camadas escondidas obtido para a rede, é escolhido em função do erro obtido durante a fase de treinamento, sendo que neste caso o mesmo foi simulado utilizando apenas uma camada escondida, e variando-se o número de neurônios desta camada, chegou-se ao número de 7 neurônios para a mesma. A figura 4.8 mostra a variação do erro quadrático médio (aproximadamente $2.0*10^{-5}$ no final) obtido

durante a fase de treinamento da rede, utilizando o "toolbox" de redes neurais do MATLAB.

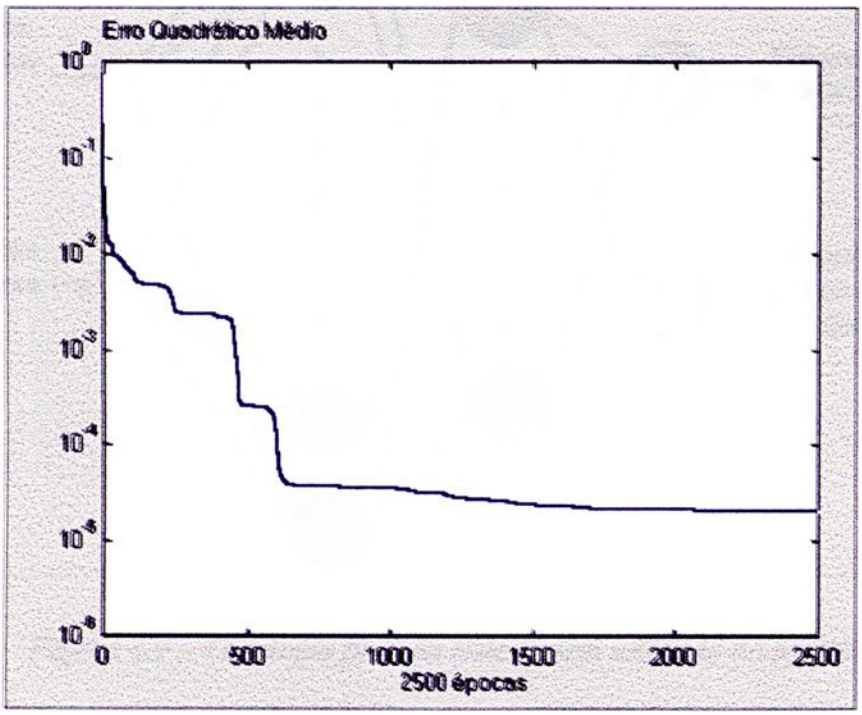


Figura 4.8 – Variação do erro quadrático médio

Para os ensaios em laboratório foi utilizada a estrutura da rede neural da figura 4.7, e utilizando os dados dos motores de 3 CV, 10 CV e 50 CV. No entanto, para o armazenamento dos dados dos 19 motores obtidos junto ao fabricante, tornou-se necessário acrescentar mais uma camada escondida, além de se aumentar também o número de neurônios por camada, a fim de que a rede alcançasse a precisão desejada. Desta forma, chegou-se a topologia da rede final mostrada na figura 4.9.

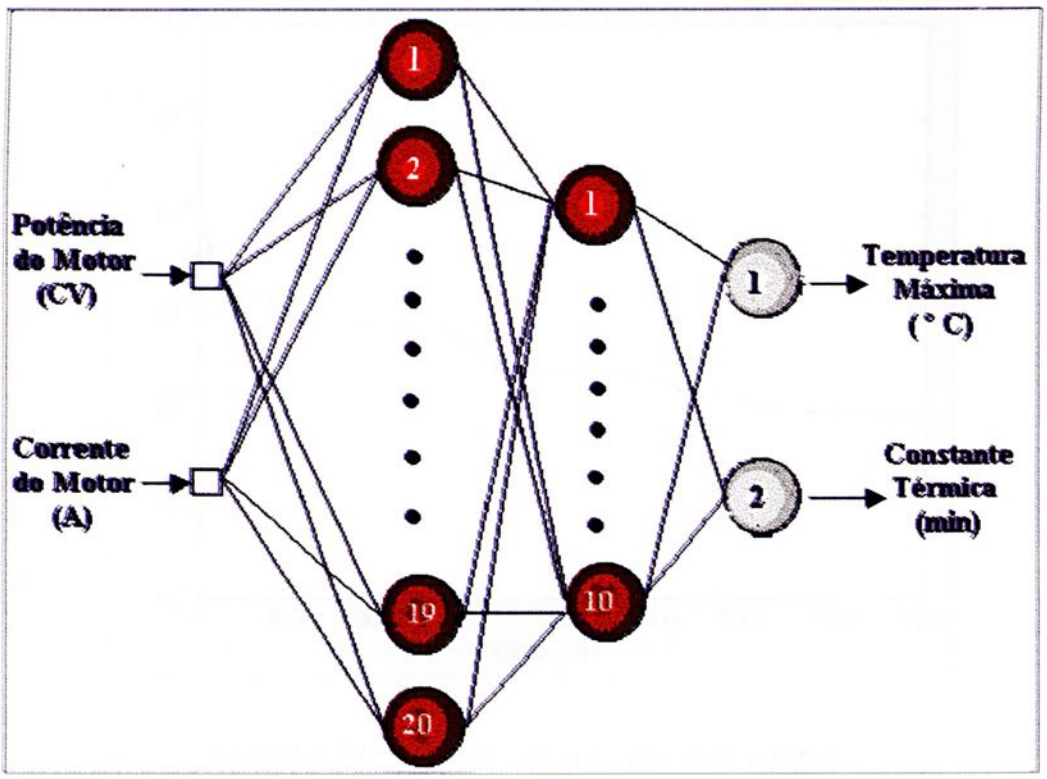


Figura 4.9 – Topologia final da rede neural utilizada no projeto

A rede da figura 4.9 foi a utilizada durante a fase das simulações, e consiste em uma rede de 20 neurônios na primeira camada escondida e 10 na segunda camada, a fim de armazenar os dados de todos os motores fornecidos pelos fabricantes (19 neste caso). No capítulo 6 esta rede é utilizada para implementar o modelo térmico no supervisório, e fornecer os parâmetros térmicos de 4 motores, em uma aplicação específica (processo industrial hipotético).

A figura 4.10 mostra a variação do erro quadrático médio (aproximadamente $7*10^{-5}$ no final), obtido durante a fase de treinamento da rede, utilizando o "toolbox" de redes neurais do MATLAB. Os dados de treinamento desta rede encontram-se no anexo C.

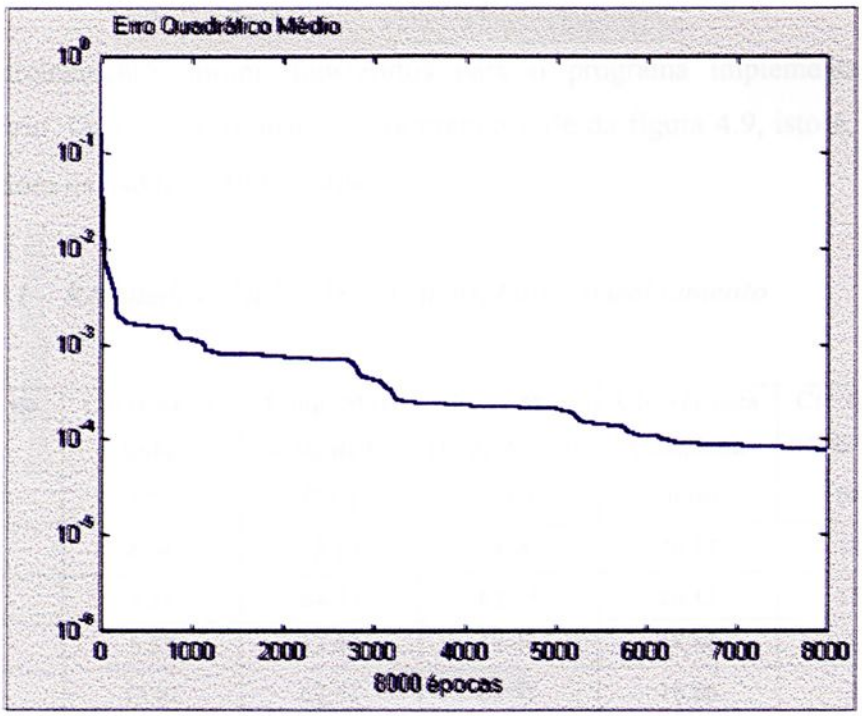


Figura 4.10 - Variação do erro quadrático médio

Com relação aos resultados obtidos no treinamento, a tabela 4.1 mostra a boa aproximação obtida para os dados calculados a partir da eq. 2.31 e 2.32, e aqueles aprendidos pela rede neural. Cabe ressaltar que a tabela 4.1 não apresenta valores de teste, ou seja, ela mostra valores que fazem parte do conjunto de treinamento da rede, e é apresentada com o intuito apenas de mostrar a aproximação existente entre os valores calculados, que são considerados verdadeiros, com aqueles fornecidos pela rede neural.

Para validar a rede, isto é, a sua capacidade de generalização, foram colocados alguns valores nas entradas que não faziam parte da sua base de treinamento, como mostra os resultados da tabela 4.2, para a elevação máxima de temperatura, e a tabela 4.3 para a constante térmica.

Convém lembrar que a rede neural utilizada no programa foi treinada no "toolbox" de redes neurais do MATLAB, sendo que os pesos obtidos

após o treinamento, foram transferidos para o programa implementado no supervisório. Os resultados abaixo se referem a rede da figura 4.9, isto é, a rede treinada com os dados de 19 motores.

Tabela 4.1 – Resultados obtidos da rede neural após o treinamento

Potência do Motor (CV)	Corrente de linha (A)	Temp. Máx. Calculada (° C)	Temp. Máx. (Rede Neural) (° C)	Cte Térmica Calculada (min)	Cte Térmica (Rede Neural) (min)
3	4.94	25.13	24.96	20.12	18.01
3	8.23	64.73	65.15	20.12	18.01
5	5.53	13.80	13.38	18.86	20.6
5	13.82	62.51	62.37	18.86	19.3
100	98.26	18.17	17.97	32.71	33.37
100	245.66	61.00	60.98	32.71	31.77
250	233.9	24.97	24.92	59.88	59.73
250	584.74	70.46	70.45	59.88	59.9

Tabela 4.2 – Resultados de teste da elevação de temperatura calculada, com a fornecida pela rede neural

Potência do Motor (CV)	Corrente de linha (A)	Temp. Máx. Calculada (°C)	Temp. Máx. (Rede Neural) (°C)	Erro Relativo (%)	Erro Absoluto
1	1.54	13.12	13.26	1.06	0.14
1	3.39	68.62	68.38	0.35	0.24
5	4.15	10.41	9.86	5.28	0.55
5	15.2	77.58	77.14	0.57	0.44
100	73.7	15.12	14.77	2.31	0.35
100	221.1	50.18	50.48	0.59	0.30
250	292.37	29.23	29.25	0.07	0.02
250	409.32	41.24	41.26	0.05	0.02



Tabela 4.3 – Resultados de teste da constante térmica calculada, com a fornecida pela rede neural

Potência do Motor (CV)	Corrente de linha (A)	Cte Térmica Calculada (min)	Cte Térmica (Rede Neural) (min)	Erro Relativo (%)	Erro Absoluto
1	1.54	13.43	13.96	3.94	0.53
1	3.39	13.43	14.7	9.45	1.27
5	4.15	18.86	19.9	5.51	1.04
5	15.2	18.86	18.85	0.05	0.01
100	73.7	32.71	33.1	1.20	0.39
100	221.1	32.71	32.42	0.88	0.29
250	292.37	59.88	59.94	0.1	0.06
250	409.32	59.88	60.22	0.56	0.34

A partir dos resultados obtidos na tabela 4.2 e 4.3, nota-se a boa precisão alcançada após o treinamento da rede neural. Os erros relativo e absoluto calculados, mostram a pequena diferença obtida entre os valores calculados, com aqueles aprendidos pela rede neural, tanto para a elevação de temperatura máxima, como para a constante térmica.

No próximo capítulo é feita a validação do modelo térmico proposto no trabalho, que inclui o equacionamento desenvolvido no capítulo 2, com a rede neural apresentada neste capítulo.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Capítulo 5

Validação do Modelo Matemático Desenvolvido

5.1. Sistema experimental

Com o objetivo de validar o modelo matemático desenvolvido foi montado um sistema experimental composto por um motor de indução trifásico com rotor em gaiola de 3 CV, acoplado através de polias e correia a um ventilador tubular. Na entrada de ar do ventilador existe um dispositivo que permite o controle de vazão de ar, o que possibilita a variação da potência mecânica solicitada ao motor.

O motor de indução é dotado de sensor de temperatura, colocado no corpo de estator, próximo ao fundo da ranhura. O sensor utilizado apresenta uma curva característica reta passando pelo ponto (298.2 μA , 298.2 °K), isto é, para cada um grau Kelvin de elevação de temperatura, há um acréscimo de 1 μA na corrente fornecida pelo sensor . A corrente obtida através do sensor é convertida para obtenção da temperatura no estator. Utiliza-se também um outro sensor para obtenção da temperatura ambiente, a qual será utilizada para determinar a elevação de temperatura. Os dois sinais de corrente são levados ao CLP através de conversores de sinais (4 a 20 mA), para fins de monitoramento. O software supervisório, bem como os dados dos equipamentos utilizados na montagem experimental, são apresentados no anexo E. A figura 5.1 ilustra a montagem do sistema experimental

A figura 5.2 representa o sistema experimental completo, mostrando os equipamentos utilizados para a medição das grandezas necessárias. A figura 5.3 apresenta o sistema de acoplamento do motor com o ventilador, montado em laboratório, utilizado para se obter os dados necessários para análise

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

da elevação de temperatura estimada no motor. Verifica-se pela figura 5.1 que os valores fornecidos pelo conversor de sinais deve ser aplicado na entrada analógica do CLP, a fim de que o mesmo possa efetuar a leitura. Neste trabalho não se utilizou as entradas e saídas digitais, bem como as saídas analógicas do CLP.

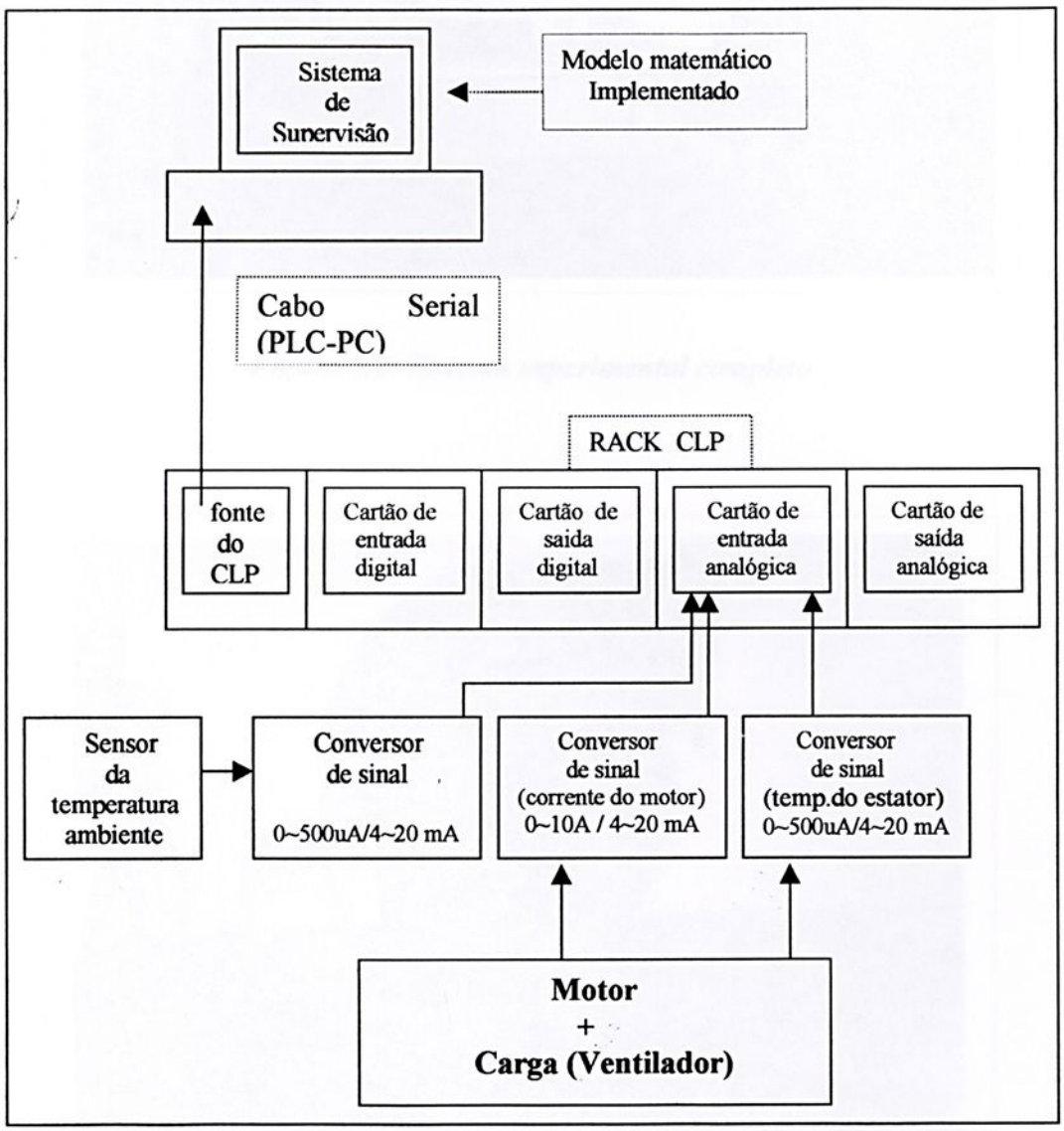


Figura 5.1: Esquema do Sistema Experimental Montado



Figura 5.2: Sistema experimental completo



5.3. Sistema de acoplamento do motor com o ventilador

Os resultados experimentais apresentam as elevações da temperatura, no corpo do estator de um motor de indução. Os resultados foram obtidos, considerando alguns regimes de funcionamento para o motor, como para o regime contínuo S1 , regime de tempo limitado S2, regime periódico S4 e carga variável. Cada regime de operação é apresentado no item 5.2.

A carga no eixo do motor foi ajustada, através da abertura da entrada de ar do ventilador, de forma que o motor, alimentado por tensão e freqüência nominais, absorvesse da rede uma corrente de valor próximo à sua corrente nominal. Esta abertura foi mantida constante para os regimes S1, S2 e S4. Na simulação com carga variável, a entrada de ar foi modificada, de modo a se validar o modelo para esta condição.

5.2. Comparação dos resultados obtidos através do modelo matemático com os resultados experimentais

Como mencionado anteriormente, o motor de indução utilizado nos ensaios, estava instrumentado com um sensor de temperatura, a fim de se comparar a elevação de temperatura medida, com a estimada pelo modelo matemático desenvolvido neste trabalho.

O motor foi alimentado com tensão senoidal nominal, sendo que o seu acionamento foi feito com partida direta, a partir do painel que é mostrado na figura 5.2, acima do computador no qual está instalado o programa com o supervisório.

Nos ensaios realizados, o motor foi submetido aos seguintes regimes de funcionamento:

- *Regime Contínuo (S1):* O motor parte com carga próxima a nominal, funcionando em regime contínuo durante 100 minutos.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

- *Regime de Tempo Limitado (S2):* O motor parte sob carga nominal, funcionando em regime contínuo durante 1 hora, após o que é desligado para que as temperaturas da máquina retornem aos seus valores iniciais. O tempo de repouso é de 2 horas.

- *Regime Intermitente Periódico Com Partidas (S4):* O motor foi submetido a 10 ciclos de operação, com uma duração de 10 minutos cada. O fator de duração de ciclo é de 60%. Este fator define o tempo em que o motor funciona em carga e tensão nominais, em relação ao tempo de duração do ciclo. Para este fator utilizado, o motor funciona 6 minutos em carga e permanece 4 minutos em repouso.

- *Regime com Carga Variável :* O motor foi submetido a 5 ciclos de operação, com uma duração de 20 minutos cada. O fator de duração de ciclo é de 50 %. Neste caso o fator define o tempo em que o motor funciona com carga próxima a nominal, em relação ao tempo de duração do ciclo. Para este fator, o motor funciona 10 minutos com carga nominal e 10 minutos com carga de aproximadamente 70 % da nominal.

Para validar o modelo matemático proposto, foram comparados os resultados fornecidos pelo sensor de temperatura, instalado no estator da máquina, com os valores estimados pelo modelo.

