



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA

CAMPUS DE BAURU

**MODELAGEM DE UM MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO
OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS POR MEIO
DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

JOSÉ EDUARDO ALVES DE OLIVEIRA

BAURU – SP

2011



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

FACULDADE DE ENGENHARIA

CAMPUS DE BAURU

**MODELAGEM DE UM MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO
OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS POR MEIO
DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

JOSÉ EDUARDO ALVES DE OLIVEIRA

Orientador: Prof. Dr. Paulo José Amaral Serni

**Dissertação apresentada à Faculdade de
Engenharia da UNESP – Campus de Bauru,
para a obtenção do Título de Mestre em
Engenharia Elétrica.**

BAURU – SP

2011

Oliveira, José Eduardo Alves de.

Modelagem de um motor de indução trifásico operando com tensões desequilibradas por meio de redes neurais artificiais / José Eduardo Alves de Oliveira, 2011.
125 f. : il.

Orientador: Paulo José Amaral Serni

Dissertação (Mestrado)-Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2011

1. Motor de indução. 2. Modelamento de motores. 3. Tensões desequilibradas. 4. Redes neurais artificiais. I. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. II. Título.



ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE JOSÉ EDUARDO ALVES DE OLIVEIRA, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DO(A) FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU.

Ao 01 dia do mês de fevereiro do ano de 2011, às 09:00 horas, no(a) ANFITEATRO DA SEÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO DA FACULDADE DE ENGENHARIA, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Prof. Dr. PAULO JOSE AMARAL SERNI do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Bauru, Prof. Dr. ALESSANDRO GOEDEL do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Prof. Dr. JOSE ALFREDO COVOLAN ULSON do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Bauru, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de JOSÉ EDUARDO ALVES DE OLIVEIRA, intitulado "MODELAGEM DE UM MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS". Após a exposição, o discente foi arguido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: Aprovado. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que, após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. PAULO JOSE AMARAL SERNI

Prof. Dr. ALESSANDRO GOEDEL

Prof. Dr. JOSE ALFREDO COVOLAN ULSON

À minha esposa, Raquel,
Ao meu filho, Mateus,
À meus pais, José Rodrigues e Izabel,
E à meus amigos, Mário e Arlete.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Professor Doutor Paulo José Amaral Serni, pelos seus ensinamentos e pelo seu apoio ao longo de todo o desenvolvimento, e pela sua colaboração na elaboração deste trabalho.

Ao Professor Doutor José Alfredo Covolan Ulson, pelo seu apoio e colaboração na elaboração deste trabalho.

Ao Professor Mestre André Luiz Andreoli, pela amizade, pela sua ajuda e colaboração na elaboração deste trabalho.

Ao Professor Doutor Alessandro Goedel, pelas sugestões e apoio na elaboração deste trabalho.

Ao Professor Doutor Paulo R. de Aguiar, pelo empréstimo da banca de ensaio de motores, utilizada neste trabalho.

A todos os professores do Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da FEB-UNESP, que contribuíram para este trabalho.

Aos técnicos de laboratório da FEB-UNESP, pelo apoio na realização da etapa experimental.

Ao Sr. Mário Eduardo Cazão, diretor da escola SENAI, da cidade de Lençóis Paulista, pela compreensão e colaboração no período de elaboração deste trabalho.

Aos colegas de trabalho da escola SENAI, da cidade de Lençóis Paulista, pela colaboração e incentivo na elaboração deste trabalho.

SUMÁRIO

SUMÁRIO.....	I
LISTA DE FIGURAS.....	III
LISTA DE TABELAS.....	VI
RESUMO.....	VII
ABSTRACT.....	VIII
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 MOTIVAÇÃO E RELEVÂNCIA DO TRABALHO.....	1
1.2 PROPOSTA E JUSTIFICATIVA DA DISSERTAÇÃO.....	7
1.3 TRABALHOS PUBLICADOS EM EVENTOS CIENTÍFICOS.....	10
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E ESTADO DA ARTE.....	11
2.1 MOTOR DE INDUÇÃO OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS.....	11
2.2 MODELAMENTO MATEMÁTICO DO MOTOR DE INDUÇÃO.....	18
2.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	19
3. MODELAMENTO MATEMÁTICO DO MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO.....	22
3.1 INTRODUÇÃO.....	22
3.2 TRANSFORMAÇÃO $\alpha\beta 0$	29
3.3 TRANSFORMAÇÃO $qd0$	31
3.4 EQUAÇÕES DE TRANSFORMAÇÃO DO ROTOR.....	35
4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	40
4.1 INTRODUÇÃO.....	40
4.2 NEURÔNIO BIOLÓGICO.....	42
4.3 NEURÔNIO ARTIFICIAL.....	43

4.4	TOPOLOGIAS DAS REDES NEURAI ARTIFICIAIS.....	47
4.4.1	Redes Não-Recursivas.....	47
4.4.2	Redes Recursivas.....	48
4.4.3	Redes Totalmente Conectadas e Parcialmente Conectadas	49
4.5	APRENDIZADO DE REDES NEURAI ARTIFICIAIS.....	50
4.5.1	Treinamento Supervisionado.....	50
4.5.2	Treinamento Não-Supervisionado	51
4.6	REDE PERCEPTRON MULTICAMADA.....	51
4.7	ALGORITMO BACKPROPAGATION.....	54
4.7.1	Erro quadrático	56
4.7.2	Erro quadrático médio	57
4.7.3	Algoritmo de Levenberg-Marquardt	60
4.7.4	Algoritmo de Levenberg regularizado	64
5.	MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS.....	67
5.1	INTRODUÇÃO.....	67
5.2	MÉTODO COMPUTACIONAL CLÁSSICO.....	69
5.3.1	Análise por meio do circuito elétrico equivalente.....	81
5.4	MÉTODO EXPERIMENTAL.....	86
5.4.1	Avaliação da temperatura dos enrolamentos do estator.....	90
5.4.2	Comparação dos resultados.....	93
5.5	MÉTODO COMPUTACIONAL POR REDES NEURAI.....	97
5.6	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	104
6.	CONCLUSÕES.....	107
6.1	FUTURAS LINHAS DE PESQUISAS.....	109
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	110
8.	APÊNDICE A.....	116
9.	APÊNDICE B.....	121

LISTA DE FIGURAS

<i>FIGURA 2.1 – Comportamento do aquecimento e das perdas no motor em função do desequilíbrio de tensões.</i>	<i>14</i>
<i>FIGURA 2.2 – Comportamento do aumento da temperatura no motor, em vários pontos, em função do desequilíbrio de tensões.....</i>	<i>16</i>
<i>FIGURA 4.1 – Representação de um neurônio natural.....</i>	<i>43</i>
<i>FIGURA 4.2 – Representação de um neurônio artificial.....</i>	<i>44</i>
<i>FIGURA 4.3 – RNA não-recursiva com Camada Única.</i>	<i>47</i>
<i>FIGURA 4.4 – RNA Progressiva com Múltiplas Camadas.</i>	<i>48</i>
<i>FIGURA 4.5 – RNA com retropropagação - Backpropagation.....</i>	<i>49</i>
<i>FIGURA 4.6 – Diagrama esquemático da rede PMC.</i>	<i>55</i>
<i>FIGURA 4.7 – (a) Dados ajustados adequadamente (boa generalização); (b) Fenômeno do “overfitting” (generalização pobre).</i>	<i>65</i>
<i>FIGURA 5.1 – Circuito desenvolvido no programa Matlab/Simulink usado nas simulações.</i>	<i>70</i>
<i>FIGURA 5.2 – Correntes eficazes do MIT operando com tensões equilibradas.....</i>	<i>71</i>
<i>FIGURA 5.3 – Comportamento da velocidade no eixo do MIT com tensões equilibradas....</i>	<i>72</i>
<i>FIGURA 5.4 – Comportamento do torque eletromagnético do MIT com tensões equilibradas.</i>	<i>72</i>
<i>FIGURA 5.5 – Formas de onda das correntes instantâneas no rotor $[i_r(t)]$ e no estator $[i_s(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões equilibradas.....</i>	<i>74</i>

<i>FIGURA 5.6 – Análise FFT da corrente do rotor $[i_r(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões equilibradas.</i>	75
<i>FIGURA 5.7 – Correntes eficazes do MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	76
<i>FIGURA 5.8 – Comportamento da velocidade no eixo do MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	76
<i>FIGURA 5.9 – Comportamento do torque eletromagnético do MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	77
<i>FIGURA 5.10 – Análise FFT do torque eletromagnético, com o MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	78
<i>FIGURA 5.11 – Formas de onda das correntes instantâneas no rotor $[i_r(t)]$ e no estator $[i_s(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	79
<i>FIGURA 5.12 – Análise FFT da corrente do rotor $[i_r(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões desequilibradas.</i>	80
<i>FIGURA 5.13 – Circuito elétrico equivalente de sequência direta por fase do MIT.</i>	81
<i>FIGURA 5.14 – Circuito elétrico equivalente de sequência inversa por fase do MIT.</i>	83
<i>FIGURA 5.15 – Torque eletromagnético em função da velocidade no eixo do motor: Curva A= CEE com tensão equilibrada ($V_{s1} = 127V$); Curva B = CEE com tensões desequilibradas ($V_{s1} = 110V$ e $V_{s2} = 12V$).</i>	85
<i>FIGURA 5.16 – Bancada experimental utilizada nos ensaios.</i>	86
<i>FIGURA 5.17 – Bancada experimental com instrumentação ao fundo.</i>	87
<i>FIGURA 5.18 – Diagrama elétrico dos ensaios realizados com o MIT.</i>	87
<i>FIGURA 5.19 – Instrumentação utilizada nos ensaios do MIT.</i>	88
<i>FIGURA 5.20 – Variação da resistência elétrica de um metal puro em função da temperatura.</i>	91

<i>FIGURA 5.21 – Comparativo entre os valores de corrente da fase A: Real x Simulador.....</i>	<i>96</i>
<i>FIGURA 5.22 – Comparativo entre os valores de corrente da fase B: Real x Simulador.....</i>	<i>96</i>
<i>FIGURA 5.23 – Comparativo entre os valores de corrente da fase C: Real x Simulador.</i>	<i>97</i>
<i>FIGURA 5.24 – Evolução do treinamento e validação da RNA.</i>	<i>99</i>
<i>FIGURA 5.25 – Comparativo entre os valores de corrente da fase A: Real x RNA.</i>	<i>101</i>
<i>FIGURA 5.26 – Comparativo entre os valores de corrente da fase B: Real x RNA.</i>	<i>101</i>
<i>FIGURA 5.27 – Comparativo entre os valores de corrente da fase C: Real x RNA.</i>	<i>102</i>
<i>FIGURA 5.28 – Correlações entre corrente, tensão e potência, obtidas através da RNA. .</i>	<i>102</i>
<i>FIGURA 5.29 – Comportamento da corrente, da fase B, em função da tensão e da potência na máquina CC.</i>	<i>103</i>

LISTA DE TABELAS

<i>TABELA 4.1 – Funções de Ativação para RNA.....</i>	<i>46</i>
<i>TABELA 5.1 – Parâmetros do MIT usado nos três métodos.</i>	<i>69</i>
<i>TABELA 5.2 – Valores obtidos na simulação do MIT com tensões equilibradas.....</i>	<i>73</i>
<i>TABELA 5.3 – Simulação do MIT com tensões desequilibradas.....</i>	<i>77</i>
<i>TABELA 5.4 – FP do MIT com tensões desequilibradas.....</i>	<i>78</i>
<i>TABELA 5.5 – Comparativo entre os valores de correntes experimentais e os obtidos na simulação.</i>	<i>93</i>
<i>TABELA 5.6 – Comparativo entre os valores da potência de entrada pelo modo experimental e pela simulação.....</i>	<i>94</i>
<i>TABELA 5.7 – Comparativo entre as correntes obtidas experimentalmente e as obtidas na simulação do MIT.</i>	<i>95</i>
<i>TABELA 5.8 – Arquitetura da RNA e suas características.</i>	<i>98</i>
<i>TABELA 5.9 – Comparativo entre correntes obtidas experimentalmente e as obtidas pela RNA.....</i>	<i>100</i>

RESUMO

O desequilíbrio de tensão nos sistemas elétricos pode provocar problemas indesejáveis na operação de equipamentos, principalmente nos motores de indução trifásicos, devido à importância destes motores em ambientes industriais. A utilização de modelos convencionais para a modelagem destes motores operando com tensões desequilibradas impõe resultados imprecisos e a obtenção de modelos adequados apresenta grande complexidade em função das assimetrias e não linearidades. Neste contexto, a utilização de ferramentas inteligentes, mais especificamente, redes neurais artificiais (RNA), reduz substancialmente a tarefa de modelagem, permitindo sua utilização sob condições de assimetrias e não linearidades. Assim, uma bancada de testes foi montada para a aquisição de dados experimentais de um motor de indução trifásico de 1CV, 4 polos, 220V/380V, tipo gaiola de esquilo. Os dados coletados foram usados para o treinamento e validação de uma RNA que modela a relação entre as tensões, correntes e a potência no eixo. Os resultados experimentais foram comparados com os obtidos com a RNA e com o modelo dinâmico, e constatou-se que a modelagem por meio de RNA é adequada para descrever matematicamente o comportamento de motores de indução trifásicos operando com tensões desequilibradas.

Palavras-chave: Motor de Indução; modelamento de motores; tensões desequilibradas; redes neurais artificiais.

ABSTRACT

Unbalanced voltages in electrical systems can deteriorate the performance of equipments and cause potential safety hazards and be harmful for the respective applications, especially in the three-phase induction motors, the most common energy receivers in industrial. The analysis of three phase induction motors under supply voltage unbalance conditions using the well-known symmetrical components analysis provide inaccurate results, and correct models are laborious, due to the complex nature of voltage unbalance factor like asymmetries and nonlinearities. In this context, the use of intelligent tools, specifically artificial neural networks (ANN), significantly reduces the modeling task and allowing the use under conditions of asymmetries and nonlinearities. Thus, a workbench tests was built for testing of the 4 pole, 220V/380V, 1CV squirrel-cage induction motor. Experimental set up for testing were used to ANN's training and validation. The ANN's model showed the relationship between the voltages, currents and shaft power. The results of experimental investigations and computer calculations (ANN and dynamic model) were compared and the results indicate that the ANN is adequate model that makes it possible to mathematically describe an induction motors operating with unbalanced voltage.

Keywords: Induction motor; motor modeling; voltage unbalance; artificial neural networks.

1. INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO E RELEVÂNCIA DO TRABALHO

Em um sistema elétrico trifásico, os valores associados às grandezas de tensão ou corrente elétrica, podem ser alterados em função de muitos fatores. Dentro deste contexto, destacam-se quatro tipos de perturbações que são produzidas nos sinais de tensão ou corrente elétricas:

- A perturbação na amplitude da tensão;
- A perturbação na frequência do sinal;
- A distorção na forma de onda do sinal;
- O desequilíbrio de tensão ou corrente elétrica em sistemas trifásicos.

O desequilíbrio de tensão em um sistema elétrico trifásico é uma condição onde as tensões entre as fases apresentam amplitudes diferentes entre si, ou

defasagem angular diferentes de 120° elétricos ou, ainda, as duas condições simultaneamente. Destas, apenas a primeira é freqüentemente evidenciada no sistema elétrico (OLESKOVICZ, 2007).

Desequilíbrio de tensão é muitas vezes definido como o desvio máximo dos valores médios das tensões ou correntes trifásicas, dividido pela média dos mesmos valores, expresso em percentagem. O desequilíbrio também pode ser definido usando-se a teoria de componentes simétricos. A razão entre os componentes ou de seqüência negativo ou zero, com o componente de seqüência positivo pode ser usado para especificar a percentagem do desequilíbrio (OLESKOVICZ, 2007).

Uma das causas de desequilíbrio de tensão é a presença de cargas trifásicas desequilibradas, como fornos de indução e a arco, conectadas a um sistema trifásico, uma vez que as correntes absorvidas nas três fases não são simétricas, isto é, não são iguais em amplitude nem tão pouco defasadas de 120° (DUGAN, 2003).

Outro fator que causa o aparecimento do desequilíbrio de tensão é a existência, nos sistemas de distribuição, de cargas monofásicas distribuídas inadequadamente, ou consumidores alimentados de forma trifásica que possuem uma má distribuição de carga em seus circuitos internos. Isto gera correntes elétricas desequilibradas no circuito, fazendo surgir tensões também desequilibradas (OLESKOVICZ, 2007).

O desequilíbrio de tensão também pode surgir devido à existência de linhas de transmissão mal transpostas, onde as características elétricas destas linhas, como a impedância, não são uniformes no seu percurso, ou também por transformadores com enrolamentos não simétricos.

Assim, o desequilíbrio de tensão pode provocar problemas indesejáveis na operação de equipamentos, dentre os quais podemos destacar os motores de indução trifásicos (MIT), em função da importância destas cargas em ambientes industriais.

Os MIT são usados em diversos setores industriais, sendo o principal elemento de conversão de energia elétrica em mecânica motriz. Sua popularidade se deve ao baixo custo e robustez (GOEDTEL, 2003).

O setor industrial brasileiro é responsável por cerca de 47% do consumo de energia elétrica do país. Sabe-se, ainda, que o consumo de energia nos sistemas motrizes corresponde a 62% do total da energia elétrica consumida na indústria, o que corresponde a 28,5% do consumo total deste insumo no país. O elevado consumo apresentado pelos sistemas motrizes, maior até que os demais segmentos individualmente, torna esses sistemas, o principal foco de atuação de programas de eficiência energética voltados ao setor industrial (ELETROBRAS, 2010).

O MIT é o tipo de motor elétrico mais utilizado e difundido, tanto para motorização de sistemas, quanto para processos industriais. Sua principal vantagem é a eliminação de contatos elétricos deslizantes e uma construção bastante simples, possibilitando um custo mais baixo, sendo fabricadas para uma grande variedade de aplicações (CAD, 2000).

Motores de indução trifásicos aplicam um simples, mas inteligente e eficiente sistema de conversão eletromecânica de energia. No MIT com rotor em gaiola de esquilo, o qual constitui a vasta maioria das máquinas de indução, o rotor é inacessível. Nenhum contato móvel é necessário, tais como o comutador e as escovas das máquinas de corrente contínua ou anéis deslizantes e as escovas nos motores e geradores síncronos. Este arranjo eleva consideravelmente a confiabilidade dos motores de indução e elimina os riscos de centelhas, permitindo aos motores deste tipo serem utilizados com segurança em ambientes muito agressivos ou em áreas classificadas contendo atmosfera potencialmente explosivas. Um grau adicional de robustez é provido pela ausência de fiação no rotor, cujos enrolamentos consistem de barras de metal não isoladas formando uma gaiola de esquilo a qual dá nome a este tipo de motor. Este robusto rotor pode girar em elevadas rotações e suportar grandes sobrecargas mecânicas e elétricas (BULGARELLI, 2006).

Para as análises dos efeitos de tensões desequilibradas aplicadas a um motor de indução, consideram-se os efeitos produzidos pelas tensões de seqüência negativa, que somados aos da tensão de seqüência positiva, resultam, num conjugado pulsante no eixo da máquina (OLESKOVICZ, 2007).

O torque pulsante aumenta a vibração da máquina com conseqüente aumento na geração de ruído. Além disso, em motores de eixo curto e pequeno entreferro, as vibrações podem provocar leve contato entre rotor e estator elevando a temperatura nos pontos de atrito (LEE, 1998).

Além disto, as correntes de seqüência negativa causam um sobreaquecimento no MIT. Como conseqüência direta desta elevação de temperatura, tem-se a redução da expectativa de vida útil dos motores, visto que o material isolante sofre uma deterioração mais acentuada na presença de elevadas temperaturas nos enrolamentos (OLESKOVICZ, 2007).

A margem de elevação de temperatura permissível, em máquinas elétricas de fabricação atual, é de 40 °C acima da temperatura ambiente. Estudos empíricos mostram que, para cada acréscimo de 10 °C na temperatura de funcionamento do motor em relação ao limite recomendado, a vida do enrolamento é reduzida pela metade (KOSOV, 1972).

Sob tensões desequilibradas, o torque médio é igual à soma algébrica do torque produzido pela componente de seqüência positiva mais o torque produzido pela componente de seqüência negativa (KRAUSE, 2002). Portanto sob estas condições o torque eletromagnético produzido é menor que o torque desenvolvido em condições ideais. Do ponto de vista de rendimento, verifica-se uma redução deste, devido a dois fatores principais: ao aumento das perdas no cobre do estator e do rotor, e ao crescimento nas perdas no ferro (MACHADO, 2008).

Outro aspecto a ser considerado na operação do MIT com tensões desequilibradas é a grande variação que a corrente solicitada em cada fase do motor pode apresentar. Esta variação não possui um comportamento linear.

Na Figura 1.1 são apresentados alguns exemplos de correntes em cada fase de um MIT operando com diversas combinações de desequilíbrio de tensão, obtidos experimentalmente. Os valores das tensões e cargas no eixo do MIT, que geraram estas correntes são mostrados no Apêndice A.

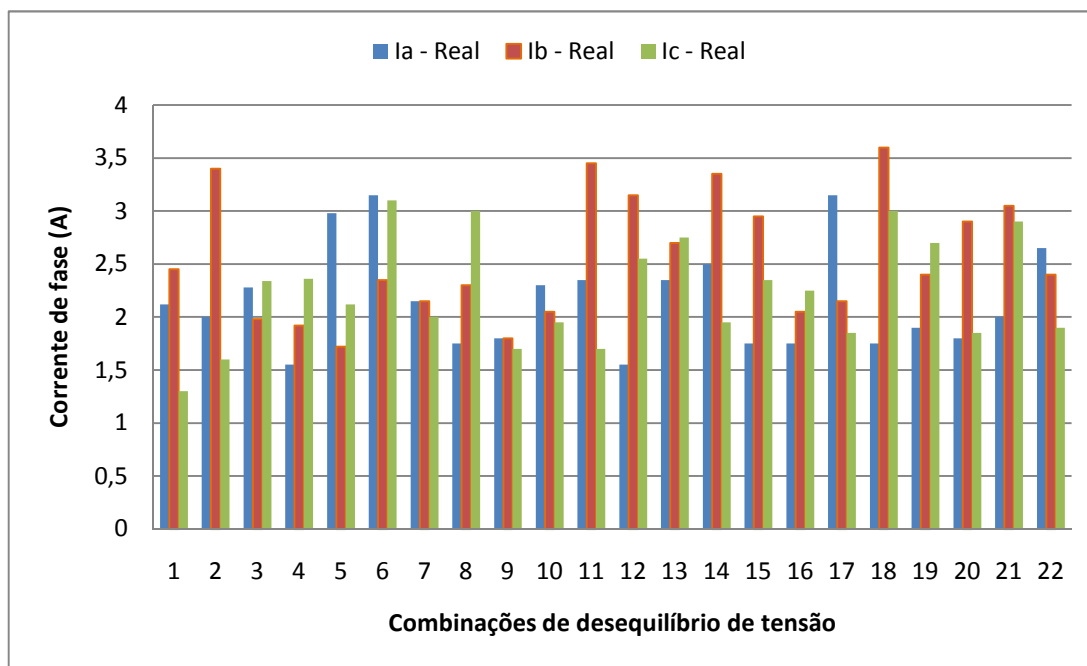


FIGURA 1.1 – Corrente eficaz em cada fase de um MIT operando com tensões desequilibradas.

Como o valor das correntes solicitadas pelo MIT tanto na partida como em regime são fundamentais no dimensionamento dos dispositivos de proteção e controle, esta variação da corrente provocada pelas tensões desequilibradas implica em grande incerteza, tanto para a vida útil do MIT e dos demais elementos do sistema, quanto para o funcionamento adequado dos elementos de controle e segurança.

Observa-se também que um desequilíbrio de corrente torna difícil a correta seleção do dispositivo de proteção e atuação do mesmo (MACHADO, 2008).

As maiores dificuldades do controle eficiente do MIT consistem no tratamento das não linearidades e complexidade analítica do motor. Na prática, tais fatores se

agravam devido ao efeito da curva de magnetização do fluxo eletromagnético, ao efeito pelicular, à alimentação desequilibrada, ao efeito das harmônicas, às variações paramétricas do motor em função do aumento de temperatura e à assimetria do motor, tornando o sistema altamente não linear e, conseqüentemente, de difícil solução matemática (SUETAKE, 2008).

Os métodos tradicionais de modelamento matemático do MIT fazem uma transformação linear do comportamento do motor, com o objetivo de simplificação matemática. Isto provoca uma imprecisão nos resultados das simulações computacionais que usam tais métodos de modelamento do MIT, quando os valores das tensões, em cada fase, deixam de ser iguais.

Os modelos convencionais de máquinas – ou processos – acionados por motores elétricos apresentam resultados satisfatórios em determinadas situações, mas normalmente são bastante particularizados ou falhos quando lidam com o comportamento não-linear dos componentes envolvidos em tais sistemas. Um modelo empregando redes neurais artificiais para mapear o comportamento dessas máquinas pode lidar satisfatoriamente com esses problemas caracterizados pelas não-linearidades das variáveis envolvidas no processo (GOEDTEL, 2003).

Na tentativa de contornar tais problemas, as técnicas baseadas em sistemas inteligentes para a análise e controle do MIT tornam-se atraentes em virtude da sua habilidade de lidar com sistemas não lineares e variantes no tempo e de não necessitar de um modelo matemático preciso, além de apresentar uma grande facilidade de integração computacional com as técnicas convencionais. Dentre as diversas técnicas de sistemas inteligentes, as principais e mais populares consistem nas Redes Neurais Artificiais (RNA), nos Sistemas *Fuzzy* e nos Algoritmos Genéticos (SUETAKE, 2008).

Neste contexto, uma alternativa para a determinação das correntes resultantes da operação do MIT com tensões desequilibradas é o uso da RNA. As RNA são modelos computacionais que utilizam técnicas de processamento

inerentemente paralelas e adaptativas através de um grande número de unidades simples de processamento (HAYKIN, 1999).

Alguns trabalhos já empregam a RNA como uma ferramenta alternativa na análise de não-linearidades do MIT, como por exemplo, os trabalhos de GOEDTEL (2003 e 2007) onde o primeiro estima o conjugado de carga, e o segundo, a velocidade do MIT utilizando RNA.

As aplicações com redes neurais têm aumentado a cada dia, fornecendo uma nova visão e alternativa ao tratamento de sistemas complexos. Essa metodologia está sendo utilizada em várias aplicações devido ao aumento do poder computacional dos microprocessadores. Vários estudos têm mostrado alternativas ao tratamento das não-linearidades que envolvem um sistema dinâmico cujo equacionamento convencional é um tanto quanto falho pelas suas aproximações aos sistemas lineares (GOEDTEL, 2003).

1.2 PROPOSTA E JUSTIFICATIVA DA DISSERTAÇÃO

A necessidade crescente de busca por processos mais econômicos, e na utilização racional e eficiente da energia elétrica, tem implicado na realização de estudos detalhados para a otimização de todo o processo industrial. Desta forma, os motores elétricos se tornaram elementos indispensáveis na maioria dos processos dos setores produtivos, pois os mesmos se destacam como os principais elementos de conversão de energia elétrica em mecânica (SILVA, 2007).

As indústrias se esforçam para otimizar o tempo de operação dos processos produtivos. Uma vez que os motores elétricos representam cerca de 90% dos acionamentos das máquinas associadas a estes processos, a identificação e a correção de problemas de manutenção elétricos e mecânicos destes motores são fundamentais para a elevação dos níveis de confiabilidade do sistema e para o aumento dos lucros operacionais (BULGARELLI, 2006).

Em processos industriais, todos os aspectos de produção necessitam serem analisados de forma a possibilitar a produção com qualidade, segurança e a custos desejados. Os custos de investimento e de consumo de energia podem ser otimizados pela rígida coordenação entre o motor e a carga acionada, uma vez que a menor potência possível para o motor deve ser especificada, de forma a operar no valor de eficiência mais alto possível, o que não ocorreria se o motor tivesse sido sobre-dimensionado. A seleção e a aplicação adequada dos dispositivos de proteção do motor contribuem para minimizar os custos operacionais da indústria (BULGARELLI, 2006).

Os custos de manutenção podem ser mantidos em valores mínimos pela detecção antecipada e preditiva de índices que possam levar a ocorrência de falhas em motores. Nestes casos, podem ser executados serviços de manutenção preventiva com menores custos, quando comparados aos elevados custos das manutenções corretivas, onde normalmente são exigidos reparos ou substituições de equipamentos ou componentes danificados (BULGARELLI, 2006).

Com o aumento de fatores que causam o desequilíbrio de tensão nos sistemas trifásicos de distribuição, a operação dos MIT com tensão desequilibrada passa a ser uma situação real, tornando-se uma variável instável nos métodos tradicionais de proteção do MIT.

Portanto, existe a necessidade de uma ferramenta ou metodologia simples que seja capaz de descrever de forma satisfatória o comportamento do MIT operando com desequilíbrio de tensão, observando-se que tal aspecto tem se tornado fator limitante nos sistemas de proteção e acionamento.

Em geral, as abordagens inteligentes têm sido aplicadas cada vez mais em sistemas complexos, onde o equacionamento convencional é um tanto falho para processos não-lineares que envolvam um sistema dinâmico, pois os mesmos em certos casos acabam sendo aproximados por sistemas lineares. Além disso, tais abordagens inteligentes estão, também, sendo cada vez mais utilizadas em várias aplicações devido ao incremento do poder computacional dos microprocessadores (SILVA, 2007).

Neste contexto, este trabalho propõe a utilização de uma RNA no modelamento do MIT, para estimar os valores das correntes no motor, por fase, operando em condições de equilíbrio ou de desequilíbrio de tensão.

Assim, a estimativa das correntes do MIT operando com tensões equilibradas ou não, pode contribuir para três finalidades principais:

- A primeira finalidade é prover informações sobre os valores de sobrecorrentes que serão exigidas pelo motor, em função do desequilíbrio de tensões, onde será possível determinar o fator de redução de potência do motor (*derating*), contribuindo para o correto dimensionamento do mesmo em condições de desequilíbrio.
- A segunda finalidade é prover dados relativos ao sistema de proteção do motor, onde será possível determinar uma faixa de atuação dos dispositivos de proteção, dentro de limites pré-estabelecidos, evitando desligamentos desnecessários e mantendo a confiabilidade do sistema.
- A terceira finalidade é prover informações para o sistema de acionamento e controle do motor, onde os dispositivos serão dimensionados de acordo com a faixa de valores de tensão e corrente, evitando o mau funcionamento ou a queima destes dispositivos.

Assim, por meio de uma RNA, serão determinadas as correntes elétricas exigidas por um MIT de 1CV, a partir dos valores das tensões aplicadas, equilibradas ou não, e do valor da carga no seu eixo.

Para tal desenvolvimento, uma bancada de ensaios foi montada para o levantamento dos dados experimentais, necessários para o treinamento e validação da RNA.

Por fim, com a utilização de uma RNA, a relação entre as tensões de alimentação e as correntes em cada fase é estabelecida e o resultado desta modelagem é comparado aos resultados de simulações de um modelo dinâmico.

1.3 TRABALHOS PUBLICADOS EM EVENTOS CIENTÍFICOS

A seguir tem-se o artigo publicado em congresso relativo á divulgação dos resultados desta dissertação:

OLIVEIRA, J. E. A., SERNI, P. J. A., ULSON, J. A. C., ANDREOLI, A. L., AGUIAR, P. R. e GOEDTEL, A., *Modelagem de um Motor de Indução Trifásico Acionado com Tensões Desequilibradas por meio de Redes Neurais Artificiais*. In: Conferência Internacional de Aplicações Industriais – IX INDUSCON, São Paulo, 2010.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E ESTADO DA ARTE

2.1 MOTOR DE INDUÇÃO OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS

Em 1936, REED e KOOPMAN realizaram um dos primeiros estudos do motor de indução operando com tensão desequilibrada. O método utilizado foi o das componentes simétricas, e eles concluíram que a eficiência do motor diminui sob tensões desequilibradas devido à divergência dos torques gerados pelas tensões de sequência positiva e negativa.

WILLIAMS (1954) realizou uma avaliação quantitativa das perdas num motor sob vários níveis de tensões desequilibradas utilizando o método de componentes simétricas. O processo é dividido em cinco etapas:

- Determinação das componentes de sequência positiva e negativa das tensões, utilizando método gráfico;

- Cálculo das impedâncias de seqüência positiva e negativa do motor;
- Determinação das componentes de seqüência positiva e negativa das correntes;
- Avaliação das três correntes de linha das componentes;
- Determinação das perdas no motor.

A partir destas avaliações, foi definida uma expressão para o cálculo das perdas no motor provocadas pelas componentes de seqüência negativa:

$$Perdas = 3 \cdot \left(\frac{V_{AO}^-}{Z^-} \right)^2 \cdot [(Z^- \cdot \cos \theta^-) \cdot (2 - s) - (1 - s) \cdot R_1] \quad (2.1)$$

V_{AO} = tensão de seqüência negativa [V]

s = escorregamento

Z = impedância de seqüência negativa [Ω]

R_1 = Resistência do estator [Ω]

$\cos \theta^-$ = fator de potência de seqüência negativa

As conclusões finais do trabalho de WILLIAMS (1954) foram que a carga no eixo do motor não interfere nas perdas devido ao desequilíbrio das tensões; que pequenos desequilíbrios nas tensões provocam elevados desequilíbrios nas correntes de linha.

