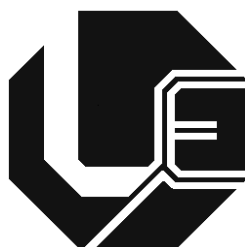


UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO



**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS EM
MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS**

Daniel Tobias da Silva Borges

Uberlândia
2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS EM MOTORES DE
INDUÇÃO TRIFÁSICOS**

Dissertação apresentado por Daniel
Tobias da Silva Borges à Universidade
Federal de Uberlândia, como parte dos
requisitos necessários para a obtenção do
título de Mestre em Ciências.

Banca Examinadora:

Fábio Vincenzi Romualdo da Silva, Dr. (Orientador) – UFU
Márcio José da Cunha, Dr.(Coorientador) – UFU
Josué Silva de Moraes, Dr. – UFU
Henrique José de Avelar, Dr. – Cefet - MG

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

B732i Borges, Daniel Tobias da Silva, 1990-
2016 Identificação de sistemas em motores de indução trifásicos / Daniel
Tobias da Silva Borges. - 2016.
83 f. : il.

Orientador: Fábio Vincenzi Romualdo da Silva.
Coorientador: Márcio José da Cunha.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
Inclui bibliografia.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Controle preditivo - Teses. 3.
Máquinas de indução - Motores - Teses. 4. Predição (Lógica) - Teses. 5.
Identificação de sistemas - Teses. I. Silva, Fábio Vincenzi Romualdo da,
1974-. II. Cunha, Márcio José da. III. Universidade Federal de
Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. IV.
Título.

CDU: 37

IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS EM MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS

Daniel Tobias da Silva Borges

Dissertação apresentado por Daniel Tobias da Silva Borges à
Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos
necessários para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Prof. Fábio Vincenzi R. da Silva Jr
Orientador

Prof. Darizon Alves de Andrade
Coordenador da Pós-Graduação

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, Norivaldo e Iolanda por todo carinho, apoio e incentivo aos estudos.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a **Deus** pela oportunidade, por colocar pessoas especiais em meu caminho e pela força fornecida nos momentos difíceis, para nunca desistir.

Ao professor coorientador **Márcio José da Cunha**, que se tornou um grande amigo que durante esta jornada e acreditou na minha capacidade. Obrigado pela sua dedicação, ensinamentos, competência e especial atenção nas revisões e sugestões, fatores fundamentais para a conclusão deste e outros trabalhos.

Agradeço primeiramente aos meus pais, **Norivaldo e Iolanda**, pelo carinho, amor, pelos sacrifícios e renúncias realizados ao longo da minha vida para me proporcionar uma boa formação acadêmica. Sua preocupação especial é que me fazem ser um cidadão honesto e de bem. Além disso agradeço aos meus irmãos **Helder e Anna Carolina**, que independente do momento em que estive sempre pude contar. Sou grato também aos demais familiares que me incentivaram a seguir e buscar a vitória.

Ao meu professor orientador **Fábio Vincenzi Romualdo da Silva** pelo incentivo, motivação e orientação deste trabalho.

Aos colegas e amigos do Núcleo de Controle e Automação e da Universidade Federal de Uberlândia. Gostaria de agradecer também aqueles amigos que estiveram me apoiando durante esta jornada que se encerra, de modo especial: **Amanda Cristina, Andréia Crico, Arthur Costa, Fabiana Alves, Felipe Adriano, Fernando Silva, Leandro Lima, Leonardo Rosenthal, Rianne Britto, Thales Lima e Wagner Vanço**.

À Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia pela oportunidade, especialmente à **Cinara Fagundes**, por toda ajuda e prestabilidade.

À **CAPES** pelo apoio financeiro.

RESUMO

No cenário atual as máquinas rotativas têm sido bastante utilizadas nas indústrias, devido a sua relativa simplicidade, robustez construtiva e baixo preço. Neste contexto, caracterizar adequadamente o comportamento do motor operando em condições nominais diários, visto isto a modelagem matemática destas máquinas se torna interessante podendo contribuir para a implementação de um controle preditivo em tempo real, além disso, existe a possibilidade de detecção de falhas, visto que a mudança de comportamento do motor será sentida pelo modelo identificado. Essas falhas se desencadeiam com o envelhecimento e com condições adversas as quais os motores são submetidos ao longo de suas vidas úteis. Uma forma de obter essa estrutura matemática é por meio de seus dados experimentais de entrada e saída, neste intuito a identificação de sistemas é uma boa opção visto que estuda formas de se modelar e analisar sistemas, por meio de suas informações de entrada e saída, com o objetivo de descobrir padrões de comportamento.