A seguir são apresentadas as curvas obtidas, sendo que os resultados experimentais (sensor) são representados por uma linha contínua (___) e os estimados pelo modelo por asterisco (*). Além da curva da elevação de temperatura, são apresentadas as curvas da potência dissipada no estator da máquina, da variação da resistência do estator, do perfil de corrente monitorado, bem como os dados fornecidos pela rede neural em tempo real, como a constante térmica de aquecimento e a temperatura máxima em função da carga.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

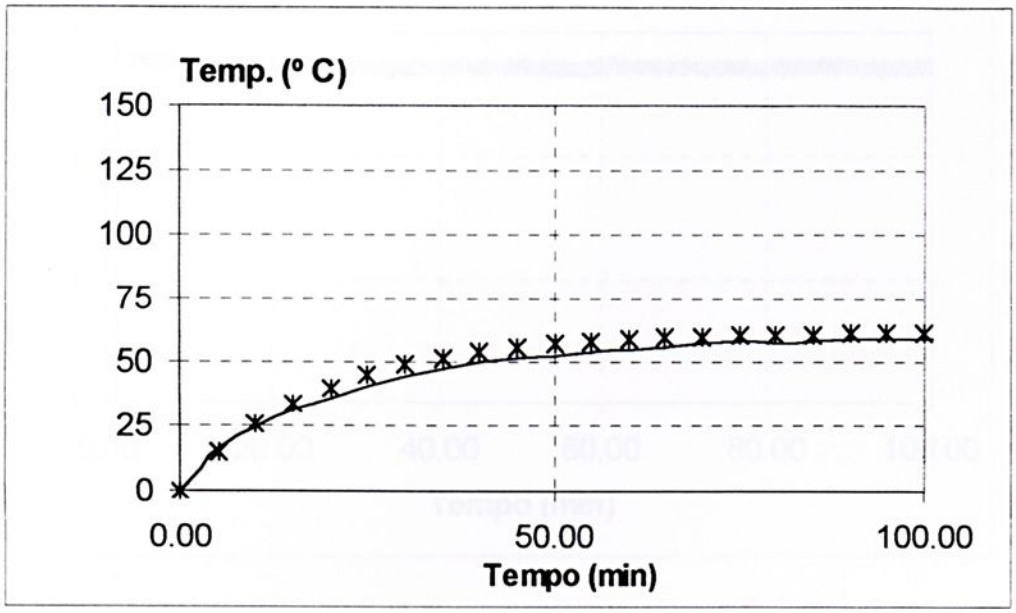


Figura 5.4 – Elevação de temperatura, regime S1, motor de 3 CV

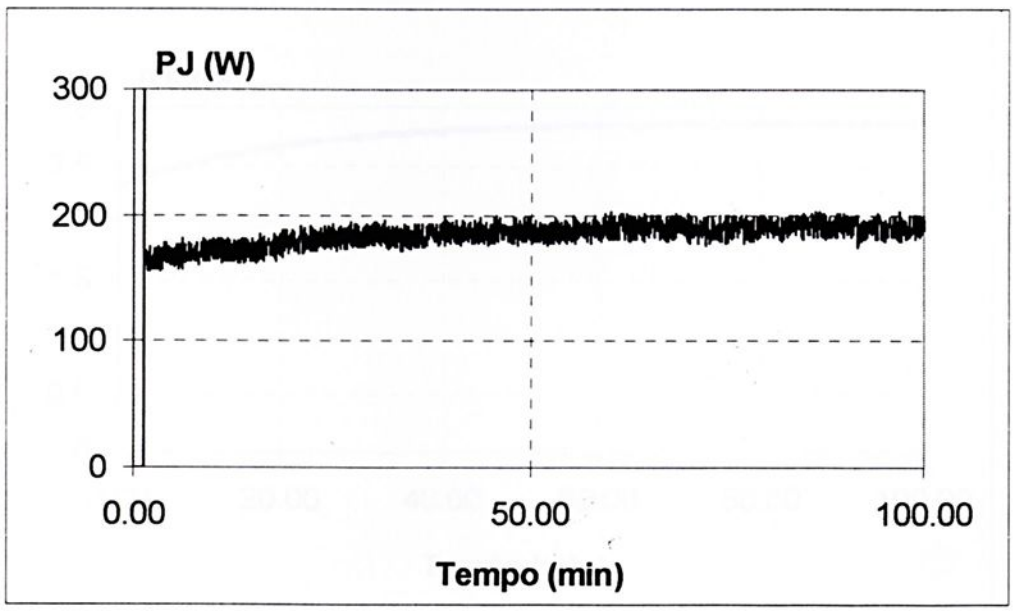


Figura 5.5 – Potência dissipada no estator, regime S1, motor de 3 CV

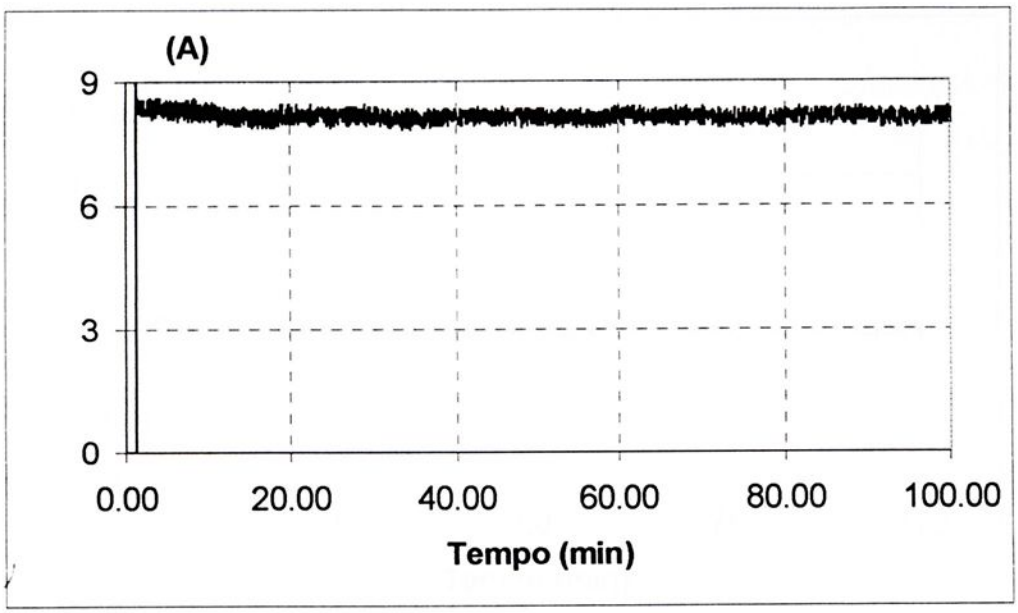


Figura 5.6 – Corrente de linha, regime S1, motor de 3 CV

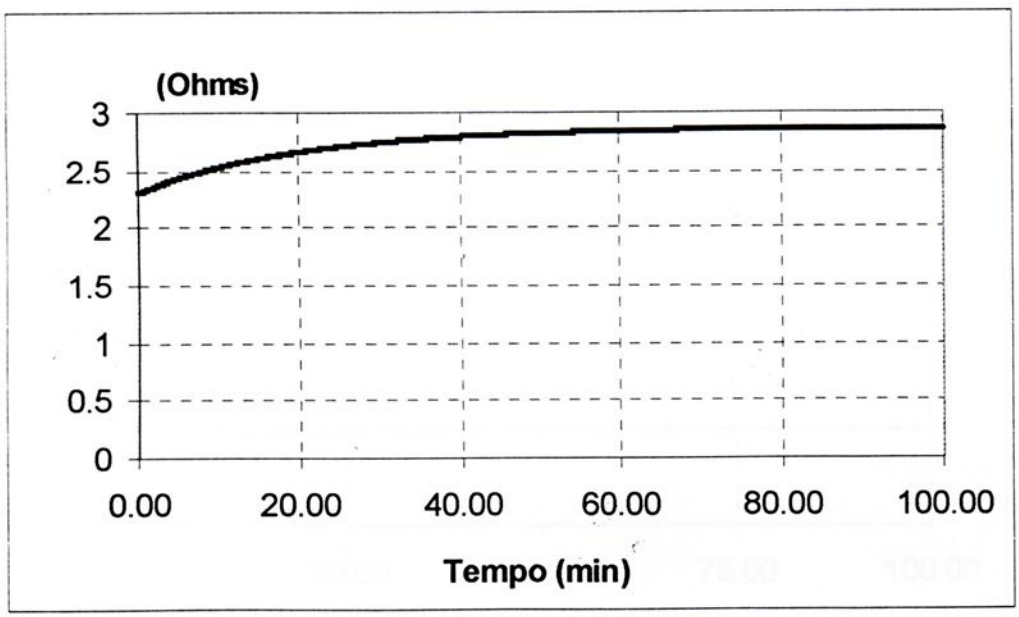


Figura 5.7 – Resistência do estator, regime S1, motor de 3 CV

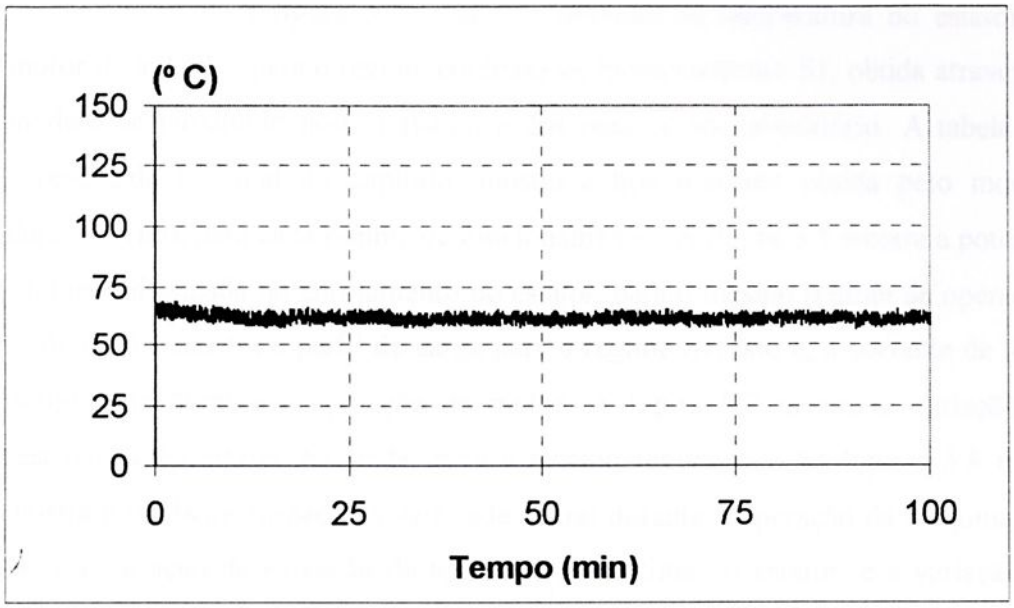


Figura 5.8 – Elevação de temperatura máxima no estator, regime S1 motor de 3 CV

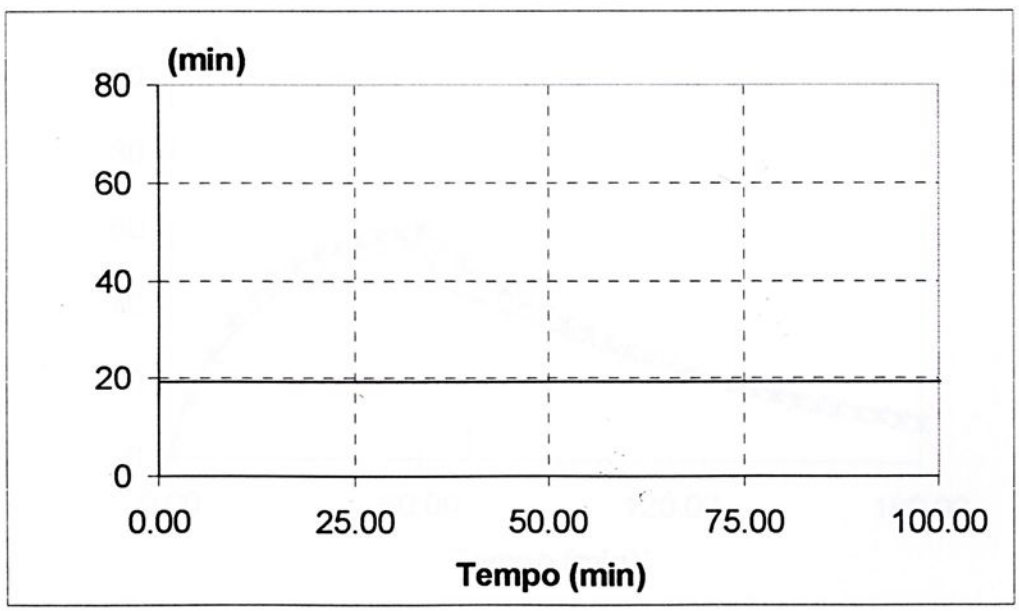


Figura 5.9 – Constante térmica de aquecimento , regime S1, motor de 3 CV

A figura 5.4 mostra a elevação de temperatura no estator do motor de indução, para o regime contínuo de funcionamento S1, obtida através do modelo desenvolvido neste trabalho e dos ensaios em laboratório. A tabela 5.1 apresentada no final do capítulo, mostra a boa precisão obtida pelo modelo desenvolvido, para cada regime de funcionamento. A figura 5.5 mostra a potência estimada dissipada no enrolamento do estator, para o mesmo regime de operação. A figura 5.6 mostra o perfil de carga para o regime S1, isto é, a corrente de linha monitorada durante a operação do motor. A figura 5.7 mostra a variação na resistência do estator estimada, para o mesmo regime S1. As figuras 5.8 e 5.9 mostram os dados fornecidos pela rede neural durante a operação da máquina, no caso a variação da elevação de temperatura máxima no estator, e a variação da constante térmica do estator, respectivamente. A seguir são apresentados os resultados para o regime de tempo limitado S2.

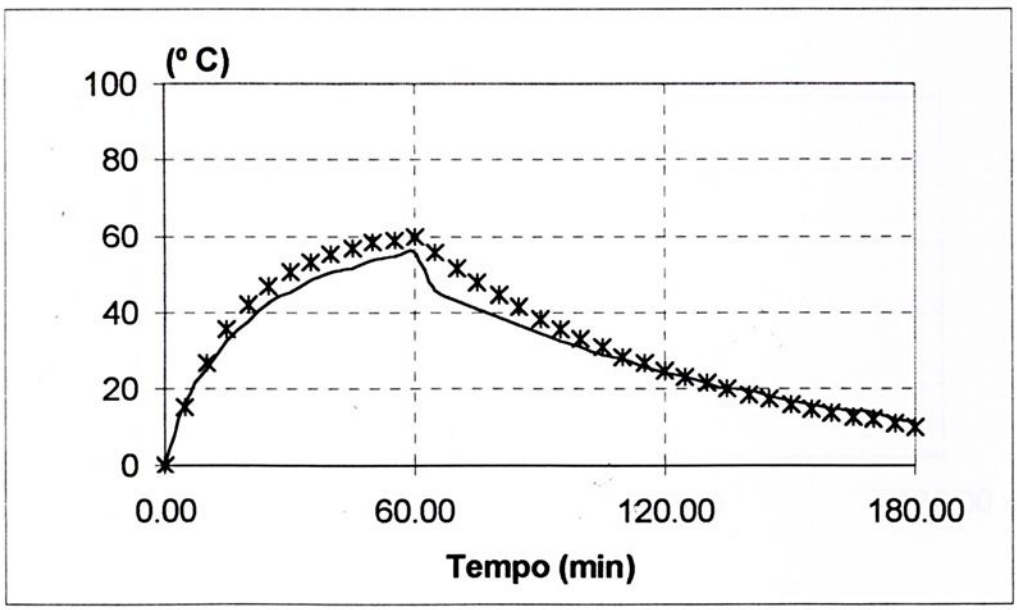


Figura 5.10 – Elevação de temperatura , regime S2, motor de 3 CV

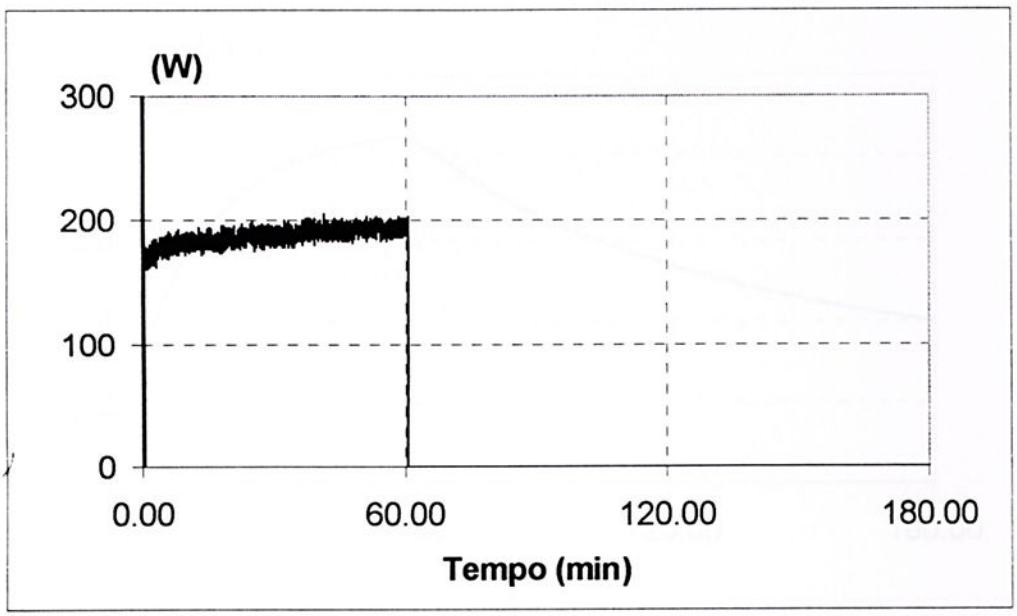


Figura 5.11 – Potência dissipada no estator , regime S2, motor de 3 CV

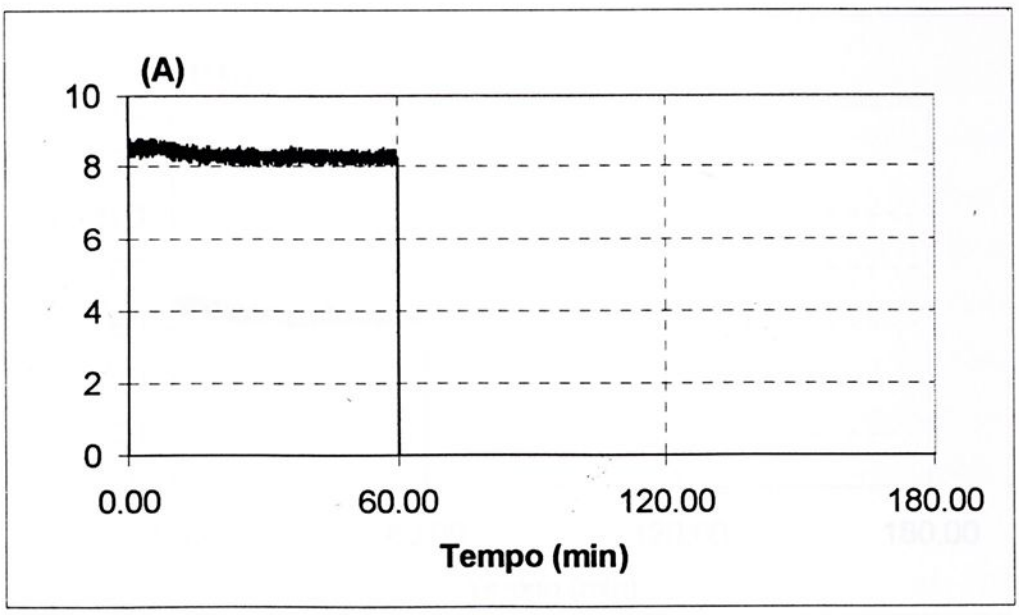


Figura 5.12 – Corrente de linha , regime S2, motor de 3 CV

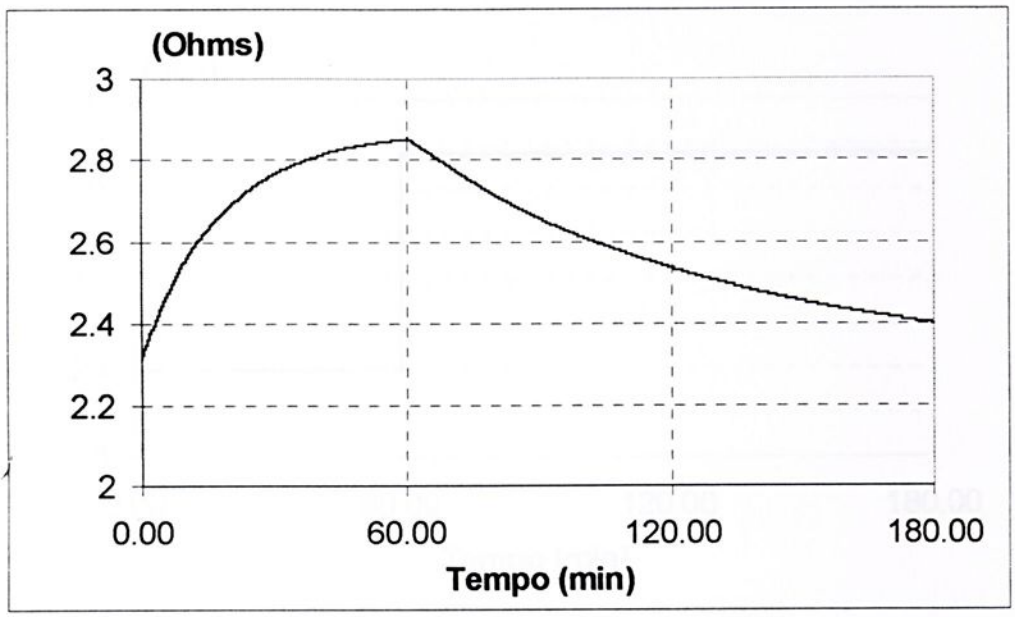


Figura 5.13 – Resistência do estator , regime S2, motor de 3 CV

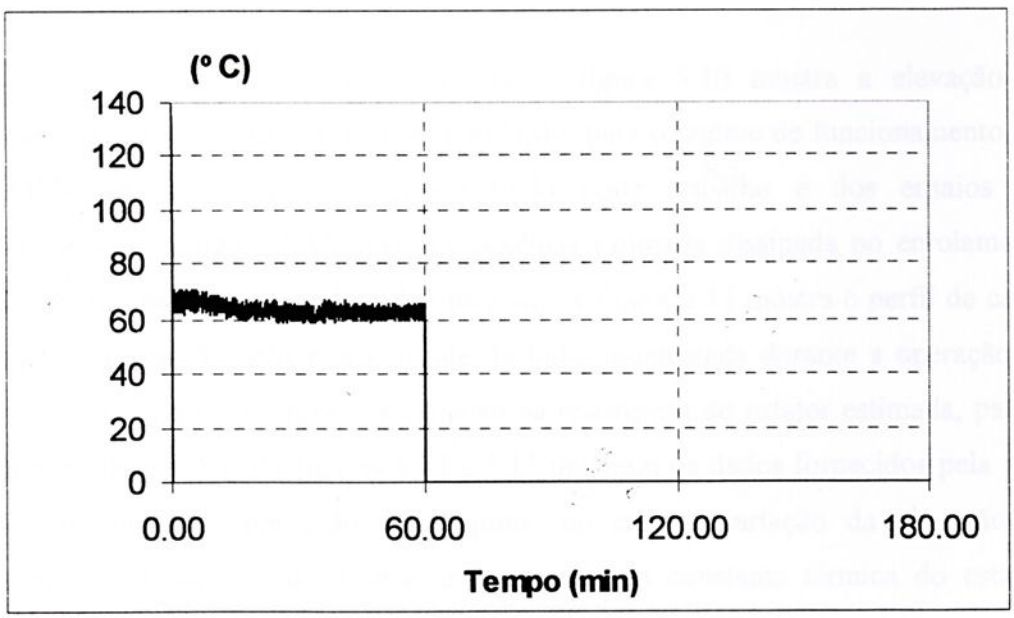


Figura 5.14 – Elevação de temperatura máxima no estator , regime S2, motor de 3 CV

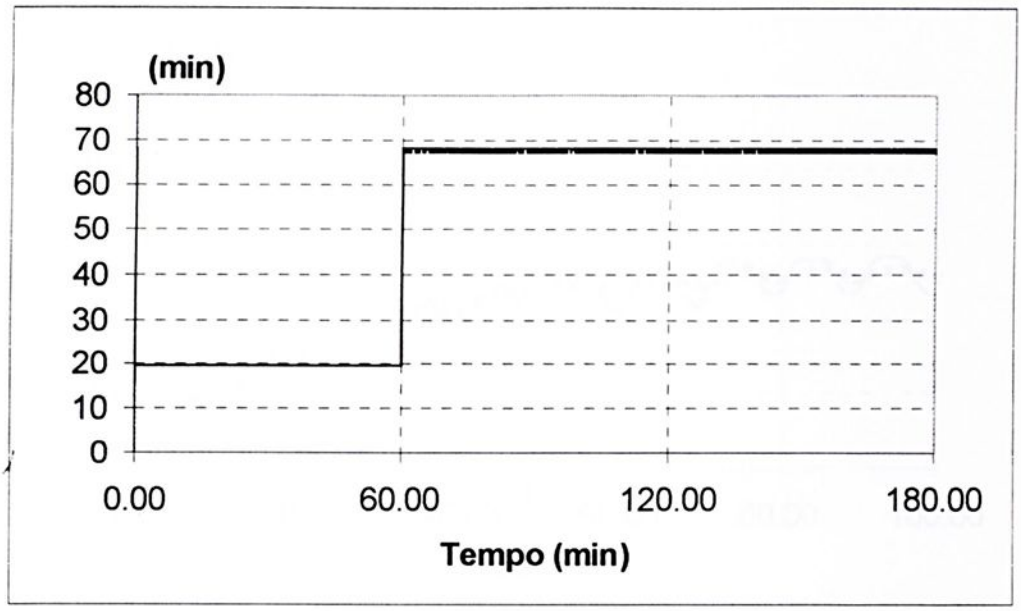


Figura 5.15 – Constante térmica do estator , regime S2, motor de 3 CV

Como no regime S1, a figura 5.10 mostra a elevação de temperatura no estator do motor de indução, para o regime de funcionamento S2, obtida através do modelo desenvolvido neste trabalho e dos ensaios em laboratório. A figura 5.11 mostra a potência estimada dissipada no enrolamento do estator, para o esse regime de operação. A figura 5.12 mostra o perfil de carga para o regime S2, isto é, a corrente de linha monitorada durante a operação do motor. A figura 5.13 mostra a variação na resistência do estator estimada, para o mesmo regime S2. As figuras 5.14 e 5.15 mostram os dados fornecidos pela rede neural durante a operação da máquina, no caso a variação da elevação de temperatura máxima no estator, e a variação da constante térmica do estator, respectivamente. A seguir são apresentados os resultados para o regime intermitente com partidas S4.