No trabalho de GAFFORD (1959) foi realizada uma pesquisa sobre o comportamento da temperatura em um motor operando com tensões desequilibradas, onde foram realizados testes em um motor de indução trifásico de 10HP, 220V, 6 pólos, ligado em triângulo. Sua conclusão foi que quanto maior o desequilíbrio de tensão, maior era o aumento de temperatura no motor de indução trifásico e que este aquecimento era devido principalmente às perdas no cobre dos enrolamentos do motor.

BERNDT (1963) realizou testes com motores de indução trifásicos, operando com tensões desequilibradas, com o objetivo de definir uma expressão para calcular a potência reduzida do motor, nestas condições, denominado em inglês como

derating. Os testes foram realizados com três motores de 5HP, 220V, 1800rpm, ligados em Y, onde foi determinada a taxa de elevação de temperatura dos motores, com as temperaturas sendo medidas pela variação da resistência do enrolamento e com termopares.

A expressão definida foi:

$$P = \left[(I'_{r1})^2 \cdot R'_{r1} \cdot \left(\frac{1-s}{s} \right) \right] - \left[(I'_{r2})^2 \cdot R'_{r2} \cdot \left(\frac{1-s}{2-s} \right) \right] \quad (2.2)$$

I'_{r1} = corrente no rotor de seqüência positiva [A]

I'_{r2} = corrente no rotor de seqüência negativa [A]

R'_{r1} = resistência do rotor de seqüência positiva [Ω]

R'_{r2} = resistência do rotor de seqüência negativa [Ω]

s = escorregamento

Além da expressão para o cálculo da potência reduzida, o trabalho de BERNDT (1963) destacou a necessidade de revisão das normas para definir valores de desequilíbrios permitidos, e que, se o desequilíbrio das tensões existir e não puder ser evitado, uma alternativa é superestimar a potência do motor.

A pesquisa de WOLL (1975) demonstrou que os efeitos prejudiciais da tensão desequilibrada na operação do motor de indução polifásico podem ser obtidos a partir da decomposição das componentes de seqüência positiva e negativa. À medida que o desequilíbrio de tensão aumenta, a tensão de seqüência positiva diminui e a de seqüência negativa, aumenta. Ambas as variações são prejudiciais ao bom funcionamento do motor.

Foi mostrada também uma curva com o comportamento das perdas no motor e do aquecimento em função do desequilíbrio da tensão (Figura 2.1), e outra curva onde foi mostrado o comportamento da vida do isolamento dos enrolamentos do motor em função do desequilíbrio da tensão, para cada duas classes de isolamento e dois fatores de serviço diferentes (Figura 2.2).

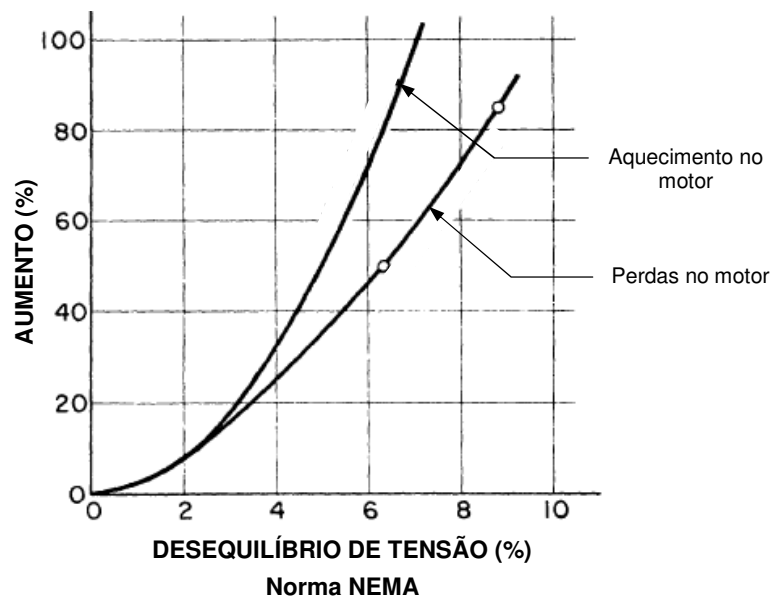


FIGURA 2.1 – Comportamento do aquecimento e das perdas no motor em função do desequilíbrio de tensões.

FONTE: Woll, 1975.

LEE (1997) investigou os efeitos de diferentes tensões desequilibradas com o mesmo fator de desequilíbrio de tensão (VUF – *Voltage Unbalanced Factor*) no desempenho de um motor trifásico, e seus efeitos no sistema de alimentação. Para isto, foi realizado um teste de carga para medir o desempenho de um motor de indução trifásico sob oito condições diferentes de desequilíbrio de tensões:

- Desequilíbrio de subtensão numa única fase (1Φ-UV);
- Desequilíbrio de subtensão em duas fases (2Φ-UV);
- Desequilíbrio de subtensão em três fases (3Φ-UV);
- Desequilíbrio de sobretensão numa única fase (1Φ-OV);
- Desequilíbrio de sobretensão em duas fases (2Φ-OV);
- Desequilíbrio de sobretensão em três fases (3Φ-OV);
- Desequilíbrio no ângulo de fase numa única fase (1Φ-A);
- Desequilíbrio no ângulo de fase em duas fases (2Φ-A);

Um dos resultados do trabalho de LEE (1997) foi que para um mesmo fator de desequilíbrio, o aumento da tensão de sequência positiva provoca um aumento no rendimento e uma diminuição do fator de potência do motor. Outra conclusão foi que o comportamento do aumento de temperatura no motor era diferente para cada condição de desequilíbrio de tensões, sendo que os casos de desequilíbrio com sub-tensões provocavam os maiores aumentos de temperatura. Além disto, o autor verificou que o desequilíbrio de tensões no motor não só provoca a perda de potência, como também o aumento no consumo de energia, provocando instabilidade de sistema de alimentação.

O trabalho de EGUILUZ (1999) verificou que o motor de indução operando com desequilíbrio de tensões, tinha seu fator de potência alterado, provocando o aumento da quantidade de energia reativa exigida, o que aumentava os valores de correntes do circuito.

Em 1999, LEE realizou outra investigação do comportamento do motor de indução operando com tensões desequilibradas, onde novas condições foram estabelecidas:

- Mesmo fator de desequilíbrio de tensão (VUF) com diferentes valores de tensões;
- Uma única tensão desequilibrada, com diferentes graus de desequilíbrio;
- Mesma tensão de sequência positiva, com diferentes tensões de sequência negativa.

As conclusões do autor foram que para uma correta análise os efeitos do desequilíbrio de tensão nos motores, tanto as tensão de sequência positiva, quanto às de sequência negativa devem ser consideradas, e que as tensões desequilibradas provocam um aumento excessivo de temperatura no motor e diminuem a vida útil do mesmo.

Nas pesquisas de DYMOND e STRANGES (2005) foram realizados testes em um motor de indução trifásico de 1500HP, 4 polos, sob três diferentes níveis de

desequilíbrio de tensão, com o objetivo de apresentar o resultado do aquecimento no estator e no rotor, velocidade-torque e o desempenho com rotor bloqueado.

Os resultados foram apresentados em um gráfico, onde se mostrou o comportamento do aumento da temperatura no motor, em vários pontos, em função do desequilíbrio de tensão (Figura 2.2).

Uma das conclusões de DYMOND e STRANGES (2005) foi que a estrutura física do rotor “gaiola de esquilo” influencia no comportamento do aumento de temperatura do motor, em condições de desequilíbrio. Outro resultado deste artigo foi que o desequilíbrio de tensão afeta as perdas no cobre, o aquecimento, o ruído, a vibração, a pulsação no torque, o escorregamento e o torque de partida do motor.

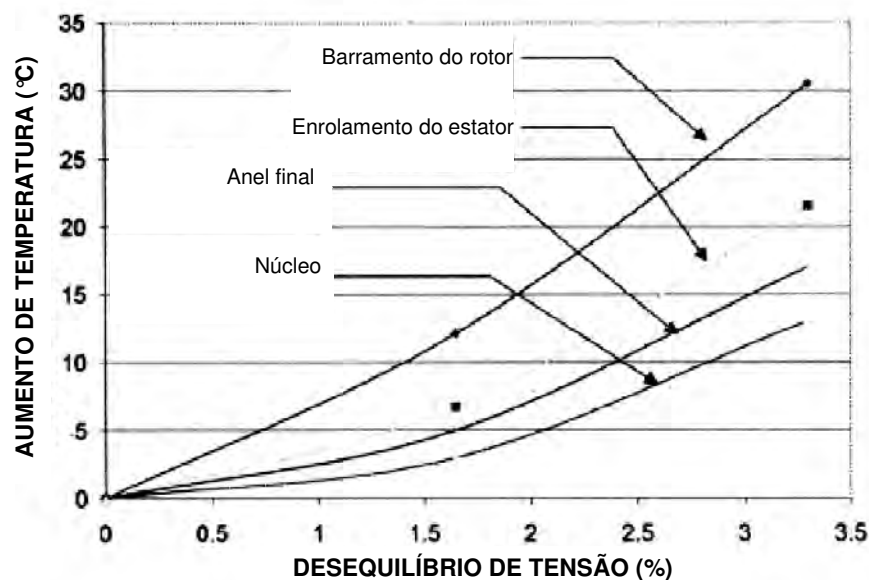


FIGURA 2.2 – Comportamento do aumento da temperatura no motor, em vários pontos, em função do desequilíbrio de tensões.

FONTE: Dymond e Stranges, 2005.

O trabalho de FAIZ e EBRAHIMPOUR (2006) propõe que, sob condições de desequilíbrio de tensão, a carga do motor deve ser reduzida de acordo com o fator

de redução de potência do motor (*derating*), melhorando o seu rendimento e garantindo a sua operação segura.

SERNI (2006) realizou uma investigação sobre os efeitos do desequilíbrio de tensões em cargas industriais trifásicas, onde verificou que o torque eletromagnético de um motor de indução trifásico, alimentado com tensões desequilibradas, em regime permanente, oscila próximo do valor do torque de carga e que esta oscilação indica a existência de uma componente de 120Hz no torque eletromagnético. Esta componente pode ser atribuída à existência das componentes de sequência inversa presentes nas tensões desequilibradas.

Em 2008, MACHADO desenvolveu um estudo sobre o impacto de tensões desequilibradas no desempenho dos motores de indução trifásicos, utilizando o modelamento clássico, por meio do programa *Matlab/Simulink*, e também propondo um modelamento, onde foi utilizado um circuito equivalente que levava em consideração as perdas no ferro do estator.

O artigo conclui que na presença de componentes de sequência negativa, a corrente de estator sofre um aumento significativo, que eleva as perdas por efeito Joule no rotor e no estator. Outro efeito secundário deste fenômeno é redução da vida útil do isolamento da máquina.

Também foi constatado que quando submetido a tensões desequilibradas, o torque eletromagnético do motor torna-se pulsante, aumentando assim a vibração e geração de ruído.

O autor conclui também que, operando sob desequilíbrio de tensão, o rendimento do motor tem uma redução de aproximadamente 9%. Esta redução é de aproximadamente 12,84%, quando se considera as perdas no ferro do rotor.

2.2 MODELAMENTO MATEMÁTICO DO MOTOR DE INDUÇÃO

Em 1918, FORTESCUE publicou seu clássico artigo sobre o método das componentes simétricas. Este método de transformação encontrou imediata aplicação na análise da operação desequilibrada de máquinas de indução.

No final dos anos 20, PARK (1929) revolucionou a análise de máquinas elétricas, quando formulou um sistema de transformação linear, que transformava as variáveis girantes do rotor de uma máquina síncrona, em variáveis pseudo-estacionárias. Nesta transformação, o referencial bifásico é convertido para um sistema de 2 vetores ortogonais e que giram em sincronismo com a frequência da rede.

Em 1938, STANLEY apresentou uma mudança de variáveis que transformavam as variáveis girantes do rotor de uma máquina de indução, em um sistema de coordenadas estacionárias.

Em 1943, CLARKE apresentou um método para transformar o sistema trifásico variável num sistema de 2 vetores ortogonais e estacionários, como uma máquina C.C.

KRON (1951) introduziu uma mudança de variáveis na qual transformava as variáveis do estator e do rotor de uma máquina de indução simétrica para coordenadas rotativas em sincronismo com o campo girante.

BARBI (1985) apresentou um estudo dos princípios básicos dos fenômenos associados a conversão eletromecânica de energia que seriam empregados no modelamento da máquina de indução.

KRAUSE (1995) apresentou uma análise de máquinas elétricas utilizando a teoria do sistema de coordenadas arbitrárias. Sua técnica de modelamento do motor de indução trifásico é o método usado no software *Matlab/Simulink*, que foi utilizado neste trabalho.

ONG (1997) apresentou técnicas de modelamento e simulação de máquinas elétricas utilizando o software *Matlab/Simulink*.

2.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Em 1943, o neurofisiologista McCulloch e o matemático Walter Pitts, realizaram um trabalho que fazia uma analogia entre células vivas e o processo eletrônico, simulando o comportamento do neurônio natural, onde o neurônio possuía apenas uma saída, que era uma função do valor de suas diversas entradas. Daí surgiu o modelo do neurônio artificial (LOURENÇO, 2010).

Em 1949, o psicólogo Donald Hebb demonstrou que a capacidade da aprendizagem em redes neurais biológicas vem da alteração da eficiência sináptica, isto é, a conexão somente é reforçada se tanto as células pré-sinápticas quanto as pós-sinápticas estiverem excitadas. Hebb foi o primeiro a propor uma lei de aprendizagem específica para as sinapses dos neurônios (LOURENÇO, 2010).

Em 1951, aconteceu a construção do primeiro neuro-computador, denominado Snark, por Mavin Minsky. O Snark operava ajustando seus pesos sinápticos automaticamente (LOURENÇO, 2010).

Ashby (1952) publicou o livro “*Design for a Brain: The Origin of Adaptive Behavior*”. O livro mostra que o comportamento adaptativo não é inato, mas sim aprendido, e que através da aprendizagem o comportamento de um sistema muda para melhor. Isto definiu os conceitos de adaptabilidade dos seres vivos, onde a vida e a inteligência podem desenvolver-se em qualquer sistema físico se forem cumpridos determinados limites fisiológicos (LOURENÇO, 2010).

Em 1954, Minsky escreveu uma tese intitulada “*Theory of Neural-Analog Reinforcement System and Its Application to The Brain-Model Problem*”, sendo o

primeiro a usar o termo redes neurais. Também em 1954, Garbor propôs os conceitos de filtros adaptativos não lineares (ULSON, 2002).

Em 1956, Taylor iniciou o trabalho sobre memórias associativas neurais, que são modelos do fenômeno biológico que permite o armazenamento de padrões e a recordação destes após a apresentação de uma versão ruidosa ou incompleta de um padrão armazenado (ULSON, 2002).

Roseblatt (1958) mostrou em seu livro "*Principles of Neurodynamics*" o modelo dos "Perceptrons". Nele, os neurônios (Perceptron) eram organizados em camada de entrada e saída, onde os pesos das conexões eram adaptados a fim de se atingir a eficiência sináptica usada no reconhecimento de caracteres (LOURENÇO, 2010).

Em 1960 surgiu a rede ADALINE (*ADaptive Linear NEtwork*) e o MADALINE (*Many ADALINE*), proposto por Widrow e Hoff. O ADALINE/MADALINE utilizou saídas analógicas em uma arquitetura de três camadas (ULSON, 2002).

Em 1969, Minsky e Papert publicaram um livro que constata que um neurônio do tipo Perceptron só é capaz de resolver problemas com dados de classes linearmente separáveis, salientando as limitações quanto a computadores e estações de trabalhos para conduzir experimentos nesta área. Após a publicação deste livro, e também, por não haver suporte financeiro para conduzir projetos nesta área, as pesquisas com RNA ficaram esquecidas até o início de 1980 (LOURENÇO, 2010).

Em 1974, Werbos descreveu o algoritmo de propagação do erro (*Backpropagation*), que se baseia na heurística do aprendizado por correção de erro, onde este é retro-propagado da camada de saída para as camadas intermediárias da RNA. Este algoritmo só foi redescoberto em 1986 (ULSON, 2002).

Em 1980, Grossberg estabelece a teoria da ressonância adaptativa (ART), que envolvia uma camada de reconhecimento e uma camada de generalização, onde se aplicava um princípio de auto-organização (LOURENÇO, 2010).

Em 1982, foram publicados os trabalhos do físico e biólogo Hopfield relatando a utilização de redes simétricas para otimização, através de um algoritmo de aprendizagem que estabilizava uma rede binária simétrica com realimentação. Esta particular classe de redes neuronais com realimentação atraiu grande atenção nos anos 80, tornando-se conhecida como redes de Hopfield (LOURENÇO, 2010).

Rumelhart, Hinton e Williams (1986) introduziram o poderoso método de treinamento denominado “*Backpropagation*”. Neste mesmo ano, Rumelhart e McClelland escreveram o livro “Processamento Paralelo Distribuído: Explorações na Microestrutura do Conhecimento” (LOURENÇO, 2010).

Broomhead e Lowe (1988) descreveram um procedimento para o projeto de uma rede neural (*feedforward*) usando funções de base radial (*Radial Basis Function* - RBF), que proporcionou um Perceptron alternativo. Eles aplicaram as RNA na área de análise numérica e de filtros adaptativos lineares. Um trabalho suplementar apareceu em 1990 com Poggio e Girosi, que enriqueceram a teoria de redes RBF aplicando a teoria da regularização de Tikhonov (ULSON, 2002).

3. MODELAMENTO MATEMÁTICO DO MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO

3.1 INTRODUÇÃO

Para que se possa representar matematicamente a máquina em estudo, serão feitas algumas hipóteses simplificativas, sem as quais as expressões seriam extremamente complexas (BARBI, 1985):

- Os enrolamentos do estator são todos iguais;
- Os enrolamentos do rotor são todos iguais;
- Os ângulos elétricos entre os enrolamentos são iguais, tanto no estator quanto no rotor;
- O entreferro é considerado constante;
- O circuito magnético é considerado ideal. A saturação não existe;
- A densidade de fluxo magnético no entreferro é radial e senoidal;

- A máquina será considerada bipolar;
- Não serão consideradas as perdas magnéticas.

Na Figura 3.1 tem-se a representação de uma máquina de indução trifásica simétrica com dois pólos e seus enrolamentos conectados em estrela, onde as , bs e cs são os eixos de coordenadas com referencial estático e ar , br e cr são os eixos de coordenadas com referencial rotórico (KRAUSE, 1995).

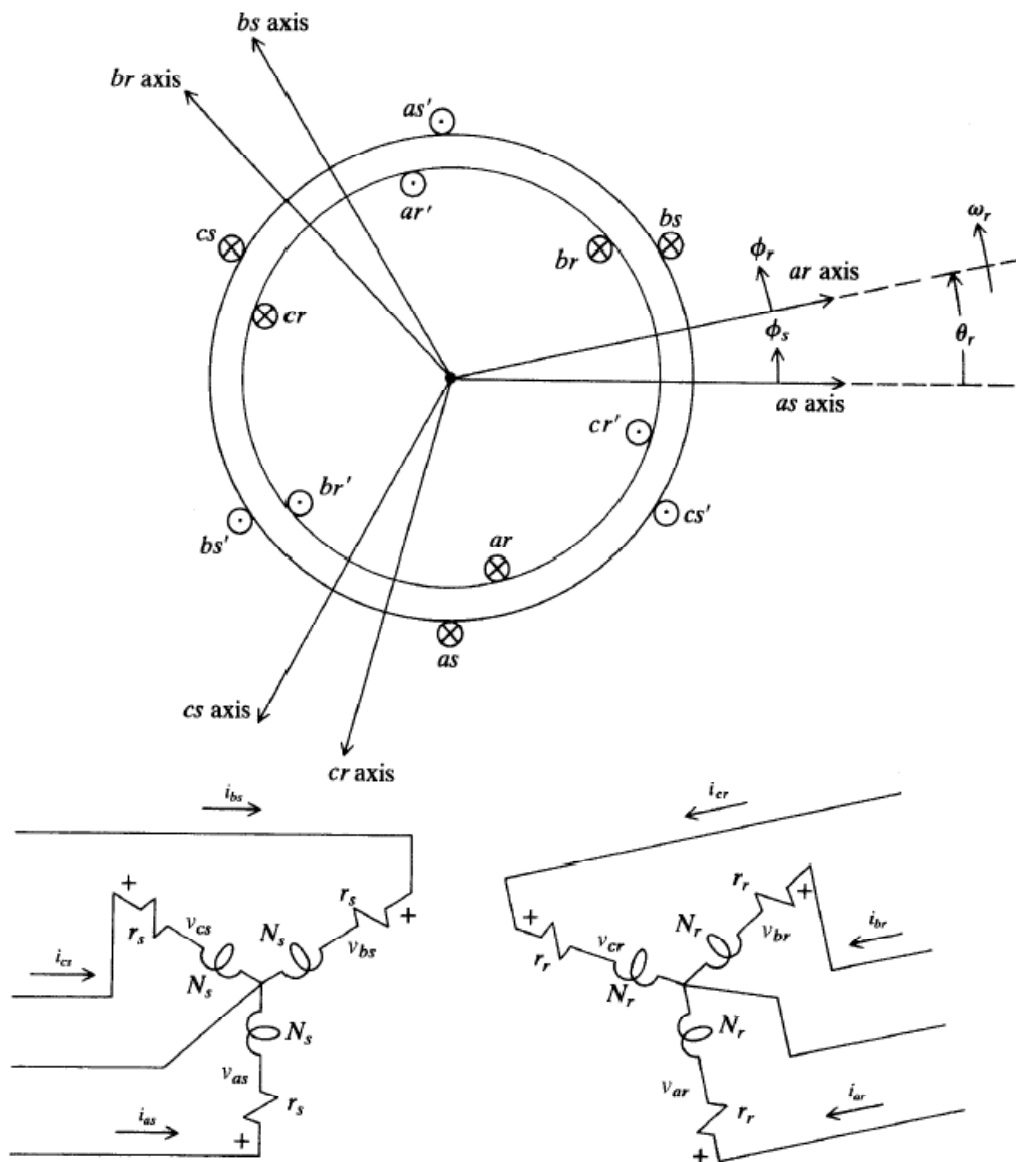


FIGURA 3.1 – Representação de uma máquina de indução trifásica de 2 pólos em estrela.

FONTE: Krause, 1995.

onde:

- N_s = Número de espiras do enrolamento do estator;
- N_r = Número de espiras do enrolamento do rotor;
- r_s = Resistência elétrica do enrolamento do estator [Ω];
- r_r = Resistência elétrica do enrolamento do rotor [Ω].

Sendo o estator alimentado por uma fonte de tensão trifásica equilibrada e os enrolamentos do rotor curto-circuitados, têm-se correntes equilibradas percorrendo os enrolamentos do estator. Tais correntes irão gerar uma força magneto motriz (FMM) girante no entreferro, com velocidade síncrona (n_s).

Considerando o rotor girando em uma velocidade constante (n) no mesmo sentido do campo girante do estator. A diferença entre a velocidade síncrona (n_s) e a velocidade do rotor é denominada escorregamento (s). O escorregamento é normalmente expresso como uma relação com a velocidade síncrona, podendo ser determinado, como:

$$s = \frac{n_s - n}{n_s}$$

s = escorregamento

n_s = velocidade síncrona [RPM]

n = velocidade do rotor [RPM]

(3.1)

Com a diferença de velocidade entre o campo girante do estator a rotação do rotor, serão induzidas correntes equilibradas nos enrolamentos curto-circuitados do rotor. A frequência das correntes no rotor será a diferença entre as velocidades, podendo ser determinada em função do escorregamento.

$$f_r = s \cdot f_e$$

f_r = frequência no rotor [Hz]

s = escorregamento

f_e = frequência no estator [Hz]

(3.2)

Assim, as correntes induzidas no rotor irão criar uma FMM que gira na velocidade determinada pela frequência das correntes no rotor. A interação entre a FMM no estator com a FMM no rotor irá produzir um torque constante que mantém a rotação do motor. Este torque é denominado torque assíncrono, e existe em qualquer velocidade do rotor diferente da velocidade síncrona (FITZGERALD, 2006).

As indutâncias próprias de todos os enrolamentos são consideradas constantes, desta forma, não existirá o torque de relutância. Sendo os enrolamentos do estator iguais, suas indutâncias próprias também serão iguais. Assim têm-se:

$$L_{asas} = L_{bsbs} = L_{cscs} \quad (3.3)$$

Sendo:

$$L_{asas} = L_{ls} + L_{ms} \quad \begin{array}{l} L_{ls} = \text{indutância de dispersão do estator [H]} \\ L_{ms} = \text{indutância de magnetização do estator [H]} \end{array} \quad (3.4)$$

onde:

$$L_{ms} = \left(\frac{N_s}{2} \right)^2 \cdot \frac{\pi \mu_0 r l}{g} \quad \begin{array}{l} N_s = \text{número de espiras do enrolamento do estator} \\ \mu_0 = \text{permeabilidade no ar livre} \\ r = \text{raio médio do entreferro} \\ l = \text{comprimento axial do entreferro} \\ g = \text{distância uniforme do entreferro} \end{array} \quad (3.5)$$

Da mesma forma, todas as indutâncias mútuas do estator serão iguais, sendo:

$$L_{asbs} = -\frac{1}{2} L_{ms} \quad (3.6)$$

O mesmo acontece no rotor, onde:

$$L_{arar} = L_r + L_{mr} \quad (3.7)$$

$$L_{mr} = \left(\frac{N_r}{2} \right)^2 \cdot \frac{\pi \mu_0 r l}{g} \quad (3.8)$$

$$L_{arbr} = -\frac{1}{2} L_{mr} \quad (3.9)$$

As indutâncias mútuas entre os enrolamentos do estator e do rotor podem ser determinadas por:

$$L_{asar} = L_{bsbr} = L_{cscr} = L_{sr} \cos \theta_r \quad (3.10)$$

$$L_{asbr} = L_{bscr} = L_{csar} = L_{sr} \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) \quad (3.11)$$

$$L_{ascr} = L_{bsar} = L_{csbr} = L_{sr} \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) \quad (3.12)$$

onde:

$$L_{sr} = \left(\frac{N_s}{2} \right) \cdot \left(\frac{N_r}{2} \right) \cdot \frac{\pi \mu_0 r l}{g} \quad (3.13)$$

Assim, as equações de tensão podem ser definidas como:

$$v_{as} = i_{as} \cdot r_s + \frac{d\lambda_{as}}{dt} \quad (3.14)$$

$$v_{bs} = i_{bs} \cdot r_s + \frac{d\lambda_{bs}}{dt} \quad (3.15)$$

$$v_{cs} = i_{cs} \cdot r_s + \frac{d\lambda_{cs}}{dt} \quad (3.16)$$

$$v_{ar} = i_{ar} \cdot r_r + \frac{d\lambda_{ar}}{dt} \quad (3.17)$$

$$v_{br} = i_{br} \cdot r_r + \frac{d\lambda_{br}}{dt} \quad (3.18)$$

$$v_{cr} = i_{cr} \cdot r_r + \frac{d\lambda_{cr}}{dt} \quad (3.19)$$

onde:

$$\lambda_{as} = L_{asas} \cdot i_{as} + L_{asbs} \cdot i_{bs} + L_{ascs} \cdot i_{cs} + L_{asar} \cdot i_{ar} + L_{asbr} \cdot i_{br} + L_{ascr} \cdot i_{cr} \quad (3.20)$$

Com as equações de tensões definidas, as equações de fluxo concatenado no estator e no rotor, no formato matricial, serão:

$$\begin{bmatrix} \lambda_{abcs} \\ \lambda_{abcr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_s & \mathbf{L}_{sr} \\ (\mathbf{L}_{sr})^T & \mathbf{L}_r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{abcs} \\ i_{abcr} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Sendo:

$$\begin{aligned} \lambda_{abcs} &= [\lambda_{as} \quad \lambda_{bs} \quad \lambda_{cs}]^T &&= \text{fluxo concatenado estatórico por fase} \\ \lambda_{abcr} &= [\lambda_{ar} \quad \lambda_{br} \quad \lambda_{cr}]^T &&= \text{fluxo concatenado rotórico por fase} \\ i_{abcs} &= [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^T &&= \text{vetor corrente de estator por fase} \\ i_{abcr} &= [i_{ar} \quad i_{br} \quad i_{cr}]^T &&= \text{vetor corrente de rotor por fase} \end{aligned} \quad (3.22)$$

As submatrizes de indutâncias estator-estator e rotor-rotor (indutâncias próprias) e estator-rotor (indutância mútua) podem ser representadas por:

$$\mathbf{L}_s = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ms} & -\frac{1}{2}L_{ms} & -\frac{1}{2}L_{ms} \\ -\frac{1}{2}L_{ms} & L_{ls} + L_{ms} & -\frac{1}{2}L_{ms} \\ -\frac{1}{2}L_{ms} & -\frac{1}{2}L_{ms} & L_{ls} + L_{ms} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

$$\mathbf{L}_r = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_{mr} & -\frac{1}{2}L_{mr} & -\frac{1}{2}L_{mr} \\ -\frac{1}{2}L_{mr} & L_{lr} + L_{mr} & -\frac{1}{2}L_{mr} \\ -\frac{1}{2}L_{mr} & -\frac{1}{2}L_{mr} & L_{lr} + L_{mr} \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

$$\mathbf{L}_{sr} = L_{sr} \cdot \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos \theta_r & \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos \theta_r \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

L_{ls} = indutância de dispersão estatórica [H]

L_{ms} = indutância mútua estatórica [H]

L_{lr} = indutância de dispersão rotórica [H]

L_{mr} = indutância mútua rotórica [H]

$\mathbf{L}_s$ = indutância própria do estator [H]

L_{sr} = indutância mútua rotórica/estatórica [H]

$\mathbf{L}_r$ = indutância própria do rotor [H]

Desprezando-se as perdas de entreferro e magnéticas, podemos representar as indutâncias mostradas anteriormente, em função do número de espiras do enrolamento do estator (N_s), do enrolamento do rotor (N_r), e da permeância do entreferro (P_g), com as seguintes relações (MINOTTI, 2008):

$$L_s = N_s^2 \cdot P_g \quad (3.26)$$

$$L_{ms} = N_s^2 \cdot P_g \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) \quad (3.27)$$

$$L_{sr} = N_s \cdot N_r \cdot P_g \quad (3.28)$$

$$L_r = N_r^2 \cdot P_g \quad (3.29)$$

$$L_{mr} = N_r^2 \cdot P_g \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) \quad (3.30)$$

Pode-se verificar a máquina idealizada é descrita por seis equações diferenciais de 1ª ordem, uma para cada fase do enrolamento do estator e do rotor. Estas equações diferenciais são acopladas uma à outra através das indutâncias mútuas existentes entre os enrolamentos, particularmente nos termos de acoplamento estator-rotor, que são função da posição rotórica. Assim, quando o rotor gira, estes termos que acoplam as equações variam em função do tempo (ONG, 1997).

As transformações matemáticas como $qd0$ ou $\alpha\beta0$ serão usadas para facilitar a resolução tornando as equações diferenciais com coeficientes variáveis no tempo em equações diferenciais com coeficientes constantes (MINOTTI, 2008).

Estas transformações têm a finalidade de estabelecer modelos mais simples a partir do modelo original para estudo do comportamento da máquina (BARBI, 1995).

3.2 TRANSFORMAÇÃO $\alpha\beta0$

A primeira transformação com o objetivo de se obter modelos mais adequados e simples para a análise da máquina de indução é a transformação $\alpha\beta0$.

Fisicamente, a máquina simétrica trifásica é convertida em uma máquina simétrica bifásica, de mesma potência mecânica, torque, velocidade e número de pólos. Assim, é conhecida também como transformação trifásica-bifásica (BARBI, 1985).

Desta forma, o MIT será visto como se fosse constituído apenas por duas bobinas fictícias defasadas espacialmente de 90° , nos enrolamentos estatórico e rotórico ao invés do sistema original, de 3 eixos defasados de 120° entre si.

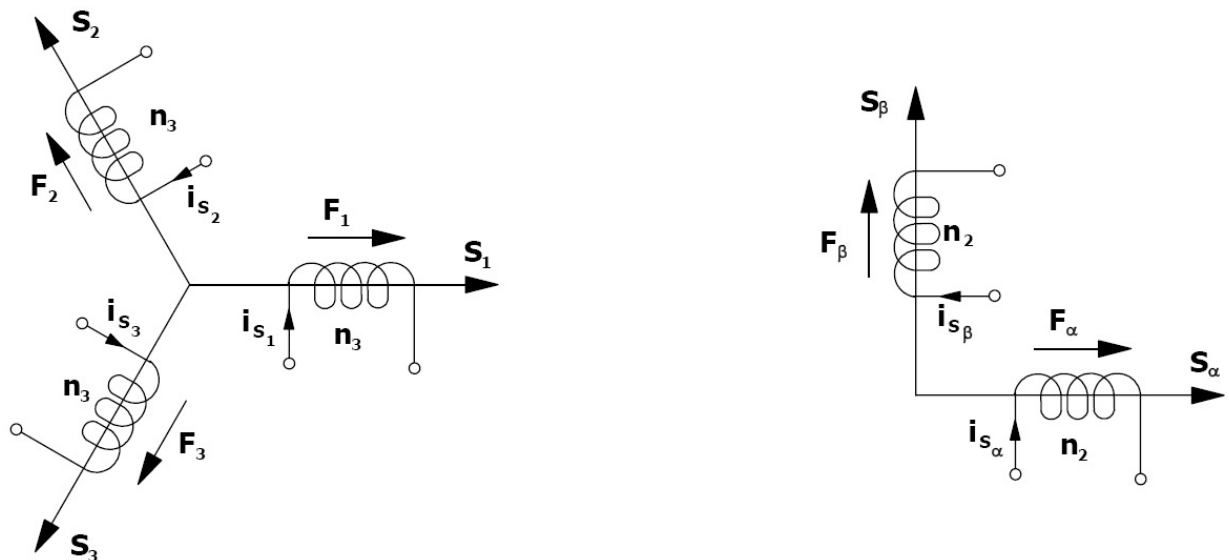


FIGURA 3.2 – Representação de um sistema trifásico simétrico e sua respectiva representação num sistema bifásico simétrico.

FONTE: Barbi, 1985.

Entretanto, a transformação $\alpha\beta 0$ será apenas uma das etapas para a transformação $qd0$, que será à base do modelamento matemático do MIT.

3.3 TRANSFORMAÇÃO $qd0$

A transformada de Park ($qd0$) transforma a máquina bifásica com enrolamentos estatóricos fixos e enrolamentos rotóricos girantes, em enrolamentos estatóricos fixos e rotóricos pseudo-estacionários (BARBI, 1985).

As correntes dos enrolamentos fixos terão frequências diferentes das correntes de enrolamentos girantes. O sistema de coordenadas $qd0$ é tradicionalmente escolhido em virtude da sua conveniência para a representação de outros elementos. Assim, para se analisar o MIT, serão utilizados os referenciais síncrono e estacionário. Deste modo, para análise de transitórios, é melhor o referencial fixo; já para regime permanente o referencial síncrono tem melhores atributos (ONG, 1997).

O sistema de coordenadas arbitrárias é formado pelo eixo q (quadratura), pelo eixo d (direto) e zero. Aqui, salienta-se a inclusão da componente de seqüência zero, importante para a análise de sistemas assimétricos ou desbalanceados (MINOTTI, 2008).

Matematicamente, a componente de seqüência zero vem de uma condição da inversão da matriz de transformação.

Estabelecendo uma variável que faça a correspondência biunívoca entre os sistemas de coordenadas abc e $qd0$ (GOEDTEL, 2003), tem-se:

$$\mathbf{f}_{qd0s} = \mathbf{K}_s \cdot \mathbf{f}_{abcs} \quad \mathbf{K} = \text{relação entre as variáveis de ambos os sistemas de coordenadas} \quad (3.31)$$

onde:

$$(\mathbf{f}_{qd0s})^T = [f_{qs} \quad f_{ds} \quad f_{0s}] \quad (3.32)$$

$$(\mathbf{f}_{abcs})^T = [f_{as} \quad f_{bs} \quad f_{cs}] \quad (3.33)$$

A matriz de transformação $\mathbf{K}_s$ é definida por:

$$\mathbf{K}_s = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin \theta & \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

E a sua matriz inversa será:

$$(\mathbf{K}_s)^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 1 \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

A Figura 3.3 representa a relação entre os dois sistemas de coordenadas.

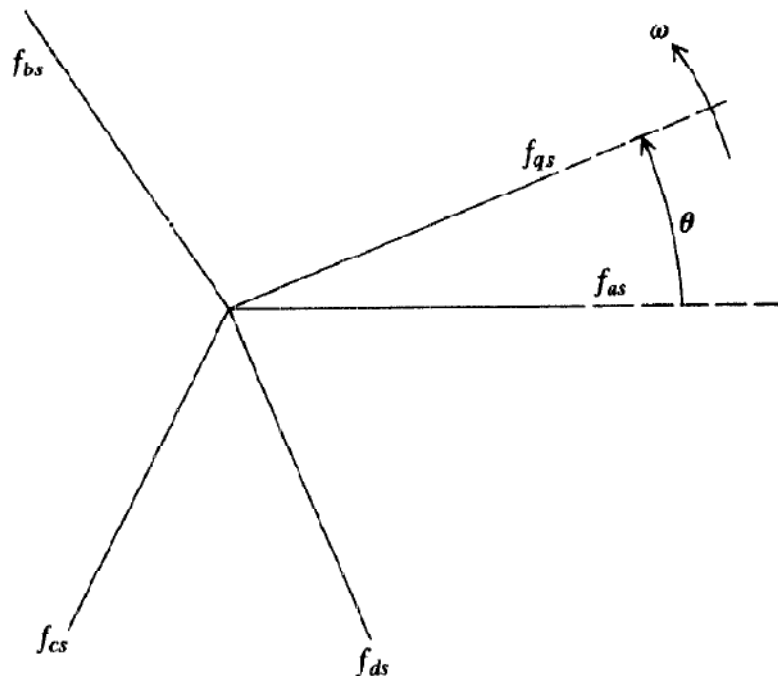


FIGURA 3.3 – Relação entre as coordenadas abc e qd0.

FONTE: Krause, 1995.

A potência total instantânea pode ser expressa nas variáveis abc como:

$$P_{abcs} = v_{as} \cdot i_{as} + v_{bs} \cdot i_{bs} + v_{cs} \cdot i_{cs} \quad (3.36)$$

Já a potência total instantânea pode ser expressa nas variáveis $qd0$, substituindo a expressão (3.31) em (3.36):

$$P_{qd0s} = \frac{3}{2} (v_{qs} \cdot i_{qs} + v_{ds} \cdot i_{ds} + 2v_{0s} \cdot i_{0s}) \quad (3.37)$$

Todas as variáveis do rotor referenciadas ao estator serão:

$$v'_{abcr} = \frac{N_s}{N_r} v_{abcr} \quad (3.38)$$

$$i'_{abcr} = \frac{N_r}{N_s} i_{abcr} \quad (3.39)$$

$$\lambda'_{abcr} = \frac{N_s}{N_r} \lambda_{abcr} \quad (3.40)$$

As indutâncias mútuas e de magnetização poderão ser definidas como:

$$\mathbf{L}'_r = \left(\frac{N_s}{N_r} \right)^2 \mathbf{L}_r = \begin{bmatrix} L'_{lr} + L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} \\ -\frac{1}{2} L_{ms} & L'_{lr} + L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} \\ -\frac{1}{2} L_{ms} & -\frac{1}{2} L_{ms} & L'_{lr} + L_{ms} \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

$$\mathbf{L}'_{sr} = \left(\frac{N_s}{N_r} \right) \mathbf{L}_{sr} = L_{ms} = \begin{bmatrix} \cos \theta_r & \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_r & \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \cos \left(\theta_r + \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta_r - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \theta_r \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

As equações de fluxo concatenado podem ser expressas como:

$$\begin{bmatrix} \lambda_{abcs} \\ \lambda'_{abcr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_s & \mathbf{L}'_{sr} \\ (\mathbf{L}'_{sr})^T & \mathbf{L}_r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{abcs} \\ \mathbf{i}'_{abcr} \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

E as equações das tensões serão:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{abcs} \\ \mathbf{v}'_{abcr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_s + p\mathbf{L}_s & p\mathbf{L}'_{sr} \\ p(\mathbf{L}'_{sr})^T & \mathbf{r}'_r + p\mathbf{L}'_r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{abcs} \\ \mathbf{i}'_{abcr} \end{bmatrix} \quad (3.44)$$

onde:

$$\mathbf{r}'_r = \left(\frac{N_s}{N_r} \right)^2 \mathbf{r}_r \quad (3.45)$$

A equação do torque eletromagnético pode ser expressa como:

$$T_{mec} = \left(\frac{P}{2} \right) \cdot (\mathbf{i}_{abcs})^T \cdot \frac{\partial}{\partial \theta_r} [\mathbf{L}'_{sr}] \mathbf{i}'_{abcr} \quad (3.46)$$

O torque eletromagnético e a velocidade do rotor podem ser relacionados em:

$$T_{mec} = J \cdot \left(\frac{2}{P} \right) \cdot p \omega_r + T_L \quad (3.47)$$

T_{mec} = torque eletromagnético [N.m]
 T_L = torque de carga [N.m]
 J = momento de inércia do rotor [kg.m²]
 P = número de pólos
 ω_r = velocidade angular do rotor [rad/s]

3.4 EQUAÇÕES DE TRANSFORMAÇÃO DO ROTOR

Estabelecendo as mesmas relações para a mudança de variáveis do rotor, tem-se:

$$\mathbf{f}'_{qd0r} = \mathbf{K}_r \mathbf{f}'_{abcr} \quad (3.48)$$

onde:

$$(\mathbf{f}'_{qd0r})^T = [f'_{qr} \quad f'_{dr} \quad f'_{0r}] \quad (3.49)$$

$$(\mathbf{f}'_{abcr})^T = [f'_{ar} \quad f'_{br} \quad f'_{cr}] \quad (3.50)$$

$$\mathbf{K}_r = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \beta & \cos \left(\beta - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\beta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \sin \beta & \sin \left(\beta - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\beta + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

$$\beta = \theta - \theta_r \quad (3.52)$$

A sua matriz inversa será:

$$(\mathbf{K}_r)^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \beta & \sin \beta & 1 \\ \cos\left(\beta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\beta - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\beta + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\beta + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

A Figura 3.4 representa a relação entre os dois sistemas de coordenadas nas variáveis do rotor.

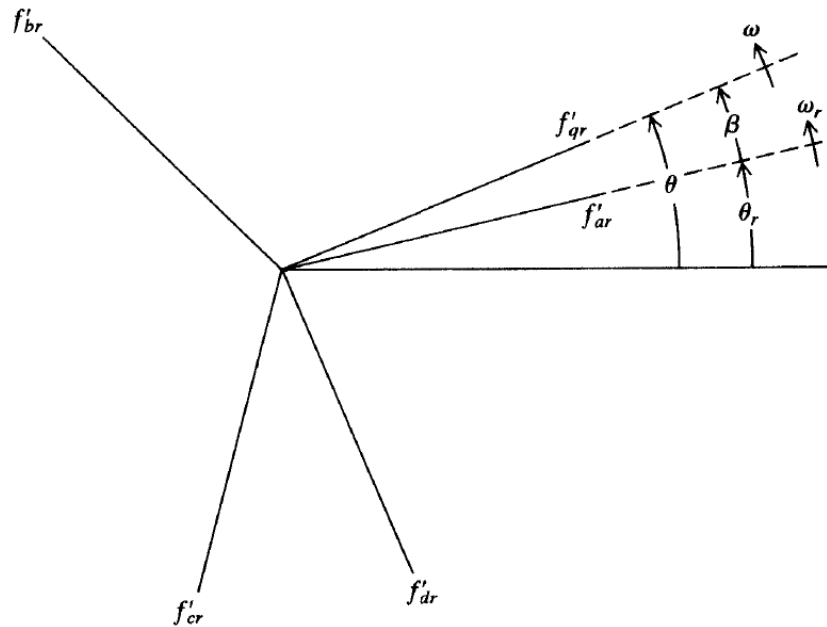


FIGURA 3.4 – Relação das variáveis do rotor nas coordenadas abc e qd0.

FONTE: Krause, 1995.

As equações de tensão no sistema de coordenadas qd0, podem ser representadas por:

$$\mathbf{v}_{qd0s} = \mathbf{r}_s \cdot \mathbf{i}_{qd0s} + \omega \lambda_{dqs} + p \lambda_{qd0s} \quad (3.54)$$

$$\mathbf{v}'_{qd0r} = \mathbf{r}'_r \cdot \mathbf{i}'_{qd0r} + (\omega - \omega_r) \lambda'_{dqr} + p \lambda'_{qd0r} \quad (3.55)$$

onde:

$$\begin{aligned} (\lambda_{dqs})^T &= [\lambda_{ds} \quad -\lambda_{qs} \quad 0] \\ (\lambda'_{dqr})^T &= [\lambda'_{dr} \quad -\lambda'_{qr} \quad 0] \end{aligned} \quad (3.56)$$

As equações de fluxo concatenado nas coordenadas $qd0$ podem ser expressas como:

$$\begin{bmatrix} \lambda_{qd0s} \\ \lambda'_{qd0r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_s \mathbf{L}_s (\mathbf{K}_s)^{-1} & \mathbf{K}_s \mathbf{L}'_{sr} (\mathbf{K}_r)^{-1} \\ \mathbf{K}_r (\mathbf{L}'_{sr})^T (\mathbf{K}_s)^{-1} & \mathbf{K}_r \mathbf{L}'_r (\mathbf{K}_r)^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{i}_{qd0s} \\ \mathbf{i}'_{qd0r} \end{bmatrix} \quad (3.57)$$

onde:

$$\mathbf{K}_s \mathbf{L}_s (\mathbf{K}_s)^{-1} = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_M & 0 & 0 \\ 0 & L_{ls} + L_M & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix} \quad (3.58)$$

$$\mathbf{K}_r \mathbf{L}'_r (\mathbf{K}_r)^{-1} = \begin{bmatrix} L'_{lr} + L_M & 0 & 0 \\ 0 & L'_{lr} + L_M & 0 \\ 0 & 0 & L'_{lr} \end{bmatrix} \quad (3.59)$$

$$\mathbf{K}_s \mathbf{L}'_{sr} (\mathbf{K}_r)^{-1} = \mathbf{K}_r (\mathbf{L}'_{sr})^T (\mathbf{K}_s)^{-1} = \begin{bmatrix} L_M & 0 & 0 \\ 0 & L_M & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.60)$$

$$L_M = \frac{3}{2} L_{ms} \quad (3.61)$$

Como normalmente os parâmetros do sistema são expressos em unidades de impedância, é conveniente substituir as indutâncias por suas respectivas reatâncias, nas equações. Assim, as equações de tensão no sistema de coordenadas $qd0$, podem ser representadas por:

$$\mathbf{v}_{qd0s} = \mathbf{r}_s \cdot \mathbf{i}_{qd0s} + \frac{\omega}{\omega_b} \Psi_{dqs} + \frac{p}{\omega_b} \Psi_{qd0s} \quad (3.62)$$

$$\mathbf{v}'_{qd0r} = \mathbf{r}'_r \cdot \mathbf{i}'_{qd0r} + \left(\frac{\omega - \omega_r}{\omega_b} \right) \Psi'_{dqr} + \frac{p}{\omega_b} \Psi'_{qd0r} \quad (3.63)$$

Onde o fluxo concatenado por segundo, com unidade em volt, é definido como:

$$\begin{aligned} \Psi_{qd0s} &= X_{ls} \cdot \mathbf{i}_{qd0s} + X_M \cdot (\mathbf{i}_{qds} + \mathbf{i}'_{qdr}) \\ \Psi'_{qd0s} &= X'_{lr} \cdot \mathbf{i}'_{qd0r} + X_M \cdot (\mathbf{i}_{qds} + \mathbf{i}'_{qdr}) \end{aligned} \quad (3.64)$$

Na forma matricial, o fluxo concatenado por segundo pode ser definido como:

$$\begin{bmatrix} \Psi_{qs} \\ \Psi_{ds} \\ \Psi_{0s} \\ \Psi'_{qr} \\ \Psi'_{dr} \\ \Psi'_{0r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{ss} & 0 & 0 & X_M & 0 & 0 \\ 0 & X_{ss} & 0 & 0 & X_M & 0 \\ 0 & 0 & X_{ls} & 0 & 0 & 0 \\ X_M & 0 & 0 & X'_{rr} & 0 & 0 \\ 0 & X_M & 0 & 0 & X'_{rr} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & X'_{lr} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{qs} \\ i_{ds} \\ i_{0s} \\ i'_{qr} \\ i'_{dr} \\ i'_{0r} \end{bmatrix} \quad (3.65)$$

onde:

$$X_{ss} = X_{ls} + X_M \quad (3.66)$$

$$X'_{rr} = X'_{lr} + X_M \quad (3.67)$$

$$X'_{lr} = \omega_b \left(\frac{N_s}{N_r} \right)^2 \cdot L_{lr} \quad (3.68)$$

Finalmente, o torque eletromagnético pode ser determinado por:

$$T_{mec} = \left(\frac{3}{2} \right) \cdot \left(\frac{P}{2} \right) \cdot \left(\frac{1}{\omega_b} \right) \cdot (\Psi'_{qr} \cdot i'_{dr} - \Psi'_{dr} \cdot i'_{qr}) \quad (3.69)$$

Com as equações mostradas neste desenvolvimento é possível simular o comportamento elétrico e mecânico do MIT.

Um dos objetivos deste trabalho é simular o comportamento do MIT, em regime permanente, alimentado com tensões senoidais desequilibradas, numa frequência de 60Hz, utilizando o programa *Matlab/Simulink*, que tem como base, o modelamento matemático visto neste capítulo.

4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

4.1 INTRODUÇÃO

A reprodução de inteligência em máquinas construídas pelo homem é um dos objetivos mais desejados pelos pesquisadores e cientistas. Assim, a inteligência artificial recebeu inúmeras definições, dentre elas destacam-se (ULSON, 2002):

- “Inteligência artificial é o estudo das faculdades mentais através do uso de modelos Computacionais” (Charniak e McDermott, 1985);
- “Inteligência artificial é o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas que, no momento, são feitas por pessoas” (Rich, 1983);
- “Inteligência artificial é o estudo das idéias que permitem habilitar os computadores a fazerem coisas que tornam as pessoas inteligentes” (Winston, 1977);

- “Inteligência artificial é o campo de conhecimentos onde se estudam sistemas capazes de reproduzir algumas das atividades mentais humanas” (Nilsson, 1986).

O conceito de inteligência artificial passou a atuar nos níveis mais elevados de inteligência, como o raciocínio lógico e o conhecimento. Os níveis mais básicos da inteligência, como a percepção, o reconhecimento de padrões e a aprendizagem, receberam outra denominação: Inteligência Computacional.

Assim, a inteligência computacional busca, através de técnicas inspiradas na natureza, o desenvolvimento de sistemas inteligentes que imitem aspectos básicos do comportamento humano, tais como: aprendizado, percepção, evolução e adaptação.

A inteligência computacional é composta por diversas linhas de desenvolvimento, tais como:

- Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks*);
- Lógica Nebulosa (*Fuzzy Logic*);
- Computação Evolucionária;
- Algoritmo Genético;
- Programação Genética;
- Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*);
- Sistemas Híbridos.

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos computacionais inspirados no cérebro humano e que possuem a capacidade de aquisição, manutenção e generalização do conhecimento. Do ponto de vista estrutural, as RNA podem ser definidas como um conjunto de unidades processadoras (neurônios) que são interligados por um grande número de interconexões (sinapses).

As RNA são ferramentas de inteligência computacional que possuem um modelo matemático inspirado no comportamento, na estrutura cerebral e na maneira como o cérebro humano realiza suas tarefas (HAYKIN, 1999). Fazendo uma analogia de RNA com o cérebro humano, as RNA possuem características de armazenar e aplicar o conhecimento, assim como adaptação e generalização, com a capacidade de aprender e tomar decisões baseadas na aprendizagem.

RNA são processadores maciçamente paralelos constituídos por unidades básicas de processamento, chamados de neurônios. A conexão existente entre os neurônios é chamada de sinapse, onde são atribuídos os valores, que são chamados de pesos sinápticos. Os pesos sinápticos são utilizados para armazenar o conhecimento (OSÓRIO e BITTENCOURT, 2000). No processo de aprendizagem das RNA, ocorrem diversas modificações significantes nas sinapses, que acontecem de acordo com os ajustes dos neurônios.

Fornecendo uma nova visão e alternativa ao controle convencional, essa metodologia se tornou atraente com o aumento do poder computacional dos microprocessadores. Vários estudos têm mostrado alternativas ao tratamento das não-linearidades que envolvem um sistema dinâmico, cujo equacionamento convencional é passível de falhas devido às suas aproximações aos sistemas lineares (GOEDTEL, 2003).

4.2 NEURÔNIO BIOLÓGICO

O cérebro humano precisa de uma enorme rede de circuitos neurais conectando suas principais áreas sensoriais, isto é, neurônios capazes de armazenar, interpretar e emitir respostas eficientes a qualquer estímulo. Existem aproximadamente quinze bilhões de neurônios no cérebro humano, responsáveis por todas as funções do sistema (HAYKIN, 1999).

A estrutura básica do neurônio é composta por: corpo celular, axônio (fibra nervosa) e dendritos. O corpo celular é o centro do processo metabólico da célula. A partir do corpo celular projetam-se extensões filamentosas, os axônios e os dendritos. O axônio é um dispositivo de saída que transmite o sinal do corpo celular para suas extremidades. Os dendritos são dispositivos de entrada que conduzem os sinais das extremidades para o corpo celular (KOVACS, 1996).

O neurônio biológico é um dispositivo elementar do sistema nervoso, que possui múltiplas entradas e somente uma saída. As entradas são dadas através das sinapses, que fazem a conexão entre os dendritos e os axônios. Os axônios transmitem sinais que são pulsos elétricos também conhecidos como impulsos nervosos, que são responsáveis pela informação que o neurônio processa, com o objetivo de produzir como saída o impulso nervoso nesse axônio (LOURENÇO, 2010).

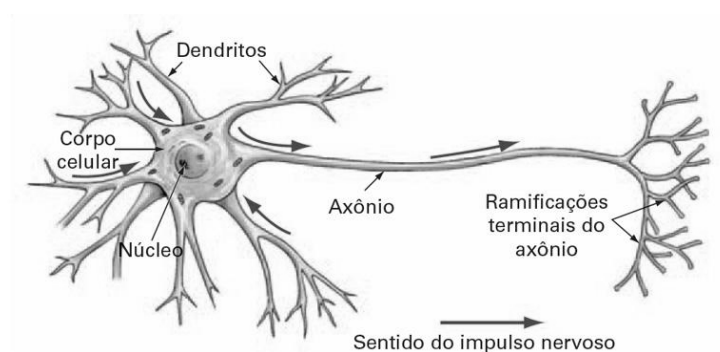


FIGURA 4.1 – Representação de um neurônio natural.

FONTE: www.profrobertabiologia.blogspot.com

4.3 NEURÔNIO ARTIFICIAL

O modelo lógico-matemático desenvolvido por McCulloch e Walter Pitts propõe simular a forma, o comportamento e as funções de um neurônio biológico. A estrutura básica do neurônio artificial é composta por: peso, função somatório e função de transferência (KOVACS, 1996).

Os pesos são coeficientes que se adaptam no interior da rede determinando a intensidade do sinal de entrada. Tais intensidades podem ser alteradas de acordo com as regras de aprendizado e a topologia da rede. A função somatória é o produto dos pesos pelas entradas, fundamental no processamento dos elementos. A função de transferência é um processo algorítmico que transforma o resultado da função somatório em saída funcional (LOURENÇO, 2010).

Em uma analogia com o neurônio biológico, os dendritos são equivalentes às entradas, cujas ligações com o corpo celular artificial são realizadas através de elementos chamados de peso (simulando as sinapses). Os estímulos captados pelas entradas são processados pela função de soma, e o limiar de ativação do neurônio biológico será substituído pela função de transferência. O resultado será um modelo com inúmeras entradas, que representam os dendritos e apenas uma única saída, que representa o axônio (LOURENÇO, 2010).

Assim, o neurônio artificial é a unidade básica de processamento de uma RNA, e está associado a uma estrutura matricial, que possui uma ou mais entradas (x_N) e uma saída (y_N). A cada entrada fica associado um peso sináptico (w_N) que pondera de forma quantitativa cada entrada em relação à saída. O produto da entrada pelos pesos determina a primeira operação matemática de um neurônio artificial (P_1).

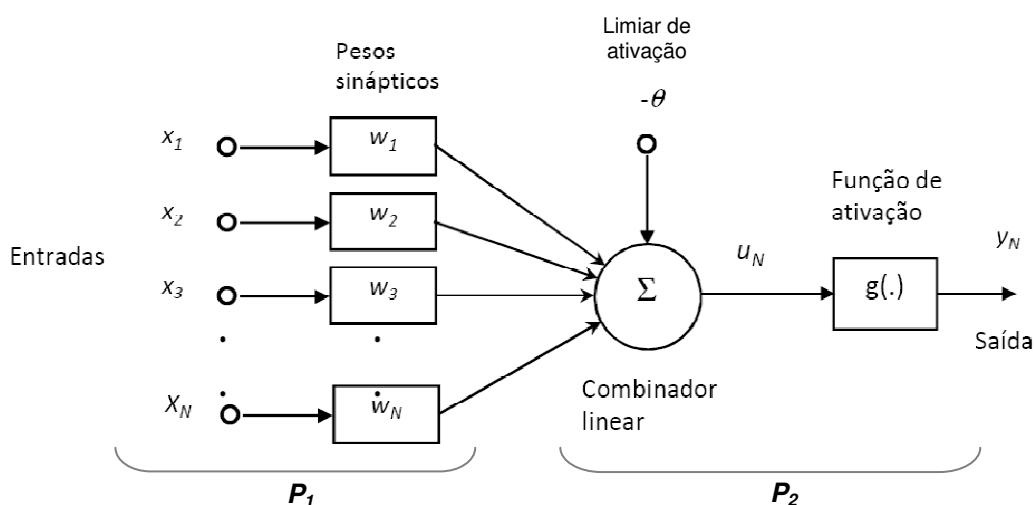


FIGURA 4.2 – Representação de um neurônio artificial.

Em seguida, no combinador linear, somam-se todos estes produtos juntamente com um limiar de ativação do neurônio (θ). O resultado desta soma (u_N) é a variável independente de uma função de ativação ($g(.)$) que faz a correspondência do somatório anterior com a saída (y_N), atuando de forma a limitar a amplitude do sinal de saída (P_2).

O funcionamento de um neurônio artificial pode ser representado matematicamente, por:

$$y = g(u)$$

$$u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i - \theta$$

y = sinal de saída do neurônio artificial
 $g(.)$ = função de ativação
 w_n = peso sináptico de cada entrada
 x_n = sinais de entrada
 n = número de entradas do neurônio artificial
 θ = limiar de ativação do neurônio artificial

(4.1)

O limiar de ativação do neurônio, denominado como “*bias*”, tem o efeito de aumentar ou diminuir os valores resultantes de soma dos produtos de todos os vetores de entrada pelos seus respectivos pesos, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente.

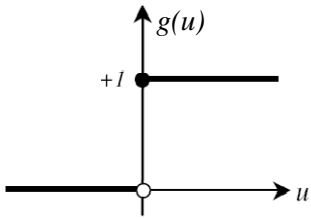
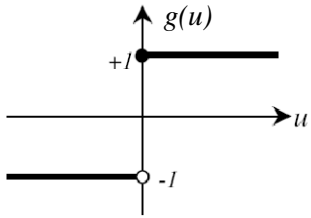
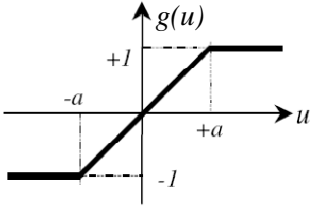
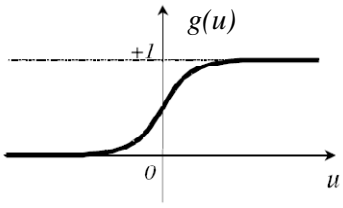
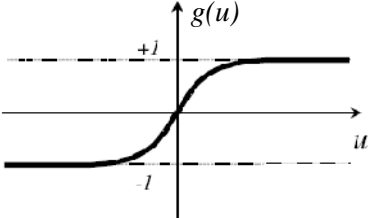
As funções de ativação são escolhidas em função do problema que a RNA esteja tratando. Do ponto de vista funcional, a função de ativação processa o conjunto de entradas recebidas e o transforma em estado de ativação.

Normalmente, o estado de ativação do neurônio pode assumir os seguintes valores:

- Binários (0 e 1)
- Bipolares (-1 e 1)
- Reais

As funções normalmente usadas como função de ativação são mostradas na Tabela 4.1 (ULSON, 2002):

TABELA 4.1 – Funções de Ativação para RNA.

TIPO	EQUAÇÃO	FUNÇÃO
Degrau	$g(u) = \begin{cases} 1 \rightarrow u \geq 0 \\ 0 \rightarrow u < 0 \end{cases}$	
Degrau Bipolar	$g(u) = \begin{cases} 1 \rightarrow u \geq 0 \\ -1 \rightarrow u < 0 \end{cases}$	
Rampa	$g(u) = \begin{cases} 1 \rightarrow u \geq a \\ u \rightarrow -a < u < a \\ -1 \rightarrow u \leq -a \end{cases}$	
Sigmóide	$g(u) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta u)}}$	
Tangente Hiperbólica	$g(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}}$	

4.4 TOPOLOGIAS DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

De modo abrangente, as RNA são subdivididas em função de como são dispostos os neurônios nas camadas e as conexões entre as mesmas. As redes podem ter uma ou mais camadas, podem ser não-recursivas ou recursivas, e ainda podem ser totalmente conectadas ou parcialmente conectadas. (ASSEF, 1999).

4.4.1 REDES NÃO-RECURSIVAS

As redes não-recursivas, também denominadas de redes progressivas, ou do inglês, *feedforward*, são aquelas cuja configuração não tem realimentação. São freqüentemente representadas em camadas e, neste caso são chamadas redes em camadas. O fluxo de dados flui somente na direção da entrada para saída, propagando-se de forma unidirecional (AZEVEDO, 2000).

4.4.1.1 Redes Não-recursivas com Camada Única

Nesta topologia, a rede possui uma camada de entrada e uma única camada de neurônios que é a própria camada de saída (Figura 4.3). Suas principais aplicações são em memória associativas e no reconhecimento de padrões.

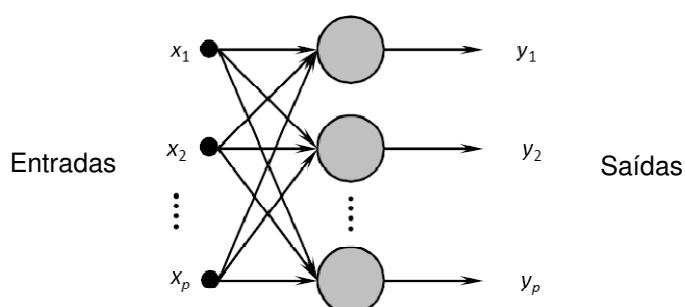


FIGURA 4.3 – RNA não-recursiva com Camada Única.

FONTE: Ulson, 2002.

4.4.1.2 Redes Não-recursivas com Múltiplas Camadas

Nesta topologia, cuja denominação em inglês é “*Feedforward Multilayer*”, a rede possui uma ou mais camadas entre as unidades de entrada e a camada de saída. Essas camadas recebem o nome de camadas escondidas (ou ocultas) e são os principais pontos na distinção desta topologia de redes. A função das camadas escondidas é intervir entre a entrada externa e a saída da rede, adicionando-se uma ou mais camadas escondidas, tornando a rede capaz de extrair estatísticas de ordem elevada. A habilidade dos neurônios ocultos, de extrair estatísticas de ordem elevada, é particularmente valiosa quando o tamanho da camada de entrada é grande (HAYKIN, 1999).

Suas principais aplicações são em reconhecimento de padrões, aproximador universal de funções e em controle. Na Figura 4.4, têm-se uma RNA progressiva com duas camadas escondidas.

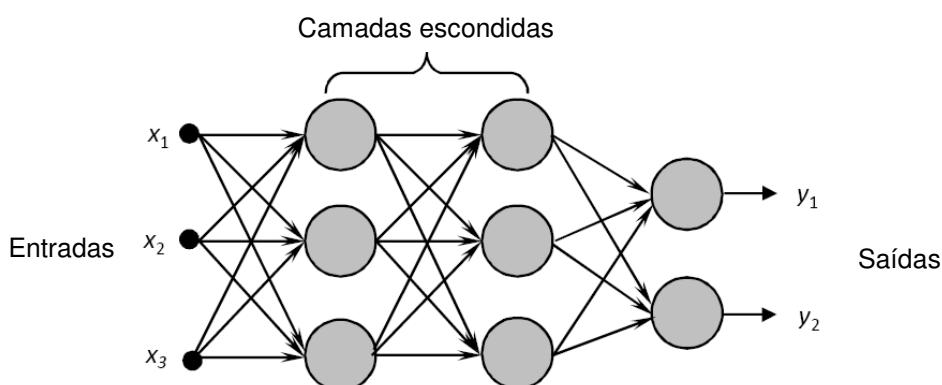


FIGURA 4.4 – RNA Progressiva com Múltiplas Camadas.

FONTE: Ulson, 2002.

4.4.2 REDES RECURSIVAS

As redes recursivas, também denominadas como redes de retropropagação, se distinguem das redes não-recursivas por possuírem pelo menos um laço de realimentação, ou seja, a informação que o neurônio da rede recursiva processa é

utilizada por ele posteriormente. A presença dos laços de realimentação influencia na capacidade de aprendizagem da rede e no seu desempenho.