unesp

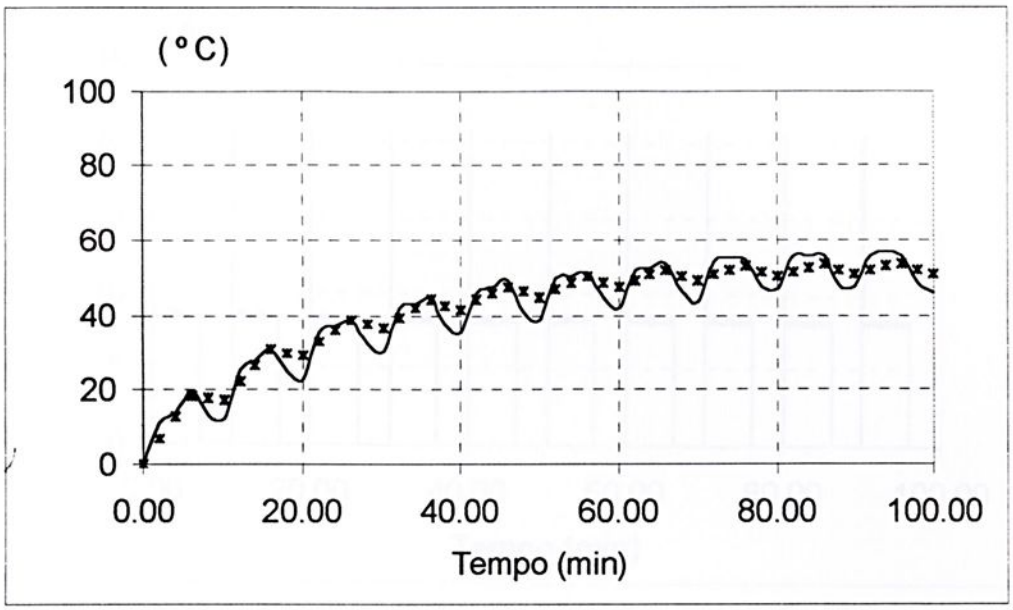


Figura 5.16 – Elevação de temperatura do estator , regime S4, motor de 3 CV

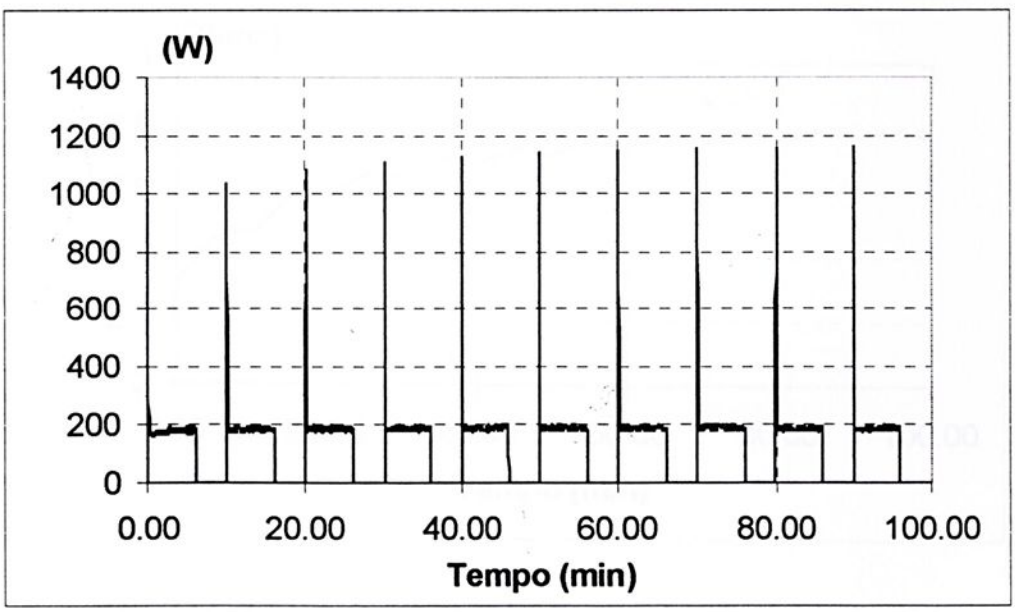


Figura 5.17 – Potência dissipada no estator , regime S4, motor de 3 CV

unesp

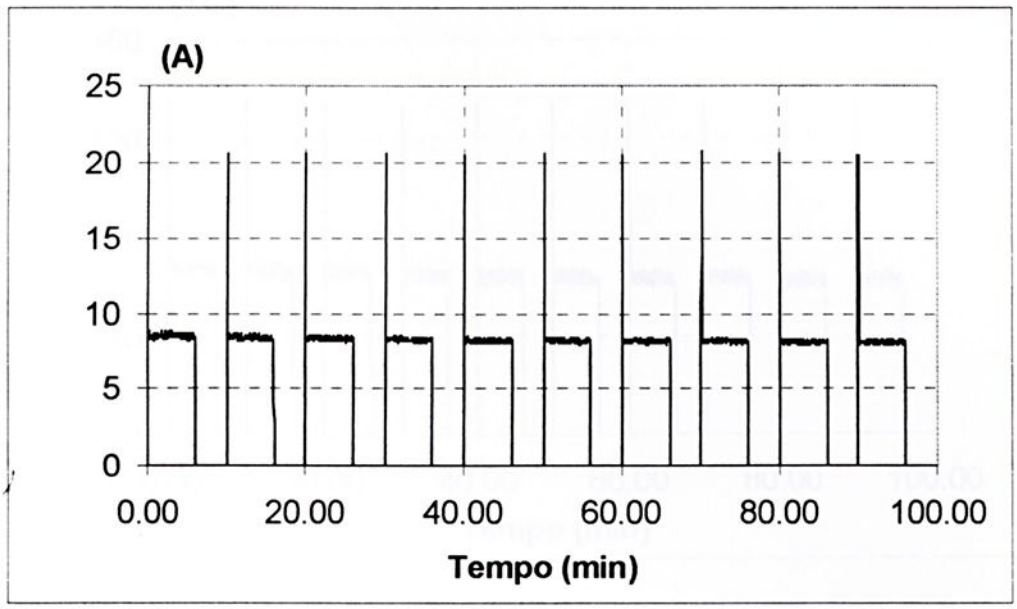


Figura 5.18 – Corrente de linha , regime S4, motor de 3 CV

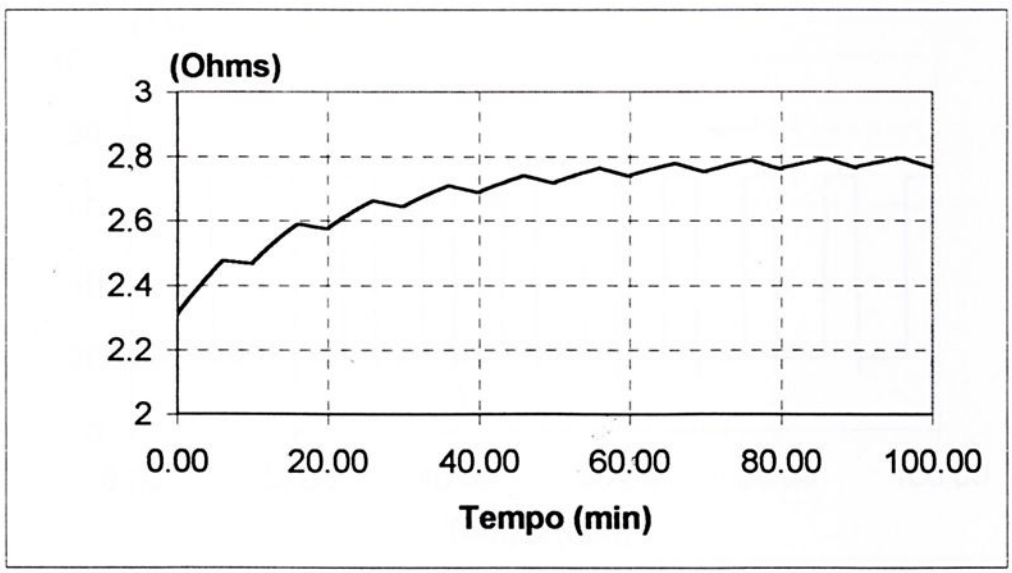


Figura 5.19 – Resistência do estator , regime S4, motor de 3 CV

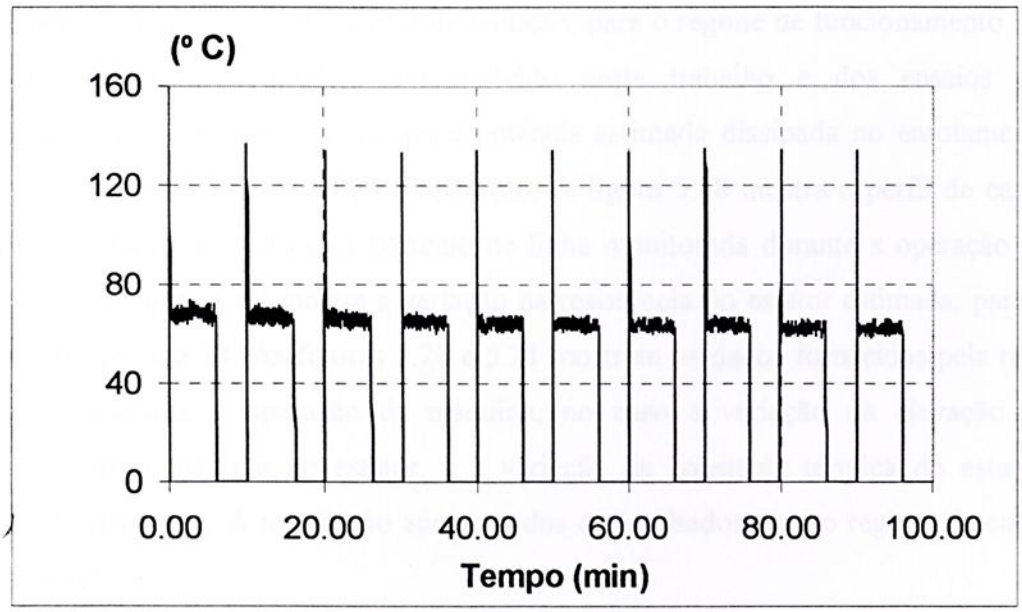


Figura 5.20 – Elevação de temperatura máxima no estator , regime S4 motor de 3 CV

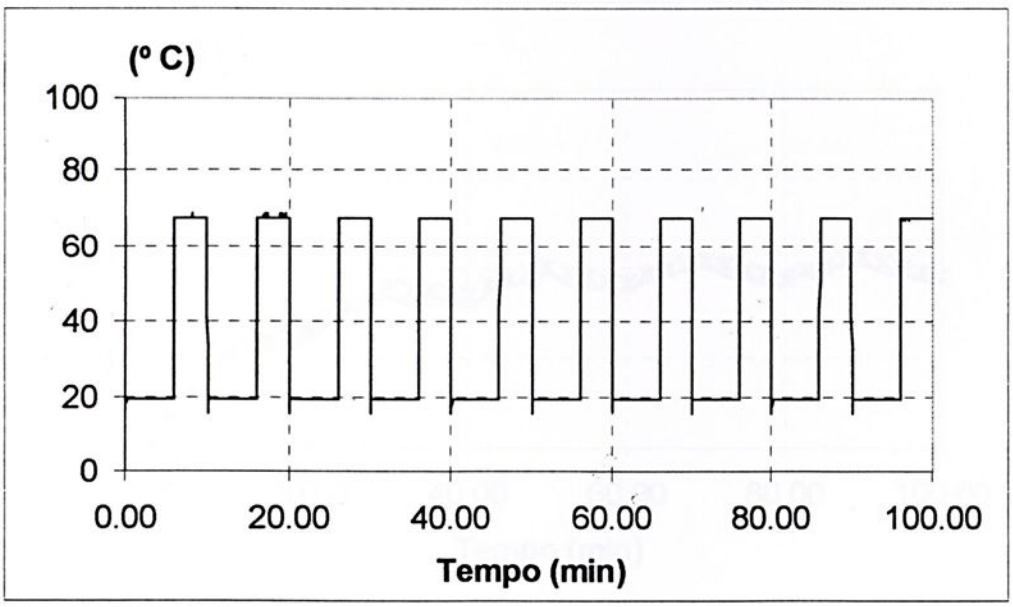


Figura 5.21 – Constante térmica do estator , regime S4, motor de 3 CV

Como nos regimes anteriores, a figura 5.16 mostra a elevação de temperatura no estator do motor de indução, para o regime de funcionamento S4, obtida através do modelo desenvolvido neste trabalho e dos ensaios em laboratório. A figura 5.17 mostra a potência estimada dissipada no enrolamento do estator, para esse regime de operação. A figura 5.18 mostra o perfil de carga para o regime S4, isto é, a corrente de linha monitorada durante a operação do motor. A figura 5.19 mostra a variação na resistência do estator estimada, para o mesmo regime S4. As figuras 5.20 e 5.21 mostram os dados fornecidos pela rede neural durante a operação da máquina, no caso a variação da elevação de temperatura máxima no estator, e a variação da constante térmica do estator, respectivamente. A seguir são apresentados os resultados para o regime de carga variável.

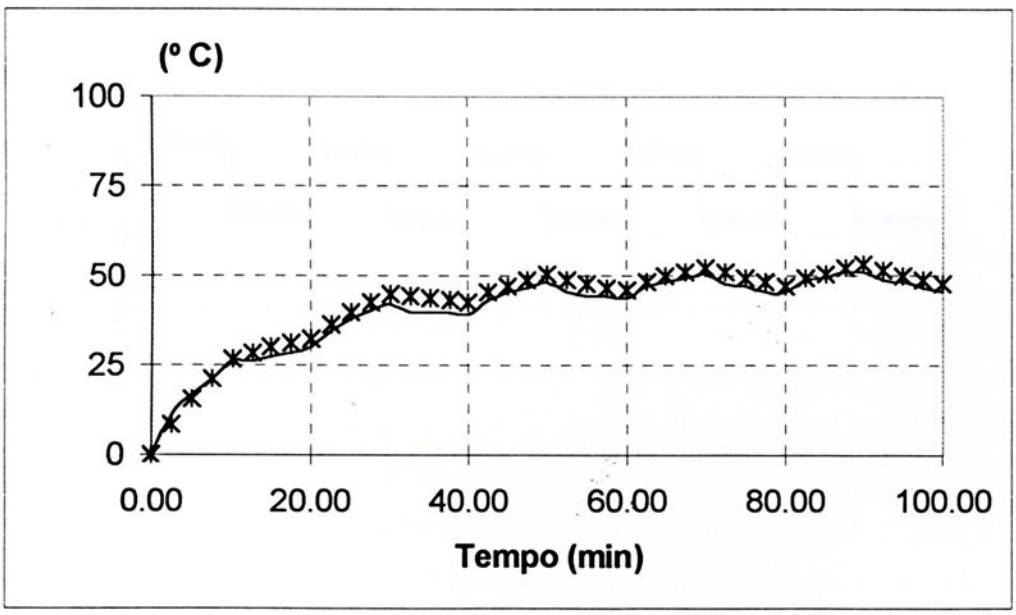


Figura 5.22 –Elevação de temperatura no estator , carga variável, motor de 3 CV

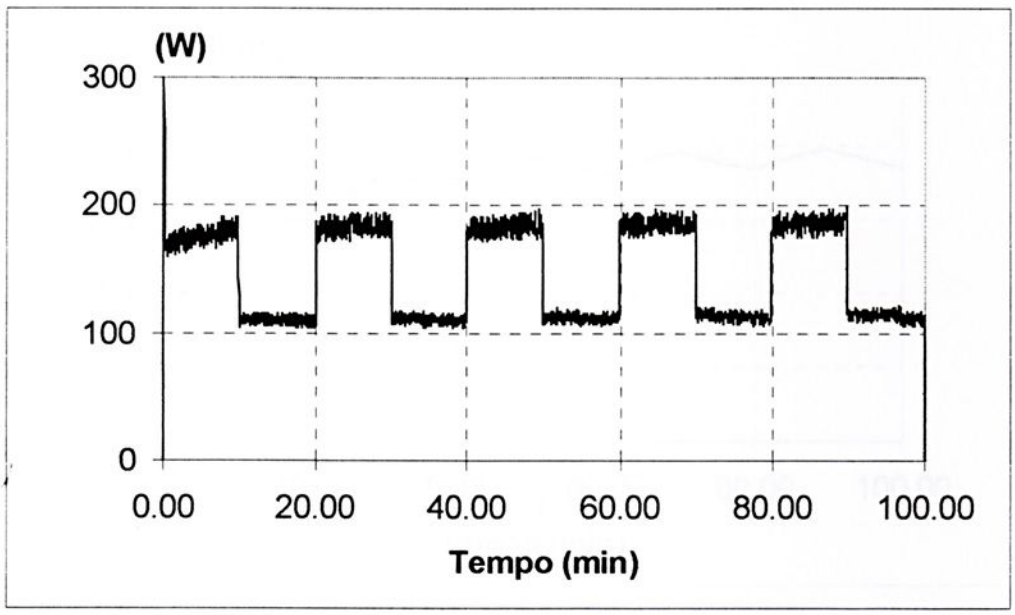


Figura 5.23 – Potência dissipada no estator , carga variável, motor de 3 CV

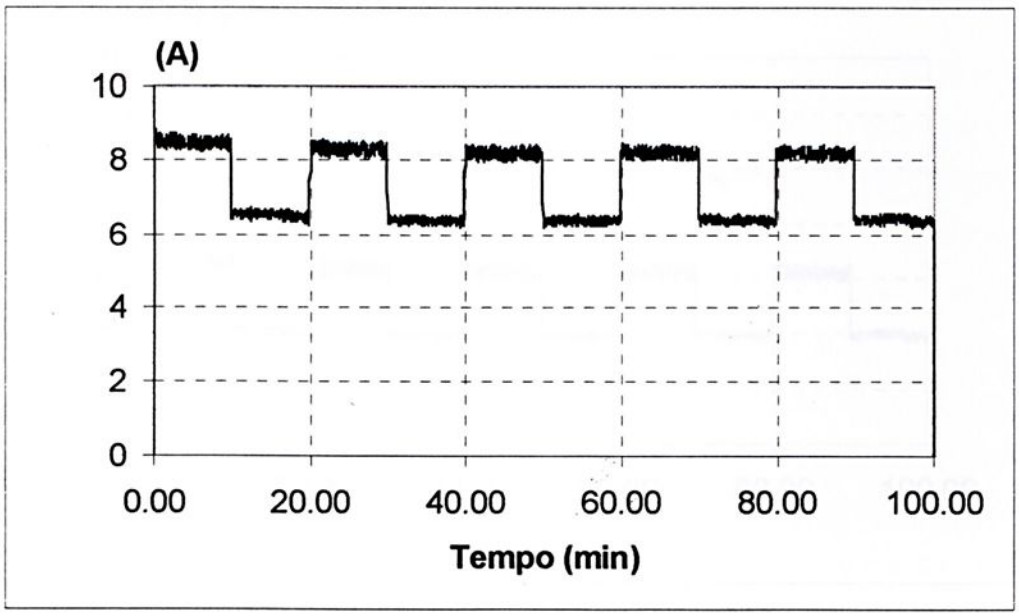


Figura 5.24 – Corrente de linha , carga variável, motor de 3 CV

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

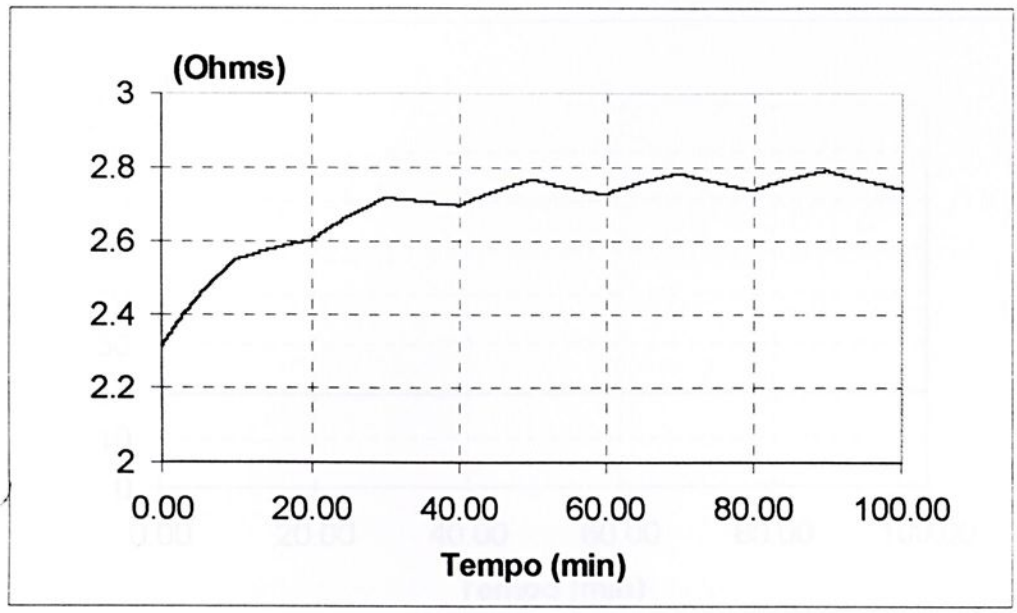


Figura 5.25 – Resistência do estator , carga variável, motor de 3 CV

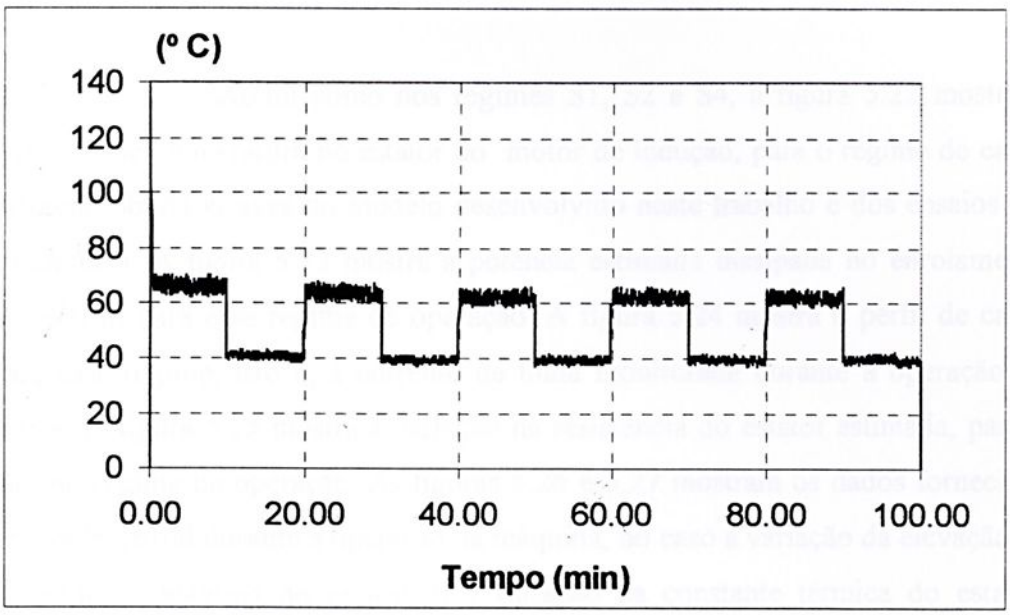


Figura 5.26 – Elevação de temperatura máxima no estator,
Carga variável, motor de 3 CV