Em determinadas configurações, as redes de retropropagação, cuja denominação em inglês é “*backpropagation*”, tem suas saídas determinadas pela entrada corrente e pela saída anterior, ou seja, direcionam a saída anterior de volta para as entradas.

Na fase de treinamento, o erro é calculado com a diferença entre a saída gerada pela rede e o resultado esperado. Normalmente, o erro dos neurônios artificiais é então propagado para trás, para uma camada anterior. Assim, este valor retropropagado é multiplicado por cada um dos pesos das conexões de chegada para modificá-los antes do próximo ciclo de aprendizagem.

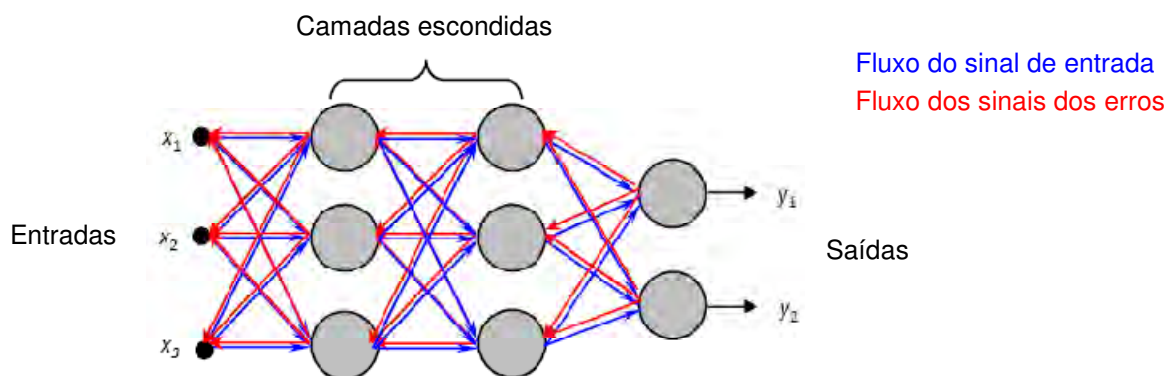


FIGURA 4.5 – RNA com retropropagação - Backpropagation.

FONTE: Ulson, 2002.

4.4.3 REDES TOTALMENTE CONECTADAS E PARCIALMENTE CONECTADAS

Nas redes parcialmente conectadas ficam faltando algumas conexões, ou seja, nem todos os neurônios se conectam a todos simultaneamente. Em uma rede totalmente conectada cada neurônio de uma camada é conectado a todos os outros neurônios (AZEVEDO, 2000).

4.5 APRENDIZADO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O processo de ajuste dos pesos sinápticos de uma RNA, onde são estabelecidas as relações entre entradas e saída é denominado aprendizagem ou treinamento.

Ele é um processo gradual e iterado onde os pesos são modificados e ajustados varias vezes, aos poucos, de acordo com uma regra de aprendizado que possibilita a rede se auto-organizar e adquirir o conhecimento específico para solucionar um determinado problema (OSÓRIO e BITTENCOURT, 2000).

O treinamento de uma RNA acontece quando, a aplicação de um conjunto de entradas resultará em um conjunto desejado de saídas. As entradas e saídas são referenciadas como sendo vetores diferentes. O treinamento é obtido através de aplicação sucessiva de vetores na entrada enquanto se ajustam os pesos das sinapses de acordo com o procedimento pré-estabelecido.

As principais formas de treinamento são: o treinamento supervisionado e o treinamento não-supervisionado.

4.5.1 TREINAMENTO SUPERVISIONADO

Nesse método de aprendizado, pares de entrada e saída são apresentados a RNA, e, através dos pesos associados às diversas camadas, o valor de saída é calculado. Essa resposta é comparada com o sinal de saída desejado, e caso sejam diferentes, a RNA gera um sinal de erro que será usado para calcular o ajuste que deve ser feito nos pesos sinápticos da rede e o erro é minimizado. Este processo se repete até que a diferença entre a saída da rede e o valor desejado fique dentro de uma margem de erro aceitável.

Neste modelo, o algoritmo usado nos cálculos para minimização do erro é uma poderosa ferramenta matemática derivada de técnicas de otimização. Outro

ponto importante é o processo de modelagem dos sinais de entrada, que em sua codificação determina o sucesso do treinamento nas RNA. Geralmente, os dados apresentados às entradas são valores numéricos, que são convertidos, em valores quantificáveis, a partir de estímulos oriundos do mundo real, o que é extremamente necessário, para que os dados possam ser trabalhados pelas RNA.

4.5.2 TREINAMENTO NÃO-SUPERVISIONADO

Este tipo de aprendizado também é conhecido como aprendizado auto-supervisionado, e classifica os padrões similares sem utilizar pares (entrada - saída), isto é, ao contrário do aprendizado supervisionado, neste tipo não há uma saída desejada. O treinamento é realizado somente com um conjunto de vetores de entrada. A rede trabalha essas entradas e se organiza de modo a classificá-las mediante algum critério de semelhança. Esse tipo de rede utiliza os neurônios como classificadores, e os dados de entrada como elementos de classificação.

4.6 REDE PERCEPTRON MULTICAMADA

O Perceptron é a forma mais simples de RNA empregada na classificação de padrões linearmente separáveis. É composta basicamente de um único neurônio com pesos sinápticos ajustáveis e uma polarização (*bias*).

O algoritmo usado para ajustar os parâmetros livres desta RNA foi apresentado pela primeira vez no procedimento de aprendizagem desenvolvido por Rosenblatt, onde ficou provado que se os padrões (vetores) usados para treinar o Perceptron são retirados de duas classes linearmente separáveis, então este algoritmo converge e posiciona a superfície de decisão na forma de um hiperplano entre as duas classes. A prova de convergência do algoritmo é conhecida como Teorema de Convergência do Perceptron.

O Perceptron de um único neurônio se limita classificar padrões com apenas duas classes. Aumentando-se a camada de saída do Perceptron para incluir mais do que um neurônio, é possível classificar mais do que duas classes. Entretanto, as classes têm que ser linearmente separáveis para que o Perceptron tenha um desempenho adequado.

O Perceptron com neurônio único também forma a base de um filtro adaptativo, um bloco funcional que é básico nas aplicações concernentes a processamento de sinais. Seu desenvolvimento aconteceu com o surgimento do algoritmo *Least-Mean-Square* (LMS), também conhecido como a Regra Delta.

Uma generalização do Perceptron de um único neurônio são as redes Perceptron Multicamadas (PMC). As PMC têm sido aplicadas com sucesso em uma variedade de áreas, desempenhando tarefas tais como:

- Classificação de padrões (reconhecimento);
- Previsão de séries temporais;
- Aproximador universal de funções;
- Identificação e controle.

Uma RNA do tipo PMC é constituída por um conjunto de nós fonte, os quais formam a camada de entrada da rede, uma ou mais camadas escondidas e uma camada de saída. Com exceção da camada de entrada, todas as outras camadas são constituídas por neurônios e, portanto, apresentam capacidade computacional.

As redes PMC possuem duas características muito importantes:

- A rede PMC é uma rede progressiva, ou seja, as saídas dos neurônios em qualquer particular camada se conectam unicamente às entradas dos neurônios da camada seguinte, sem a presença de laços de realimentação. Assim, o sinal de entrada se propaga através da rede, camada a camada, em um sentido progressivo.

- A rede pode ser completamente conectada, ou seja, cada nó em uma camada é conectado a todos os outros nós da camada adjacente. De forma alternativa, uma rede PMC pode ser parcialmente conectada, caso em que algumas sinapses poderão estar faltando.

O número de nós na camada de entrada da rede é determinado pela dimensionalidade do espaço de observação, que é responsável pela geração dos sinais de entrada. O número de neurônios na camada de saída é determinado pela dimensionalidade requerida da resposta desejada (CASTRO e CASTRO, 2001). Assim, o projeto de uma rede PMC necessita de quatro especificações básicas:

- A determinação do número de camadas escondidas;
- A determinação do número de neurônios em cada uma das camadas escondidas;
- A especificação dos pesos sinápticos que interconectam os neurônios nas diferentes camadas da rede;
- A especificação das funções de ativação.

As duas primeiras especificações determinam a complexidade do modelo de RNA escolhido e não existem regras determinadas para tal especificação.

A função das camadas escondidas em uma RNA é a de influir na relação entrada-saída da rede de uma forma ampla. Uma RNA com uma ou mais camadas escondidas é apta a extrair as estatísticas de ordem superior de algum desconhecido processo aleatório subjacente, responsável pelo "comportamento" dos dados de entrada, processo sobre o qual a rede está tentando adquirir conhecimento. A RNA adquire uma perspectiva global do processo aleatório, apesar de sua conectividade local, em virtude do conjunto adicional de pesos sinápticos e da dimensão adicional de interações neurais proporcionada pelas camadas escondidas (CASTRO e CASTRO, 2001).

A terceira especificação envolve a utilização de algoritmos de treinamento supervisionados. As redes PMC têm sido aplicadas na solução de diversos

problemas através da utilização de tais algoritmos. O algoritmo de treinamento usado na maioria das redes PMC é o algoritmo *Backpropagation*.

4.7 ALGORITMO BACKPROPAGATION

O algoritmo *Backpropagation*, também conhecido como Regra Delta Generalizada, possui o seguinte princípio de funcionamento: após serem apresentadas as variáveis de entrada, o valor final será gerado após a propagação das saídas por todas as camadas.

Esse valor é comparado com o valor desejado (treinamento supervisionado) e caso exista erro, estes são transmitidos para as camadas anteriores, fazendo um movimento contrário. Os pesos sinápticos são ajustados em todas as camadas e isso será feito de um modo recursivo até que a rede obtenha uma resposta satisfatória.

Portanto, durante o treinamento com o algoritmo *Backpropagation*, a rede opera em uma seqüência de duas etapas (ULSON, 2002):

- **Propagação:** Um padrão de treinamento é apresentado à camada de entrada da rede. Realiza-se a computação, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída.
- **Retropropagação:** A saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se essa não estiver correta, o erro é calculado. O erro é então retro-propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retro-propagado (HAYKIN, 1999). Esse processo é repetido para todos os vetores de entrada da rede até que o erro quadrático médio das saídas alcance um valor aceitável.

A derivação do algoritmo *Backpropagation*, para redes *Perceptron* com uma única camada escondida é realizada conforme a notação apresentada na Figura 4.6.

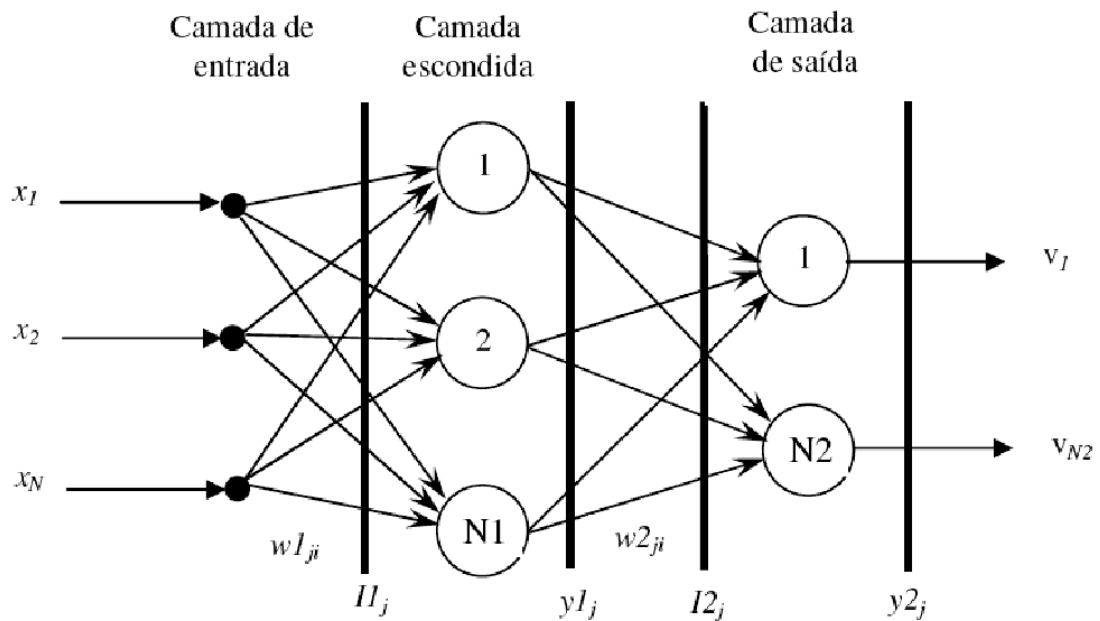


FIGURA 4.6 – Diagrama esquemático da rede PMC.

FONTE: Ulson, 2002.

A partir da Figura 4.6, adota-se a seguinte convenção:

- N = número de variáveis que constitui cada vetor de entrada;
- $N1$ = quantidade de neurônios utilizados na camada neural escondida;
- $N2$ = especifica o número de variáveis que constitui cada vetor de saída, e também indica a quantidade de neurônios utilizados na camada neural de saída;
- $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ = vetor de entrada da rede;
- $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ = vetor de saída da rede;
- $w1_{ji}$ = valor do peso sináptico conectando o j -ésimo neurônio da camada (1) ao i -ésimo neurônio da camada (1-1);

- $I1_j$ = valor correspondente à entrada ponderada do j -ésimo neurônio da camada (1), ou seja:

$$I1_j = \sum_{i=0}^N w1_{ji} \cdot x_i; j = 1, \dots, N1 \quad (4.2)$$

$$I2_j = \sum_{i=0}^N w2_{ji} \cdot y1_i; j = 1, \dots, N2 \quad (4.3)$$

- $y1_j$ = valor correspondente à saída do j -ésimo neurônio da camada (I), ou seja:

$$y1_j = g(I1_j); j = 1, \dots, N2 \quad (4.4)$$

$$y2_j = g(I2_j); j = 1, \dots, N2 \quad (4.5)$$

As funções erro quadrático $E(k)$ e erro quadrático médio E_M , as quais são utilizadas como critérios de desempenho e parada do processo de treinamento, são definidas por:

4.7.1 ERRO QUADRÁTICO

Fornece o valor instantâneo da soma dos erros quadráticos (em relação ao k -ésimo padrão de treinamento) de todos os neurônios da camada de saída da rede, ou seja:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N2} [d_j(k) - y2_j(k)]^2 \quad d_j(k) = \text{valor de saída desejado no neurônio } j \text{ em relação ao } k\text{-ésimo padrão de entrada} \quad (4.6)$$

4.7.2 ERRO QUADRÁTICO MÉDIO

O erro quadrático médio ou energia média do erro quadrático médio é obtido a partir da soma dos erros quadráticos relativos a todos os padrões de entrada utilizados no conjunto de treinamento da rede, ou seja:

$$E_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p E(k) \quad \begin{array}{l} p = \text{número de padrões de} \\ \text{treinamento ou a quantidade de} \\ \text{vetores de entrada} \end{array} \quad (4.7)$$

Para um dado conjunto de treinamento, E_M representa a função de custo como uma medida de desempenho do aprendizado. Assim, o objetivo do processo de aprendizagem, utilizando o algoritmo *Backpropagation*, consiste em ajustar as matrizes de pesos $w1$ e $w2$ da rede a fim de minimizar a função de custo E_M (ULSON, 2002).

O processo de ajuste dos pesos é feito retropropagando-se os sinais de erro através da rede. Para uma rede Perceptron com uma única camada escondida, o processo pode ser dividido em duas fases:

4.7.2.1 FASE 1: Ajuste dos pesos dos neurônios da camada de saída

O ajuste dos pesos dos neurônios da camada de saída é feita a partir da minimização da função erro quadrático em relação aos pesos $w2_{ji}$.

Utilizando a regra de diferenciação em cadeia, tem-se:

$$\nabla E_{(w2_{ji})} = \frac{\partial E}{\partial w2_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y2_j} \cdot \frac{\partial y2_j}{\partial I2_j} \cdot \frac{\partial I2_j}{\partial w2_{ji}} \quad (4.8)$$

onde:

$$\frac{\partial I2_j}{\partial w2_{ji}} = y1_i \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial y_{2_j}}{\partial I_{2_j}} = g'(I_{2_j}) \quad g'(\cdot) = \text{derivada da função de ativação associada ao neurônio} \quad (4.10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_{2_j}} = -(d_j - y_{2_j}) \quad d_j = \text{resposta desejada para o neurônio } j \quad (4.11)$$

A derivada parcial $\partial E / \partial w_{2_{ji}}$ representa um “fator de sensibilidade”, determinando a direção de busca no espaço de pesos, para o peso sináptico $w_{2_{ji}}$.

Substituindo as expressões (4.9), (4.10) e (4.11) em (4.8), obtém-se:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{2_{ji}}} = -(d_j - y_{2_j}) \cdot g'(I_{2_j}) \cdot y_{1_i} \quad (4.12)$$

O ajuste deverá ser feito na direção oposta ao gradiente a fim de minimizar a função erro quadrático, ou seja:

$$\Delta w_{2_{ji}} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{2_{ji}}} = -\eta \cdot \delta_{2_j} \cdot y_{1_i} \quad \begin{array}{l} \eta = \text{taxa de aprendizagem} \\ \delta_{2_j} = \text{gradiente local} \end{array} \quad (4.13)$$

Ou ainda:

$$w_{2_{ji}}(t+1) = w_{2_{ji}}(t) + \eta \cdot \delta_{2_j} \cdot y_{1_i} \quad (4.14)$$

A taxa de aprendizagem (η) é uma constante que determina o tamanho do passo em direção ao ponto de mínimo da função erro quadrático, no algoritmo *Backpropagation*. O gradiente local (δ_{2_j}) aponta para as modificações necessárias nos pesos sinápticos, sendo definido por:

$$\delta_{2_j} = (d_j - y_{2_j}) \cdot g'(I_{2_j}) \quad (4.15)$$

4.7.2.2 FASE 2: Ajuste dos pesos dos neurônios da camada intermediária

O ajuste dos pesos dos neurônios da camada intermediária (1ª camada neural) é feito normalmente a partir da função erro quadrático em relação aos pesos $w1_{ji}$. Utilizando a regra de diferenciação em cadeia, tem-se:

$$\nabla E_{(w1_{ji})} = \frac{\partial E}{\partial w1_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y1_j} \cdot \frac{\partial y1_j}{\partial I1_j} \cdot \frac{\partial I1_j}{\partial w1_{ji}} \quad (4.16)$$

onde:

$$\frac{\partial I1_j}{\partial w1_{ji}} = x_i \quad (4.17)$$

$$\frac{\partial y1_j}{\partial I1_j} = g'(I1_j) \quad (4.18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y1_j} = \sum_{k=1}^{N2} \frac{\partial E}{\partial I2_k} \cdot \frac{\partial I2_k}{\partial y1_j} = \sum_{k=1}^{N2} \frac{\partial E}{\partial I2_k} \cdot \frac{\partial \left(\sum_{k=1}^{N2} w2_{kj} \cdot y1_j \right)}{\partial y1_j} \quad (4.19)$$

Inserindo o resultado da multiplicação das expressões (4.10) e (4.11) na expressão (4.19), tem-se:

$$\frac{\partial E}{\partial y1_j} = - \sum_{k=1}^{N2} \delta 2_k \cdot w2_{kj} \quad (4.20)$$

Substituindo as expressões (4.17), (4.18) e (4.20) em (4.16), tem-se:

$$\frac{\partial E}{\partial w1_{ji}} = \left(- \sum_{k=1}^{N2} \delta 2_k \cdot w2_{kj} \right) \cdot g'(I1_j) \cdot x_i \quad (4.21)$$

Como na Fase 1, o ajuste deve ser feito na direção oposta ao gradiente. Dessa forma, a expressão (4.21) torna-se:

$$\Delta w1_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w1_{ji}} = -\eta \cdot \delta1_j \cdot x_i \quad (4.22)$$

Ou ainda:

$$w1_{ji}(t+1) = w1_{ji}(t) + \eta \cdot \delta1_j \cdot x_i \quad (4.23)$$

onde o gradiente local ($\delta1_j$) é definido por:

$$\delta1_j = .g'(I1_j) \cdot \left(\sum_{k=1}^{N2} \delta2_k \cdot w2_{kj} \right) \quad (4.24)$$

Portanto, aplicam-se as Fases 1 e 2 seqüencialmente até que o erro quadrático médio da rede atinja um valor aceitável que é estipulado em função de cada aplicação específica.

4.7.3 ALGORITMO DE LEVENBERG-MARQUARDT

Como já visto, o algoritmo *Backpropagation* ajusta os valores das matrizes de pesos $w1$ e $w2$ em relação à direção oposta do gradiente da função erro quadrático. Entretanto, na prática, este algoritmo tende a convergir muito lentamente, exigindo assim um elevado esforço computacional.

Para minimizar este problema, várias técnicas de otimização têm sido incorporadas ao algoritmo *Backpropagation*, onde se destaca o algoritmo de Levenberg-Marquardt (HAGAN e MENHAJ, 1994).

Este algoritmo utiliza uma técnica baseada no método dos mínimos quadrados para modelos não-lineares que pode ser incorporada ao algoritmo *Backpropagation* a fim de aumentar a eficiência do processo de treinamento.

No algoritmo de Levenberg-Marquardt, as funções erro quadrático e erro quadrático médio, fornecidas respectivamente nas equações (4.6) e (4.7) podem ser expressas conjuntamente por:

$$V = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^{N^2} [d_j(k) - y_2(j)(k)]^2 = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p [d(k) - y_2(k)]^T \cdot [d(k) - y_2(k)]$$

$$V = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p e^T(k) \cdot e(k) \quad (4.25)$$

Onde o termo $e(k) = d(k) - y_2(k)$ representa o vetor erro em relação ao k -ésimo padrão de treinamento. Para um padrão k específico o erro é dado por:

$$V = \frac{1}{2} e^T(k) \cdot e(k) \quad (4.26)$$

Dessa forma, enquanto o algoritmo *Backpropagation* é um método de descida no gradiente da função erro quadrático, o algoritmo de Levenberg-Marquardt é uma aproximação do Método de Newton (ULSON, 2002).

Nesse método a minimização de uma função $V(z)$ em relação a um vetor paramétrico $\mathbf{z}$ é dada por:

$$\nabla_{\mathbf{z}} = -[\nabla^2 V(\mathbf{z})]^{-1} \cdot \nabla V(\mathbf{z}) \quad (4.27)$$

Onde $\nabla^2 V(\mathbf{z})$ representa a matriz Hessiana e $\nabla V(\mathbf{z})$ a matriz Jacobiana de $V(z)$. Assumindo-se que $V(z)$ é uma função que executa a soma de funções quadráticas da forma:

$$V(z) = \sum_{i=1}^N e_i^2(z) \quad (4.28)$$

Assim, a partir da equação (4.28), pode-se demonstrar que:

$$\nabla V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}).e(z) \quad (4.29)$$

$$\nabla^2 V(\mathbf{z}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{z}).\mathbf{J}(\mathbf{z}) + S(z) \quad (4.30)$$

Onde $\mathbf{J}(\mathbf{z})$ é a matriz Jacobiana definida por:

$$\mathbf{J}(\mathbf{z}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(z)}{\partial z_1} & \frac{\partial e_1(z)}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial e_1(z)}{\partial z_N} \\ \frac{\partial e_2(z)}{\partial z_1} & \frac{\partial e_2(z)}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial e_2(z)}{\partial z_N} \\ \vdots & & & \\ \frac{\partial e_N(z)}{\partial z_1} & \frac{\partial e_N(z)}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial e_N(z)}{\partial z_N} \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

E $S(z)$ é uma função dada por:

$$S(z) = \sum_{i=1}^N e_i(z) \nabla^2 e_i(z) \quad (4.32)$$

Inserindo-se as expressões (4.29) e (4.30) na expressão (4.27), obtém-se a equação iterativa do método de Newton:

$$\nabla \mathbf{z} = \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{z}).\mathbf{J}(\mathbf{z}) + S(z) \right]^{-1} . \mathbf{J}^T(\mathbf{z}).e(z) \quad (4.33)$$

No algoritmo de Levenberg-Marquardt a equação (4.33) é modificada da seguinte forma:

$$\nabla \mathbf{z} = [\mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{z}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{z}) \cdot e(\mathbf{z}) \quad (4.34)$$

$\mathbf{I}$ = matriz identidade
 μ = parâmetro de ajuste da taxa de convergência do algoritmo de LM.

Portanto, este algoritmo tem como característica principal a computação da matriz Jacobiana. Assim, para o processo de treinamento das RNA do tipo PMC, mostrada na Figura 4.6, a matriz Jacobiana (4.31) passa a ser re-escrita em função dos pesos sinápticos da rede, ou seja:

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}) = [\mathbf{J}(\mathbf{w1}) \mid \mathbf{J}(\mathbf{w2})]_{(p) \times (N \cdot N1 + N1 \cdot N2)} \quad (4.35)$$

onde:

$$\mathbf{w} = [\mathbf{w1} \mid \mathbf{w2}] = \begin{bmatrix} w_{1,1} \dots w_{1,N} & w_{2,1} \dots w_{2,N} & \dots & w_{N1,1} \dots w_{N1,N} \\ w_{2,1} \dots w_{2,N1} & w_{2,1} \dots w_{2,N1} & \dots & w_{2,N1} \dots w_{2,N1} \end{bmatrix}^T_{(N \cdot N1 + N1 \cdot N2) \times 1} \quad (4.36)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{w1}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{1,N}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{N1,1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{N1,N}} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{1,N}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{N1,1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{N1,N}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,N}} & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{1,N}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{N1,1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{N1,N}} \end{bmatrix}_{(p) \times (N \cdot N1)} \quad (4.37)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{w2}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N}} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N}} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N1}} \dots \frac{\partial e(1)}{\partial w_{2,N1}} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N}} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N}} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N1}} \dots \frac{\partial e(2)}{\partial w_{2,N1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N}} & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N}} & \dots & \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N1}} \dots \frac{\partial e(p)}{\partial w_{2,N1}} \end{bmatrix}_{(p) \times (N1 \cdot N2)} \quad (4.38)$$

A partir da expressão (4.36), a equação iterativa do método de Levenberg-Marquardt, para o ajuste dos pesos da rede, passa a ser definida por:

$$\nabla \mathbf{z} = [\mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{J}(\mathbf{w}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \cdot \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \cdot \mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (4.39)$$

Onde $\mathbf{e}(\mathbf{w}) = [e_1(w), e_2(w), \dots, e_p(w)]_{(p) \times (1)}^T$ é o vetor erro (em relação à matriz $\mathbf{w}$) referente aos p padrões de treinamento.

Finalmente os elementos das matrizes $\mathbf{J}(\mathbf{w1})$ e $\mathbf{J}(\mathbf{w2})$ são obtidos seqüencialmente a partir das Fases 1 e 2 do algoritmo *Backpropagation* anteriormente apresentado. Com essas modificações comprova-se que o algoritmo de Levenberg-Marquardt torna-se de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo *Backpropagation* convencional (ULSON, 2002).

4.7.4 ALGORITMO DE LEVENBERG REGULARIZADO

Overfitting é a denominação de um problema que pode ocorrer durante o treinamento de redes PMC, e ele acontece quando o erro quadrático médio dos padrões de treinamento é muito pequeno, mas quando novos padrões são apresentados a rede, o erro relativo torna-se muito grande. Isto ocorre porque a rede memorizou apenas os padrões de treinamento, mas não conseguiu generalizar novas situações (ULSON, 2002).

Na Figura 4.7 tem-se um exemplo do fenômeno. A curva representa o mapeamento não linear de entrada-saída resultante da aprendizagem dos pontos indicados como “dados de treinamento”. O ponto marcado como “generalização” é visto como resultado da interpolação realizada pela rede.

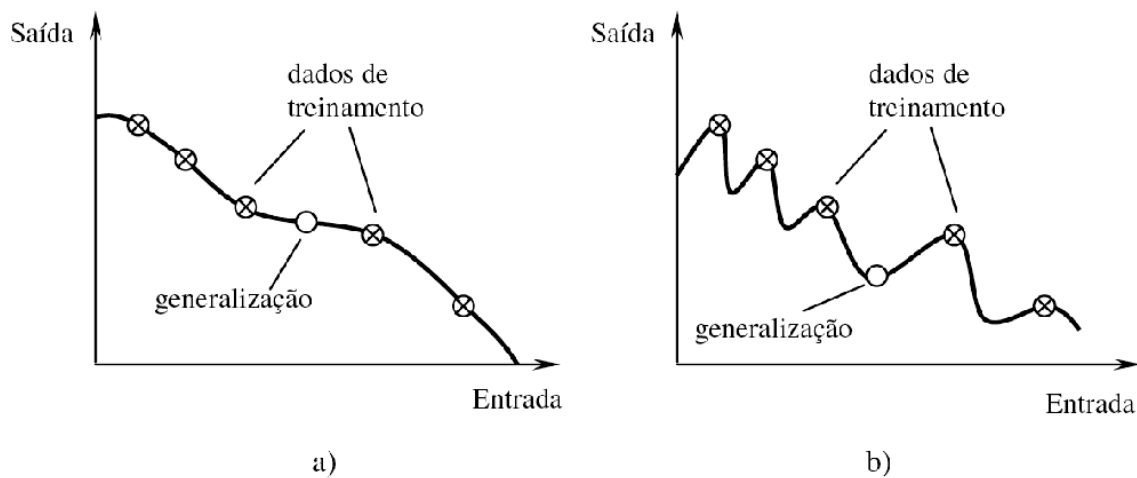


FIGURA 4.7 – (a) Dados ajustados adequadamente (boa generalização); (b) Fenômeno do “overfitting” (generalização pobre).

FONTE: Ulson, 2002.

A generalização é influenciada por quatro fatores:

- a disponibilidade de dados para treinamento da rede;
- o nível de representatividade do processo pelos dados de treinamento;
- a arquitetura da rede neural;
- a complexidade do problema em questão.

Observa-se que não se tem controle sobre o último fator. Os outros três fatores são controláveis desde que se tenha acesso a aquisição dos dados e concepção da rede neural.

O problema do *overfitting* geralmente acontece quando a disponibilidade de dados no treinamento da rede é pequena. Um dos métodos para melhorar a generalização é o algoritmo de Levenberg regularizado, que consiste em modificar a função erro quadrático médio da rede (ULSON, 2002).

A generalização é melhorada se incluir na expressão (4.25) o erro quadrático médio dos pesos (V_{peso}) que compõe a rede. Então a nova função erro quadrático regularizado (V_{REG}) é definida por:

$$V_{REG} = \gamma W + (1 - \gamma)V_{peso} \quad \gamma = \text{taxa de desempenho} \quad (4.40)$$

O termo V_{peso} é definido por:

$$V_{peso} = \frac{1}{q} \sum w_{ji} \quad \begin{array}{l} w_{ji} = \text{pesos sinápticos da rede} \\ q = \text{quantidade de pesos sinápticos da rede} \end{array} \quad (4.41)$$

Portanto, a utilização da equação (4.40) implica que os pesos da rede serão menores, e essa característica impõe à resposta da rede um comportamento mais suave e menos propenso ao fenômeno do *overfitting* (ULSON, 2002).

5. MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO OPERANDO COM TENSÕES DESEQUILIBRADAS

5.1 INTRODUÇÃO

O MIT alimentado com tensões desequilibradas apresenta uma operação com torque pulsante no seu eixo, consequência da existência das tensões de seqüência negativa. Outro aspecto degradante na sua operação é o sobreaquecimento nos enrolamentos do estator, em função do desequilíbrio entre as corrente circulantes em cada fase do MIT. Como consequência direta desta elevação de temperatura, tem-se a redução da expectativa de vida útil dos motores, visto que o material isolante sofre uma deterioração mais acentuada na presença de elevadas temperaturas nos enrolamentos.

A avaliação do comportamento dinâmico do MIT através de modelos matemáticos é usualmente empregada e apresenta resultados satisfatórios quando estes operam com tensões equilibradas, mas normalmente apresentam resultados

falhos quando lidam com o comportamento não-linear da operação com tensões desequilibradas (GOEDTEL, 2003).

O modelamento do MIT com RNA é uma alternativa muito promissora na análise das não-linearidades do MIT operando com tensões desequilibradas.

Assim, com o objetivo de analisar os resultados obtidos com o modelamento clássico de um MIT e com o modelamento por meio de RNA, realizou-se uma série de levantamentos do comportamento de um MIT utilizando-se três métodos diferentes:

- **Método Computacional Clássico (Simulador):** Neste método, utilizando-se o programa *Matlab/Simulink*, desenvolveu-se um ambiente para simulações dinâmicas de um MIT operando com tensões desequilibradas;
- **Método Experimental (Real):** Neste método, em uma bancada de testes, realizaram-se as medições das tensões, correntes, potências e velocidades do MIT. Os dados obtidos foram utilizados como referência para uma análise comparativa com os outros métodos;
- **Método Computacional por meio de RNA (RNA):** Neste método, desenvolveu-se uma RNA, treinada e validada com os dados obtidos no método experimental, capaz de determinar os valores das correntes em cada fase do MIT a partir dos valores das tensões aplicadas no estator (equilibradas ou desequilibradas) e da potência medida na saída de uma máquina CC atuando como carga.

As características do motor de indução usado em todos os métodos são mostradas Tabela 5.1 (GOEDTEL, 2007).

TABELA 5.1 – Parâmetros do MIT usado nos três métodos.

MODELO: Linha Standard – IV Pólos – 60Hz – 220/380V		
PARÂMETRO	REPRESENTAÇÃO	VALOR
Potência	P	1CV
Resistência do Enrolamento do Estator	R_s	7,32 Ω
Resistência do Enrolamento do Rotor	R_r	2,78 Ω
Indutância de Dispersão do Enrolamento do Estator	L_s	8,95mH
Indutância de Dispersão do Enrolamento do Rotor	L_r	5,44mH
Indutância de Magnetização	L	141mH
Momento de Inércia	J	2,71x10 ⁻³ kgm ²
Velocidade Síncrona	ω_s	188,49rad/s
Escorregamento Nominal	s	3,8%
Torque Nominal	T	4,1Nm

FONTE: Goedtel, 2007.

5.2 MÉTODO COMPUTACIONAL CLÁSSICO

Para uma análise comparativa sobre o comportamento do MIT operando em condições de desequilíbrio de tensões, desenvolveu-se um ambiente para simulações dinâmicas utilizando-se o programa *Matlab/Simulink*. A Figura 5.1 apresenta um diagrama do circuito implementado, com as respectivas medições para cada fase das correntes, tensões, potências e velocidade no eixo do MIT.

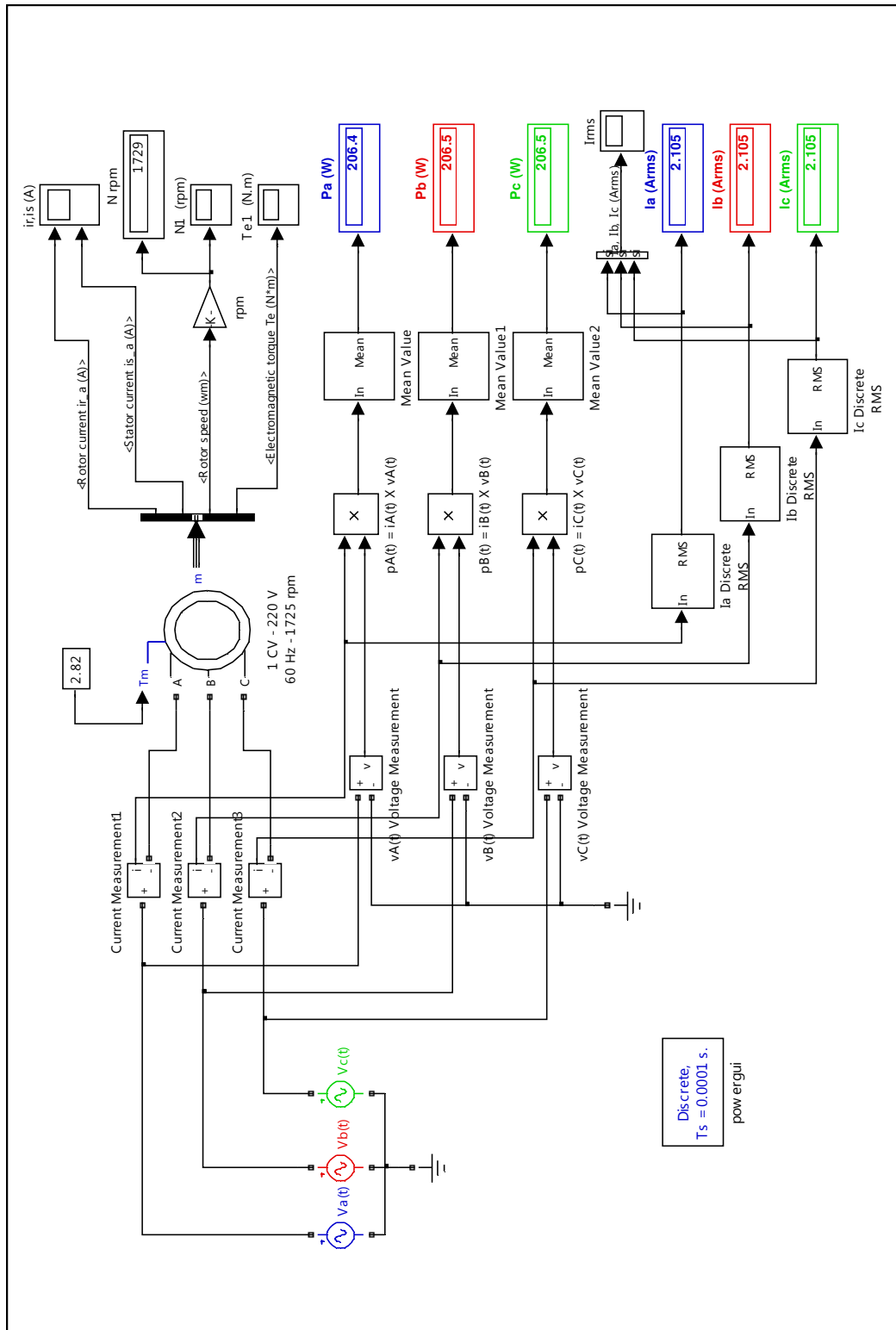


FIGURA 5.1 – Circuito desenvolvido no programa Matlab/Simulink usado nas simulações.

A estrutura básica do circuito é composta por três fontes ideais de tensão alternada ligadas em estrela, representando uma rede trifásica, alimentando um MIT com carga constante. Os parâmetros do MIT são apresentados na Tabela 5.1.

Para a obtenção das grandezas do circuito, inseriram-se, em cada fase, medidores de valor instantâneo de corrente (*Current Measurement Block*) e de tensão (*Voltage Measurement Block*).

Através do produto dos valores instantâneos da corrente e tensão e utilizando-se blocos multiplicadores, obteve-se a potência instantânea em cada fase. Então, determinou-se a potência média em cada fase através do valor médio (*Mean Value Block*) da potência instantânea.

Com a aplicação dos valores instantâneos das correntes e tensões aos blocos que determinam o valor RMS (*Discrete RMS Value Block*), obtiveram-se os valores eficazes das correntes e tensões em cada fase.

Para a análise de algumas grandezas no domínio da frequência (*FFT Tools*), utilizou-se no circuito o bloco *Powergui*.

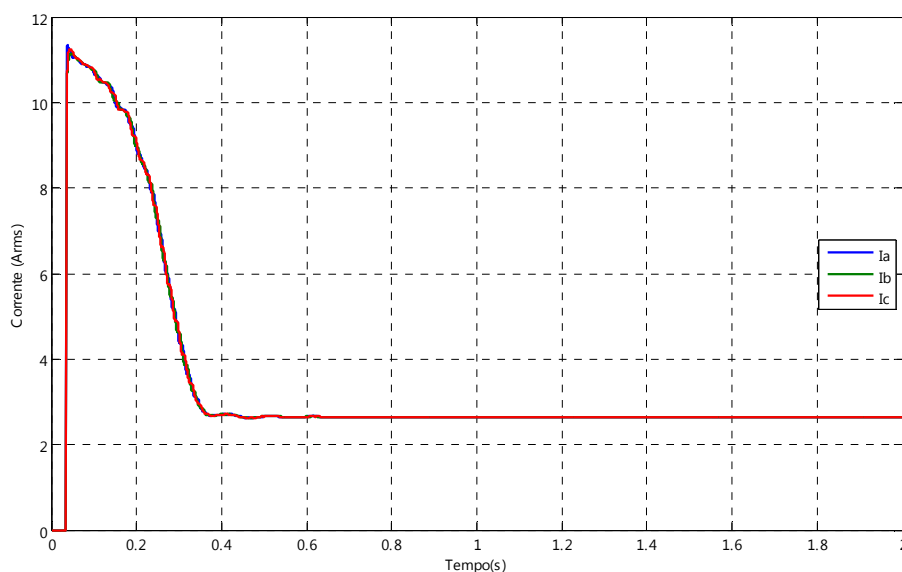


FIGURA 5.2 – Correntes eficazes do MIT operando com tensões equilibradas.

Nas Figuras 5.2, 5.3 e 5.4, são apresentados os comportamentos das correntes eficazes, velocidade e torque eletromagnético, para um torque de carga (T_L) de 2,82Nm e tensões equilibradas de alimentação, onde $V_a = V_b = V_c = 127V_{rms}$, em 60Hz.

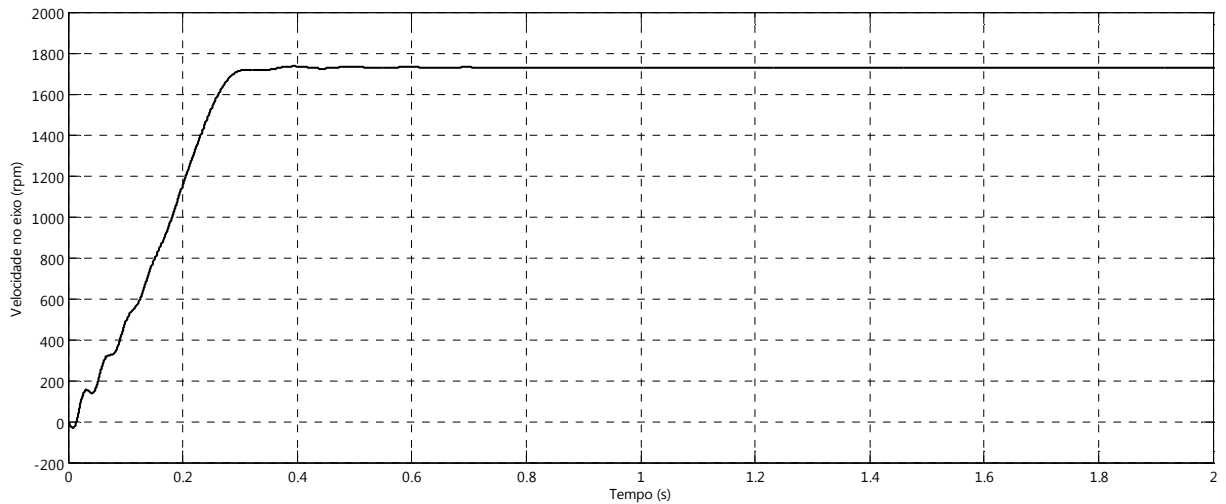


FIGURA 5.3 – Comportamento da velocidade no eixo do MIT com tensões equilibradas.

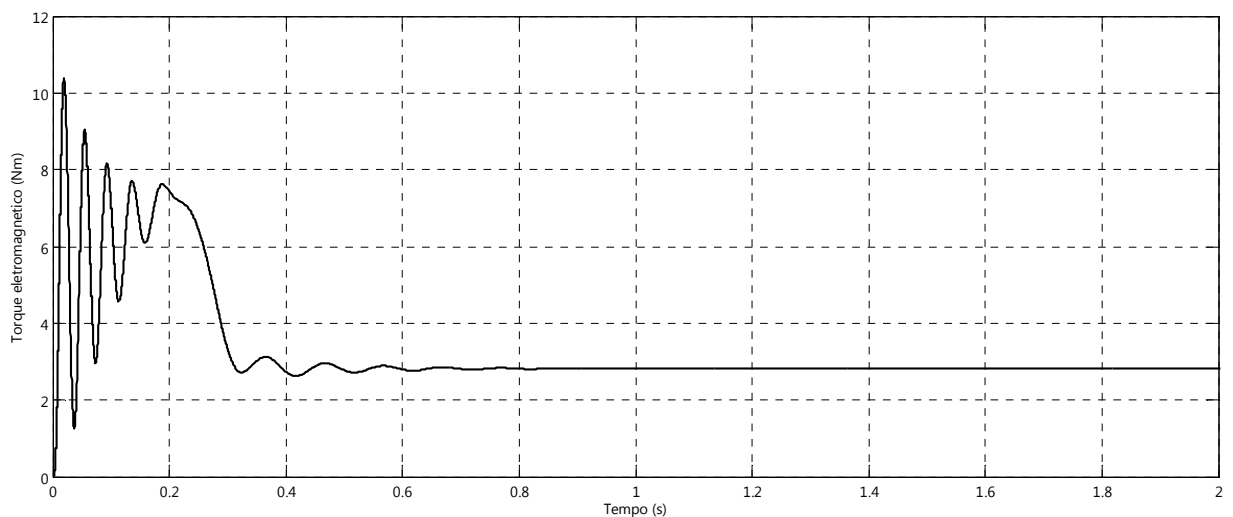


FIGURA 5.4 – Comportamento do torque eletromagnético do MIT com tensões equilibradas.

Na Figura 5.4 pode-se notar que o torque eletromagnético do MIT, em regime permanente, entra em equilíbrio com o torque de carga (T_L), alcançando um valor próximo de 2,82Nm.

A Tabela 5.2 apresenta os resultados da simulação com tensões equilibradas. A potência de saída foi estimada através do produto do torque de carga (T_L) pela velocidade no eixo. Este valor foi utilizado para o cálculo do rendimento aproximado, que é a relação entre a potência ativa de entrada e a potência de saída.

TABELA 5.2 – Valores obtidos na simulação do MIT com tensões equilibradas.

CORRENTE DE FASE (A _{rms})			POTÊNCIA DE ENTRADA (W)			FATOR DE POTÊNCIA	RENDIMENTO (%)	ROTAÇÃO NO EIXO (RPM)
I_A	I_B	I_C	P_A	P_B	P_C	FP	η	N
2,65	2,65	2,65	228,6	228,6	228,6	0,6792	74,2	1723

Nota: $V_A = V_B = V_C = 127V_{rms}$.

onde:

- O fator de potência é determinado através de: $FP = P / S$;
- A potência aparente (S) = $I_{rms} \cdot V_{rms}$ (VA);
- O rendimento (η) = $P / P_{saída}$;
- Potência de saída aproximada ($P_{saída}$) = $T_L \cdot \omega_{eixo}$ (W);
- T_L (Nm) é o torque de carga;
- ω_{eixo} (rad/s) é a velocidade angular do eixo.

As formas de ondas das correntes instantâneas do rotor e do estator para uma das fases, com tensões equilibradas são apresentadas na Figura 5.5.

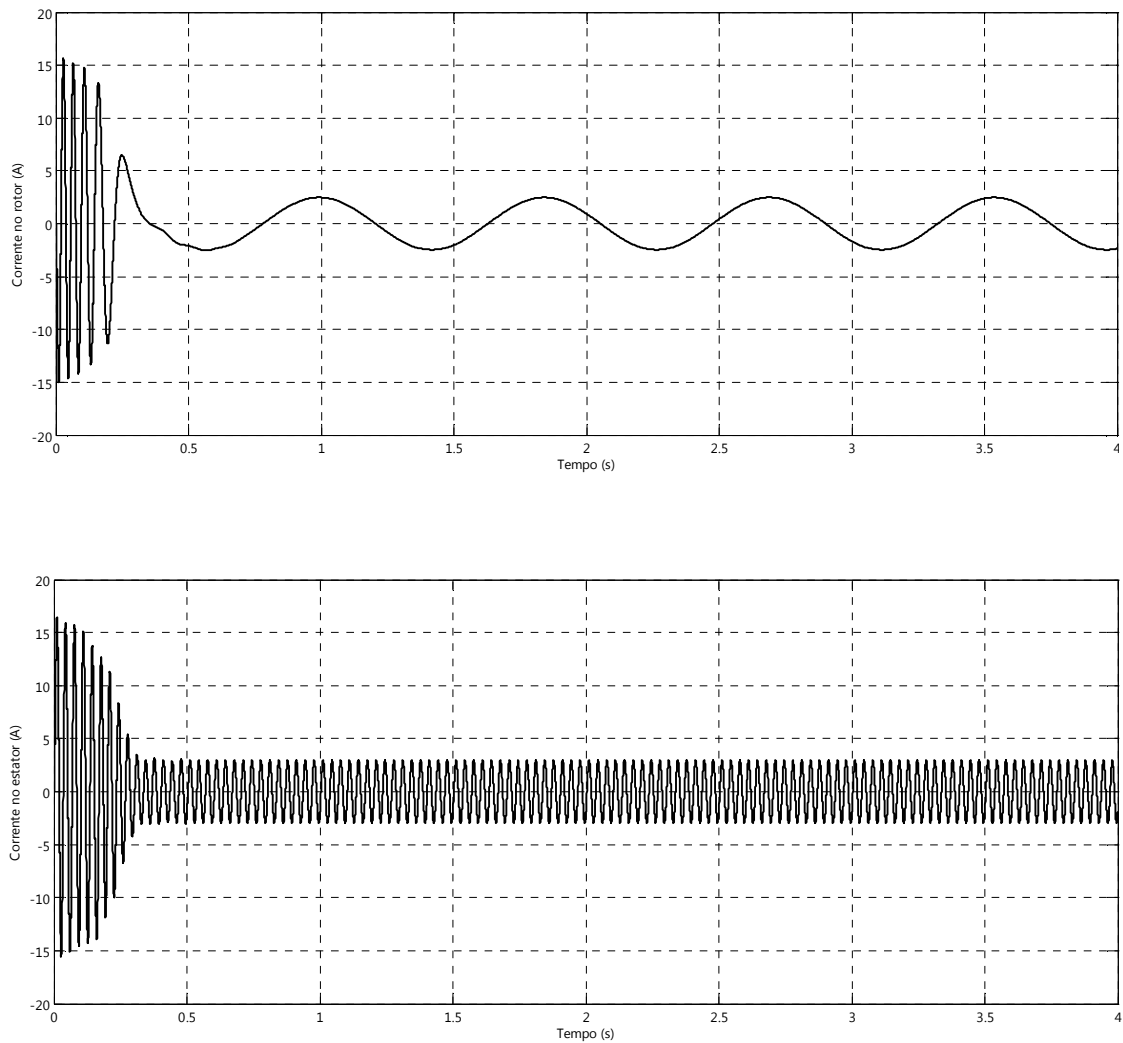


FIGURA 5.5 – Formas de onda das correntes instantâneas no rotor $[i_r(t)]$ e no estator $[i_s(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões equilibradas.

Na Figura 5.5, pode-se notar o transitório de partida do MIT e que em regime permanente, a frequência da corrente no rotor é bastante baixa. Uma investigação sobre a frequência da corrente no rotor pode ser realizada com a análise de Fourier desta corrente. Se considerarmos que através da simulação a velocidade no eixo é de 1723rpm, então o escorregamento (s) será:

$$s = \frac{(1800 - 1723)}{1800} = 0,042778 \quad (5.1)$$

Com uma frequência no rotor de:

$$f_r = 0,042778 \cdot 60 = 2,5667 \text{ Hz} \quad (5.2)$$

Na Figura 5.6, têm-se a análise da corrente do rotor no domínio da frequência, por meio da ferramenta *FFT Tools*, do *Powergui*. Pode-se constatar a obtenção da frequência fundamental calculada na expressão (5.2).

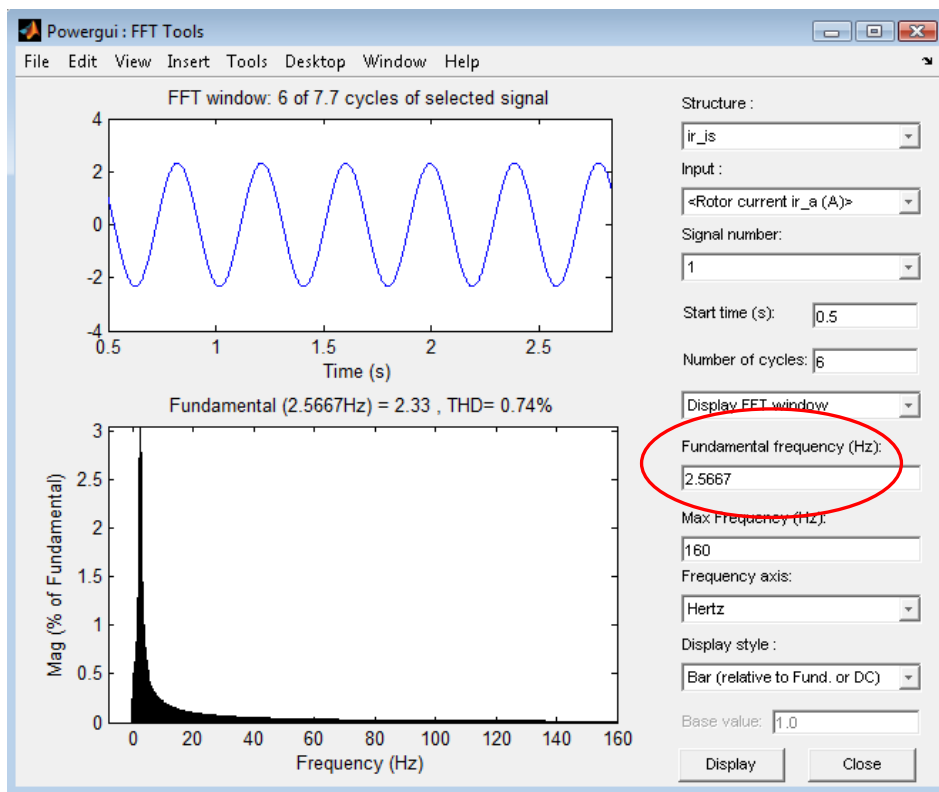


FIGURA 5.6 – Análise FFT da corrente do rotor [$i_r(t)$], para a fase A, com o MIT operando com tensões equilibradas.

Utilizando-se o mesmo circuito da Figura 5.1, repetiu-se a análise do comportamento das correntes eficazes, velocidade e torque eletromagnético para um torque de carga $T_L = 2,82 \text{ Nm}$, com tensões desequilibradas de alimentação, onde $V_a = 111,51 \text{ V}_{\text{rms}}$, $V_b = 136,71 \text{ V}_{\text{rms}}$ e $V_c = 125,13 \text{ V}_{\text{rms}}$, em 60Hz.

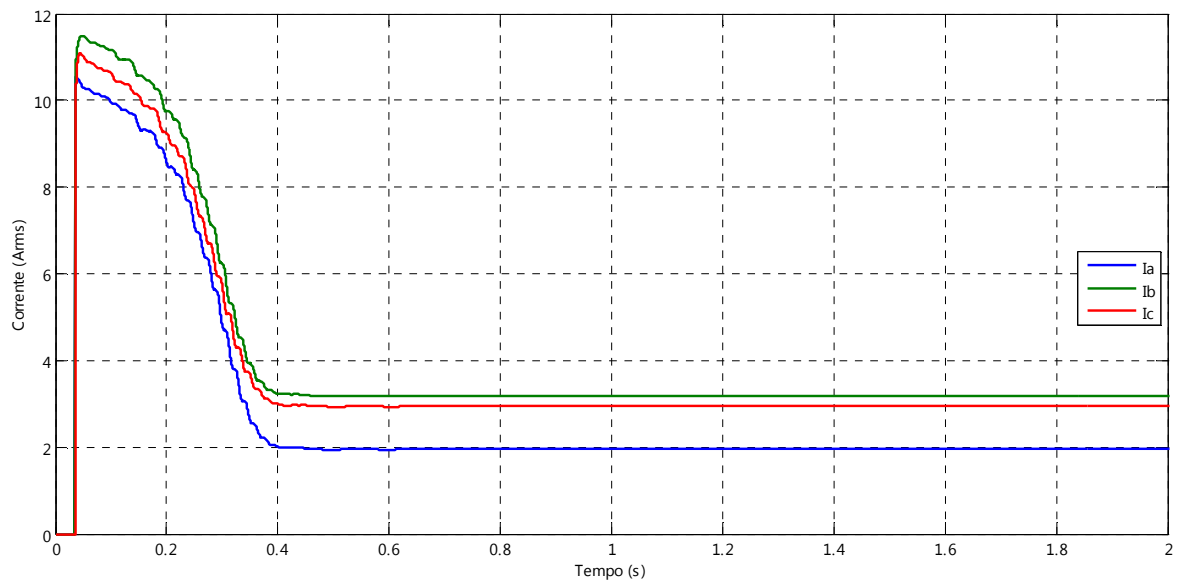


FIGURA 5.7 – Correntes eficazes do MIT operando com tensões desequilibradas.

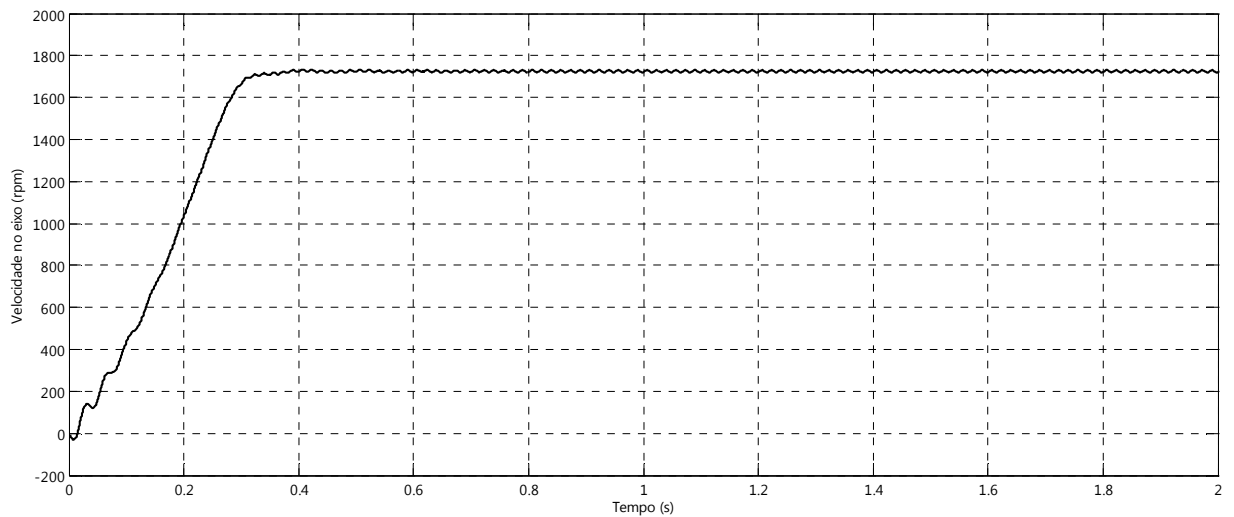


FIGURA 5.8 – Comportamento da velocidade no eixo do MIT operando com tensões desequilibradas.

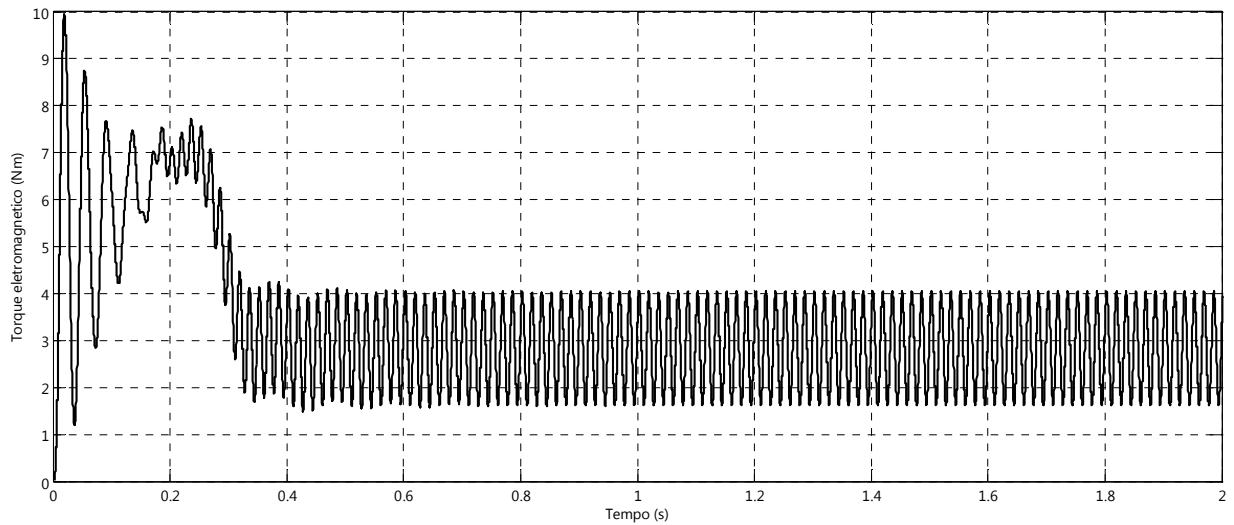


FIGURA 5.9 – Comportamento do torque eletromagnético do MIT operando com tensões desequilibradas.

Na Figura 5.9 pode-se notar que o torque eletromagnético do MIT, em regime permanente, oscila em torno do valor do Torque de Carga ($T_L = 2,82\text{Nm}$). A análise de Fourier da região de oscilação indica a existência de uma componente de 120Hz no torque eletromagnético conforme a Figura 5.10. Esta componente de 120Hz pode ser atribuída à existência das componentes de sequência inversa presentes nas tensões desequilibradas de alimentação do MIT. (SERNI, 2006).

Na análise FFT existe uma componente de valor médio (*DC component*) igual ao torque de carga (T_L) de 2,82Nm.

A Tabela 5.3 apresenta os resultados da simulação com tensões desequilibradas:

TABELA 5.3 – Simulação do MIT com tensões desequilibradas.

CORRENTE DE FASE (A_{rms})			POTÊNCIA DE ENTRADA (W)			ROTAÇÃO NO EIXO (RPM)
I_A	I_B	I_C	P_A	P_B	P_C	N
1,951	3,178	2,939	163,6	349,9	187,1	1714

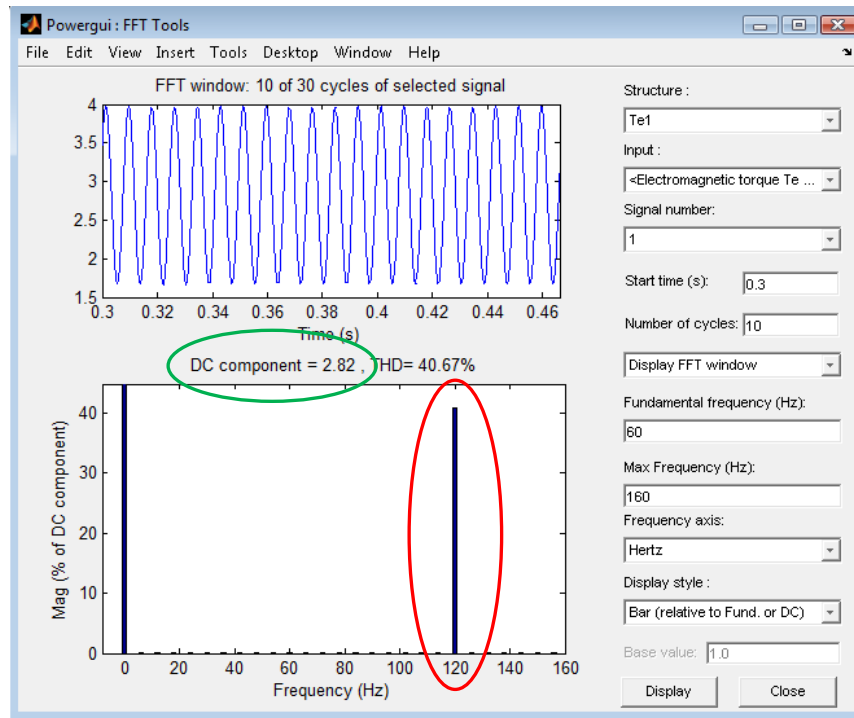


FIGURA 5.10 – Análise FFT do torque eletromagnético, com o MIT operando com tensões desequilibradas.

Nestas condições haverá um cálculo de fator de potência (FP) para cada fase, conforme a Tabela 5.4, pois $V_a \neq V_b \neq V_c$.

TABELA 5.4 – FP do MIT com tensões desequilibradas.

TENSÃO DE FASE(V_{rms})			FATOR DE POTÊNCIA			RENDIMENTO (%)
V_A	V_B	V_C	FP_A	FP_B	FP_C	η
111,51	136,71	125,13	0,752	0,805	0,5087	72,25

As formas de ondas das correntes instantâneas do rotor e do estator com tensões desequilibradas são apresentadas na Figura 5.11.