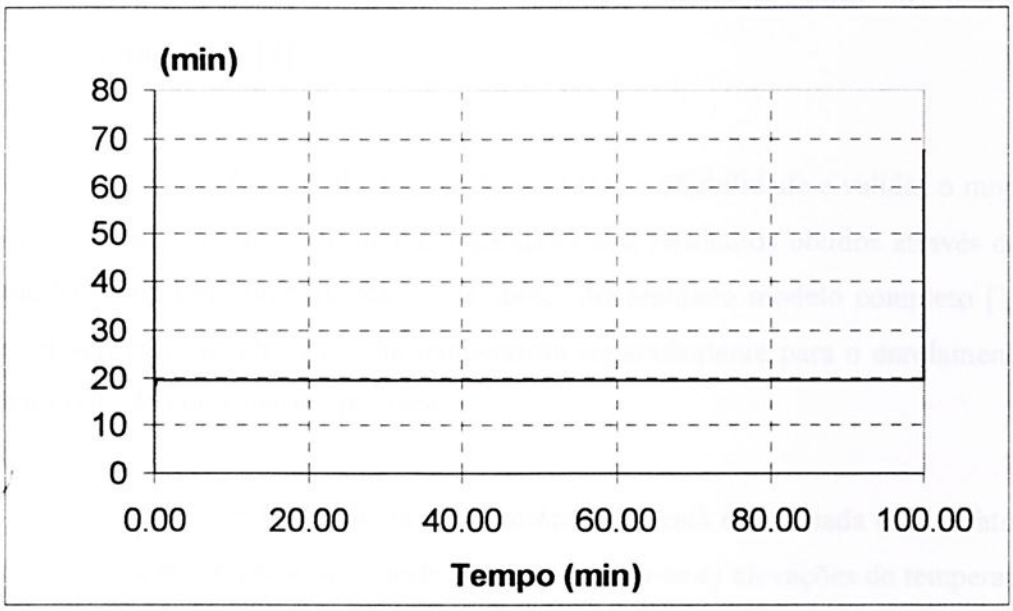


Figura 5.27 – Constante térmica do estator , carga variável, motor de 3 CV

Assim como nos regimes S1, S2 e S4, a figura 5.22 mostra a elevação de temperatura no estator do motor de indução, para o regime de carga variável, obtida através do modelo desenvolvido neste trabalho e dos ensaios em laboratório. A figura 5.23 mostra a potência estimada dissipada no enrolamento do estator, para esse regime de operação. A figura 5.24 mostra o perfil de carga para esse regime, isto é, a corrente de linha monitorada durante a operação do motor. A figura 5.25 mostra a variação na resistência do estator estimada, para o mesmo regime de operação. As figuras 5.26 e 5.27 mostram os dados fornecidos pela rede neural durante a operação da máquina, no caso a variação da elevação de temperatura máxima no estator, e a variação da constante térmica do estator, respectivamente.

unesp

5.3. Comparação dos resultados obtidos através do modelo matemático com os resultados obtidos com o modelo completo [1]

Com o objetivo de aumentar a confiabilidade e validar o modelo desenvolvido, foram realizadas comparações dos resultados obtidos através deste modelo com um outro modelo já validado, denominado modelo completo [1], o qual apresenta as elevações de temperatura separadamente para o enrolamento e para o núcleo do estator e do rotor.

A importância desta comparação está relacionada com o fato de que no modelo desenvolvido neste trabalho, obtém-se as elevações de temperatura do estator como um todo, considerado como um corpo homogêneo, o que na realidade não é o valor real da elevação de temperatura no enrolamento do estator que é a grandeza que realmente deve ser monitorada. No modelo completo é possível obter as elevações de temperatura separadamente e portanto pode-se comparar estes resultados com os obtidos pelo modelo desenvolvido.

A seguir são apresentados os resultados para os regimes de funcionamento S1 e S2. Para a utilização do modelo desenvolvido neste trabalho, o perfil de corrente que deveria ser obtido através de aquisição de dados, será fornecido ao supervisório através de um arquivo, com os valores iguais àqueles que foram utilizados pelo modelo completo. As características dos regimes de funcionamento são :

- *Regime Contínuo (S1):* O motor parte com carga nominal , funcionando em regime contínuo durante 120 minutos.

- *Regime de Tempo Limitado (S2):* O motor parte sob carga nominal, funcionando em regime contínuo durante 1 hora, após o que é desligado para



que as temperaturas da máquina retornem aos seus valores iniciais. O tempo de repouso é de 2 horas.

Nas curvas apresentadas nas figuras a seguir, tem-se as seguintes representações :

——— : representação da elevação de temperatura no enrolamento do motor modelo completo

——— : representação da elevação de temperatura no núcleo do estator do motor modelo completo

——— : representação da elevação de temperatura no corpo do estator do motor modelo desenvolvido

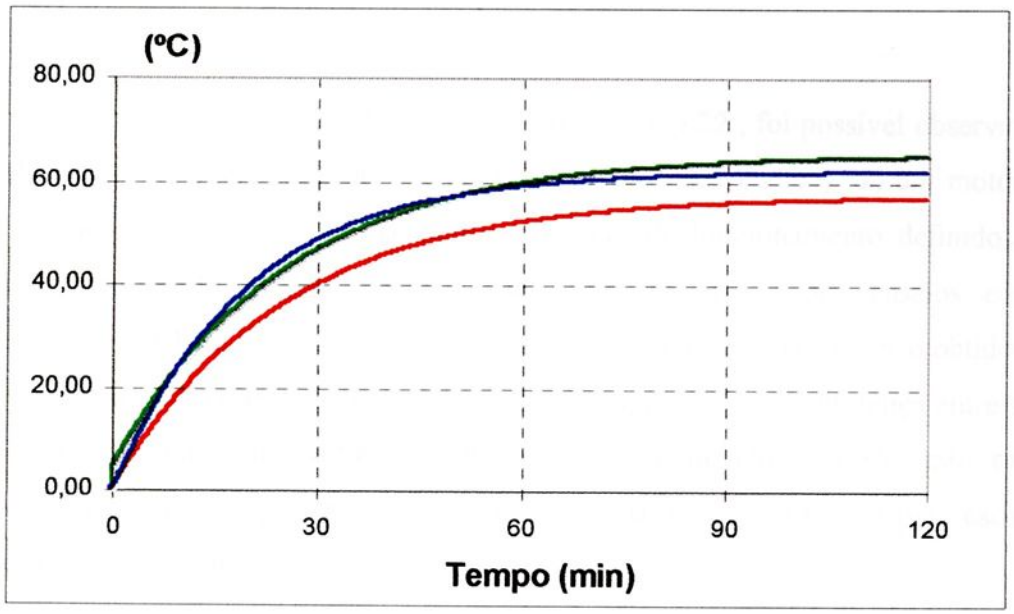


Figura 5.28 : Elevação de temperatura para o regime S1

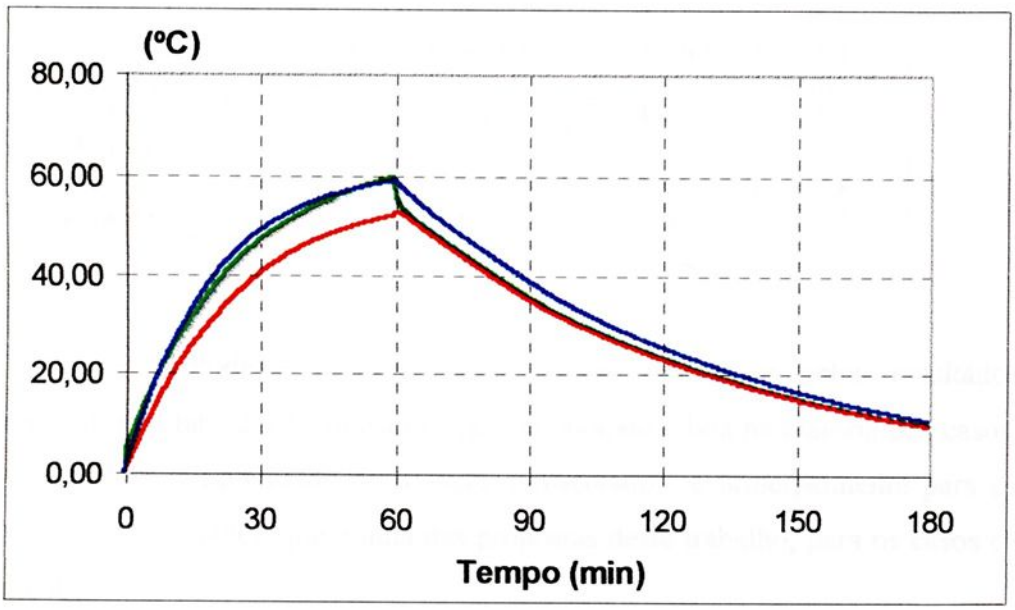


Figura 5.29 : Elevação de temperatura para o regime S2

5.4 Análise dos resultados

A partir das figuras 5.4, 5.10, 5.16 e 5.22 , foi possível observar as elevações de temperatura no estator (enrolamento mais núcleo), de um motor de indução com rotor em gaiola, para os regimes de funcionamento definidos, obtidas através do modelo desenvolvido neste trabalho e dos ensaios em laboratório. A tabela 5.1 mostra os parâmetros estatísticos relativos ao erro obtido. Os valores apresentados se referem ao erro absoluto, neste caso a diferença entre a elevação de temperatura estimada pelo modelo matemático, e a elevação de temperatura fornecida pelo sensor, além do erro relativo médio obtido para cada regime de funcionamento.

Tabela 5.1 – Parâmetros estatísticos relativos ao erro

Regime De Operação	Erro Absoluto Médio (ºC)	Erro Absoluto Mínimo (ºC)	Erro Absoluto Máximo (ºC)	Erro Relativo Médio (%)
Regime S1	3.14	1.34	4.48	6.1
Regime S2	2.95	0.13	9.88	7.6
Regime S4	3.17	0.15	6.47	7.8
Carga Variável	2.24	0.03	4.56	5.2

Pode-se observar pelas curvas obtidas e pelos resultados apresentados na tabela 5.1, que a precisão do modelo é boa na maioria dos casos, considerando a simplicidade do modelo apresentado, e principalmente para os casos de carga variável, que é uma das propostas deste trabalho, para os casos de sobrecarga do motor.

Com relação ao regime S4, verifica-se um erro maior devido a partida e desligamento da máquina, considerando principalmente o fato de que nestes instantes o fator de transmissão de calor não apresenta um comportamento



constante, como é considerado neste trabalho. No entanto, verifica-se que a elevação de temperatura média obtida ou ainda as elevações de temperatura máximas, acompanham o perfil de elevação de temperatura obtido através sensor no ensaio.

Com relação aos resultados fornecidos pela rede neural, nota-se pelas curvas obtidas a correção da elevação de temperatura máxima fornecida pela rede a cada instante, devido a variação na corrente do motor, além da variação da constante térmico do estator, durante a operação da máquina.

As figuras 5.28 e 5.29 apresentam os resultados das elevações de temperatura obtidas através do modelo desenvolvido neste trabalho e do modelo completo.

Na figura 5.28, observa-se que a elevação de temperatura do corpo do estator obtida pelo modelo desenvolvido se aproxima muito dos valores obtidos para o modelo completo. Uma pequena diferença aparece somente no valor da elevação de temperatura em regime permanente, porém é importante lembrar que o objetivo do trabalho é estimar a elevação de temperatura e esta diferença pode ser compensada via software.

Na figura 5.29, observa-se que a elevação de temperatura do corpo do estator obtida pelo modelo desenvolvido se aproxima muito dos valores obtidos para o modelo completo durante a operação em carga. Durante o resfriamento, os resultados do modelo desenvolvido são um pouco maiores que os do modelo completo, porém as temperatura finais são praticamente as mesmas. Esta diferença ocorre no momento do desligamento e como já explicado anteriormente é devido a consideração de se manter o fator de transmissão de calor constante. Mesmo assim os resultados apresentados são muito bons.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

A análise dos resultados das duas comparações, tanto com os resultados experimentais como com os resultados obtidos através do modelo completo, mostram que o modelo desenvolvido neste trabalho permite estimar, em tempo real, a elevação de temperatura no estator de motores de indução com rotor em gaiola, principalmente nos casos de operação com regime de carga variável, e principalmente nos casos de sobrecarga. O modelo permite ainda auxiliar o técnico ou engenheiro a verificar se a especificação do motor está correta, em função da análise do comportamento térmico do mesmo.

Com relação a utilização da metodologia das redes neurais no trabalho, nota-se pelos resultados apresentados nas tabelas 4.1, 4.2 e 4.3 uma grande aproximação entre os dados de treinamento da rede, isto é, os valores a serem aprendidos pela rede neural, com aqueles realmente aprendidos pela mesma.

Desta maneira, pode-se afirmar que esta metodologia é perfeitamente aplicável na aprendizagem dos parâmetros térmicos de vários motores, constituindo-se assim em um banco de dados para esta aplicação, de forma simples e de grande utilidade para operação do programa em tempo real.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Capítulo 6

Simulação do comportamento térmico de motores de indução com rotor em gaiola para uma aplicação específica

6.1. Introdução

Neste capítulo são feitas algumas simulações utilizando-se o modelo matemático implementado, como forma de aplicação do mesmo, a fim de obter a estimação da elevação de temperatura no estator de vários motores em tempo real. As simulações são feitas com base em um processo industrial hipotético, onde as correntes de quatro motores são monitoradas ao mesmo tempo, sendo que as elevações de temperatura dos motores, são estimadas a cada instante de leitura do programa (neste caso a cada 1 segundo).

As simulações foram feitas utilizando-se de motores de indução de 3 CV, 5 CV, 100 CV e 250 CV. Durante a simulação, verifica-se que é possível obter o comportamento térmico de vários motores, em tempo real, utilizando o modelo implementado no supervisório.

A seguir apresentam-se as características dos regimes que serão utilizadas nas simulações:

Regime Contínuo (S1) para os motores de 100 CV e 250 CV: operando durante 1 hora com carga nominal

Regime Contínuo (S1) para os motores de3 CV e 5 CV: operando com carga variável, durante 1 hora, com dois ciclos de 30 minutos, composto por operação com corrente nominal durante os primeiros 15 minutos e com corrente 20 % acima da nominal, durante os outros15 minutos.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Para as simulações , como não há a possibilidade de simular o motor funcionando em tempo real, isto é, com a corrente sendo monitorada em tempo real, como é a proposta deste trabalho, utilizou-se um perfil de corrente obtido a partir de dados do ensaio de tipo do motor (corrente nominal e 20 % acima), sendo que a aquisição da mesma foi efetuada a cada segundo, através do programa implementado no sistema supervisório e de uma planilha Excel, que contém os dados de corrente dos motores.

Neste caso, no programa implementado no supervisório foram inseridas algumas linhas de comando, que se referem a comunicação DDE (Dynamic Data Exchange), a qual permite a troca de dados entre uma planilha Excel e o programa . Essa comunicação DDE foi implementada em cada programa onde é executado o modelo térmico.

São apresentados os resultados das seguintes grandezas em função do tempo:

- Elevação de temperatura no estator da máquina;
- Potência dissipada no enrolamento do estator;
- Resistência do estator;
- Corrente de linha;
- Temperatura máxima ;
- Constante de tempo térmica.

Deve-se observar que este trabalho considera o estator como sendo um corpo homogêneo, no entanto, para efeito de uma análise quantitativa sobre alterações na resistência do estator, e a potência dissipada no mesmo, a resistência e a potência são corrigidas com a elevação da temperatura.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

A figura 6.1 mostra a tela de um processo industrial criado para as simulações. A figura 6.2 ilustra a tela apresentando os dados para utilização do modelo.

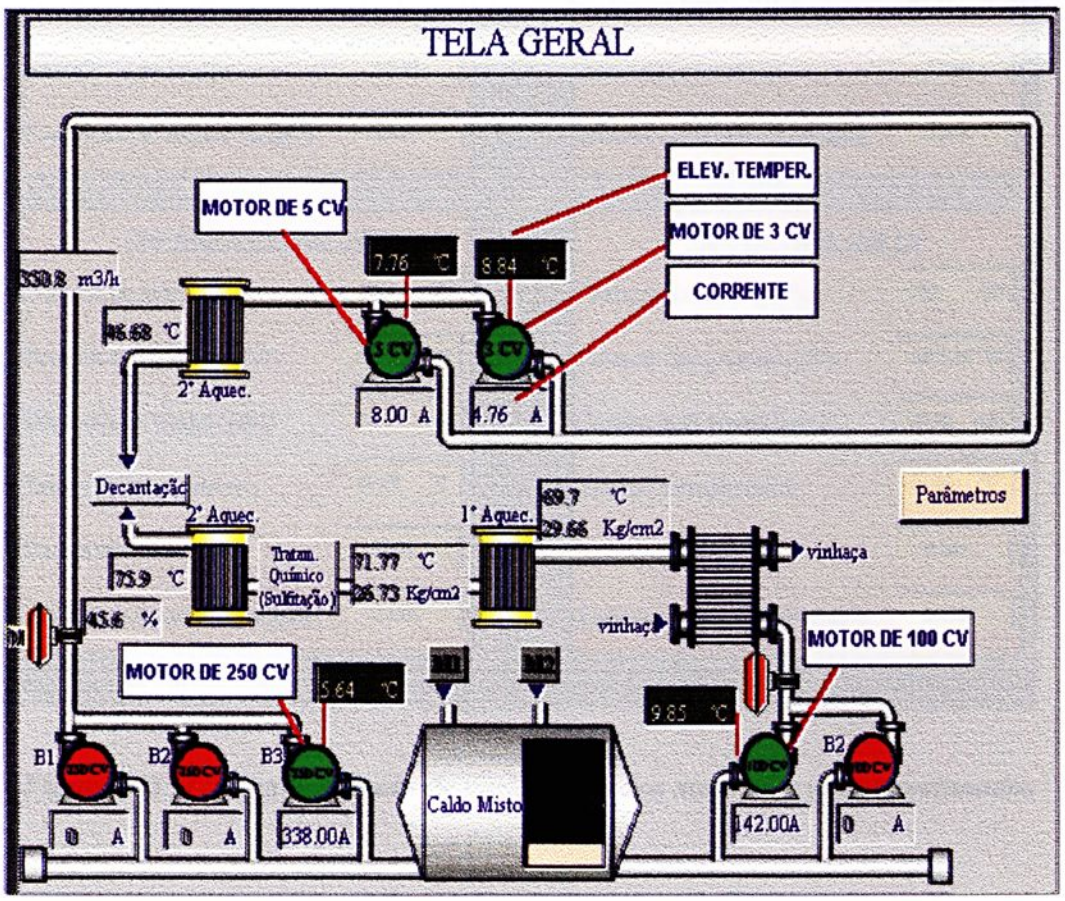


Figura 6.1 : Monitoração da corrente e estimação da temperatura de vários motores, em um processo industrial

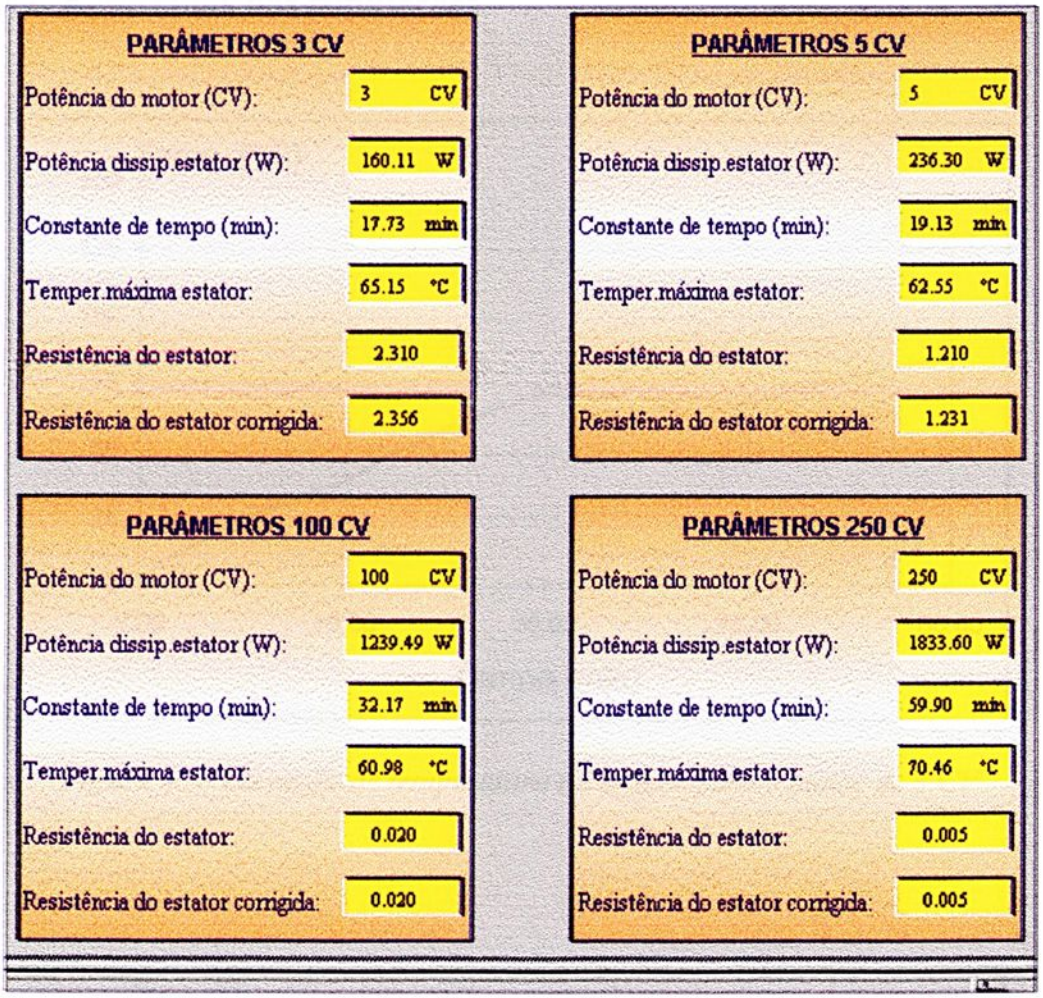


Figura 6.2: Tela para entrada de parâmetros dos motores e valores estimados

A seguir são apresentados os resultados das simulações obtidas para os quatro motores, lembrando que a elevação de temperatura máxima obtida, bem como a constante térmica de aquecimento, são fornecidas pelas redes neurais, a partir da corrente monitorada e da potência do motor fornecida a rede.