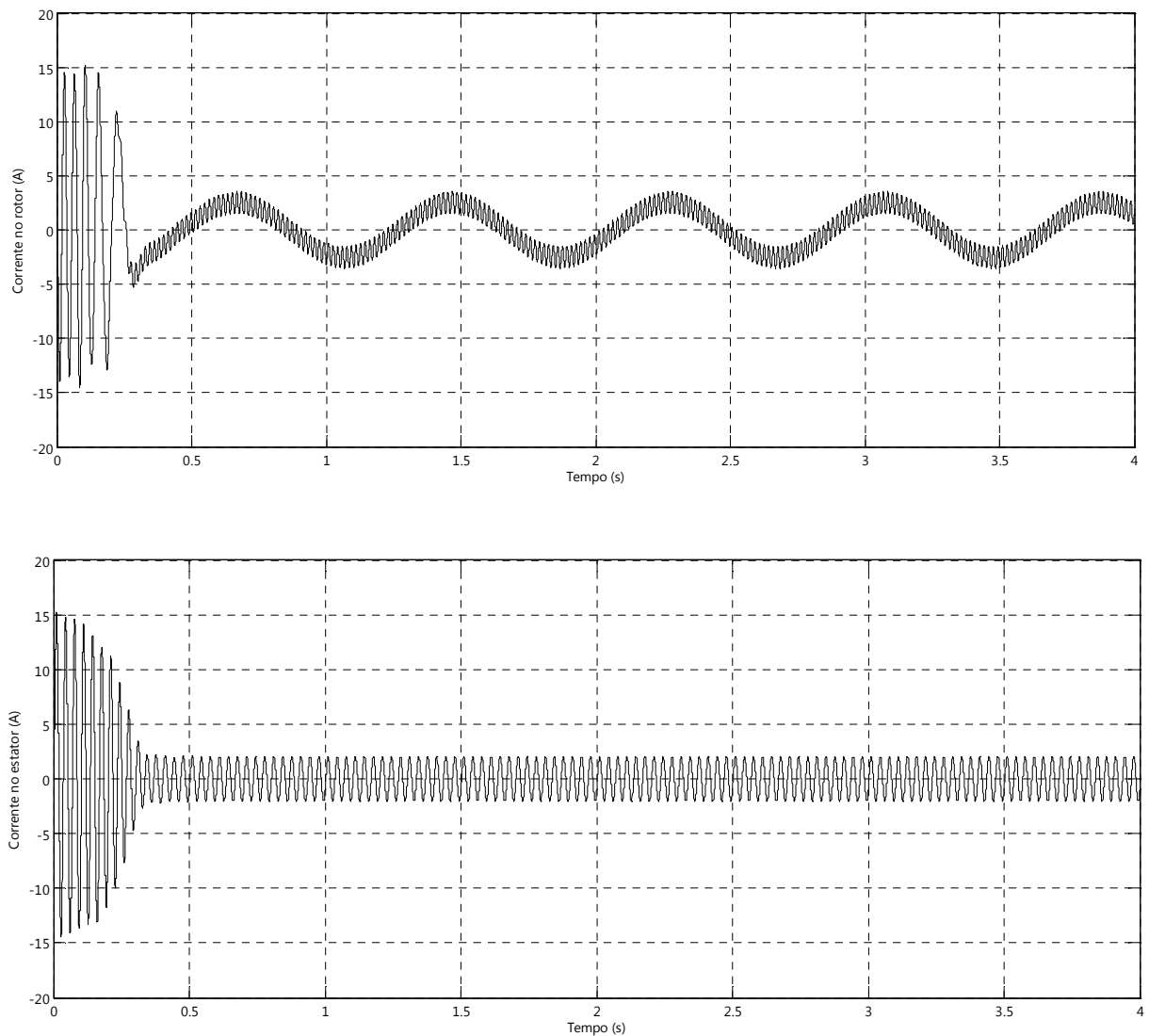


FIGURA 5.11 – Formas de onda das correntes instantâneas no rotor $[i_r(t)]$ e no estator $[i_s(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões desequilibradas.

Pode-se notar que em regime a frequência da corrente no rotor é bastante baixa e apresenta uma oscilação em uma frequência mais elevada. De forma análoga, considerando-se que através da simulação a velocidade no eixo é de 1714rpm, então o escorregamento será:

$$s = \frac{(1800 - 1714)}{1800} = 0,04778 \quad (5.3)$$

Com uma frequência no rotor de:

$$f_r = 0,04778 \cdot 60 = 2,8668 \text{ Hz} \quad (5.4)$$

Na Figura 5.12, têm-se a análise da corrente do rotor no domínio da frequência, por meio da ferramenta *FFT Tools*, do *Powergui*. Pode-se constatar a obtenção da frequência fundamental calculada na expressão (5.5).

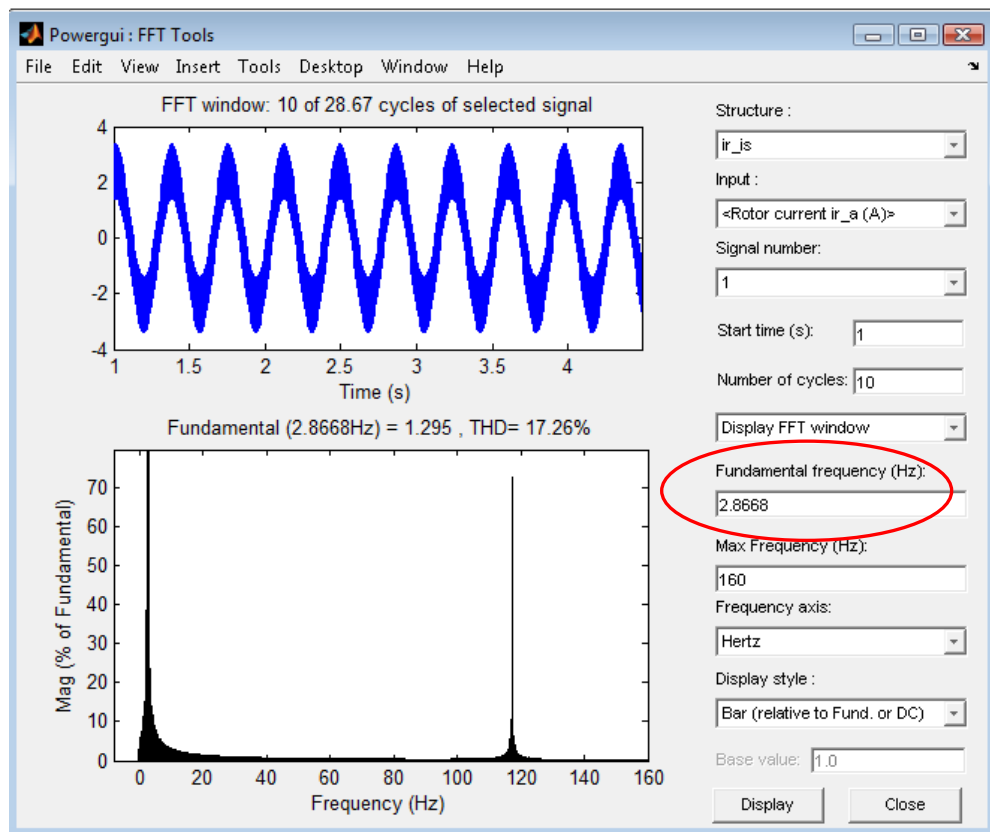


FIGURA 5.12 – Análise FFT da corrente do rotor $[ir(t)]$, para a fase A, com o MIT operando com tensões desequilibradas.

Pode-se notar que além da componente fundamental de baixa frequência da corrente no rotor, existe uma componente de aproximadamente 120Hz caracterizando também a influência das componentes de seqüência inversa das tensões de alimentação do MIT.

5.3.1 ANÁLISE POR MEIO DO CIRCUITO ELÉTRICO EQUIVALENTE

Uma análise em regime permanente do MIT pode ser realizada com base no circuito elétrico equivalente (CEE) por fase, referido ao estator. O CEE de sequência direta é apresentado na Figura 5.13.

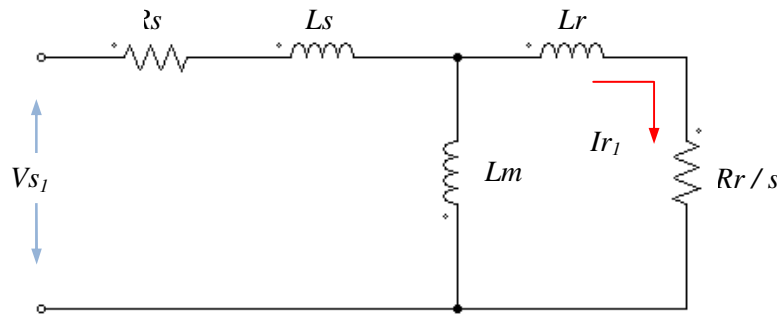


FIGURA 5.13 – Circuito elétrico equivalente de sequência direta por fase do MIT.

onde:

- V_{s1} (V) é a tensão no estator de sequência direta;
- R_s (Ω) é a resistência elétrica dos enrolamentos do estator;
- L_s (H) é a indutância dos enrolamentos do estator;
- R_r (Ω) é a resistência elétrica dos enrolamentos do rotor;
- L_r (H) é a indutância dos enrolamentos do rotor;
- L_m (H) é a indutância de magnetização;
- I_{r1} (A) é a corrente de sequência direta do rotor.

No caso do MIT alimentado com tensões equilibradas o torque eletromagnético de sequência direta pode ser determinado através de:

$$P_{g1} = \frac{3 \cdot I_{r1}^2 \cdot R_r}{s} \quad \begin{array}{l} P_{g1} = \text{potência que atravessa o entreferro [W]} \\ R_r = \text{resistência do rotor } [\Omega] \end{array} \quad (5.5)$$

A potência mecânica será:

$$P_{mec1} = P_{g1} \cdot (1 - s) \quad P_{mec1} = \text{potência mecânica [W]} \quad (5.6)$$

E o torque eletromagnético de sequência direta:

$$T_{mec1} = \frac{P_{mec1}}{\omega_r} = \frac{P_{g1}}{\omega_s} = \frac{3 \cdot I_{r1}^2 \cdot R_r}{s \cdot \omega_s} \quad T_{mec1} = \text{torque eletromagnético de sequência direta [Nm]} \quad (5.7)$$

Sendo a tensão de alimentação do CEE (V_{s1}) igual a $127V_{rms}$ no caso de alimentação com tensões equilibradas, tem-se $V_a = V_b = V_c = 127V_{rms}$.

Caso o MIT venha a ser alimentado por tensões desequilibradas deve-se levar em conta a existência das componentes de seqüência inversa da tensão. A estas componentes associa-se um campo girante de mesma freqüência, porém de rotação inversa em relação àquele de seqüência direta.

Se, por exemplo, a velocidade do rotor em regime permanente do MIT de 4 pólos operando em 60Hz for de $N_r = 1710$ rpm, sendo $s = 0,05$ e $N_s = 1800$ rpm, o escorregamento de seqüência inversa será determinado através de:

$$s_2 = \frac{(-N_s - N_r)}{-N_s} = \frac{(-1800 - 1710)}{-1800} = 1,95 \quad (5.8)$$

Então, pode-se escrever que:

$$s_2 = 2 - s \quad (5.9)$$

Ou seja, o rotor estará sujeito a um escorregamento de seqüência inversa de, aproximadamente, igual a 2, dando origem a freqüências induzidas no rotor de,

aproximadamente, 120Hz, para um campo girante de seqüência direta de freqüência igual a 60Hz.

Portanto, o torque eletromagnético associado às componentes de seqüência inversa é de frenagem em relação ao torque de seqüência direta.

Assim, o efeito da atuação das componentes de seqüência inversa é uma diminuição no torque eletromagnético de seqüência direta do MIT, sempre que o mesmo receber uma alimentação com tensões desequilibradas.

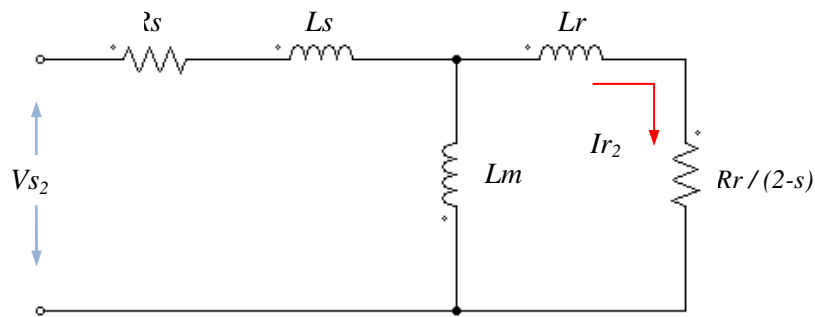


FIGURA 5.14 – Circuito elétrico equivalente de seqüência inversa por fase do MIT.

onde:

- V_{s2} (V) é a tensão no estator de seqüência inversa;
- I_{r2} (A) é a corrente de seqüência inversa do rotor.

Este torque eletromagnético reverso (T_{mec2}) associado às componentes de seqüência inversa pode ser determinado com o auxílio do circuito elétrico equivalente mostrado na Figura 5.14 (ANDERSON, 1995).

$$T_{mec2} = \frac{3 \cdot I_{r2}^2 \cdot R_r}{(2-s) \cdot \omega_s} \quad T_{mec2} = \text{torque eletromagnético de seqüência inversa [Nm]} \quad (5.10)$$

A tensão de alimentação do CEE (V_{s2}) será aquela determinada através do cálculo das componentes de seqüência inversa no caso de alimentação com tensões desequilibradas.

Assim o torque eletromagnético resultante da operação do MIT com tensões desequilibradas será determinado através de:

$$T_{mec} = T_{mec1} - T_{mec2} = \frac{3.R_r}{\omega_s} \cdot \left[\frac{I_{r1}^2}{s} - \frac{I_{r2}^2}{(2-s)} \right] \quad (5.11)$$

onde:

$$s = \frac{(\omega_s - \omega_r)}{\omega_s} \quad \begin{array}{l} s = \text{escorregamento de seqüência direta [Nm]} \\ \omega_s = \text{velocidade angular síncrona de seqüência} \\ \text{direta [rad/s]} \\ \omega_r = \text{velocidade angular do rotor de seqüência} \\ \text{direta [rad/s]} \end{array} \quad (5.12)$$

Para a determinação das tensões V_{s1} e V_{s2} dos circuitos elétricos equivalentes utiliza-se o Teorema de Fortescue (KINDERMANN, 1997) aplicado ao sistema trifásico desequilibrado de alimentação do MIT.

Assim, por exemplo, um sistema trifásico desequilibrado ou assimétrico, onde: $V_a = 90V_{rms}$, $V_b = 110V_{rms}$ e $V_c = 130V_{rms}$, pode ser representado por três sistemas trifásico equilibrados denominados de seqüência direta, inversa e nula (ou zero), onde:

$$\dot{V}_{s1} = \frac{1}{3} \cdot (\dot{V}_a + a \cdot \dot{V}_b + a^2 \cdot \dot{V}_c) \quad V_{s1} = \text{componente de seqüência direta} \quad (5.13)$$

$$\dot{V}_{s2} = \frac{1}{3} \cdot (\dot{V}_a + a^2 \cdot \dot{V}_b + a \cdot \dot{V}_c) \quad V_{s2} = \text{componente de seqüência inversa} \quad (5.14)$$

$$\dot{V}_{s0} = \frac{1}{3} \cdot (\dot{V}_a + \dot{V}_b + \dot{V}_c) \quad V_{s0} = \text{componente de seqüência nula (ou zero)} \quad (5.15)$$

Sendo o operador de deslocamento:

$$\dot{a} = -0,5 + j0,866 \quad (5.16)$$

Então para as tensões desequilibradas $V_a = 90V_{rms}$, $V_b = 110V_{rms}$ e $V_c = 130V_{rms}$, tem-se:

$$V_{s1} = 110V_{rms}; V_{s2} = 12V_{rms} \quad (5.17)$$

O comportamento do torque eletromagnético da equação (5.12) para o MIT de 1CV determinado através dos circuitos das Figuras 5.13 e 5.14, é apresentado na Figura 5.15, para um torque de carga (T_L) constante, igual a 3,2Nm.

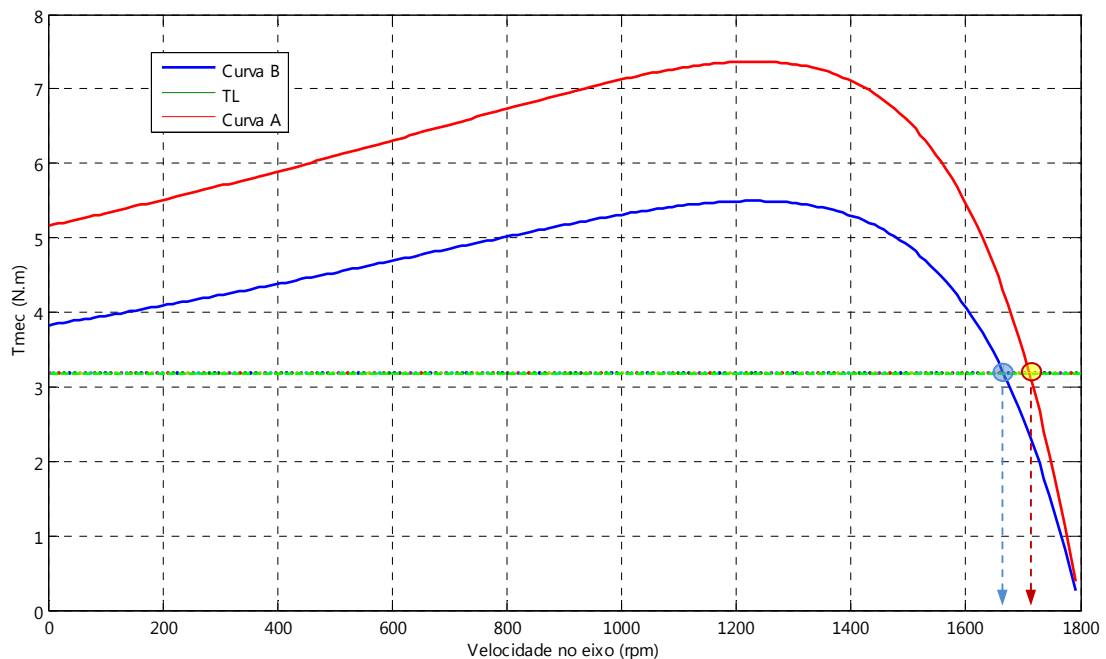


FIGURA 5.15 – Torque eletromagnético em função da velocidade no eixo do motor: Curva A = CEE com tensão equilibrada ($V_{s1} = 127V$); Curva B = CEE com tensões desequilibradas ($V_{s1} = 110V$ e $V_{s2} = 12V$).

A curva A reproduz a operação do motor alimentado com tensões equilibradas sendo: $V_a = V_b = V_c = 127V_{rms}$ e a curva B representa a operação do motor com tensões desequilibradas onde: $V_a = 90V_{rms}$; $V_b = 110V_{rms}$ e $V_c = 130V_{rms}$.

Na Figura 5.15 pode-se notar que para o mesmo torque de carga o MIT alimentado com tensões desequilibradas (curva B) sofre uma redução na velocidade. Portanto é interessante estabelecer-se um Fator de Redução no torque de carga quando um MIT operar com tensões desequilibradas.

5.4 MÉTODO EXPERIMENTAL

Para a validação e análise dos resultados obtidos nos métodos computacionais, utilizou-se uma bancada de ensaios do MIT. Nesta bancada instalou-se um MIT com as características mostradas na Tabela 5.1, um torquímetro (Tr1) e uma máquina de corrente contínua (máquina CC) de 1,8kW; todos acoplados ao eixo do MIT. Nas Figuras 5.16 e 5.17 é apresentada a bancada de ensaios.

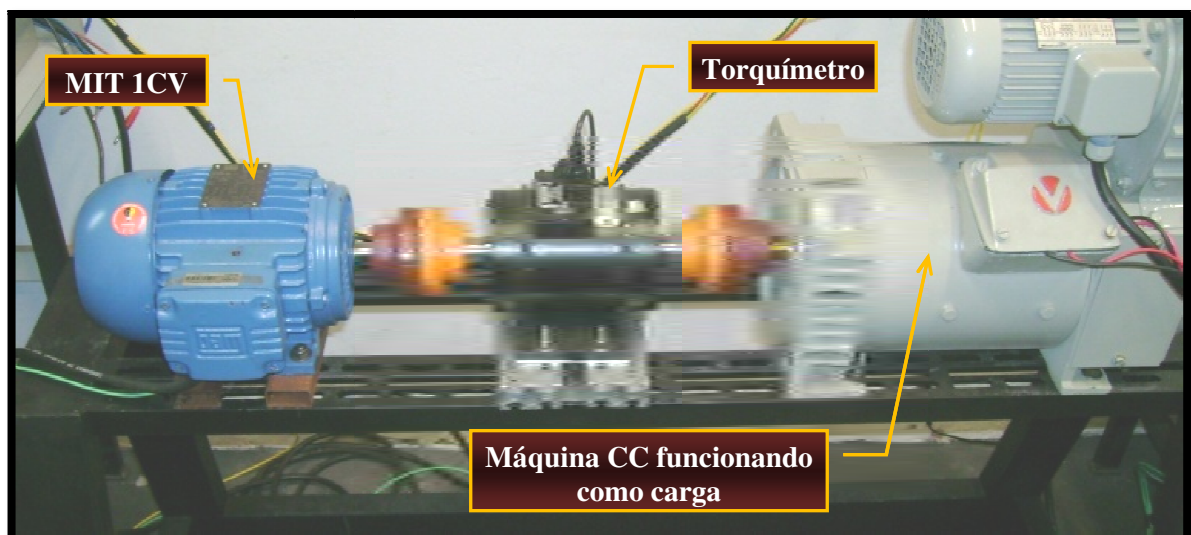


FIGURA 5.16 – Bancada experimental utilizada nos ensaios.

Na bancada de ensaios, a máquina CC, opera como um gerador, atuando como uma carga ajustável no eixo do MIT.



FIGURA 5.17 – Bancada experimental com instrumentação ao fundo.

Na Figura 5.18 é apresentado o diagrama elétrico correspondente à interligação dos equipamentos e instrumentos de medição utilizados nos ensaios com o MIT.

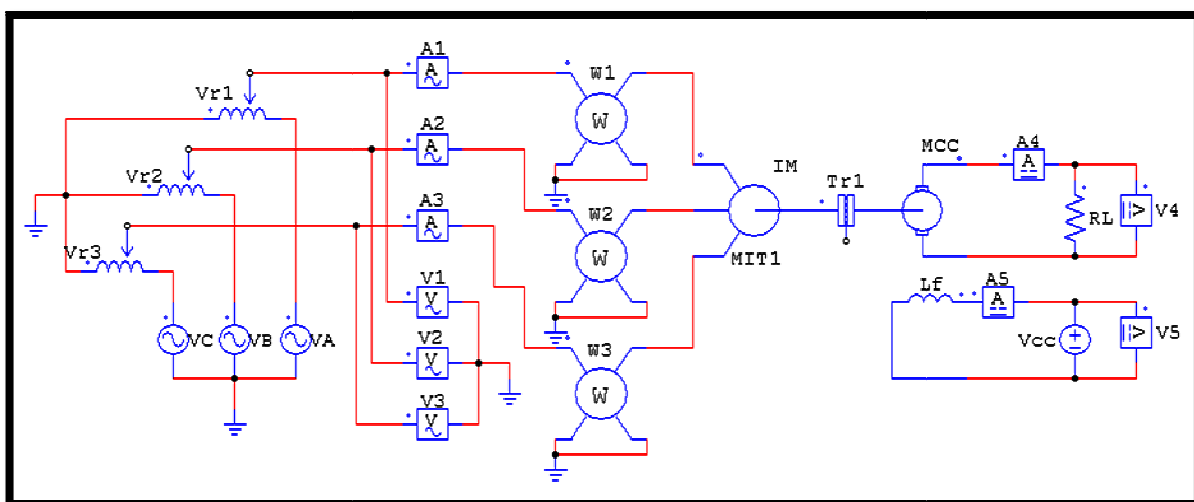


FIGURA 5.18 – Diagrama elétrico dos ensaios realizados com o MIT.

A fonte de tensão alternada trifásica utilizada nos ensaios foi a rede de energia elétrica da concessionária, aplicada à entrada de três variacs monofásicos (Vr1, Vr2 e Vr3), ligados em estrela. Utilizou-se, então, a tensão ajustável de saída dos variacs para a alimentação do MIT. Na interligação dos variacs com o motor instalou-se os seguintes instrumentos de medição: três amperímetros CA (A1, A2 e A3), para medir a corrente em cada fase; três voltmímetro CA (V1, V2 e V3), para medir a tensão por fase e três wattímetros (W1, W2 e W3).

Para a configuração da máquina CC como gerador, utilizou-se uma fonte de tensão CC variável (V_{cc}) para a alimentação do enrolamento de campo da máquina, um amperímetro (A5) e um voltmímetro (V5) para o controle da tensão e da corrente. Na armadura da máquina CC conectou-se um banco resistivo (RL) para atuar como carga para o gerador, além de um amperímetro (A4) e um voltmímetro (V4) para o controle da tensão e da corrente na carga.

Na Figura 5.19 são apresentados os Variacs, os amperímetros, os voltmímetro e os wattímetros utilizados nos ensaios.

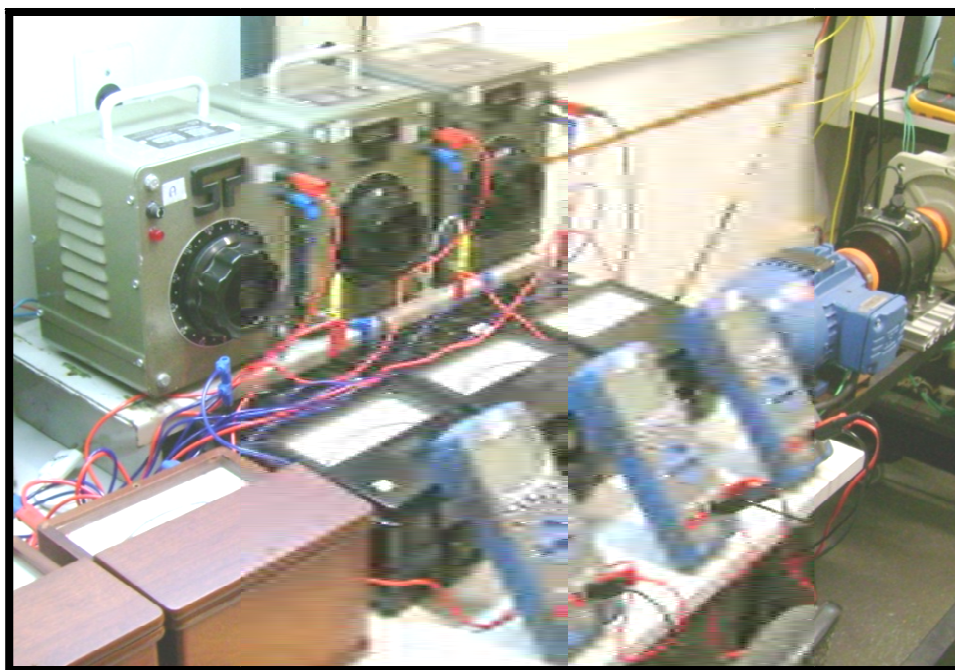


FIGURA 5.19 – Instrumentação utilizada nos ensaios do MIT.

Uma descrição detalhada de todos os elementos utilizados nos ensaios é mostrada no Apêndice B.

Convém observar-se que o torquímetro não apresentou uma resposta dinâmica adequada, portanto, optou-se por ensaios utilizando-se a potência de saída da máquina CC, operando como gerador e elemento de avaliação da carga no eixo do MIT.

Para a realização dos ensaios gerou-se aleatoriamente, 100 combinações de tensões de fase, com valores entre $111V_{rms}$ a $143V_{rms}$. Escolheu-se esta faixa de valores, considerando-se a variação das tensões de saída dos Variacs utilizados nos ensaios.

Para a obtenção destes valores aleatórios de tensões desequilibradas, utilizou-se a função do *Matlab*: *RAND (uniformly distributed pseudorandom numbers)*. Esta função gera números pseudo-aleatórios uniformemente distribuídos, dentro de uma faixa determinada, seguido a seguinte sintaxe:

$$r = a + (b - a) * rand(c, d);$$

(5.18)

a = valor mínimo da faixa de valores
 b = valor máximo da faixa de valores
 c = quantidade de linhas da matriz
 d = quantidade de colunas da matriz

Para a obtenção dos valores para os ensaios, utilizou-se:

$$r = 111 + (143 - 111) * rand(100, 3);$$

(5.19)

Para cada dez combinações de desequilíbrio, foi introduzida uma combinação com tensão equilibrada, chegando a um total de 110 combinações de tensões.

Assim, os procedimentos adotados para os ensaios foram os seguintes:

- As 110 combinações (vetores de treinamento) foram divididas em 10 grupos também de forma aleatória;
- Para cada grupo, a máquina CC foi ajustada com uma potência de saída diferente, variando-se da operação “em vazio” a uma potência de saída de 500W. Assim, cada valor de potência de saída da máquina CC correspondeu a um torque de carga aplicado ao MIT ensaiado;
- Para cada vetor de treinamento, ajustavam-se, através dos Variacs, os respectivos valores das tensões V_a , V_b e V_c e a potência na máquina CC era ajustada de acordo com seu respectivo grupo de valores;
- Após os ajustes, realizavam-se as leituras das correntes por fase, da potência consumida pelo MIT e do valor da rotação no seu eixo.

Então, registravam-se todos os parâmetros ajustados e medidos em uma planilha para uma posterior utilização.

5.4.1 AVALIAÇÃO DA TEMPERATURA DOS ENROLAMENTOS DO ESTATOR

Durante os ensaios, realizou-se uma avaliação da temperatura dos enrolamentos do estator do motor. Esta avaliação considerou apenas duas situações distintas de alimentação do MIT:

- **(I)** com tensões equilibradas, sendo $V_a = V_b = V_c = 127V_{rms}$;
- **(II)** com tensões desequilibradas, onde $V_a = 138V_{rms}$, $V_b = 141V_{rms}$ e $V_c = 113V_{rms}$.

Nas duas situações a máquina CC trabalhou com uma potência de saída constante (P_{CC}) de 512,5W.

Na situação (I), com o MIT alimentado com tensões equilibradas, inicialmente anotou-se a temperatura ambiente e os valores das resistências do estator para cada fase, então, obteve-se os seguintes valores:

- Temperatura inicial do ambiente: $t_1 = 22,6^\circ\text{C}$
- Resistência do enrolamento do estator: $R_{t1} = 7,83\Omega$ (valor médio entre as fases).

Após estas leituras, o MIT foi energizado com tensões equilibradas de fase, sendo $V_a = V_b = V_c = 127V_{\text{rms}}$.

Depois de 20 minutos de funcionamento, o MIT foi desligado, e efetuou-se nova medição na resistência do enrolamento do estator, obtendo-se:

- Resistência do enrolamento do estator após 20 minutos de funcionamento: $R_{t2} = 8,427\Omega$ (valor médio entre as fases).

Com o auxílio da equação (5.20), que considera linear a variação da resistência elétrica de um metal puro com a temperatura na faixa entre 0 e 100°C (GRAY, 1964), tem-se:

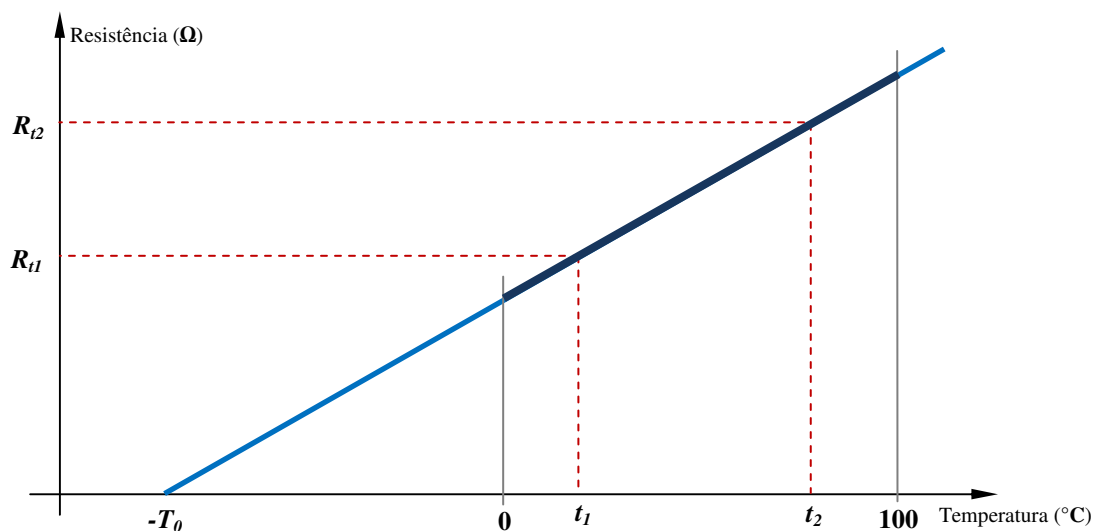


FIGURA 5.20 – Variação da resistência elétrica de um metal puro em função da temperatura.

$$\frac{R_{t2}}{R_{t1}} = \frac{T_0 + t_2}{T_0 + t_1}$$

$-T_0 =$ temperatura cuja resistência do metal é nula (cobre = $-234,5^\circ\text{C}$)
 $R_{t1} =$ resistência elétrica do cobre na temperatura $t_1[\Omega]$
 $R_{t2} =$ resistência elétrica do cobre na temperatura $t_2[\Omega]$

(5.20)

Assim:

$$\frac{8,427}{7,83} = \frac{234,5 + t_2}{234,5 + 22,6} \Rightarrow t_2 = 42,2$$

(5.21)

Nestas condições obteve-se: $t_2 = 42,2^\circ\text{C}$, ou seja, houve uma elevação de:

$$\Delta_t = t_2 - t_1 = 42,2 - 22,6 = 19,6$$

(5.22)

Portanto, em 20 minutos de operação do MIT com tensões equilibradas os enrolamentos do estator sofreram uma elevação de temperatura de quase 20°C .

Agora, na situação (II), tem-se:

- Temperatura inicial do ambiente: $t_1 = 22,6^\circ\text{C}$
- Resistência do enrolamento do estator: $R_{t1} = 7,837\Omega$ (valor médio entre as fases).

Então o MIT foi energizado com tensões desequilibradas de fase, sendo onde $V_a = 138V_{\text{rms}}$, $V_b = 141V_{\text{rms}}$ e $V_c = 113V_{\text{rms}}$.

Depois de 20 minutos de funcionamento, o MIT foi desligado, e efetuou-se nova medição na resistência do enrolamento do estator, obtendo-se:

- Resistência do enrolamento do estator após 20 minutos de funcionamento: $R_{t2} = 9,67\Omega$ (valor médio entre as fases).

Assim, tem-se:

$$\frac{9,67}{7,837} = \frac{234,5 + t_2}{234,5 + 22,6} \Rightarrow t_2 = 82,73 \quad (5.23)$$

Nestas condições obteve-se: $t_2 = 82,73^\circ\text{C}$, ou seja, houve uma elevação de:

$$\Delta_t = t_2 - t_1 = 82,73 - 22,6 = 60,13 \quad (5.24)$$

Em 20 minutos de operação do MIT com tensões desequilibradas os enrolamentos do estator sofreram uma elevação de temperatura de 60°C .

Portanto, em função da grande elevação de temperatura, ficou evidente, toda a degradação da isolamento e redução da vida útil a que está sujeito o MIT quando da operação com tensões desequilibradas.

5.4.2 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS

Uma comparação entre valores obtidos pela simulação e na bancada experimental são apresentados na Tabela 5.5 para um torque de carga de 2,82Nm.

TABELA 5.5 – Comparativo entre os valores de correntes experimentais e os obtidos na simulação.

	TENSÃO DE FASE (V_{rms})			CORRENTE DE FASE (A_{rms})			ROTAÇÃO (RPM)
	V_A	V_B	V_C	I_A	I_B	I_C	N
Simulação	111,5	136,7	125,1	1,95	3,18	2,94	1755
Experimental	111,5	136,7	125,1	1,80	3,75	2,90	1757

Nota: carga constante de 2,82Nm.

Na Tabela 5.6 são apresentados valores da potência de entrada e de saída. A potência de saída foi obtida na máquina de CC operando como gerador.

TABELA 5.6 – Comparativo entre os valores da potência de entrada pelo modo experimental e pela simulação.

	TENSÃO DE FASE (V_{rms})			POTÊNCIA DE ENTRADA (W)			ROTAÇÃO (RPM)
	V_A	V_B	V_C	P_A	P_B	P_C	N
Simulação	111,5	136,7	125,1	163,6	349,9	187,1	1755
Experimental	111,5	136,7	125,1	175,0	393,8	125,0	1757

Nota: a potência de saída na máquina CC (P_{CC}) é de 437W.

Através destes resultados preliminares, significativas diferenças entre os resultados das simulações e os valores das correntes e das potências de entrada obtidas na bancada experimental (Tabelas 5.5 e 5.6) podem ser observadas.

Na Tabela 5.7 têm-se a comparação das correntes reais, com aquelas obtidas na simulação do modelo dinâmico do MIT, de 22 vetores de treinamento. Tais vetores fazem parte do conjunto de validação da RNA, a ser utilizado posteriormente.

A Tabela completa, com todos os valores medidos e calculados, de todos os vetores de treinamento, é apresentada no Apêndice A.

TABELA 5.7 – Comparativo entre as correntes obtidas experimentalmente e as obtidas na simulação do MIT.

V.V.	P_{CC} (W)	CORRENTE REAL (A)			CORRENTE DA SIMULAÇÃO (A)			ERRO RELATIVO (%)		
		I_A	I_B	I_C	I_A	I_B	I_C	$E(I_A)$	$E(I_B)$	$E(I_C)$
1	0	2,12	2,45	1,30	2,71	2,18	2,09	27,83	11,02	60,77
2	0	2,00	3,40	1,60	2,04	2,66	1,90	2,00	21,76	18,75
3	0	2,28	1,98	2,34	1,79	3,05	2,19	21,49	54,04	6,41
4	0	1,55	1,92	2,36	2,21	2,21	2,21	42,58	15,10	6,36
5	0	2,98	1,72	2,12	2,04	1,84	2,51	31,54	6,98	18,40
6	500	3,15	2,35	3,10	2,90	3,31	2,31	7,94	40,85	25,48
7	50	2,15	2,15	2,00	2,69	2,54	3,22	25,12	18,14	61,00
8	50	1,75	2,30	3,00	2,82	2,31	1,74	61,14	0,43	42,00
9	50	1,80	1,80	1,70	2,10	2,09	2,97	16,67	16,11	74,71
10	50	2,30	2,05	1,95	2,74	2,36	1,72	19,13	15,12	11,79
11	240	2,35	3,45	1,70	3,15	1,69	2,57	34,04	51,01	51,18
12	240	1,55	3,15	2,55	2,80	1,65	2,63	80,65	47,62	3,14
13	375	2,35	2,70	2,75	2,23	2,24	2,35	5,11	17,04	14,55
14	375	2,50	3,35	1,95	2,42	2,38	2,76	3,20	28,96	41,54
15	140	1,75	2,95	2,35	2,25	2,25	2,25	28,57	23,73	4,26
16	140	1,75	2,05	2,25	1,97	2,43	2,62	12,57	18,54	16,44
17	140	3,15	2,15	1,85	2,86	2,33	1,84	9,21	8,37	0,54
18	437	1,75	3,60	3,00	2,01	3,06	2,97	14,86	15,00	1,00
19	190	1,90	2,40	2,70	2,13	2,22	2,68	12,11	7,50	0,74
20	190	1,80	2,90	1,85	1,74	2,64	2,27	3,33	8,97	22,70
21	304	2,00	3,05	2,90	2,13	2,62	2,82	6,50	14,10	2,76
22	304	2,65	2,40	1,90	2,50	2,43	2,06	5,66	1,25	8,42
ERRO RELATIVO MÉDIO (%)								21,38	20,08	22,40

Nota: V.V. é a sigla de Vetores de Validação.

Nas Figuras 5.21, 5.22 e 5.23, pode-se comparar os valores de corrente, em cada fase, obtidos pelo método experimental e pelo método computacional, utilizando-se o modelamento clássico. Pode-se perceber o erro médio acima de 20%, entre os valores reais e os obtidos com o modelamento.

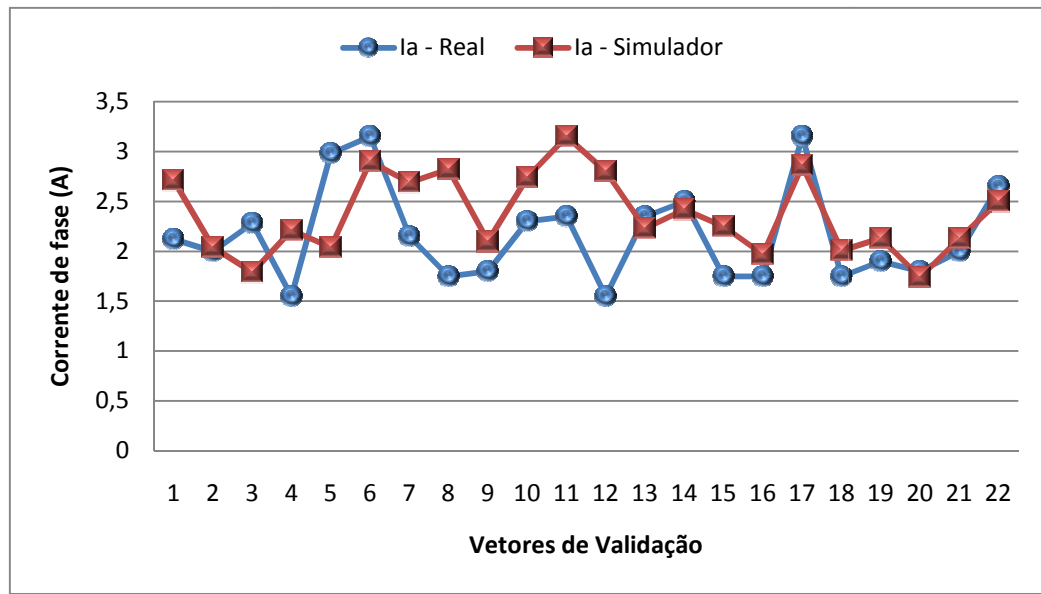


FIGURA 5.21 – Comparativo entre os valores de corrente da fase A: Real x Simulador.

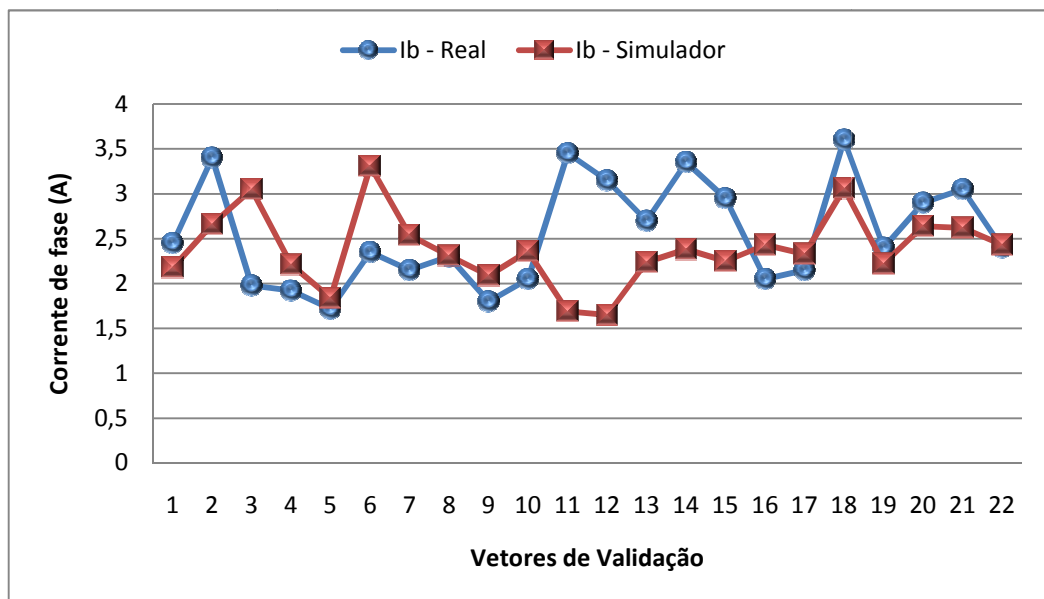


FIGURA 5.22 – Comparativo entre os valores de corrente da fase B: Real x Simulador.

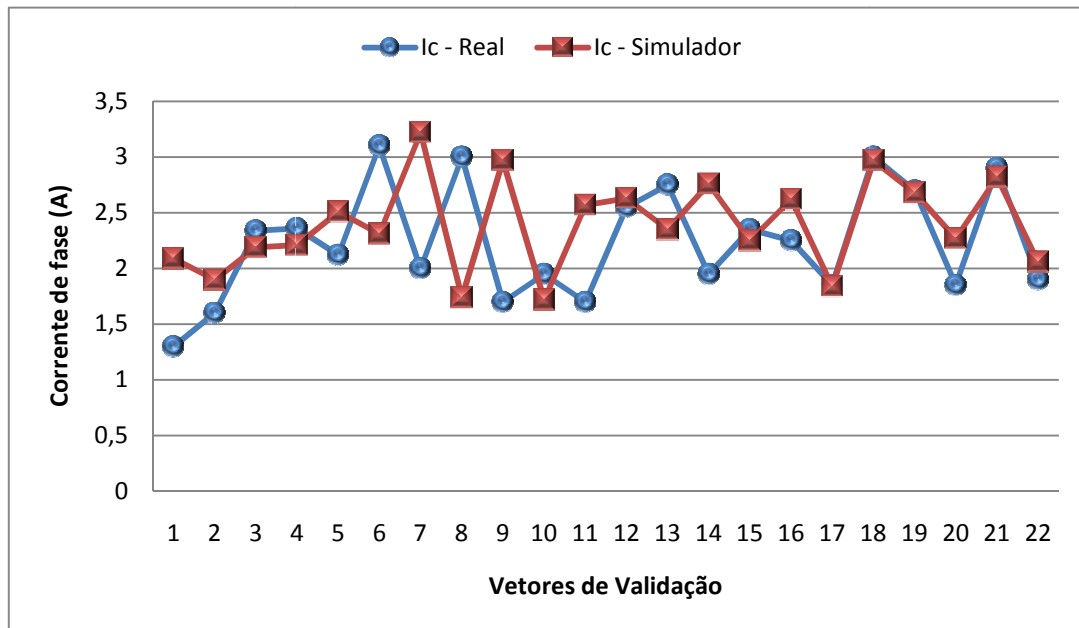


FIGURA 5.23 – Comparativo entre os valores de corrente da fase C: Real x Simulador.

5.5 MÉTODO COMPUTACIONAL POR REDES NEURAIS

De acordo com o desenvolvimento apresentado no item 1.4, no método experimental realizaram-se os ensaios com o MIT de 1CV operando com 110 combinações de tensões de fase, numa faixa de valores entre $111 V_{rms}$ e $143 V_{rms}$. Para cada uma das combinações, realizaram-se medições: das correntes de cada fase, da potência consumida pelo motor e da rotação no eixo do motor.

As 110 combinações de tensão, com suas respectivas medições, foram separadas, de forma aleatória, em dois grupos:

- 80% (88 vetores) - formaram os vetores de treinamento, necessários para o treinamento da RNA que será usada para modelar o comportamento do MIT sob quaisquer condições de tensão;

- 20% (22 vetores) - formaram os vetores de validação da RNA, utilizados para confirmar se a rede convergiu.

A configuração da RNA utilizada para modelar as relações entre as tensões e as correntes do motor, foi uma RNA do tipo *Perceptron Multicamadas* (PMC) com as características especificadas na Tabela 5.8.

TABELA 5.8 – Arquitetura da RNA e suas características.

PARÂMETRO	CARACTERÍSTICA
Número de redes	01
Número de entradas	04 (V_a , V_b , V_c e P_{CC})
Número de saídas	03 (I_a , I_b e I_c)
Camadas escondidas	01
Número de neurônios	11
Função de ativação da camada escondida	Tangente hiperbólica
Função de ativação da camada de saída	Linear
Algoritmo de treinamento	Levenberg e Marquardt
Erro quadrático médio desejado	1×10^{-4}

Nota: as tensões e correntes são representadas por valores eficazes.

O critério de parada utilizado foi o do menor erro quadrático médio da validação ao longo do treinamento. A evolução do treinamento e da validação da RNA é mostrada na Figura 5.24.

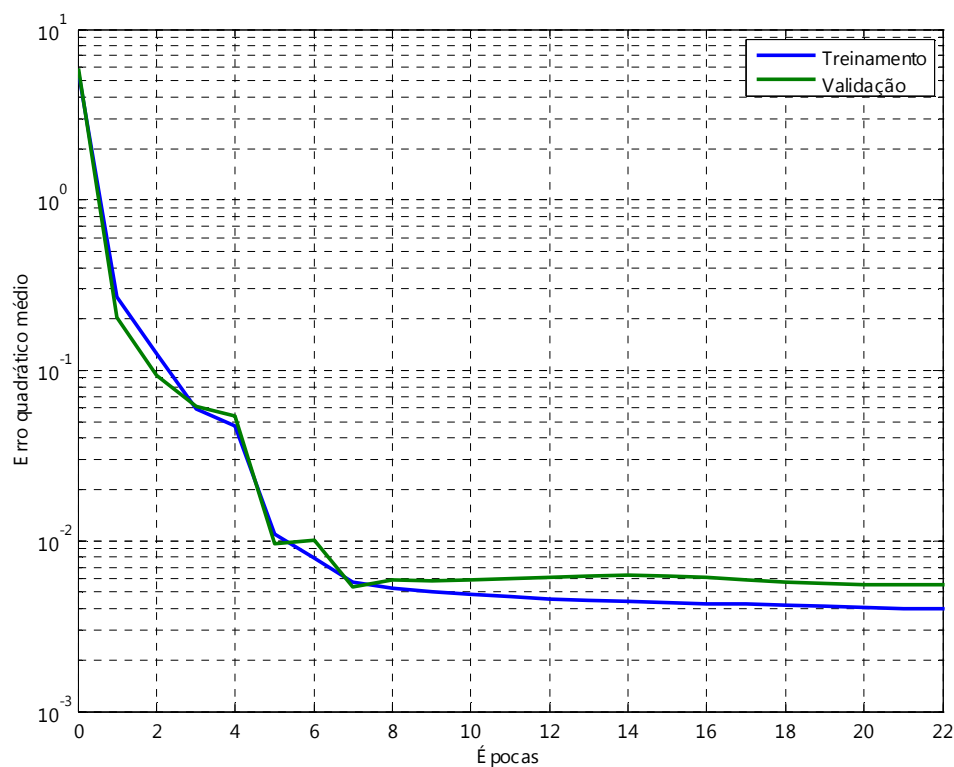


FIGURA 5.24 – Evolução do treinamento e validação da RNA.

Na Tabela 5.9 as correntes obtidas pelo método experimental (correntes reais) em cada uma das fases foram comparadas com aquelas obtidas na modelagem por meio de redes neurais artificiais.

Nas Figuras 5.25, 5.26 e 5.27, pode-se comparar os valores das correntes por fase, obtidos pelo método experimental e pelo método computacional utilizando o modelamento por RNA.

Pode-se verificar que os resultados obtidos com a RNA se aproximam muito dos valores reais. Isto se deve ao erro médio absoluto menor que 3%, mostrado na Tabela 5.9.

TABELA 5.9 – Comparativo entre correntes obtidas experimentalmente e as obtidas pela RNA.

V.V.	P_{CC} (W)	CORRENTE REAL (A)			CORRENTE - RNA (A)			ERRO RELATIVO (%)		
		I_A	I_B	I_C	I_A	I_B	I_C	$E(I_A)$	$E(I_B)$	$E(I_C)$
1	0	2,12	2,45	1,30	2,10	2,53	1,39	1,09	3,15	6,90
2	0	2,00	3,40	1,60	2,03	3,17	1,45	1,38	6,80	9,52
3	0	2,28	1,98	2,34	2,32	2,02	2,40	1,57	2,19	2,42
4	0	1,55	1,92	2,36	1,54	1,83	2,35	0,48	4,50	0,24
5	0	2,98	1,72	2,12	3,07	1,79	2,11	3,16	3,99	0,51
6	500	3,15	2,35	3,10	2,97	2,40	3,01	5,77	2,11	2,92
7	50	2,15	2,15	2,00	2,09	2,13	1,99	2,56	1,04	0,45
8	50	1,75	2,30	3,00	1,62	2,34	3,06	7,55	1,54	1,99
9	50	1,80	1,80	1,70	1,81	1,96	1,70	0,38	8,71	0,00
10	50	2,30	2,05	1,95	2,26	2,04	1,96	1,64	0,58	0,31
11	240	2,35	3,45	1,70	2,40	3,40	1,66	2,10	1,48	2,53
12	240	1,55	3,15	2,55	1,50	3,08	2,50	2,95	2,10	1,79
13	375	2,35	2,70	2,75	2,46	2,77	2,74	4,70	2,58	0,53
14	375	2,50	3,35	1,95	2,55	3,36	1,99	2,17	0,35	1,92
15	140	1,75	2,95	2,35	1,75	2,92	2,37	0,21	1,14	0,84
16	140	1,75	2,05	2,25	1,79	2,09	2,20	2,48	1,91	2,35
17	140	3,15	2,15	1,85	3,22	2,13	1,82	2,23	1,10	1,70
18	437	1,75	3,60	3,00	1,79	3,65	2,94	2,44	1,34	1,99
19	190	1,90	2,40	2,70	1,91	2,53	2,72	0,31	5,25	0,92
20	190	1,80	2,90	1,85	1,84	2,93	1,96	2,12	0,92	5,96
21	304	2,00	3,05	2,90	2,11	2,99	2,90	5,65	2,03	0,03
22	304	2,65	2,40	1,90	2,74	2,49	2,02	3,31	3,87	6,42
ERRO RELATIVO MÉDIO (%)								2,56	2,67	2,37

Nota: V.V. é a sigla de Vetores de Validação.

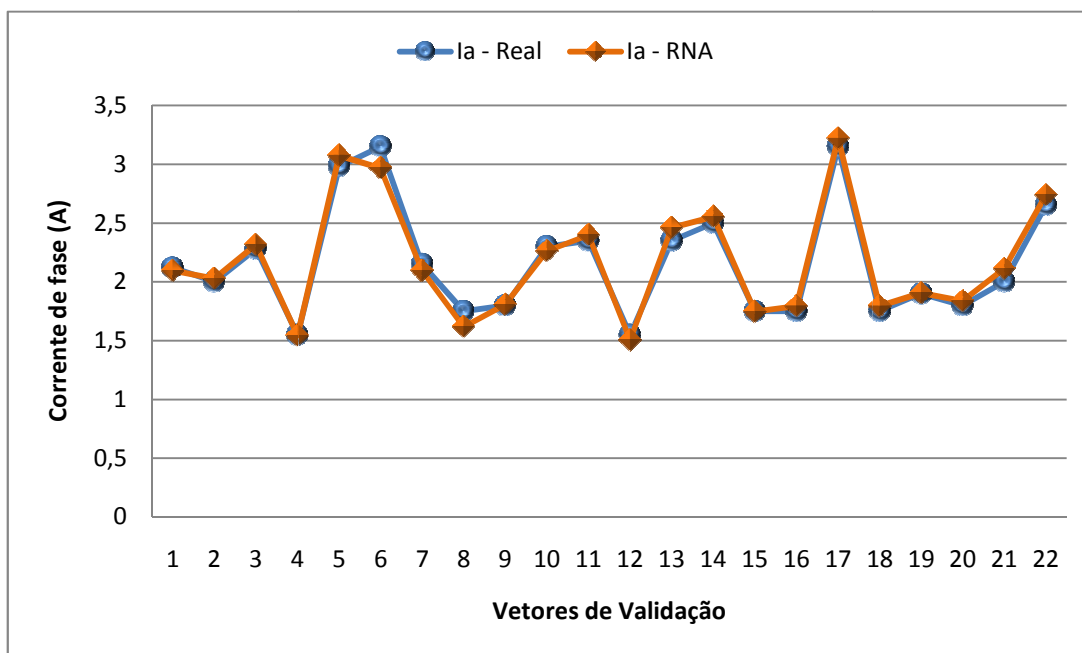


FIGURA 5.25 – Comparativo entre os valores de corrente da fase A: Real x RNA.

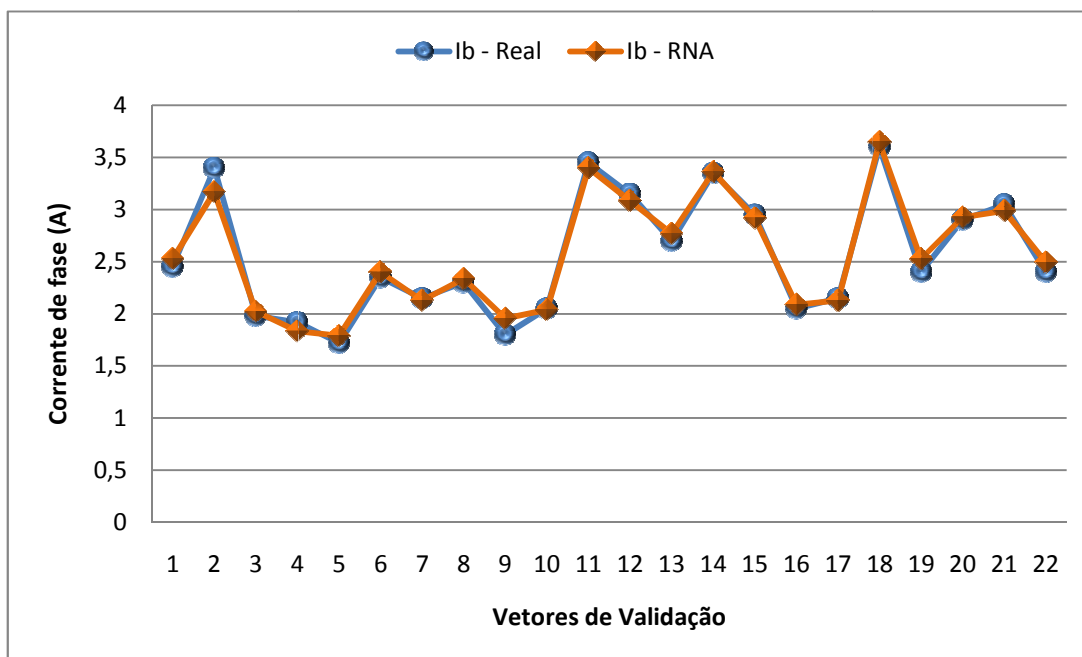


FIGURA 5.26 – Comparativo entre os valores de corrente da fase B: Real x RNA.

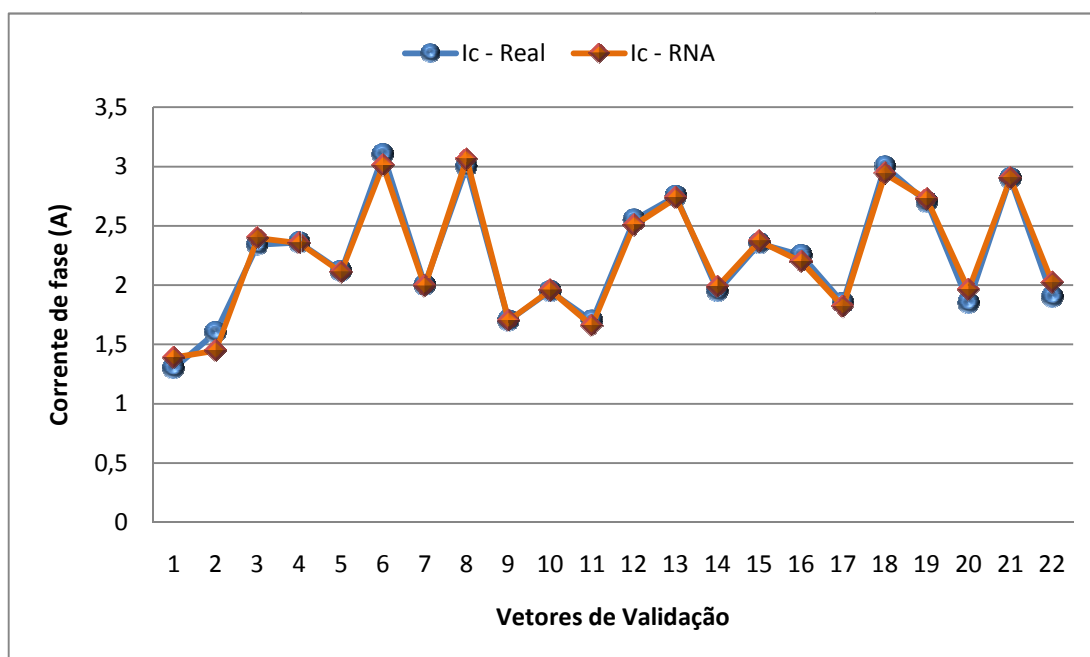


FIGURA 5.27 – Comparativo entre os valores de corrente da fase C: Real x RNA.

Na Figura 5.28, têm-se o comportamento da corrente em cada fase do MIT, em função da tensão e da potência da máquina CC, obtidos através do modelamento com RNA. Nesta figura, pode-se verificar o comportamento não linear da corrente com a variação de tensão e carga no eixo (potência de saída na máquina CC).

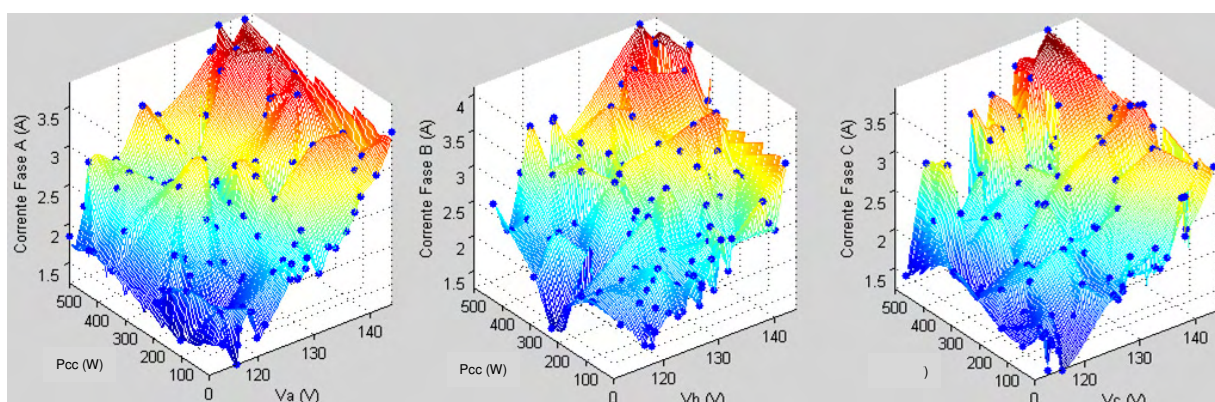


FIGURA 5.28 – Correlações entre corrente, tensão e potência, obtidas através da RNA.

Para uma melhor análise, na Figura 5.29, têm-se os resultados obtidos na fase B, com alguns pontos em destaque.

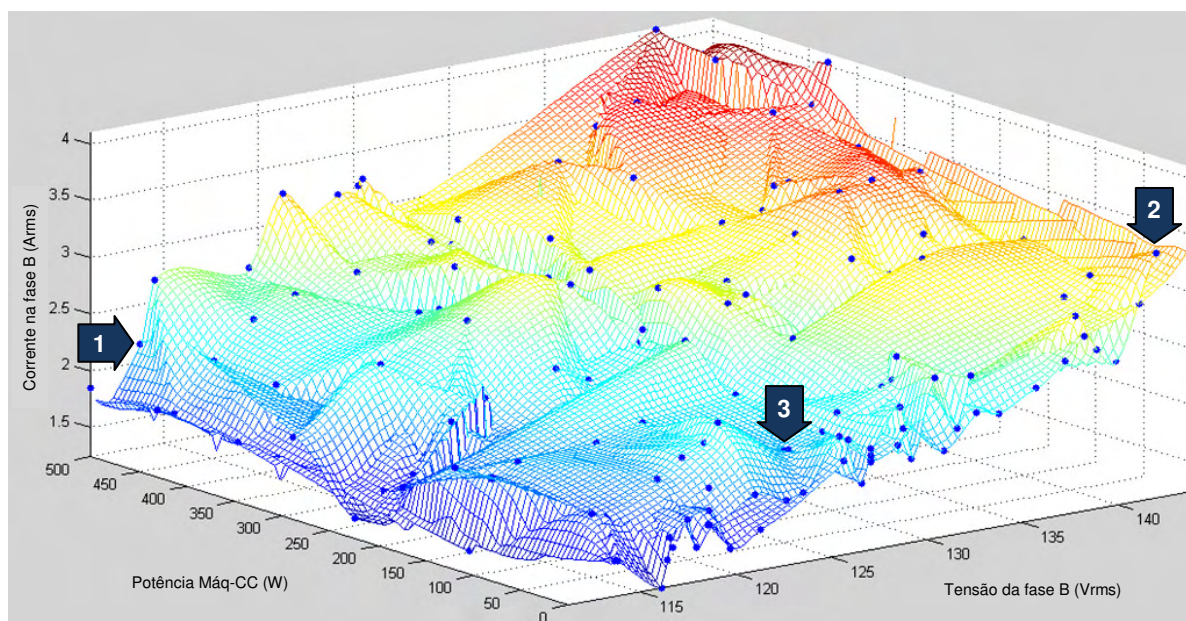


FIGURA 5.29 – Comportamento da corrente, da fase B, em função da tensão e da potência na máquina CC.

O ponto 1 na Figura 5.29, corresponde ao vetor de validação 06 da Tabela 5.9, onde se têm:

- $P_{CC} = 500 \text{ W} \rightarrow$ valor máximo da potência aplicada na máquina CC, o que corresponde à carga máxima aplicada no eixo do MIT, durante os ensaios.
- $V_b = 114,7 \text{ V}_{rms} \rightarrow$ 10% abaixo da tensão nominal do MIT (próximo do valor mínimo da tensão aplicada nos ensaios).
- $I_b = 2,4 \text{ A}_{rms} \rightarrow$ 21% abaixo da corrente nominal do MIT.

O ponto 2 corresponde ao vetor de validação 02, onde se têm:

- $P_{CC} = 0 \text{ W} \rightarrow$ valor mínimo de potência na máquina CC, o que nos ensaios corresponde ao MIT operando à vazio.

- $V_b = 142 V_{rms} \rightarrow 12\%$ acima da tensão nominal do MIT (próximo do valor máximo da tensão aplicada nos ensaios).
- $I_b = 3,2 A_{rms} \rightarrow$ próximo da corrente nominal do MIT.