6.2. Resultados das simulações

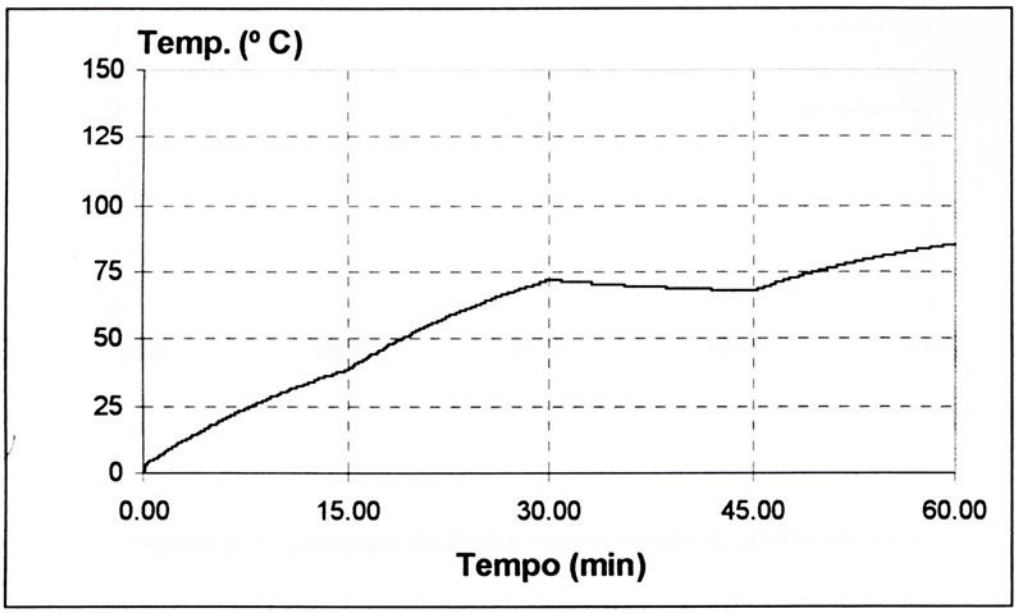


Figura 6.3: Elevação de temperatura no estator para o motor de 3 CV

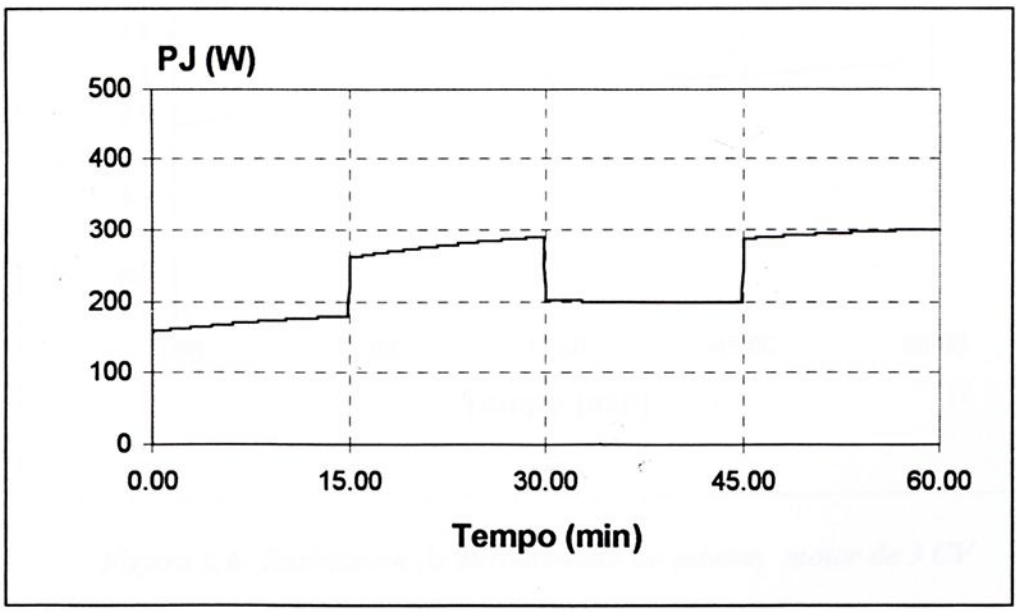


Figura 6.4: Potência dissipada no estator do motor de 3 CV

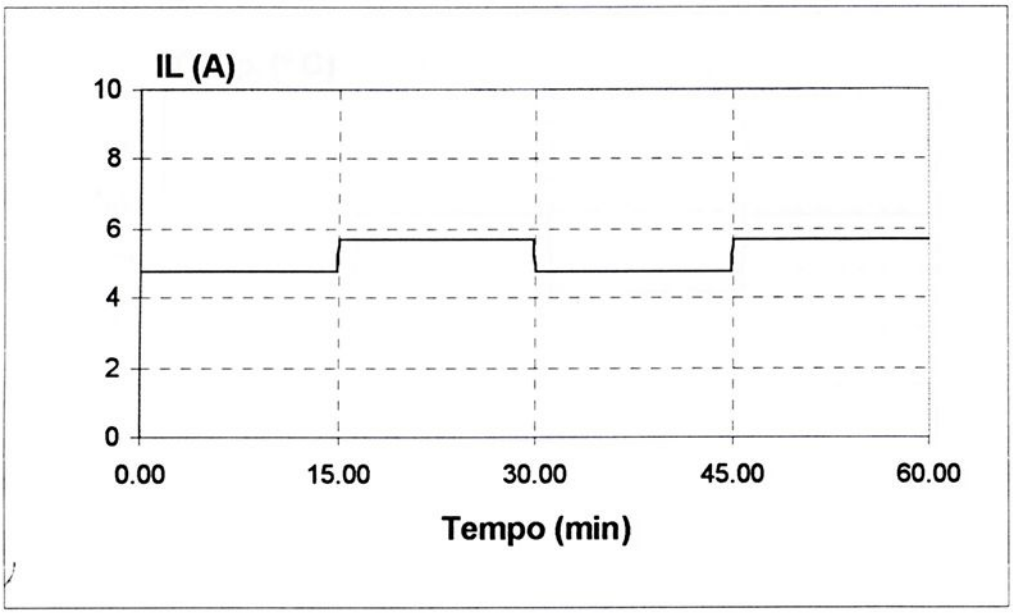


Figura 6.5: Corrente de linha, carga variável, motor de 3 CV

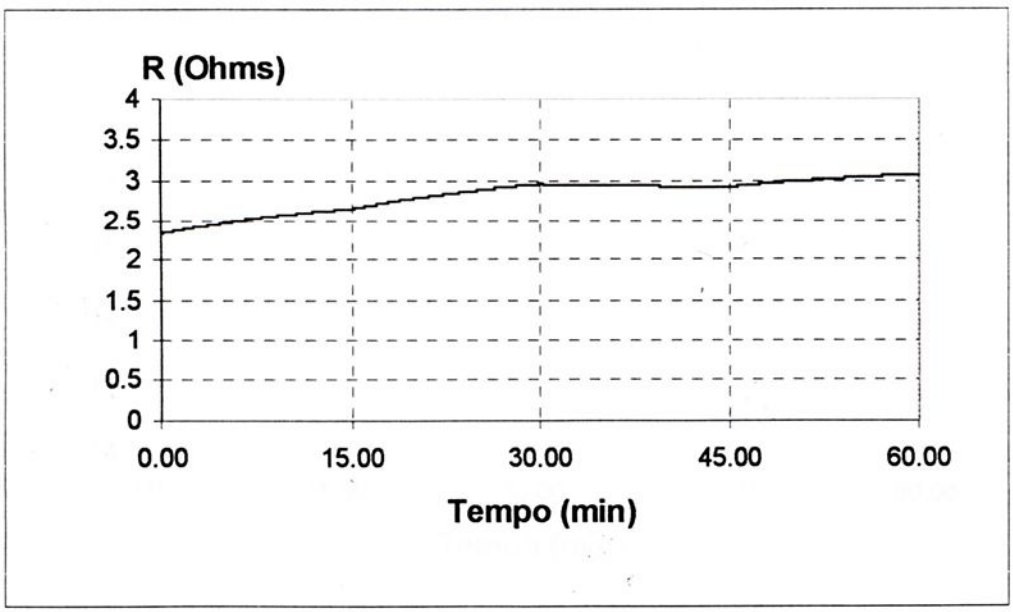


Figura 6.6: Resistência do enrolamento do estator, motor de 3 CV

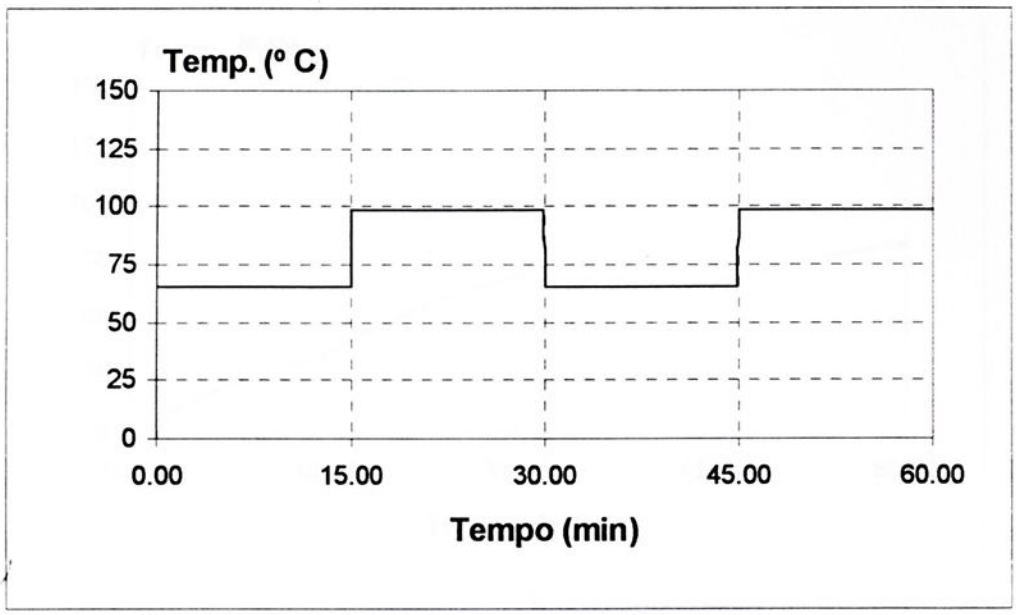


Figura 6.7: Elevação de temperatura máxima no estator, motor de 3 CV

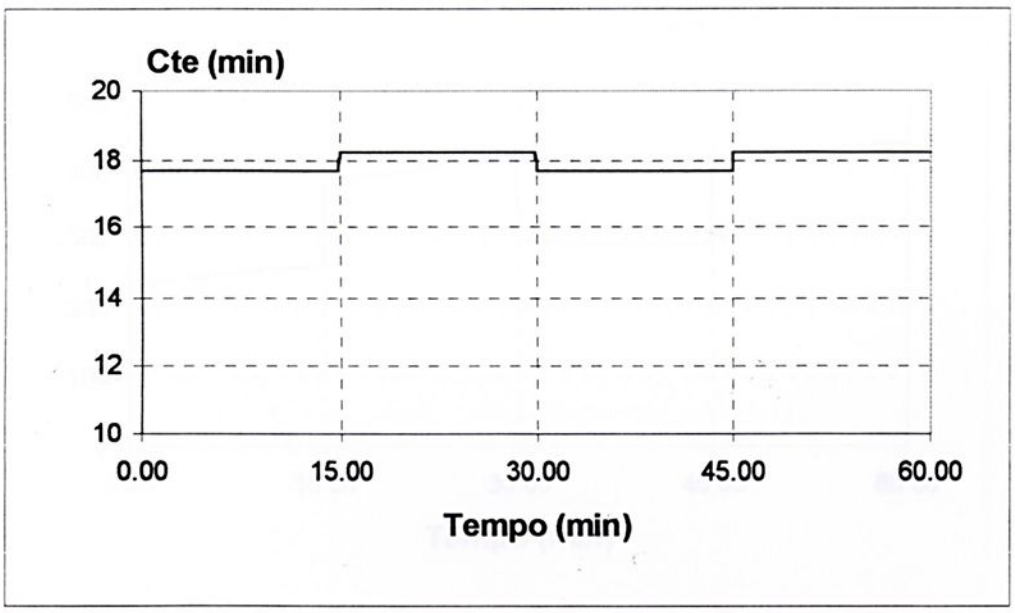


Figura 6.8: Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 3 CV

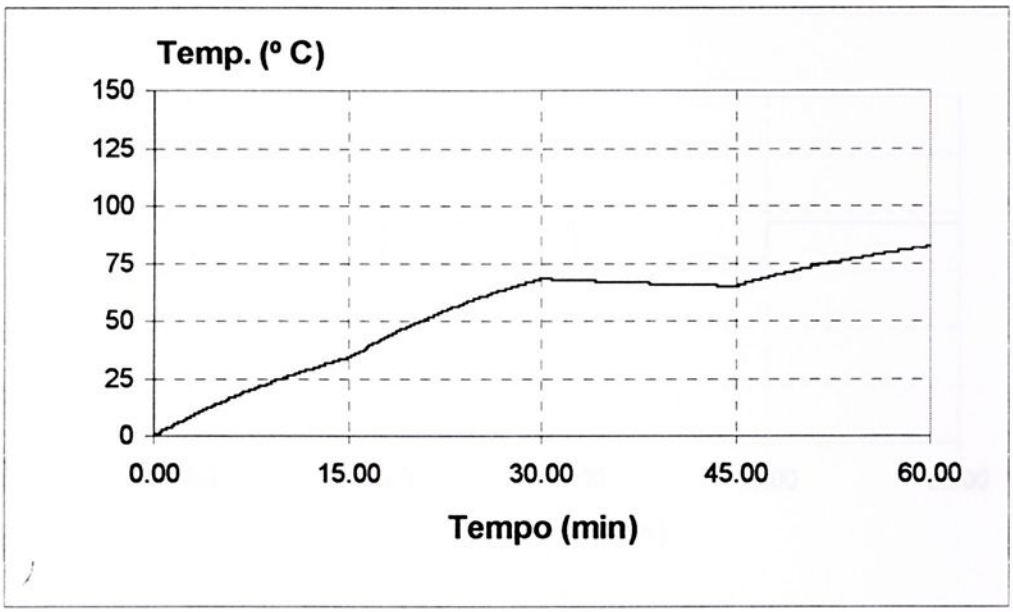


Figura 6.9: Elevação de temperatura no estator, motor de 5 CV

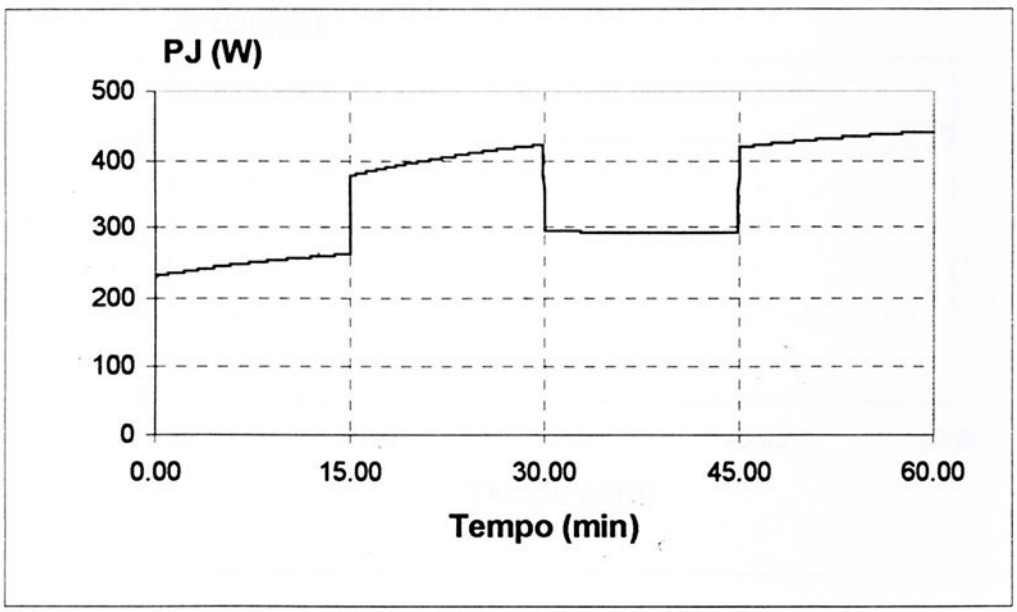


Figura 6.10: Potência dissipada no estator, motor de 5 CV

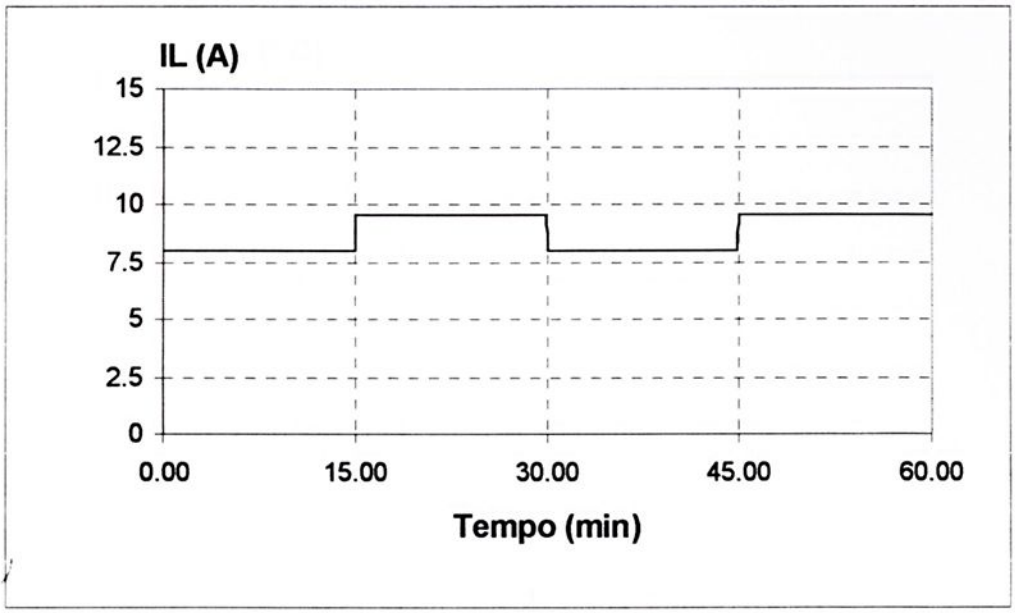


Figura 6.11: Corrente de linha, carga variável, motor de 5 CV

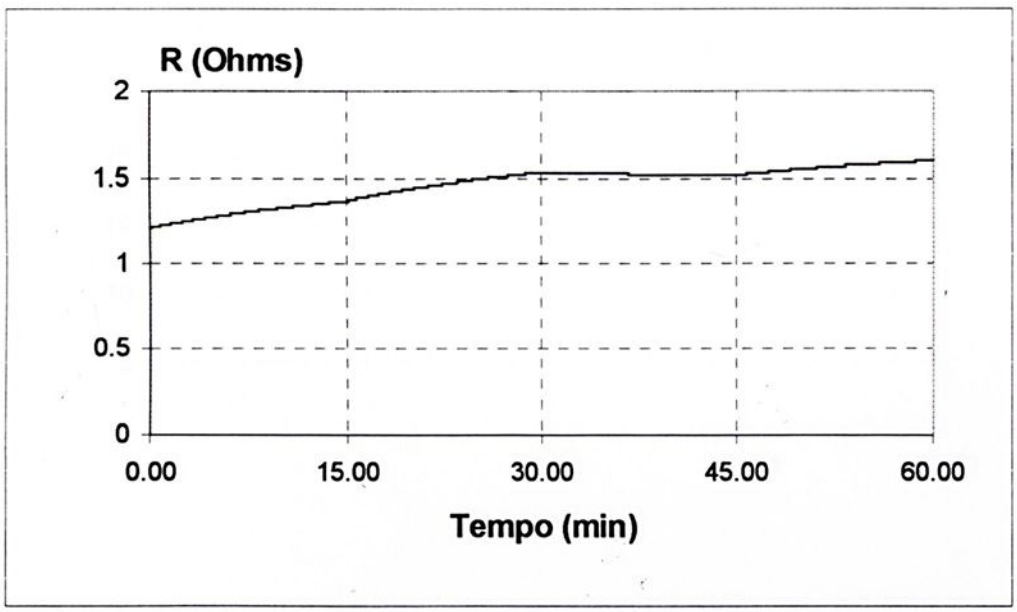


Figura 6.12: Resistência do enrolamento do estator, motor de 5 CV

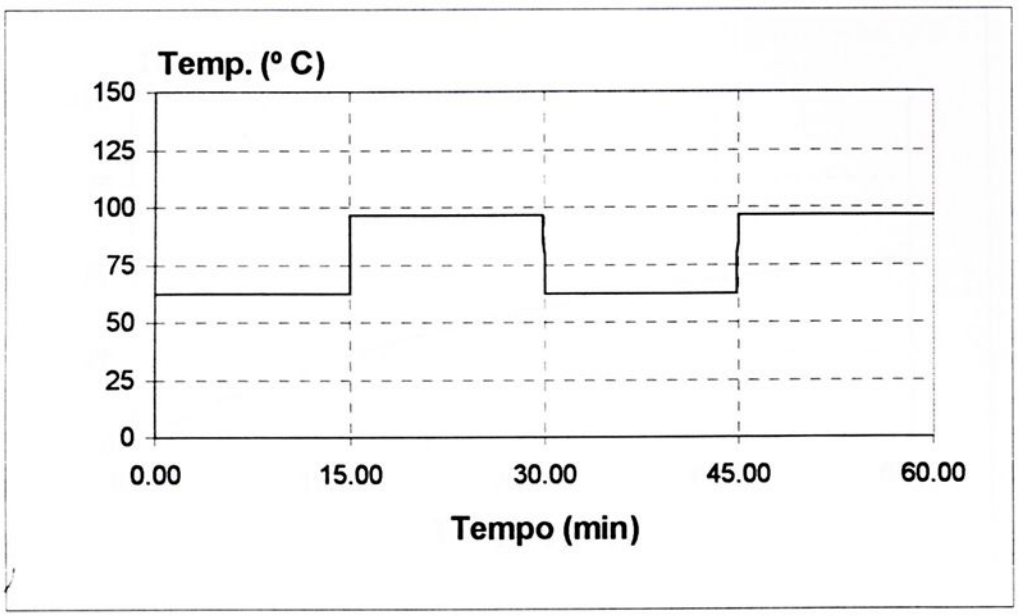


Figura 6.13: Elevação de temperatura máxima no estator, motor de 5 CV

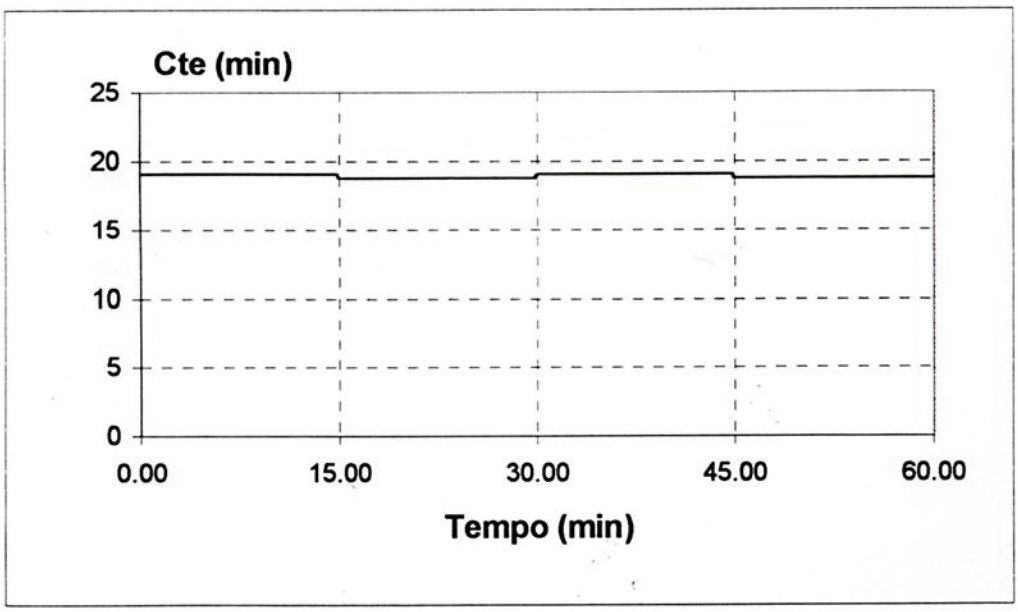


Figura 6.14: Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 5 CV

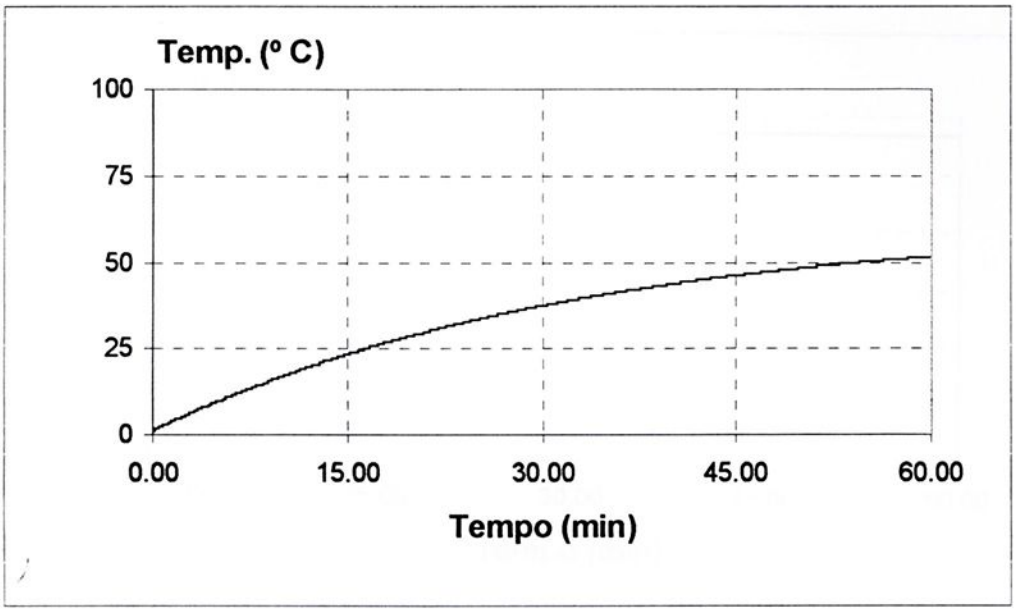


Figura 6.15: Elevação de temperatura no estator, motor de 100 CV

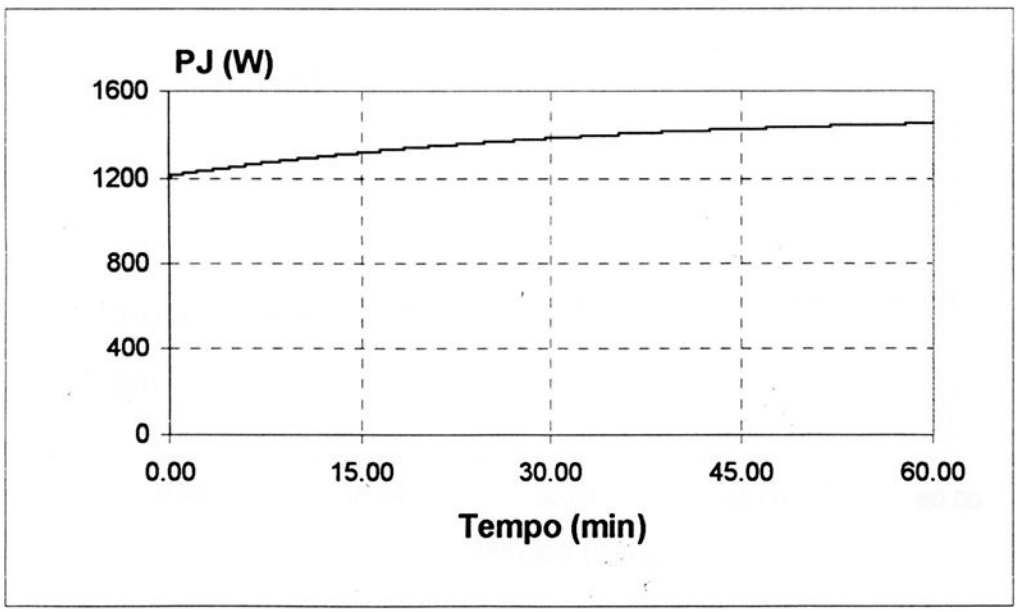


Figura 6.16: Potência dissipada no estator, motor de 100 CV

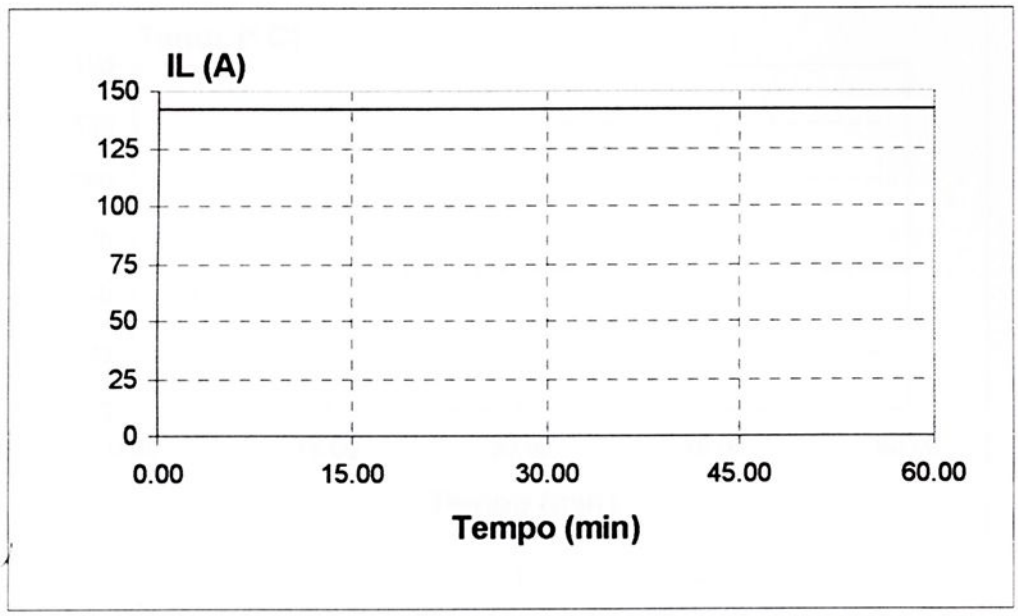


Figura 6.17: Corrente de linha, carga contínua, motor de 100 CV

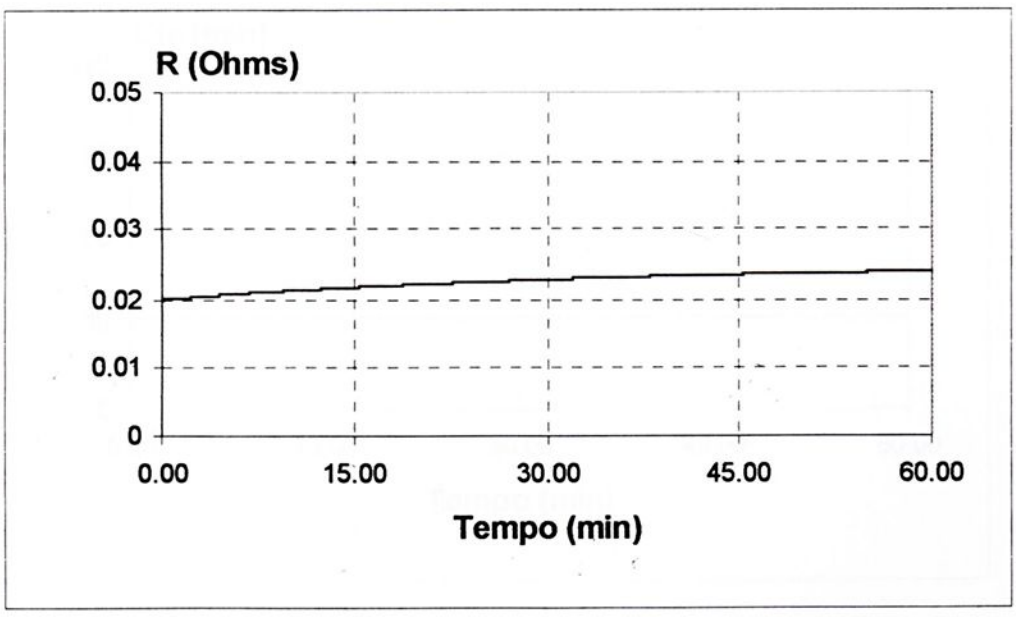


Figura 6.18: Resistência do enrolamento do estator, motor de 100 CV

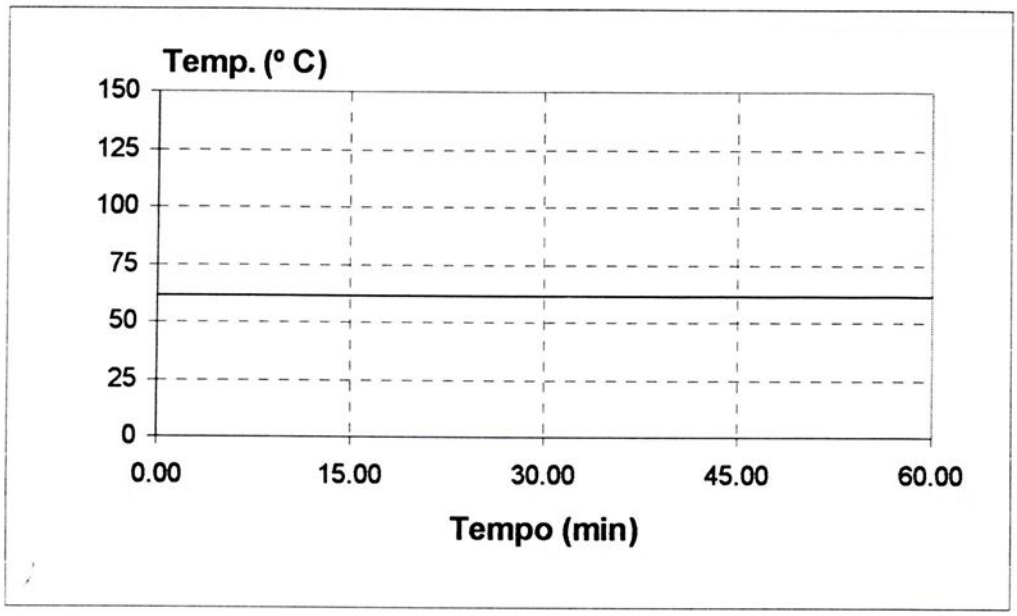


Figura 6.19: Elevação de temperatura máxima do estator, motor de 100 CV

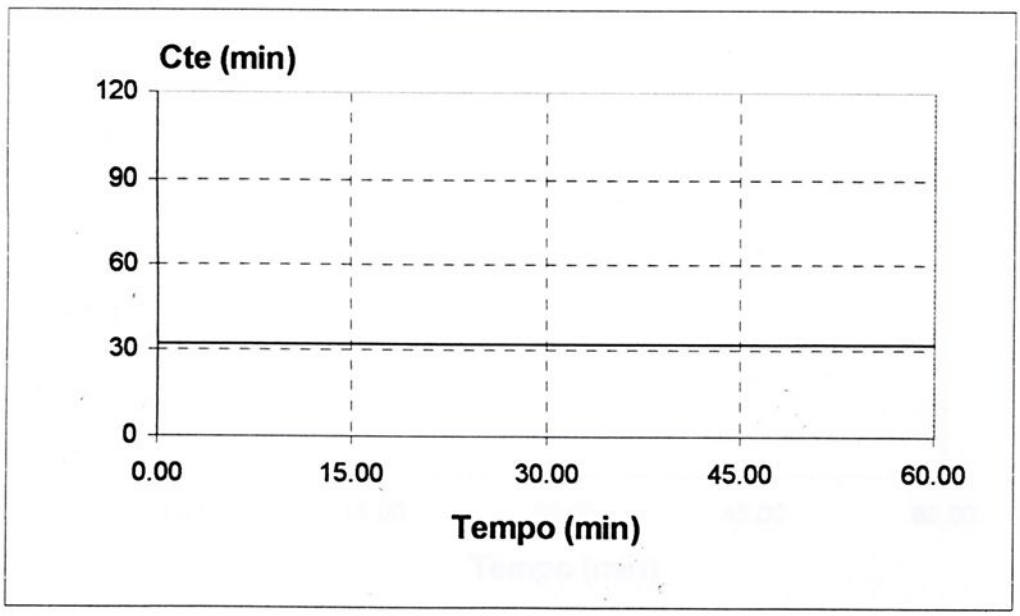


Figura 6.20: Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 100 CV

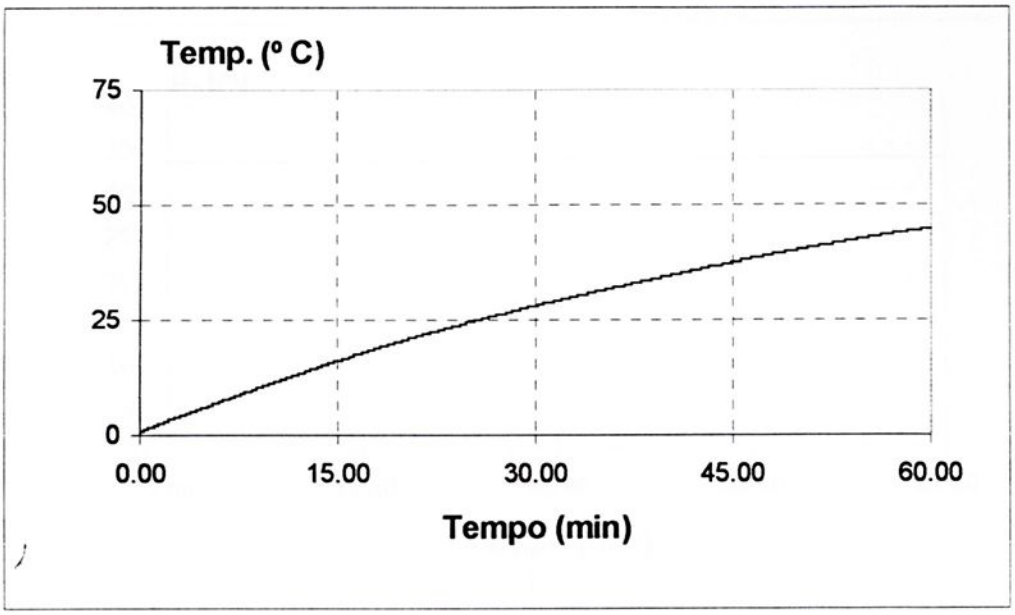


Figura 6.21: Elevação de temperatura no estator, motor de 250 CV

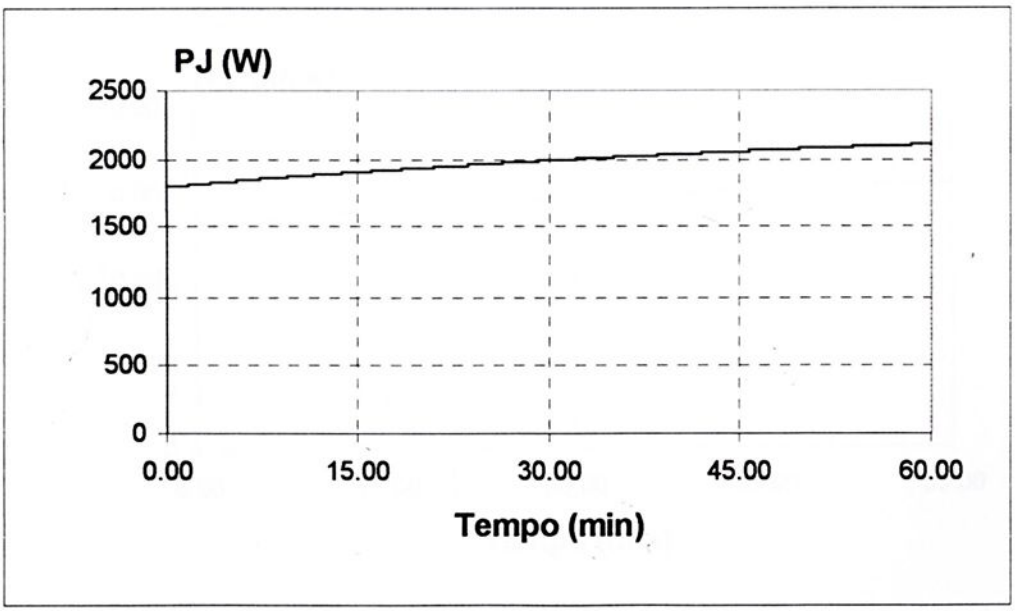


Figura 6.22:Potência dissipada no estator, motor de 250 CV

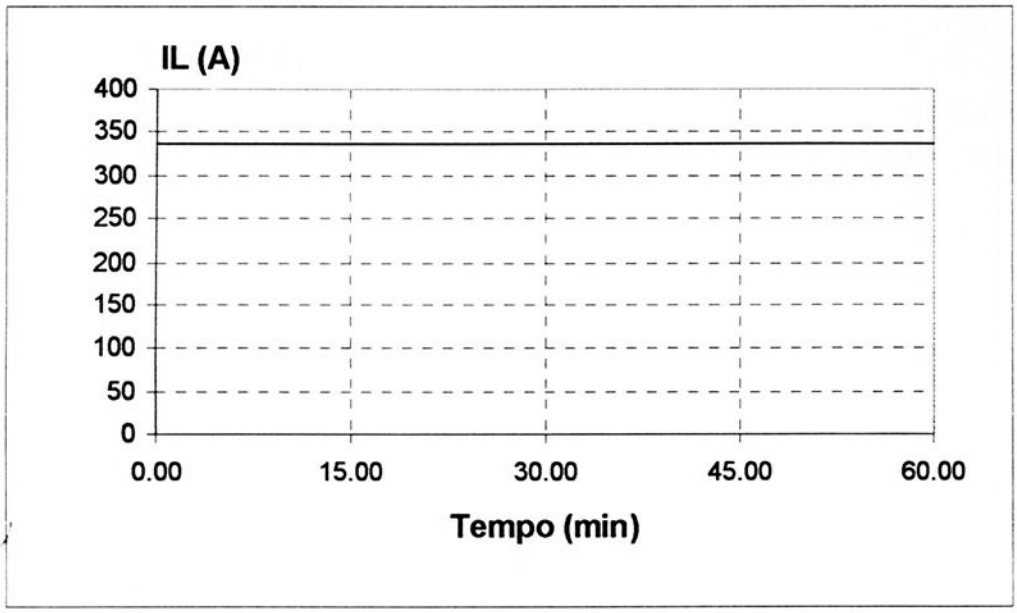


Figura 6.23: Corrente de linha, carga contínua, motor de 250 CV

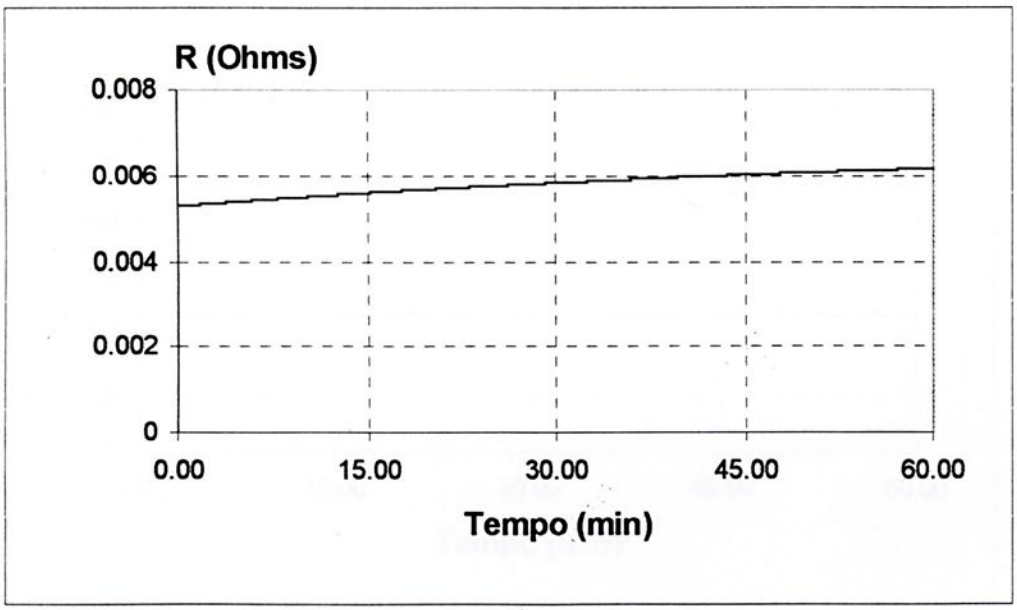


Figura 6.24: Resistência do enrolamento do estator, motor de 250 CV

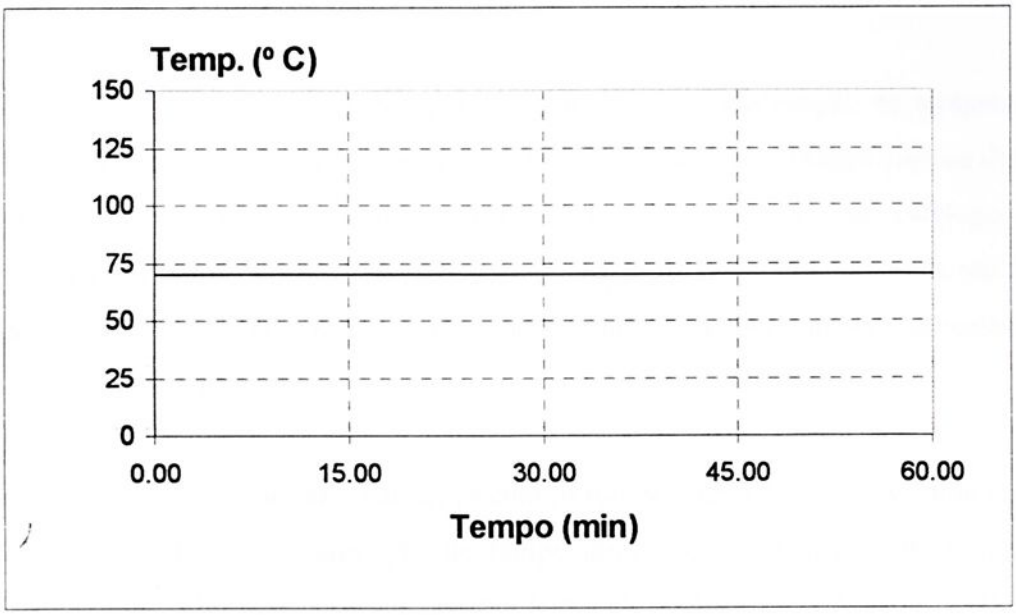


Figura 6.25: Elevação de temperatura máxima do estator, motor de 250 CV

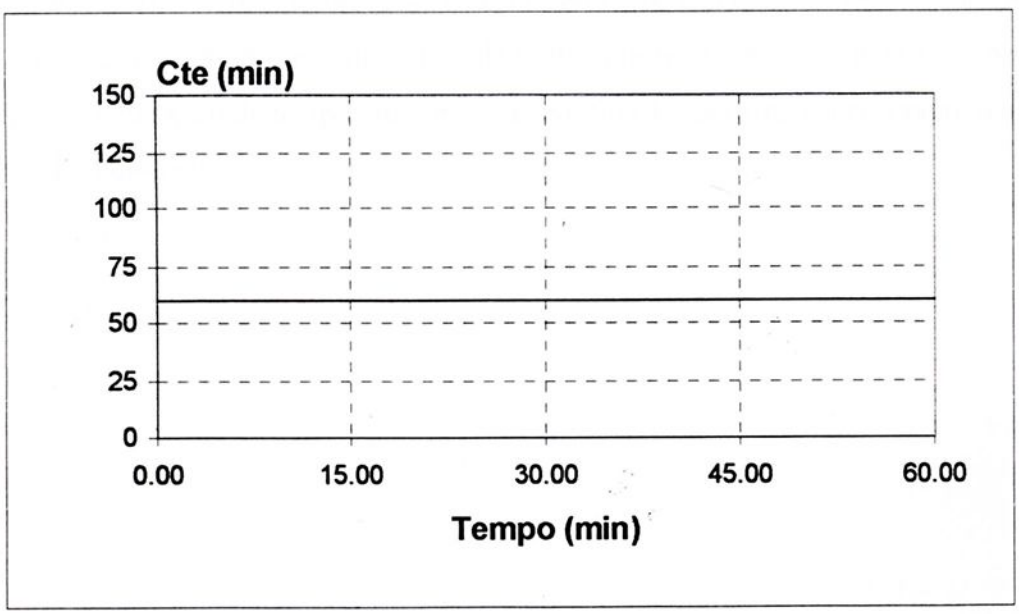


Figura 6.26: Constante térmica de aquecimento do estator, motor de 250 CV

6.3. Análise dos resultados

Os resultados obtidos mostram que, a elevação de temperatura estimada no corpo do estator, pode ser utilizada para a comparação com os limites de elevação de temperatura apresentados pelas normas, ou catálogos de fabricantes, verificando-se assim a correta utilização do motor, ou ainda verificar se o motor foi corretamente especificado segundo as necessidades do processo, do ponto de vista térmico.