O ponto 3 corresponde ao vetor de validação 08, onde se têm:

- $P_{CC} = 50 W \rightarrow 10\%$ da potência máxima na máquina CC, aplicada nos ensaios.
- $V_b = 134,5 V_{rms} \rightarrow 6\%$ acima da tensão nominal do MIT.
- $I_b = 2,34 A_{rms} \rightarrow 23\%$ abaixo da corrente nominal do MIT.

Com estes três pontos em destaque, têm-se um exemplo do comportamento não linear do MIT, quando alimentado com tensões desequilibradas, conforme as características apresentadas na Figura 5.29. Portanto, pode-se concluir que não há uma correspondência linear entre a variação destas três grandezas: potência de operação da máquina CC, tensão de fase e corrente de fase.

5.6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nas simulações, utilizando-se o modelo dinâmico, quando o MIT foi alimentado com tensões equilibradas, obteve-se, em regime permanente, uma corrente no rotor com frequência (f_r) de 2,6Hz. Com tensões desequilibradas, esta frequência passou para 2,9Hz.

Nas simulações, utilizando-se o modelo dinâmico, quando o MIT foi alimentado com tensões desequilibradas, obteve-se para o torque eletromagnético

uma pulsação em regime permanente (Figura 5.9). Tal pulsação oscila em torno do valor do torque de carga.

Em outra análise, constatou-se que a oscilação do torque eletromagnético tem uma frequência de 120Hz, determinada pelas componentes de seqüência inversa presentes nas tensões desequilibradas do estator (Figura 5.10).

Na análise do MIT em regime permanente com base no circuito elétrico equivalente, o comportamento do torque eletromagnético (T_{mec}), apresentado na Figura 5.15, possibilita uma informação preliminar do comportamento do motor quando alimentado através de tensões desequilibradas. A curva B demonstra que o torque de carga é vencido, porém com uma diminuição na velocidade do eixo (aproximadamente 1660 rpm), comparativamente com a operação com tensão equilibrada obtida na curva A (1710 rpm). Este comportamento também foi reproduzido nos resultados experimentais.

Uma preocupante constatação relativa ao comportamento da temperatura dos enrolamentos do estator foi verificada quando da operação com tensões desequilibradas. Em 20 minutos de operação do MIT com tensões equilibradas, com uma carga constante ($P_{CC} = 512,5W$), obteve-se um aumento de temperatura no motor de aproximadamente 20°C. No mesmo intervalo de tempo e com a mesma carga constante, o aumento de temperatura foi de aproximadamente 60°C. Assim, pode-se concluir que com tensões desequilibradas, o aumento de temperatura no motor foi três vezes maior comparado a operação com tensões equilibradas.

Nos ensaios optou-se por uma análise, decorridos apenas 20 minutos, com o objetivo de preservar os enrolamentos do motor.

Devido ao comportamento da temperatura dos enrolamentos do estator, quando operando com tensões desequilibradas, numa situação como esta é fundamental a atuação do dispositivo de proteção para o desligamento da alimentação do motor ou de sondas térmicas localizadas próximas aos enrolamentos do estator.

Uma das grandes dificuldades enfrentadas nas modelagens, quando o MIT opera com tensões desequilibradas, está relacionada com a obtenção das correntes de cada fase nas simulações, o que pode ser constatado através dos resultados apresentados na Tabela 5.5.

Operando com tensões desequilibradas, o modelamento matemático do MIT com RNA obteve um resultado muito próximo dos valores reais (Tabela 5.9). O mesmo não ocorreu com o modelamento clássico, que divergiu muito dos valores reais (Tabela 5.7).

Uma última análise pode ser realizada com os resultados obtidos no modelamento com RNA. Pode-se verificar nas Figuras 5.29 e 5.30, o comportamento não linear das correntes no MIT em função dos valores de tensão e carga no motor, quando operando com tensões desequilibradas.

6. CONCLUSÕES

Em virtude da importância dos MIT nos ambientes industriais, dos efeitos nocivos que o desequilíbrio de tensão provoca no seu funcionamento, e da imprecisão dos resultados do modelamento clássico na operação com desequilíbrio de tensão, este trabalho propõe a utilização de uma RNA no modelamento do MIT, para estimar os valores das correntes no motor, por fase, operando em condições de desequilíbrio de tensão.

Nas simulações do MIT utilizando-se o modelo dinâmico obteve-se para o torque eletromagnético uma pulsação em regime permanente como pode ser observado na Figura 5.9, sempre que o motor foi alimentado com tensões desequilibradas. Em outras análises constatou-se que esta oscilação do torque tem uma frequência de 120 Hz, determinada pelas componentes de sequência inversa presentes nas tensões desequilibradas do estator (Figura 5.10).

Na análise do MIT em regime permanente, operando com tensões desequilibradas, com base no circuito elétrico equivalente, o torque de carga é vencido pelo torque eletromagnético, com uma diminuição na velocidade do eixo, comparado com a operação com tensão equilibrada (Figura 5.15).

Na análise do comportamento da temperatura dos enrolamentos do estator foi verificado que, com tensões desequilibradas, o aumento de temperatura no motor foi três vezes maior comparado a operação com tensões equilibradas. Assim, numa situação de desequilíbrio de tensão, é fundamental a atuação do dispositivo de proteção para o desligamento da alimentação do motor ou de inserir sondas térmicas próximas aos enrolamentos do estator.

A modelagem matemática do MIT, operando com tensões desequilibradas, utilizando RNA, obteve um resultado com erro menor para as correntes das fases comparado com o obtido através do modelo dinâmico, conforme os resultados apresentados nas Tabelas 5.7 e 5.9, o que motivou o investimento nesta ferramenta.

A possibilidade de mapeamento das correntes em função da potência de saída da máquina de corrente contínua entre outros resultados, ampliam as possibilidades da exploração das RNA.

Com o conjunto de dados experimentais obtidos na bancada testes, outras análises, como do rendimento e do fator de potência do motor, também foram possíveis com o modelo dinâmico e com o modelamento por meio de RNA, aumentando as possibilidades de aplicação desta ferramenta, principalmente devido à sua grande importância na implementação de sistemas de controle por meio de microprocessadores.

6.1 FUTURAS LINHAS DE PESQUISAS

Seguindo as análises e conclusões obtidas neste trabalho, as sugestões para trabalhos futuros são as seguintes:

- Aprimoramento do modelamento clássico do MIT de modo a que o mesmo contemple a simulação do comportamento não linear em uma operação com tensões desequilibradas;
- Desenvolvimento de um modelo matemático para o comportamento térmico do MIT alimentado com tensões desequilibradas;
- Estudo do incremento da aplicação da RNA na modelagem do MIT, para outros parâmetros de entrada e de saída da rede, operando com tensões diferentes da nominal equilibradas ou não, e
- Desenvolvimento da aplicação da RNA na modelagem do MIT para outros valores de potência nominal, operando com tensões equilibradas ou não.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDERSON, P. M., *Analysis of faulted power systems*, IEEE Press, 1995.

ASSEF, L. V., *Neurolab: um ambiente de desenvolvimento e aplicação de redes neurais*, UFRJ, Rio de Janeiro, 1999.

AZEVEDO, F. M., BRASIL, L. M., OLIVEIRA, R. C. L., *Redes Neurais com Aplicação em Controle e em Sistemas Especialistas*, Editora Visual Books, 2ª ed., Florianópolis, 2000.

BARBI, I., *Teoria Fundamental do Motor de Indução*, Editora da UFSC, 1985.

BERNDT, M. M. e SHMITZ, N. L., *Derating of polyphase induction motors operated with unbalanced line voltages*, AIEE Trans., p. 680-683, 1963.

BULGARELLI, R., *Proteção Térmica de Motores de Indução Trifásicos Industriais*. Dissertação, Escola Politécnica de São Paulo, São Paulo, 2006.

CAD, M. M., *Estratégias de Modelagem Dinâmica e Simulação Computacional do Motor de Indução Trifásico*, Dissertação, EESC, USP, São Carlos, 2000.

CASTRO, F. C. C., CASTRO, M. C. F., *Multilayer Perceptron*, In: Redes Neurais Artificiais, cap. 4, Apostila do curso de Mestrado em Engenharia Elétrica, PUCRS/FENG/DEE, 2001.

CLARKE, E., *Circuit Analysis of A-C Power System*, vol. 1 e 2, John Wiley and Sons, New York, 1943.

DUARTE, S. X., *Proposta de Indicador de Qualidade de Tensão a Partir do Impacto de Distorções Harmônicas e Desequilíbrios sobre Motores de Indução*, Tese, Escola Politécnica de São Paulo, São Paulo, 2006.

DUGAN, R. C., et al., *Electrical Power Systems Quality*, 2ª ed., McGraw-Hill, 2003.

DYMOND, J. H. e STRANGES, N., *Operation on unbalanced voltage: one motor's experience and more*, IEEE, Paper nº PCIC-2005-35, 2005.

EGUILUZ, L. I., et al., *Performance analysis of a three-phase induction motor under non-sinusoidal and unbalance conditions*, IEEE – International Symp. on Diagnostic for Electrical Machines, Power Electronics and Drives, Spain, September, 1999.

ELETROBRAS, *Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica*. Disponível em <<http://www.eletronbras.com/elb/procel/main.asp?TeamID={FBFB8D50-65B6-4135-9477-B0B2711D7AD8}>>. Acesso em 10 dez.2010.

FAIZ, J., EBRAHIMOUR, H., *Precise Derating of Three Phase Induction Motors with Unbalance Voltages*, Energy Conversion and Management, 48, 2579-2586, 2007.

FITZGERALD, A. E., KINGSLEY Jr., C. e UMANS, S. D., *Máquinas Elétricas*, 6ª ed., Bookman Companhia Editora, 2006.

FORTESCUE, C. L., *Method of Symmetrical Co-ordinates Applied to the Solution of Polyphase Networks*, AIEE Trans., vol. 37, p. 1027-1115, 1918.

GAFFORD, B. N., DUESTERHOEFT, W. C. e MOSHER III, C. C., *Heating of induction motors on unbalanced voltages*, AIEE Trans., p. 282-286, 1959.

GOEDEL, A., *Estimador Neural de Velocidade para Motores de Indução Trifásicos*, Tese, EESC/USP, São Carlos, 2007.

GOEDEL, A., *Estimativa de Conjugado de Carga Aplicado em Eixos de Motores de Indução Trifásicos Através de Redes Neurais Artificiais*, Dissertação, UNESP, Bauru, 2003.

GRAY, A., WALLACE, G. A., *Eletrotécnica: Princípios e Aplicações*, Editora ao Livro Técnico, Rio de Janeiro, 1964.

HAGAN, M. T., MENHAJ, M. B., *Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm*, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, n. 6, p. 989-993, November 1994.

HAYKIN, S., *Redes Neurais: Princípios e Práticas*, Tradução de Paulo Martins Engel, Editora Bookman, 2ª ed., 2001, Original: 1999.

KINDERMANN, G., *Curto-Circuito*, 2ª ed., Editora Sagra Luzzatto, 1997.

KOVACS, Z. L., *Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações*, Coilegium Cognition, 2ª ed., São Paulo, 1996.

KRAUSE, P. C., WASYNCZUK, O. e SUDHOFF, S. D., *Analysis of Electric Machinery*, IEEE Press, 1995.

KRON, G., *Equivalent Circuits of Electric Machinery*, John Wiley and Sons, New York, 1951.

LEE, C. Y., et al., *Effects of various unbalance voltages on the operation performance of an induction motor under the same voltages unbalanced factor condition*, IEEE Industrial and Commercial Power System Technical Conference, p. 51-59, Edmonton, Canada, 1997.

LEE, C. Y., *Effects of Unbalance Voltage on the Operation Performance of a Three-Phase Induction Motor*, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 14, n. 2, 1999.

LOURENÇO, V. H. M., *Análise Qualitativa da Política de Manutenções dos Sistemas de um PWR Típico por Redes Neurais Artificiais*, Dissertação, PPGIEN/CNEN, Rio de Janeiro, 2010.

MACHADO, K. C., *Impacto de Tensões Desequilibradas em Motores de Indução Trifásicos*, Projeto de Graduação, Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória-ES, 2008.

MINOTTI, C., *Estimador Fuzzy de Velocidade para Motores de Indução Trifásicos Usando Abordagem Sensorless*, Dissertação, EESC, USP, São Carlos, 2008.

OLESKOVICZ, M., *Qualidade da Energia Elétrica*, EESC, USP, São Carlos, 2007, Apostila da disciplina Qualidade de Energia Elétrica, do curso de Mestrado em Engenharia Elétrica, UNESP/FEB, Bauru.

ONG, C. M., *Dynamic of Electric Machinery Using Matlab®/Simulink*, Editora Prentice Hall, USA, 1997.

OSÓRIO, F. S., BITTENCOURT, J. R., *Sistemas Inteligentes baseados em Redes Neurais Artificiais Aplicados ao Processamento de Imagens*, I Workshop de Inteligência Artificial, UNISC, Rio Grande do Sul, 2000.

PARK, R. H., *Two-Reaction Theory of Synchronous Machines*, AIEE Trans., vol. 48, p. 716-727, July 1929.

REED, H. R. e KOOPMAN, R. J., *Induction motors on unbalanced voltages*, AIEE Trans., p. 1206-1213, November 1936.

SERNI, P. J. A., et al., *Unbalanced Voltage Effects on Three Phase Industrial Loads*, In: VII Conferência Internacional de Aplicações Industriais – INDUSCON, Recife, 2006.

SIDDIQUE, A., YADAVA, G. S., SINGH, B., *Effects of Voltage Unbalance on Induction Motors*, Conference Record of the 2004, IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 19-22, September 2004.

SILVA, S. F., *Identificação de Torque de Carga em Motores de Indução usando Abordagem Baseada em Sistemas Fuzzy*, Dissertação, EESC/USP, São Carlos, 2007.

STANLEY, H. C., *An Analysis of the Induction Motor*, AIEE Trans., vol. 57, p. 751-755, 1938.

SUETAKE, M., *Implementação de Sistema Inteligente em Processadores Digitais para Controle de Máquinas Elétricas Rotativas*, Dissertação, EESC/USP, São Carlos, 2008.

ULSON, J. A. C., *Desenvolvimento de um Sistema de Controle Inteligente para a Aplicação de Fertilizantes Líquidos em Taxas Variáveis*, Tese, Faculdade de Ciências Agrônômicas de Botucatu, UNESP, Botucatu, 2002.

WILLIAMS, J. E., *Operation of 3-Phase Induction Motors on Unbalanced Voltages*, AIEE, p. 125-133, April 1954.

WOLL, R. F., *Effect of Unbalanced Voltages on the Operation of Polyphase Induction Motors*, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-11, n. 1, January/February 1975.

8. APÊNDICE A

Neste apêndice é mostrada a planilha obtida nos ensaios com a bancada de testes, com os 110 vetores (treinamento e validação), e todas as grandezas envolvidas nos testes.

VETOR DE TREINAMENTO	TENSÃO DE FASE (V)			CORRENTE DE LINHA (A)			POTÊNCIA (W)			ROTAÇÃO (RPM)	POTÊNCIA MAQ. CC (W)	OBSERVAÇÃO
	V _A	V _B	V _C	I _A	I _B	I _C	W ₁	W ₂	W ₃			
1	127,00	127,00	127,00	2,02	2,08	1,94	43,75	25,00	31,25	1799	0	MIT EM VAZIO, DESACOPLADO
2	116,35	132,26	112,97	1,48	2,62	1,79	87,50	62,50	-43,65	1799	0	
3	137,21	123,49	133,51	2,60	1,86	2,06	31,25	-6,25	100,00	1799	0	
4	121,27	137,78	112,40	1,60	2,98	1,76	125,00	68,75	-75,00	1799	0	
5	128,44	128,58	113,36	2,12	2,45	1,30	125,00	-6,25	-6,25	1799	0	
6	116,47	122,57	128,21	1,68	1,82	2,14	6,25	56,25	31,25	1799	0	
7	130,87	141,99	114,19	2,00	3,40	1,60	175,00	31,25	-75,00	1799	0	
8	119,68	139,91	138,00	1,48	2,51	2,85	0,00	150,00	-18,75	1799	0	
9	132,58	129,16	137,98	2,28	1,98	2,34	12,50	31,25	68,75	1799	0	
10	133,74	131,54	134,84	2,24	2,18	2,16	31,25	25,00	37,50	1799	0	
11	135,69	130,37	115,95	2,40	2,66	1,24	143,75	-18,75	6,25	1799	0	MIT EM VAZIO, ACOPLADO
12	127,00	127,00	127,00	2,04	2,14	2,00	75,00	62,50	62,50	1793	0	
13	125,87	117,86	132,77	2,25	1,54	2,34	2,50	43,75	131,25	1793	0	
14	113,77	120,94	128,11	1,55	1,92	2,36	6,25	112,50	56,25	1794	0	
15	118,56	126,54	143,11	1,85	1,84	3,10	-37,50	137,50	112,50	1793	0	
16	141,14	118,61	132,42	2,98	1,72	2,12	62,50	-18,75	168,75	1793	0	
17	116,03	138,86	137,41	1,24	2,64	2,86	6,25	206,25	6,25	1793	0	
18	138,25	117,43	125,98	2,78	1,81	1,86	87,50	-18,75	137,50	1793	0	
19	128,77	118,46	125,27	2,26	1,72	1,94	50,00	18,75	100,00	1793	0	
20	143,87	116,63	138,24	3,45	1,58	2,44	43,75	-31,25	156,25	1794	0	
21	113,58	118,51	113,75	1,56	2,05	1,68	62,50	68,75	25,00	1792	0	
22	125,61	125,38	115,39	2,07	2,30	1,49	112,50	25,00	25,00	1793	0	
23	127,00	127,00	127,00	2,95	2,90	2,75	275,00	243,75	250,00	1751	500	
24	114,52	121,27	116,72	2,70	3,25	2,70	262,50	293,75	218,75	1741	500	
25	142,74	141,47	123,90	3,75	3,70	1,80	450,00	212,50	156,25	1758	500	
26	111,15	125,20	138,44	1,85	3,20	3,80	112,50	356,25	318,75	1749	500	
27	136,57	117,10	137,51	3,50	1,90	3,50	237,50	137,50	412,50	1754	500	
28	137,97	140,86	113,00	3,80	4,10	1,35	481,25	237,50	87,50	1753	500	
29	139,67	143,33	124,18	3,50	3,80	1,85	412,50	243,75	137,50	1758	500	

VETOR DE TREINAMENTO	TENSÃO DE FASE (V)			CORRENTE DE LINHA (A)			POTÊNCIA (W)			ROTAÇÃO (RPM)	POTÊNCIA MAQ. CC (W)	OBSERVAÇÃO
	V _A	V _B	V _C	I _A	I _B	I _C	W ₁	W ₂	W ₃			
30	113,79	125,48	128,39	2,15	3,25	3,25	175,00	337,50	256,25	1744	500	
31	124,19	114,67	124,75	3,15	2,35	3,10	250,00	187,50	331,25	1744	500	
32	119,58	119,52	132,68	2,60	2,65	3,50	175,00	262,50	337,50	1746	500	
33	137,40	124,49	131,72	3,55	2,50	2,85	318,75	162,50	312,50	1752	500	
34	127,00	127,00	127,00	2,15	2,15	2,00	81,25	62,50	75,00	1791	50	
35	125,24	130,63	120,64	2,05	2,50	1,70	125,00	68,75	31,25	1789	50	
36	141,05	119,65	125,24	3,10	2,15	1,75	156,25	-31,25	143,75	1790	50	
37	117,00	130,89	111,51	1,80	2,70	1,55	137,50	93,75	-12,50	1789	50	
38	119,71	134,47	142,70	1,75	2,30	3,00	6,25	168,75	81,25	1791	50	
39	115,80	118,32	116,52	1,75	2,00	1,80	75,00	75,00	50,00	1790	50	
40	115,49	114,87	114,51	1,80	1,80	1,70	75,00	50,00	68,75	1787	50	
41	139,69	120,79	123,29	2,95	2,25	1,65	150,00	-13,75	125,00	1790	50	
42	130,13	121,52	117,54	2,45	2,40	1,50	137,50	12,50	75,00	1790	50	
43	129,15	125,00	127,16	2,30	2,05	1,95	87,50	43,75	87,50	1791	50	
44	115,78	127,76	122,20	1,55	2,30	2,05	62,50	118,75	31,25	1789	50	
45	127,00	127,00	127,00	2,45	2,45	2,25	181,25	150,00	156,25	1773	240	
46	139,15	113,82	140,20	3,50	1,30	3,40	131,25	37,50	362,50	1773	240	
47	131,53	119,66	140,20	2,85	1,60	3,15	87,50	112,50	306,25	1773	240	
48	122,58	137,43	112,74	2,35	3,45	1,70	250,00	225,00	25,00	1770	240	
49	127,94	111,96	135,35	2,90	1,35	3,05	100,00	81,25	318,75	1770	240	
50	124,26	141,65	119,88	2,20	3,50	1,95	231,25	250,00	25,00	1772	240	
51	113,51	135,10	124,95	1,55	3,15	2,55	137,50	281,25	75,00	1772	240	
52	118,92	127,12	129,08	1,90	2,55	2,65	118,75	150,00	156,25	1771	240	
53	115,07	130,09	141,80	1,65	2,60	3,35	37,50	275,00	193,75	1774	240	
54	117,07	118,83	124,79	2,05	2,20	2,55	125,00	168,75	181,25	1769	240	
55	118,92	126,14	142,50	1,95	2,25	3,35	37,50	225,00	237,50	1774	240	
56	127,00	127,00	127,00	2,65	2,65	2,45	225,00	187,50	193,75	1763	375	
57	124,77	142,78	120,95	2,40	3,70	2,15	262,50	300,00	62,50	1765	375	
58	112,64	129,04	134,14	1,65	2,95	3,25	100,00	318,75	206,25	1761	375	

VETOR DE TREINAMENTO	TENSÃO DE FASE (V)			CORRENTE DE LINHA (A)				POTÊNCIA (W)			ROTAÇÃO (RPM)	POTÊNCIA MAQ. CC (W)	OBSERVAÇÃO
	V _A	V _B	V _C	I _A	I _B	I _C		W ₁	W ₂	W ₃			
59	140,79	128,20	132,99	3,30	2,45	2,50		268,75	118,75	250,00	1766	375	
60	142,18	118,64	128,79	3,45	2,05	2,60		287,50	50,00	292,50	1764	375	
61	127,20	127,13	134,04	2,50	2,45	2,85		168,75	200,00	243,75	1765	375	
62	127,15	131,59	133,00	2,35	2,70	2,75		175,00	162,50	200,00	1765	375	
63	122,14	133,41	116,88	2,50	3,35	1,95		262,50	250,00	93,75	1760	375	
64	140,70	124,05	115,22	3,70	2,85	1,65		387,50	68,75	168,75	1761	375	
65	123,19	123,13	141,50	2,50	2,15	3,40		100,00	200,00	212,50	1765	375	
66	114,67	143,60	116,65	2,10	4,05	2,35		225,00	381,25	25,00	1760	375	
67	127,00	127,00	127,00	2,25	2,25	2,10		125,00	100,00	112,50	1784	140	
68	136,75	112,25	112,08	3,15	2,05	1,55		218,75	-12,50	150,00	1781	140	
69	123,86	140,21	129,52	1,75	2,95	2,35		125,00	187,50	31,25	1784	140	
70	118,98	141,14	140,10	1,45	2,85	3,05		43,75	256,25	62,50	1784	140	
71	124,33	137,27	133,08	1,80	2,70	2,50		93,75	181,25	62,50	1784	140	
72	114,18	114,26	117,28	1,90	1,90	2,00		93,75	100,00	112,50	1780	140	
73	115,36	119,64	123,17	1,75	2,05	2,25		75,00	131,25	106,25	1781	140	
74	142,09	122,07	126,20	3,15	2,15	1,85		193,75	-6,25	162,50	1784	140	
75	142,55	133,43	142,10	2,95	2,25	2,55		125,00	56,25	181,25	1786	140	
76	129,98	115,51	116,16	2,65	2,00	1,65		168,75	25,00	131,25	1781	140	
77	112,97	134,80	139,23	1,30	2,65	3,10		12,50	256,25	81,25	1785	140	
78	127,00	127,00	127,00	2,75	2,80	2,65		243,75	218,75	225,00	1757	437	
79	118,75	114,52	132,28	2,60	2,15	3,50		137,50	200,00	350,00	1752	437	
80	122,65	132,57	123,42	2,40	3,35	2,50		237,50	293,75	156,25	1757	437	
81	138,10	127,31	117,30	3,65	3,00	2,80		393,75	131,25	175,00	1757	437	
82	111,51	136,71	125,13	1,80	3,75	2,90		175,00	393,75	125,00	1755	437	
83	112,42	134,60	126,91	1,75	3,60	3,00		162,50	381,25	150,00	1755	437	
84	116,58	140,82	114,98	2,45	4,00	2,15		268,75	368,75	62,50	1753	437	
85	132,42	140,40	130,45	2,70	3,35	2,45		275,00	262,50	156,25	1761	437	
86	135,15	122,03	118,46	3,45	2,70	2,10		343,75	131,25	206,25	1756	437	
87	132,38	134,06	123,69	2,95	3,20	2,10		312,50	218,75	156,25	1760	437	

VETOR DE TREINAMENTO	TENSÃO DE FASE (V)			CORRENTE DE LINHA (A)			POTÊNCIA (W)			ROTAÇÃO (RPM)	POTÊNCIA MAQ. CC (W)	OBSERVAÇÃO
	V _A	V _B	V _C	I _A	I _B	I _C	W ₁	W ₂	W ₃			
88	125,88	117,53	130,24	2,85	2,20	3,05	193,75	162,50	306,25	1757	437	
89	127,00	127,00	127,00	2,40	2,35	2,15	150,00	118,75	137,50	1779	190	
90	129,05	112,01	119,31	2,85	1,75	2,05	175,00	37,50	187,50	1776	190	
91	120,78	135,55	120,58	1,95	3,05	1,95	168,75	193,75	37,50	1778	190	
92	135,57	127,50	131,36	2,85	2,20	2,20	168,75	68,75	168,75	1781	190	
93	117,24	126,84	119,75	1,90	2,60	2,00	143,75	168,75	75,00	1777	190	
94	133,66	140,86	138,20	2,40	2,80	2,55	143,75	162,50	112,50	1783	190	
95	117,06	131,13	141,80	1,65	2,50	3,20	25,00	237,50	150,00	1780	190	
96	123,16	131,38	135,10	1,90	2,40	2,70	81,25	187,50	131,25	1780	190	
97	131,65	139,36	122,35	2,40	3,15	1,75	225,00	143,75	37,50	1780	190	
98	136,75	137,58	130,27	2,65	2,85	1,95	206,25	112,50	93,75	1783	190	
99	113,68	130,03	114,56	1,80	2,90	1,85	156,25	193,75	31,25	1776	190	
100	127,00	127,00	127,00	2,50	2,55	2,35	187,50	168,75	175,00	1768	304	
101	141,67	117,04	140,91	3,55	1,50	3,20	162,50	43,75	368,75	1771	304	
102	136,60	118,92	140,03	3,15	1,60	3,10	137,50	87,50	331,25	1771	304	
103	127,06	140,25	137,99	2,00	3,05	2,90	143,75	275,00	143,75	1773	304	
104	125,38	111,95	119,60	2,90	1,90	2,40	200,00	93,75	231,25	1765	304	
105	125,74	127,17	130,61	2,35	2,40	2,60	162,50	175,00	193,75	1769	304	
106	121,11	116,54	111,74	2,65	2,40	1,90	225,00	137,50	156,25	1761	304	
107	127,78	143,30	125,03	2,35	3,45	2,10	243,75	250,00	56,25	1772	304	
108	127,86	134,52	121,32	2,55	3,10	1,90	250,00	193,75	93,75	1768	304	
109	137,98	127,52	116,33	3,35	2,90	1,50	343,75	75,00	131,25	1769	304	
110	137,23	126,55	116,90	3,35	2,80	1,55	331,25	75,00	137,50	1768	304	

9. APÊNDICE B

Relação dos equipamentos utilizados na etapa experimental, mostrada no Capítulo 5, com suas respectivas especificações técnicas:

VARIAC – TRANSFORMADOR VARIADOR DE TENSÃO

Especificações



- Marca: SP
 - Modelo: ATV-215-M - Monofásico
 - Tensão de entrada: $220V_{rms}$
 - Tensão de saída: 0 a $240V_{rms}$
 - Frequência: 60Hz
 - Corrente máxima: $6,3A_{rms}$
 - Potência máxima: 1,5kVA
-

MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO

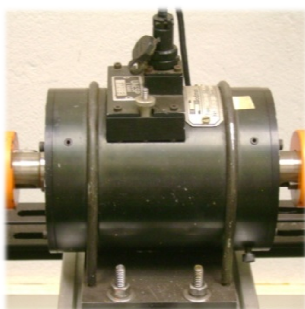
Especificações



- Marca: WEG
- Modelo: W21 – 3~80
- Rotor: Gaiola de esquilo
- Potência: 1CV
- Número de Polos: 04
- Tensão Nominal: 220 / 380V_{rms}
- Corrente Nominal: 3,02 / 1,75A_{rms}
- Corrente de Partida: 21,7 / 12,6A_{rms}
- Rotação Nominal: 1720RPM
- Frequência: 60Hz
- Categoria: N
- Grau de proteção: IP55
- Fator de Serviço: 1,15
- Fator de Potência: 0,82
- Rendimento: 79,5%

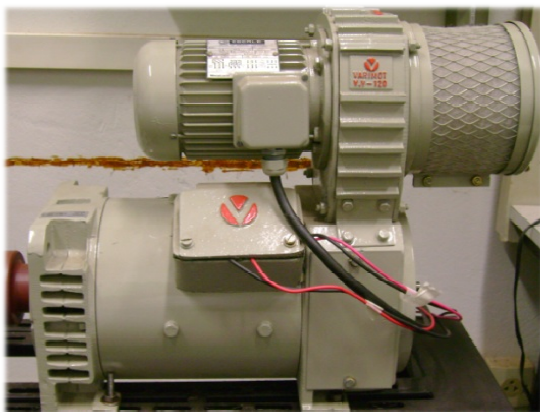
TORQUÍMETRO

Especificações



- Marca: Sodmex
 - Modelo: MT-103
 - Faixa de medição 0 a 50Nm
 - Sensibilidade: 2,090mV/V
-

MÁQUINA C.C.

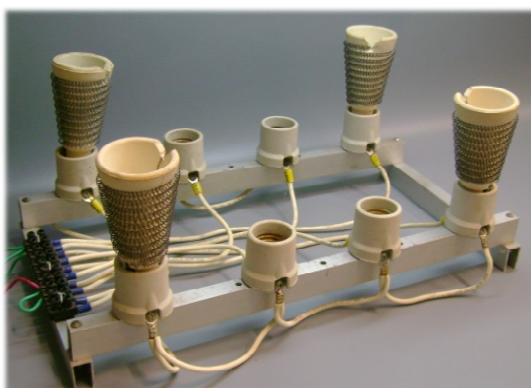


Especificações

- **Motor CC:**
 - Marca: Varimot
 - Modelo: BN 100L
 - Excitação Independente
 - Potência: 1,8kW
 - Rotação: 1800RPM
 - Momento de Inércia: $0,0083\text{kgm}^2$

 - **Excitação (MIT):**
 - Marca: Eberle
 - Modelo: B63A2
 - Potência: 1/3CV
 - Rotação: 3360RPM
-

BANCO RESISTIVO



Especificações

- Número de resistências usadas: 04
 - Potência individual: 400W
 - Tensão individual: 127V
 - Resistência individual: $40,32\Omega$
 - Interligação: Cada par ligado em série; os pares ligados em paralelo
-

MULTÍMETRO DIGITAL



Especificações

- Marca: Agilent
 - Modelo: U1252A
 - Display duplo com resolução de 50000 contagens
 - Medidas True RMS (CA, CA+CC)
 - *Data Logging* manual e automático
 - Precisão CC: 0,025%
 - Tensão máxima: $1000V_{rms}$
 - Corrente máxima: $10A_{rms}$
 - Frequência: 1MHz
 - Resistência máxima: $500M\Omega$
-

AMPERÍMETRO/VOLTÍMETRO ANALÓGICO



Especificações

- Marca: YEW – Yokogawa Electric Works
 - Modelo: 2014 – Alternado
 - Faixa de Tensão CA: 30 a $750V_{rms}$
 - Faixa de Corrente CA: 0,15 a $30A_{rms}$
 - Frequência: 60Hz
-

WATTÍMETRO ANALÓGICO



Especificações

- Marca: Ferrari Strum. Eletr.
 - Modelo: WC15-5 - Monofásico
 - Faixa de Potência: 1,25 a 6000W
 - Corrente máxima: $10A_{rms}$
 - Tensão máxima: $600V_{rms}$
-

TACÔMETRO ÓPTICO DIGITAL



Especificações

- Marca: Instrutherm
 - Modelo: TD-705
 - Display LCD 5 dígitos 10mm
 - Escala de teste: 5 a 100000RPM
 - Resolução: 0,1RPM (0,5 a 999,9RPM); 1RPM (acima de 1000RPM)
 - Precisão: $\pm (0,5 + 1 \text{ dígito})$
-