Para as simulações com os motores de 3 CV e 5 CV, nota-se que em apenas 1 hora, a elevação de temperatura obtida, alcançou os limites de temperatura admissíveis (neste caso 80 °C devido a classe de isolamento - B), para a condição de sobrecarga dos motores, sendo possível prever que, para um ciclo de carga longo, o motor estará trabalhando acima de sua capacidade térmica.

São apresentadas também, para efeito ilustrativo, as curvas da potência dissipada no enrolamento do estator, da variação da resistência com a temperatura, da corrente de linha, além dos valores fornecidos pela rede neural, como a elevação de temperatura máxima em função da carga e a constante térmica de aquecimento.

unesp

Capítulo 7

Conclusões finais e sugestões para futuros trabalhos

Este trabalho propôs uma forma de estimar as elevações de temperatura no estator de um motor de indução, em tempo real, utilizando a tecnologia das redes neurais artificiais, implementada em um software de supervisão industrial, utilizado em sistemas automatizados.

O modelo desenvolvido, tem como principal finalidade estimar a elevação de temperatura para qualquer regime de operação, principalmente em sobrecarga, a fim de aumentar a vida útil do motor e evitar os casos críticos que podem levar a queima da máquina, tendo a elevação de temperatura como um parâmetro de proteção para a mesma.

A estimativa da elevação da temperatura no corpo do estator, foi feita com base no equacionamento apresentado no capítulo 2, sendo que os parâmetros térmicos, como as constantes de tempo térmicas de aquecimento e resfriamento, foram calculados a partir de dados das massas de enrolamento e núcleo, fornecidos pelo fabricante.

A tecnologia das redes neurais foi utilizada para armazenar os parâmetros necessários para a implementação do modelo térmico (elevação de temperatura máxima e constantes de tempo térmicas) de diversos motores, otimizando o uso do programa em tempo real, sem a necessidade de utilização de um grande banco de dados, além de possibilitar a expansão da rede em função de outras entradas, como o fabricante do motor, ou mesmo sua polaridade. Neste trabalho utilizou-se motores de 4 pólos. Desta forma é possível que o mesmo programa efetue a análise de diversos motores em um mesmo sistema industrial.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

Os dados para o treinamento da rede neural, ou seja, a base de conhecimento utilizada no trabalho, foram obtidos calculando-se as elevações de temperatura máximas para cada condição de carga no motor, desde a condição em vazio até 20% acima da corrente nominal.

O modelo proposto foi implementado em um sistema de supervisão industrial, como apresentado no capítulo 5, e validado através de ensaios em laboratório realizados para um motor de 3 CV. A partir dos resultados obtidos no capítulo 5, o modelo se mostrou adequado para o fim que se propôs.

Cabe ressaltar que, para o regime S4 de operação, ocorreu uma diferença maior entre os valores estimados, e os valores reais obtidos pelo sensor de temperatura, devido ao fato de que no instante do desligamento e ligamento da máquina, o fator de transmissão de calor não é o mesmo que aquele considerado durante toda a operação do motor. No entanto, o modelo ainda se mostra adequado para este tipo de aplicação, considerando-se que a elevação de temperatura estimada acompanha os valores obtidos pelo sensor, podendo neste caso ser feita uma análise quantitativa sobre as condições térmicas do motor.

No capítulo 6 foi simulado um caso de operação em regime contínuo, para quatro motores, sendo que o modelo desenvolvido neste trabalho foi utilizado para cada motor, a fim de se estimar ao mesmo tempo, a elevação de temperatura em uma mesma tela e em tempo real.

Verifica-se portanto que, o modelo desenvolvido neste trabalho e sua forma de implementação, constitui uma ferramenta adicional para o usuário, técnico ou engenheiro, para analisar o comportamento térmico do motor, através da elevação de temperatura como um parâmetro de referência, para verificar se o mesmo está operando de acordo com as especificações do fabricante.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

A seguir, apresentam-se algumas sugestões para futuros trabalhos:

1-) Desenvolvimento de modelos que considerem as variações do fator de transmissão de calor para que, em tempo real, atendam as necessidades de aplicações durante a operação em regime transitório;

2-) Adequar o modelo desenvolvido para analisar os efeitos quando o motor opera com velocidade variável, pois neste caso também existe a necessidade de corrigir o fator de transmissão de calor, e a constante de tempo.

3-) Possibilidade de implementação do modelo em hardware, que em conjunto com o motor, seja possível obter um dispositivo de proteção para o mesmo.

4-) Modelos que considerem os efeitos das distorções harmônicas na elevação de temperatura, sendo que neste trabalho utiliza-se apenas a corrente eficaz que é monitorada pelo sistema.

unesp

Capítulo 8

Bibliografia e referências bibliográficas

Abaixo segue a bibliografia pesquisada durante a realização do trabalho, sendo que algumas são referências citadas diretamente no texto, e outras que não são citadas, porém que contribuiram para o desenvolvimento do trabalho.

1. Avolio, E . – "Uma Contribuição ao Estudo do Comportamento Térmico e do Desempenho Elétrico de Motores de Indução com Rotor em Gaiola", Tese de Doutorado Apresentada á Faculdade de Engenharia Elétrica da Unicamp, Campinas-SP, 1992;

2. Kostenko, M. ; Piotrovsky, L. – "Electrical Machines", Ed. Mir, Moscow, URSS, pp. 142-169, 1969;

3. Subrahmanyam, V – "Electric Drives": Concepts and Applications, McGraw - Hill, pp. 459-489,1994;

4. De Sá, J.S. – "Contribuição à Análise do Comportamento Térmico de Motores de Indução Trifásicos com Rotor do Tipo Gaiola", Tese de Doutorado Apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da Unicamp, Campinas-SP, 1989;

5. Bose,B.K – "Power Electronics and AC Drives", Prentice Hall, New Jersey, USA, 1986;

6. Haykin, S. – "Neural Networks", Prentice Hall, 1994;

7. S.F.Farag, R.G. Bartheld, and T.G Habertler – "An Integrated On-line Motor Protection System, IEEE Industry Applications Magazine, vol.2, n°.2, pp. 21-26, March/April 1996;

8. Cabrera,L.A, Elbuluk, M.E,Husain,I – "Tuning the Stator Resistance of Induction Motors Using Artificial Neural Network", IEEE Transations On Power Electronics, vol.12, n°..5, pp. 779-787, September 1997;

unesp

9. Mehrotra, Prashant; Quaicoe, John E.; Venkatesan, R.–" Induction Motor Speed Estimation Using Artificial Neural Networks", Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, vol.2, pp. 607-610, May 1996;

10. Kulkarni, Amol S. ; El-Sharkawi, M.A. "Speed estimator for induction motor drives using an artificial neural network", IEEE International Electric Machines and Drives Conference Record, IEMDC, 1997, pMD2 2.1-2.3;

11. Martins de Sousa, R. – "Modelamento matemático dinâmico térmico e elétrico de motores de indução", Tese de Mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica da Unicamp, Campinas – SP, 1996;

12. Resnick, R. ; Halliday, D. – "FÍSICA", Livros Técnicos e Científicos Editora, vol.2, pp. 184-197, 1984;

13. Castrucci, P. ; Moura Sales, R. – "Controle Digital", Ed. Edgard Blucher, vol.3, pp.148-168, 1990;

14. Oliveira, J.C.P – "Controlador Programável", Ed. McGraw-Hill, pp. 1 - 22,1993;

15. Lobosco, O.S.; Dias, J.L.P.C – "Seleção e Aplicação de Motores Elétricos", vol. 1 e 2, McGraw-Hill, São Paulo, 1988;

16. NBR 7094 – "Máquinas Elétricas Girantes – Motores de Indução", Associação Brasileira de Normas Técnicas – ABNT, Dez/1981;

17. Junqueira, L.C.; Carneiro, J.- "Histologia Básica", Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 1995;

18. NBR 5383 – "Máquinas Elétricas Girantes – Máquinas de Indução: Determinação das Características", Associação Brasileira de Normas Técnicas – ABNT, nov/1982;

unesp

19. Bem,L.R; Heavner,L. – " Neural Networks in the process industries", InTech Magazine, vol 43, no.12, pp.50-54, December 1996;

20. Hagan, M.T.; Menhaj, M.B. – "Training Feedforward Networks With The Marquardt Algorithm", Brief Papers, IEEE Transactions on Neural Networks,vol.5, no.6, November 1994;

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

ANEXO A

Neste anexo segue o programa do modelo térmico desenvolvido neste trabalho, e implementado no sistema de supervisão. Para que este programa possa ser reproduzido, é necessário inserir as variáveis na base de dados do novo projeto, referente aos dados do modelo matemático. É importante ressaltar que o programa abaixo foi implementado no supervisório apresentado no anexo E, sendo que os pesos da rede neural colocados nas matrizes, podem ser transferidos para um programa implementado em qualquer outro sistema de supervisão, respeitando porém, a forma como os dados são endereçados, isto é, a sua sintaxe para se atualizar os dados no sistema. Cabe lembrar ainda que, este programa deve ser implementado no supervisório de modo que o mesmo seja executado em intervalos de tempo regulares (como a cada 1s), afim de utilizar o modelo proposto.

Modelo Térmico do Motor de Indução Trifásico com Rotor em Gaiola, utilizando de uma Rede Neural do tipo Perceptron Multicamadas

```
Sub Main()
Dim WEARRAY(3,20), WARRAY(21, 10), W2ARRAY(11,2), XARRAY(2),XNARRAY(2),
UARRAY(10), YARRAY(10) As Variant
Dim Y2ARRAY(4),I2ARRAY(2),YEARRAY(20),YNARRAY(3),UEARRAY(20),SARRAY(3)
As Variant
Dim ENTRADA As Variant
Dim contaux As Boolean

'Pesos da camada de entrada da rede neural 20 X 10 X 2 neurônios (WEARRAY)

WEARRAY(1,1)=-6.30673286    'Bias do 1° neurônio
WEARRAY(2,1)=0.0312800      'Peso da 1ª entrada do 1° neurônio
WEARRAY(3,1)=-0.25991872    'Peso da 2ª entrada do 1° neurônio

WEARRAY(1,2)=14.12196457    'Bias do 2° neurônio
```

WEARRAY(2,2)=-0.02201350 *'Peso da 1ª entrada do 2º neurônio*
WEARRAY(3,2)=-0.008636886 *'Peso da 2ª entrada do 2º neurônio*

WEARRAY(1,3)=-12.89824722
WEARRAY(2,3)=0.0081027897
WEARRAY(3,3)=0.0170272599

WEARRAY(1,4)=10.721971094
WEARRAY(2,4)=-0.000718994
WEARRAY(3,4)=-0.017953963

WEARRAY(1,5)=-13.85060610
WEARRAY(2,5)=-12.12336817
WEARRAY(3,5)=-1.462782483

WEARRAY(1,6)=0.4959241294
WEARRAY(2,6)=4.6494094890
WEARRAY(3,6)=0.0438348657

WEARRAY(1,7)= 9.402287718
WEARRAY(2,7)=-0.003615831
WEARRAY(3,7)=-0.017414524

WEARRAY(1,8)=6.45132921
WEARRAY(2,8)=-0.0416897257
WEARRAY(3,8)=0.1588940234

WEARRAY(1,9)=5.433399099
WEARRAY(2,9)=18.73725674
WEARRAY(3,9)=0.614961040

WEARRAY(1,10)=7.623065153
WEARRAY(2,10)=-0.00624821
WEARRAY(3,10)=-0.00294089

WEARRAY(1,11)=1.337544731
WEARRAY(2,11)=1.956630440



WEARRAY(3,11)=-1.13358101

WEARRAY(1,12)=-7.854160102
WEARRAY(2,12)=0.01928470577
WEARRAY(3,12)=0.00478831781

WEARRAY(1,13)=6.23804677
WEARRAY(2,13)=11.65336397
WEARRAY(3,13)=-5.93088172

WEARRAY(1,14)=-6.555377136
WEARRAY(2,14)=-0.024149847
WEARRAY(3,14)=-3.909702316

WEARRAY(1,15)=1.3544981067
WEARRAY(2,15)=-4.061070768
WEARRAY(3,15)=-0.019050922

WEARRAY(1,16)=3.3121822953
WEARRAY(2,16)=-2.7391125341
WEARRAY(3,16)=-0.4381722911

WEARRAY(1,17)=38.380739281
WEARRAY(2,17)=20.1069905012
WEARRAY(3,17)=17.8153358927

WEARRAY(1,18)=-47.936808058
WEARRAY(2,18)=-3.6359481199
WEARRAY(3,18)=-49.1840183372

WEARRAY(1,19)=1.78086529346
WEARRAY(2,19)=2.62042672436
WEARRAY(3,19)=-1.2249399556

WEARRAY(1,20)=-11.196135610
WEARRAY(2,20)=-21.686645977
WEARRAY(3,20)=10.7381218765

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

'Pesos da 1ª camada escondida da rede neural 20 X 10 X 2 neurônios (WARRAY)

```
WARRAY(1,1)=1.4369380433      'Bias do 1° neurônio desta camada
WARRAY(2,1)=-2.5715382237     'Peso do 1° neurônio  camada anterior
WARRAY(3,1)=2.6044372657      'Peso do 2° neurônio  camada anterior
WARRAY(4,1)=-3.012299536      'Peso do 3° neurônio  camada anterior
WARRAY(5,1)=3.3065572739      'Peso do 4° neurônio  camada anterior
WARRAY(6,1)=15.582755139      'Peso do 5° neurônio  camada anterior
WARRAY(7,1)=0.517723810       'Peso do 6° neurônio  camada anterior
WARRAY(8,1)=3.116682865       'Peso do 7° neurônio  camada anterior
WARRAY(9,1)=2.62641485300     'Peso do 8° neurônio  camada anterior
WARRAY(10,1)=-2.574491821     'Peso do 9° neurônio  camada anterior
WARRAY(11,1)=2.631355249      'Peso do 10° neurônio  camada anterior
WARRAY(12,1)=-20.25071679     'Peso do 11° neurônio  camada anterior
WARRAY(13,1)=-3.0716291438    'Peso do 12° neurônio  camada anterior
WARRAY(14,1)=-35.492935981    'Peso do 13° neurônio  camada anterior
WARRAY(15,1)=-1.0637118413    'Peso do 14° neurônio  camada anterior
WARRAY(16,1)=2.5256985347     'Peso do 15° neurônio  camada anterior
WARRAY(17,1)=-25.854071496    'Peso do 16° neurônio  camada anterior
WARRAY(18,1)=8.5184368590     'Peso do 17° neurônio  camada anterior
WARRAY(19,1)=-0.4122890586    'Peso do 18° neurônio  camada anterior
WARRAY(20,1)=35.915653035     'Peso do 19° neurônio  camada anterior
WARRAY(21,1)=-27.133718678    'Peso do 20° neurônio  camada anterior

WARRAY(1,2)=1.2202213725      'Bias do 2° neurônio desta camada
WARRAY(2,2)=-0.5423185641
WARRAY(3,2)=0.2065049816
WARRAY(4,2)=0.45793260120
WARRAY(5,2)=-0.2192578755
WARRAY(6,2)=3.052494371060
WARRAY(7,2)=11.0733028740
WARRAY(8,2)=-0.0888731273
WARRAY(9,2)=-0.14054089779
WARRAY(10,2)=-7.1002904355
WARRAY(11,2)=0.162277759753
```

unesp

```
WARRAY(12,2)=-13.0112314324
WARRAY(13,2)=-0.51918010667
WARRAY(14,2)=11.669545973
WARRAY(15,2)=0.30857780974
WARRAY(16,2)=3.9991393346
WARRAY(17,2)=-0.5286520073
WARRAY(18,2)=-2.1570219606
WARRAY(19,2)=-0.09002355256
WARRAY(20,2)=8.932737771344
WARRAY(21,2)=4.03872958609

WARRAY(1,3)=0.432762918563   'Bias do 3º neurônio desta camada
WARRAY(2,3)=-1.0763451642
WARRAY(3,3)=1.0663143841
WARRAY(4,3)=-0.915498942
WARRAY(5,3)=1.715838571
WARRAY(6,3)=-42.280061118
WARRAY(7,3)=-2.0733844320
WARRAY(8,3)=1.32425229280
WARRAY(9,3)=1.64649641265
WARRAY(10,3)=0.2869864026
WARRAY(11,3)=1.0873047946
WARRAY(12,3)=-5.673686884
WARRAY(13,3)=-1.8787001660
WARRAY(14,3)=-69.3444928334
WARRAY(15,3)=-0.09666011090
WARRAY(16,3)=69.5051864941
WARRAY(17,3)=-0.55915014465
WARRAY(18,3)=49.46104875894
WARRAY(19,3)=-71.3055541630
WARRAY(20,3)=4.86551367856
WARRAY(21,3)=30.833148530

WARRAY(1,4)=8.1826598799     'Bias do 4º neurônio desta camada
WARRAY(2,4)=-7.804068476
WARRAY(3,4)=7.7093349703
WARRAY(4,4)=-7.48420230469
```

WARRAY(5,4)=7.74118754271
WARRAY(6,4)=45.3309047549
WARRAY(7,4)=-2.2671506492
WARRAY(8,4)=7.45869701061
WARRAY(9,4)=7.87721151256
WARRAY(10,4)=1.33462736098
WARRAY(11,4)=8.21420825285
WARRAY(12,4)=7.81496883173
WARRAY(13,4)=-7.8850682153
WARRAY(14,4)=-16.305049161
WARRAY(15,4)=-6.9392755507
WARRAY(16,4)=-5.9903802807
WARRAY(17,4)=11.5652186226
WARRAY(18,4)=-1.6288442103
WARRAY(19,4)=0.50885651424
WARRAY(20,4)=-4.7628745234
WARRAY(21,4)=20.6808532094

WARRAY(1,5)=-0.035931153215 *'Bias do 5° neurônio desta camada*
WARRAY(2,5)=0.3106687658212
WARRAY(3,5)=-0.3362863101754
WARRAY(4,5)=0.29391118180367
WARRAY(5,5)=-0.037661733143
WARRAY(6,5)=-3.947400408748
WARRAY(7,5)=16.587044037496
WARRAY(8,5)=0.04734261153734
WARRAY(9,5)=0.0862577569770
WARRAY(10,5)=-11.8282247090
WARRAY(11,5)=0.446871063377
WARRAY(12,5)=-6.73430760143
WARRAY(13,5)=-0.80121790451
WARRAY(14,5)=11.201160400471
WARRAY(15,5)=-3.258869483345
WARRAY(16,5)=5.0511303726198
WARRAY(17,5)=.07066967763
WARRAY(18,5)=-0.75270719976
WARRAY(19,5)=0.187586562709



```
WARRAY(20,5)=-13.75811806220
WARRAY(21,5)=7.156848467723

WARRAY(1,6)=-1.54363017275     'Bias do 6º neurônio desta camada
WARRAY(2,6)=1.72206678374
WARRAY(3,6)=-1.43665200726
WARRAY(4,6)=1.946093135233
WARRAY(5,6)=-1.429764974439
WARRAY(6,6)=16.11277876222
WARRAY(7,6)=-19.3124129135
WARRAY(8,6)=-2.10800787349
WARRAY(9,6)=-1.621616054676
WARRAY(10,6)=3.7737124963
WARRAY(11,6)=-1.843412468230
WARRAY(12,6)=-9.48877548777
WARRAY(13,6)=1.5531063680
WARRAY(14,6)=33.847422979125
WARRAY(15,6)=1.931447685210
WARRAY(16,6)=-1.384693156221
WARRAY(17,6)=-2.12885261880
WARRAY(18,6)=-0.08535506837
WARRAY(19,6)=2.858946219816
WARRAY(20,6)=26.0845396686
WARRAY(21,6)=25.41476066695

WARRAY(1,7)=-0.150924360436    'Bias do 7º neurônio desta camada
WARRAY(2,7)=0.96615602210
WARRAY(3,7)=-0.84080590517
WARRAY(4,7)=0.45849534883
WARRAY(5,7)=-0.61086685119
WARRAY(6,7)=-8.01118988511
WARRAY(7,7)=-8.93557070810
WARRAY(8,7)=-0.56543104114
WARRAY(9,7)=-0.2738387846136
WARRAY(10,7)=5.4123119002080
WARRAY(11,7)=-0.340196514050
WARRAY(12,7)=-8.441851944089
```



```
WARRAY(13,7)=0.924853314209
WARRAY(14,7)=4.663727505693
WARRAY(15,7)=3.94927749500
WARRAY(16,7)=-13.15049791940
WARRAY(17,7)=-0.4116493970493
WARRAY(18,7)=9.3997643751071
WARRAY(19,7)=1.61544280637856
WARRAY(20,7)=16.629072206359
WARRAY(21,7)=9.259962695410

WARRAY(1,8)=-1.159996920766     'Bias do 8° neurônio desta camada
WARRAY(2,8)=0.216962116616
WARRAY(3,8)=0.1850908419167
WARRAY(4,8)=0.0113944838089
WARRAY(5,8)=-0.3596438854590
WARRAY(6,8)=5.51398594084230
WARRAY(7,8)=-3.3481721439088
WARRAY(8,8)=0.054336247625
WARRAY(9,8)=-0.8732348314852
WARRAY(10,8)=1.599352439319
WARRAY(11,8)=-0.5918072090819
WARRAY(12,8)=-4.94134951875666
WARRAY(13,8)=-0.24696275131000
WARRAY(14,8)=-1.26297717292269
WARRAY(15,8)=0.30102412751817
WARRAY(16,8)=-2.83738883403
WARRAY(17,8)=3.273519927529
WARRAY(18,8)=1.756220576850
WARRAY(19,8)=-0.264983319911
WARRAY(20,8)=7.8609263889697
WARRAY(21,8)=-5.442871254580

WARRAY(1,9)=-4.3182282108759    'Bias do 9° neurônio desta camada
WARRAY(2,9)=2.84387289468670
WARRAY(3,9)=-2.6392742985066
WARRAY(4,9)=2.891172015525
WARRAY(5,9)=-2.84494093128423
```

```
WARRAY(6,9)=-18.54411546725079
WARRAY(7,9)=0.782422747028855
WARRAY(8,9)=-3.05791984357929
WARRAY(9,9)=-2.96347698046791
WARRAY(10,9)=-0.1205021295891
WARRAY(11,9)=-3.1741390002884
WARRAY(12,9)=-8.7642636678780
WARRAY(13,9)=2.49576581234572
WARRAY(14,9)=-14.4394392109419
WARRAY(15,9)=3.077148318790919
WARRAY(16,9)=-2.70115145834838
WARRAY(17,9)=-3.522156691753289
WARRAY(18,9)=13.8873250921280
WARRAY(19,9)=49.117262197447623
WARRAY(20,9)=-10.55698752398
WARRAY(21,9)=69.91027362524

WARRAY(1,10)=-2.0448344943616    'Bias do 10º neurônio desta camada
WARRAY(2,10)=0.127702397670
WARRAY(3,10)=-0.3703925905655
WARRAY(4,10)=0.51174940168082
WARRAY(5,10)=-0.3396640470266
WARRAY(6,10)=-23.9733527766444
WARRAY(7,10)=72.6414438991665
WARRAY(8,10)=-0.3183836986975
WARRAY(9,10)=-0.97159870206558
WARRAY(10,10)=-21.342520500023
WARRAY(11,10)=0.00590969176499
WARRAY(12,10)=14.0450010491810
WARRAY(13,10)=0.5984944283841
WARRAY(14,10)=24.94750662564
WARRAY(15,10)=0.209033102805648
WARRAY(16,10)=-9.9287926262809
WARRAY(17,10)=0.1785226584850
WARRAY(18,10)=3.9840028170134
WARRAY(19,10)=0.0625443285028
WARRAY(20,10)=-13.282100444015
```



```
WARRAY(21,10)=-12.9548403530628

'Pesos da camada de saida  da rede neural 20 X 10 X 2 neurônios (W2ARRAY)

W2ARRAY(1,1)=9.3100291860282738  'Bias do 1º neurônio desta camada
W2ARRAY(2,1)=-1.794094399055
W2ARRAY(3,1)=3.2440375113443
W2ARRAY(4,1)=36.3184940048
W2ARRAY(5,1)=-11.18297227059386
W2ARRAY(6,1)=37.9610815536828
W2ARRAY(7,1)=-1.6168812295504
W2ARRAY(8,1)=2.9606245994431526
W2ARRAY(9,1)=31.863767910610
W2ARRAY(10,1)=28.723538387780
W2ARRAY(11,1)=-1.051451943057


W2ARRAY(1,2)=20.661684204241169  'Bias do 2º neurônio desta camada
W2ARRAY(2,2)=-1.0521341698124
W2ARRAY(3,2)=0.87957605252327
W2ARRAY(4,2)=-19.139781006023
W2ARRAY(5,2)=-0.2746458208933
W2ARRAY(6,2)=11.791062609233
W2ARRAY(7,2)=-0.29743783362027865
W2ARRAY(8,2)=0.54058017533703
W2ARRAY(9,2)=11.211291991062
W2ARRAY(10,2)=1.2547617606141
W2ARRAY(11,2)=0.28023413389397

'Entrando com os parâmetros do motor

LINHA=PointGet("LINHA_DDE") 'leitura da linha na planilha Excel
RS=PointGet("RESISTENCIA") 'leitura da resistência entrada pelo operador
  If RS<>0 Then  'Quando a resistência for diferente de zero inicia a leitura
  da corrente  (perfil de carga)

  LINHA=LINHA+1  'Incrementa a linha da corrente na planilha do Excel
```

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

```
ch% = DDEInitiate("Excel","corrente")  'Inicia comunicação DDE
A=DDERequest(ch%,"R" & LINHA & "C1")  '
B=DDERequest(ch%,"R" & LINHA & "C5")
DDETerminate ch%
PointSet "LINHA_DDE",LINHA
PointSet "CORRENTE_MOTOR",A
PointSet "CAUXILIAR",B
End If

XARRAY(1)=PointGet("POT_MOTOR")  'Potencia do motor(CV)
XARRAY(2)=PointGet("CORRENTE_MOTOR" Corrente linha do motor

XNARRAY(1) = ((2 * (XARRAY(1) - 1)) / (500 - 1)) - 1 'Normalização dos
XNARRAY(2) = ((2 * (XARRAY(2) - 0)) / (696 - 0)) - 1 ' dados de entrada

For contador = 1 To 20
   UEARRAY(contador) = 0
 Next contador

 For contador = 1 To 10
   UARRAY(contador) = 0
 Next contador

For contador = 1 To 20
 UEARRAY(contador) = WEARRAY(1, contador) 'bias
For cont1 = 1 To 2
UEARRAY(contador) = UEARRAY(contador) + WEARRAY(cont1 + 1,
contador) * XNARRAY(cont1)
Next cont1

 ENTRADA = UEARRAY(contador)
YEARRAY(contador) = TANSIG(ENTRADA)
 Next contador

For contador = 1 To 10
UARRAY(contador) = WARRAY(1, contador) 'bias
```

```
For cont1 = 2 To (21)
 UARRAY(contador) = UARRAY(contador) + WARRAY(cont1, contador)
* YEARRAY(cont1 - 1)
 Next cont1
ENTRADA = UARRAY(contador)
YARRAY(contador) = TANSIG(ENTRADA)
Next contador


For cont1 = 1 To 2
 I2ARRAY(cont1) = W2ARRAY(1, cont1) 'bias
For contador = 1 To 10
I2ARRAY(cont1) = I2ARRAY(cont1) + YARRAY(contador) *
W2ARRAY(contador + 1, cont1)
Next contador
ENTRADA = I2ARRAY(cont1)
YNARRAY(cont1) = TANSIG(ENTRADA)
Next cont1

Y2ARRAY(1) = (0.5* (YNARRAY(1) + 1)) * (122.25 - 0) + 0

Y2ARRAY(2) = (0.5* (YNARRAY(2) + 1)) * (256.19 - 12.06) + 12.06


contaux=PointGet("CAUXILIAR")
IA=PointGet("CORRENTE_MOTOR")
PointSet "CTE_TEMPO",Y2ARRAY(2)
PointSet "TEMP_MEESTATOR",Y2ARRAY(1)
Y2ARRAY(2)=Y2ARRAY(2)*60
contaux=PointGet("CAUXILIAR")
contaux_anterior=PointGet("CAUXILIAR_ANTERIOR")
If contaux_anterior=false And contaux=true Then
tinicial_eestator=PointGet("TEMP_EESTATOR")
PointSet "TEMP_IEESTATOR",tinicial_eestator
PointSet "TEMPO",0
End If
```

```
If contaux_anterior=true And contaux=false  Then
inicial_eestator=PointGet("TEMP_EESTATOR")
PointSet "TEMP_IEESTATOR",tinicial_eestator
PointSet "TEMPO",0
End If

RESISTENCIA=PointGet("RESISTENCIAC")
POT_EE=3*RESISTENCIA*(IA)^2
POT_EEANTERIOR=PointGet("POTENCIA_EEANT")
IfPOT_EE>(1.05*POT_EEANTERIOR)Or
POT_EEANTERIOR>(1.05*POT_EE) Then
tinicial_eestator=PointGet("TEMP_EESTATOR")
PointSet "TEMP_IEESTATOR",tinicial_eestator
PointSet "TEMPO",0
End If

tinicial_eestator=PointGet("TEMP_IEESTATOR")

If contaux=true Then
tempo=PointGet("TEMPO")
tempo=tempo+1
temp_eestator=Y2ARRAY(1)*(1-Exp(-
tempo/Y2ARRAY(2)))+tinicial_eestator*Exp(-tempo/Y2ARRAY(2))

ElseIf  contaux=false Then
tempo=PointGet("TEMPO")
tempo=tempo+1
temp_eestator=tinicial_eestator*Exp(-tempo/Y2ARRAY(2))
End If

 PointSet "POTENCIA_EEANT",POT_EE
 PointSet "TEMPO",tempo
PointSet "TEMP_EESTATOR",temp_eestator
PointSet "CAUXILIAR_ANTERIOR",contaux

RS=PointGet("RESISTENCIA")
RESISTENCIA=RS*(1+(0.00393*temp_eestator))
```



```
        PointSet "POTENCIA_EE",POT_EE
        PointSet "RESISTENCIAC",RESISTENCIA

End Sub

' Função de Ativação do Neurônio

Public Function TANSIG(ENTRADA) As Variant 'Função Tangente sigmoid
  TANSIG = 2 / (1 + Exp(-2 * ENTRADA)) - 1
  Exit Function
End Function
```

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

ANEXO B

Abaixo segue a rede neural implementada no MATLAB, para efetuar o treinamento da mesma. Deve-se observar que a matriz M é justamente a matriz de dados das tabelas do anexo C, ou seja, é a base de conhecimento da rede neural. No domínio define-se as colunas de entrada e saída da rede, sendo que em camadas é colocado o número de camadas e o número de neurônios por camada. Em ativações é definido o tipo de função de ativação de cada neurônio, sendo que em treinamento é passado para o programa o tipo de treinamento a ser efetuado (neste caso optou-se pelo de Levenberg Maquart). Verifica-se logo abaixo a síntaxe para se adicionar o número de épocas de treinamento desejado, além da taxa de atualização do erro no gráfico e a precisão desejada.

```
P=[ M(:,1)'
   M(:,2)'];
 d=[M(:,3)'
   M(:,4)'];
dominio=[min(P')
  max(P')]';
camadas= [20,10,2];
ativacoes={'tansig','tansig','tansig'};
treinamento='trainlm';
net=newff(dominio,camadas,ativacoes,treinamento);
net.trainParam.show=2;
net.trainParam.epochs=8000;
net.trainParam.goal=1e-6;
net.trainParam.min_grad=1e-50;
[Pn,minp,maxp,dn,mint,maxt]=premnmx(P,d);
net=train(net,Pn,dn);
```

unesp

ANEXO C

Segue abaixo as tabelas de treinamento da rede neural utilizada para o ensaio experimental, com dados de três motores, e a rede final utilizada para armazenar os dados de 19 motores, para a fase de simulações.

Tabela C1: Dados de treinamento da rede utilizada no ensaio

Potência (CV)	Corrente (A)	Temp.máxima	Cte de Tempo (min)
3	0.00	0.00	69.95
3	2.40	20.63	19.36
3	2.59	22.68	19.36
3	2.81	25.30	19.36
3	3.09	29.03	19.36
3	3.42	34.02	19.36
3	3.78	40.29	19.36
3	4.18	48.37	19.36
3	4.76	62.52	19.36
3	5.05	70.86	19.36
3	5.51	86.16	19.36
3	6	105.84	19.36
3	6.50	130.49	19.36
10	0	0	50.18
10	6.30	33.50	15.74
10	7.70	36.52	15.74
10	8.74	39.20	15.74
10	9.94	42.79	15.74
10	11.26	47.40	15.74
10	12.66	53.11	15.74
10	14.13	60.11	15.74
10	16	70.70	15.74
10	17.25	78.97	15.74
10	18.90	91.61	15.74
10	20.65	107.54	15.74
10	22.45	127.23	15.74
50	0	0	99.53
50	7.98	35.15	30.27
50	9.93	36.20	30.27
50	12.69	38.10	30.27
50	15.84	40.88	30.27
50	19.21	44.61	30.27
50	22.70	49.36	30.27
50	26.33	55.36	30.27
50	30.04	62.71	30.27
50	33.82	71.64	30.27
50	37.70	82.55	30.27
50	41.70	95.96	30.27
50	45.82	112.55	30.27
50	50.10	133.46	30.27



Tabela C2: Dados de treinamento da rede neural para 19 motores

Potência (CV)	Corrente (A)	Temp.máxima	Cte de Tempo (min)
1,00	0,00	0,00	44,75
1,00	0,36	3,43	13,43
1,00	0,71	8,88	13,43
1,00	1,07	18,49	13,43
1,00	1,42	33,20	13,43
1,00	1,78	54,60	13,43
1,00	2,14	85,52	13,43
2,00	0,00	0,00	40,19
2,00	0,65	2,82	12,06
2,00	1,30	8,80	12,06
2,00	1,94	19,41	12,06
2,00	2,59	35,79	12,06
2,00	3,24	59,96	12,06
2,00	3,89	95,59	12,06
3,00	0,00	0,00	67,05
3,00	0,48	7,37	20,12
3,00	0,95	8,80	20,12
3,00	1,43	11,23	20,12
3,00	1,91	14,70	20,12
3,00	2,38	19,29	20,12
3,00	2,86	25,13	20,12
3,00	3,33	32,36	20,12
3,00	3,81	41,18	20,12
3,00	4,29	51,85	20,12
3,00	4,76	64,73	20,12
3,00	5,24	80,29	20,12
3,00	5,72	99,16	20,12
3,00	6,19	122,25	20,12
5,00	0,00	0,00	62,86
5,00	1,60	8,03	18,86
5,00	3,20	13,80	18,86
5,00	4,79	23,99	18,86
5,00	6,39	39,62	18,86
5,00	7,99	62,51	18,86
5,00	9,59	95,83	18,86
10,00	0,00	0,00	54,54
10,00	3,04	5,73	16,36
10,00	6,08	11,00	16,36
10,00	9,12	20,27	16,36
10,00	12,16	34,40	16,36
10,00	15,20	54,85	16,36
10,00	18,24	84,15	16,36
15,00	0,00	0,00	64,14
15,00	4,40	8,83	19,24
15,00	8,80	15,10	19,24
15,00	13,20	26,25	19,24
15,00	17,60	43,49	19,24
15,00	22,00	69,05	19,24
15,00	26,40	106,93	19,24



20,00	0,00	0,00	62,92
20,00	6,12	7,38	18,88
20,00	12,24	12,88	18,88
20,00	18,36	22,57	18,88
20,00	24,48	37,39	18,88
20,00	30,60	58,93	18,88
20,00	36,72	90,01	18,88
25,00	0,00	0,00	85,98
25,00	6,44	8,41	25,79
25,00	12,88	13,55	25,79
25,00	19,32	22,58	25,79
25,00	25,76	36,31	25,79
25,00	32,20	56,08	25,79
25,00	38,64	84,23	25,79
30,00	0,00	0,00	92,12
30,00	8,54	9,77	27,64
30,00	17,08	15,46	27,64
30,00	25,62	25,50	27,64
30,00	34,16	40,88	27,64
30,00	42,70	63,33	27,64
30,00	51,24	95,88	27,64
40,00	0,00	0,00	108,46
40,00	11,82	11,46	32,54
40,00	23,64	17,14	32,54
40,00	35,46	27,17	32,54
40,00	47,28	42,52	32,54
40,00	59,10	64,90	32,54
40,00	70,92	97,30	32,54
50,00	0,00	0,00	113,13
50,00	14,24	11,42	33,94
50,00	28,48	16,61	33,94
50,00	42,72	25,74	33,94
50,00	56,96	39,59	33,94
50,00	71,20	59,56	33,94
50,00	85,44	87,98	33,94
75,00	0,00	0,00	80,73
75,00	20,20	9,83	24,22
75,00	40,40	14,44	24,22
75,00	60,60	22,48	24,22
75,00	80,80	34,59	24,22
75,00	101,00	51,81	24,22
75,00	121,20	75,86	24,22
100,00	0,00	0,00	109,04
100,00	28,40	12,99	32,71
100,00	56,80	18,17	32,71
100,00	85,20	27,28	32,71
100,00	113,60	41,10	32,71
100,00	142,00	61,00	32,71
100,00	170,40	89,28	32,71
150,00	0,00	0,00	171,80
150,00	35,40	24,37	51,54
150,00	70,80	29,33	51,54



150,00	106,20	37,99	51,54
150,00	141,60	51,04	51,54
150,00	177,00	69,64	51,54
150,00	212,40	95,69	51,54
175,00	0,00	0,00	129,93
175,00	51,00	15,20	38,98
175,00	102,00	20,07	38,98
175,00	153,00	28,60	38,98
175,00	204,00	41,46	38,98
175,00	255,00	59,83	38,98
175,00	306,00	85,63	38,98
200,00	0,00	0,00	152,37
200,00	48,00	17,03	45,71
200,00	96,00	22,00	45,71
200,00	144,00	30,68	45,71
200,00	192,00	43,80	45,71
200,00	240,00	62,56	45,71
200,00	288,00	88,95	45,71
250,00	0,00	0,00	199,59
250,00	67,60	19,50	59,88
250,00	135,20	24,97	59,88
250,00	202,80	34,61	59,88
250,00	270,40	49,27	59,88
250,00	338,00	70,46	59,88
250,00	405,60	100,75	59,88
300,00	0,00	0,00	184,26
300,00	69,20	22,66	55,28
300,00	138,40	27,01	55,28
300,00	207,60	34,58	55,28
300,00	276,80	45,89	55,28
300,00	346,00	61,80	55,28
300,00	415,20	83,69	55,28
500,00	0,00	0,00	256,19
500,00	116,00	17,01	76,86
500,00	232,00	22,69	76,86
500,00	348,00	32,70	76,86
500,00	464,00	48,00	76,86
500,00	580,00	70,23	76,86
500,00	696,00	102,28	76,86



ANEXO D

Neste anexo apresentam-se os dados do motor de 3 CV, utilizado no ensaio experimental .

MOTOR DE 3 CV

- MODELO.....182.T
- CATEGORIA..... N
- CLASSE DE ISOLAMENTO..... B
- REGIME DE FUNCIONAMENTO..... S1
- TIPO DE VENTILAÇÃO.....ABERTO
- FATOR DE SERVIÇO.....1.15
- PROTEÇÃO..... IP21
- POTÊNCIA MECÂNICA..... PCV = 3 CV
- TENSÃO DE LINHA.....VLN = 220 V
- CORRENTE DE LINHA..... ILN = 9 A
- VELOCIDADE NOMINAL..... NN = 1730 rpm
- CORRENTE DE PARTIDA..... IP = 5.5 pu
- CONJUGADO DE PARTIDA.....TP = 2.8 pu
- CONJUGADO MÁXIMO..... TM = 2.4 pu
- RENDIMENTO NOMINAL..... RDN = 0.82
- FATOR DE POTÊNCIA NOMINAL..... FPN=0.77
- FREQUÊNCIA NOMINAL..... FN = 60 Hz
- MOMENTO DE INÉRCIA TOTAL..... JT = 0.24 Kgm^2
- TEMPO DE ROTOR BLOQUEADO..... TRB = 6 s
- NÚMERO DE PÓLOS..... P = 4
- TIPO DE LIGAÇÃO DO ESTATOR.....TRIÂNGULO
- RELAÇÃO DAS REATÂNCIAS ESTATOR/ROTOR. YX = 0.67
- PERDAS ROTACIONAIS..... PROT=44 W

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

- RESISTÊNCIA DO ESTATOR (20 ° C)…….. ....R1 = 2.31 Ω
- MASSA DO ENROLAMENTO DO ESTATOR.....MEE = 1.598 Kg
- MASSA DO NÚCLEO DO ESTATOR.....MNE = 7.6 Kg
- CALOR ESPECIFICO DO ENROL.DO ESTATOR.....CEE = 880 W/ °CsKg
- CALOR ESPECIFICO DOS NÚCLEOS.....CNE = 460 W/ °CsKg
- ELEV. DE TEMP. NA CONDIÇÃO NOMINAL.....θEE = 64.73 °C

ANEXO E

Neste anexo são apresentados o supervisório e o CLP utilizado, além dos conversores de sinais e sensor de temperatura montados no sistema experimental.

- **Supervisório e CLP:**

  - Supervisório CIMPLICITY –HMI versão 4.0 e CLP série 9030/CPU311
  - Fabricante: GeFanuc

- **Transdutores de sinais:**

  - Conversor corrente CC (0 ~ 500μA) para CC(4 ~ 20mA), modelo 81A-013/AEM/AN : utilizado para ler o sinal do sensor de temperatura (estator e ambiente), e enviar este sinal para o CLP.

  - Conversor corrente CA (0 ~ 10A) para CC (4 ~ 20 mA), modelo 83A-013/AMT/AN : utilizado para ler a corrente do motor, e enviar este sinal para o CLP.
  - Fabricante: YOKOGAWA

- **Sensor de Temperatura:**

  - Sensor de temperatura na faixa de –50 ° C à 150 °C, ou de 223 ° K à 423 °K, modelo AD590, sendo que a variação da corrente fornecida em função da temperatura é 1μA por grau Kelvin. Para uma temperatura de 25 ° C (298 ° K) por exemplo, a saída do sensor é 298 μA.
  - Fabricante: ANALOG DEVICES

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17

ANEXO F

Neste anexo segue os dados típicos de um ensaio de tipo, fornecido pelo fabricante de motores.

Weg Indústrias
Divisão Motores
Controle de Qualidade - Laboratório Elétrico

N° Série : AU90764 1 Item : 46650

Potência : 40 cv

Dados Nominais

Tensao :	380 V
Frequência :	60 Hz
Rotação :	1770 rpm
Corrente :	59.10 A

Resistência Ôhmica

Fase RS :	0.13400 Ohms
Fase ST :	0.13400 Ohms
Fase TR :	0.13400 Ohms
Temp. Ambiente :	29.24 °C

Ensaio em Vazio

V (V)	I1 (A)	I2 (A)	I3 (A)	Pab (W)	R (Ohms)	T (°C)
145	7.06	7.34	7.13	405.67	0.16100	30.98
199	9.49	9.82	9.56	523.50	0.00000	0.00
263	12.61	13.06	12.71	691.31	0.00000	0.00
322	15.75	16.31	15.81	887.16	0.00000	0.00
380	19.70	20.53	19.74	1154.08	0.00000	0.00
431	26.66	28.14	26.44	1587.97	0.16300	30.96

Ensaio com Rotor Bloqueado

Frequencia : 60 Hz

V (V)	I1 (A)	I2 (A)	I3 (A)	C (mkgf)	Pab (W)
353	364.36	363.96	366.48	35.07	100932.00

Ensaio em Carga

V (V)	C (mkgf)	Rot(rpm)	I1 (A)	I2 (A)	I3 (A)	Pab (W)	R (Ohms)	T (°C)
382	0.24	1800	19.47	20.28	19.50	1479.56	0.00000	0.00
380	4.04	1796	23.58	25.08	24.50	8655.00	0.00000	0.00
377	8.13	1790	32.95	34.43	34.27	16450.83	0.00000	0.00
382	12.12	1783	44.13	45.51	45.70	24221.67	0.00000	0.00
377	16.17	1774	57.55	58.78	59.24	32307.67	0.00000	0.00
381	20.14	1765	70.72	72.04	72.47	40373.66	0.00000	0.00
380	24.23	1754	86.61	88.01	88.35	49032.00	0.17800	30.92

Ensaio de Elevação de Temperatura

Carga Aplicada : 100 (%)

Resistência Quente : 0.17600 Ohms

C (mkgf)	Rot(rpm)	I1 (A)	I2 (A)	I3 (A)	Pab (W)	Tc (°C)	Ta (°C)
16.18	1774	57.28	58.51	58.96	32533.33	64.90	30.90

unesp

0810000934