Neste contexto, o trabalho consiste em elaborar uma modelagem matemática utilizando as técnicas de identificação de sistema em máquinas de indução trifásicas por intermédio dos dados experimentais com o objetivo de implementar um modelo apto a antecipar o comportamento do motor de indução trifásico com aplicação em controle por predição. Além disso, apresenta a importância de se modelar a máquina rotativa, além disso, é demonstrada a metodologia da modelagem utilizando identificação de sistema e uma breve fundamentação sobre os modelos ARX e ARMAX. Também realizou-se a estimação paramétrica e em seguida efetuou-se um teste para mostrar o desempenho da identificação do motor de indução trifásico.

Palavras-chave: ARX, ARMAX, identificação de sistema, motor de indução, modelagem, estimação paramétrica, estrutura matemática.

ABSTRACT

In the present scenario rotating machines have been widely used in industry because of its relative simplicity, constructive robustness and low price. In this context, adequately characterize engine behavior in nominal operating conditions, as this mathematical modeling of these machines becomes interesting and can contribute to the implementation of a predictive control real-time, moreover, there fault detection possibility to, since the engine behavior change will be felt by the identified model. One way to get this mathematical structure is through their experimental data input and output, in order to identify systems is a good option as it studies ways to model and analyze systems, through its information input and output, with the aim of discovering knowledge standards.

In this context, the work is to develop a mathematical model using system identification techniques in three phase induction machines through the experimental data with the objective to implement a model apt to behavior anticipate the three-phase induction motor application control for prediction. Moreover, it presents the importance of modeling the rotating machine, moreover, is demonstrated using the method of modeling identification system and a brief justification about ARX and ARMAX models. Also there was performed parametric estimation and then we performed a test to show the performance of the identification of the three-phase induction motor.

Keyword: ARX, ARMAX, system identification, induction motor, modeling, parameter estimation, mathematical structure.

Sumário

| | |
|--|----|
| Capítulo I | 15 |
| Introdução | 15 |
| 1.1 Contextualização | 15 |
| 1.2 Revisão Bibliograficas | 17 |
| 1.3 Automação Atual | 21 |
| 1.4 Objetivos..... | 24 |
| 1.5 Estrutura da Dissertação | 24 |
| Capítulo II..... | 26 |
| Motor de Indução Trifásico | 26 |
| 2.1 Considerações Iniciais | 26 |
| 2.2 Princípio de operação | 28 |
| 2.3 Circuito Equivalente | 34 |
| 2.4 Ensaio a Vazio | 39 |
| 2.5 Ensaio de Rotor Bloqueado | 42 |
| 2.6 Modelagem Matemática do Motor de Indução Trifásico | 44 |
| Capítulo III | 49 |
| Identificação de Sistemas | 49 |
| 3.1 Considerações Iniciais | 49 |
| 3.2 Coleta de dados..... | 49 |
| 3.3 Detecção de Não-linearidade | 51 |
| 3.4 Representações Matemáticas | 52 |
| 3.4.1 ARMAX..... | 53 |

| | | |
|---------------------------------|------------------------------|----|
| 3.5 | Estimação Paramétricas | 54 |
| 3.6 | Validação | 59 |
| Capítulo IV | | 63 |
| Metodologia e Resultados | | 63 |
| 4.1 | Metodologia..... | 63 |
| 4.2 | Resultados..... | 67 |
| Capítulo V | | 76 |
| Conclusões..... | | 76 |
| Referências Bibliográficas..... | | 79 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|-----------|
| Figura 1.1 – Diagrama processo de modelagem ilustrando as iterações entre a identificação de sistema e primeiro princípio de modelagem..... | 18 |
| Figura 1.2 – Diagrama de blocos do sensor..... | 22 |
| Figura 1.3 – Diagrama do novo controle vetorial fuzzy para motor de indução..... | 23 |
| Figura 2.1 – Caminhos de fluxo teóricos em um motor de indução de 4 pólos. | 27 |
| Figura 2.2 – Distribuição espacial da força magnetomotriz no estator, densidade de fluxo e tensão induzida no rotor..... | 29 |
| Figura 2.3 – Relação especial entre as fmms de estator e rotor. | 30 |
| Figura 2.4 – Esboço da máquina indicando a condição de escorregamento alto..... | 31 |
| Figura 2.5 – Esboço da máquina indicando a condição do escorregamento intermediário..... | 32 |
| Figura 2.6 – Esboço da máquina indicando a condição do escorregamento nominais..... | 33 |
| Figura 2.7 – Circuito Equivalente. | 35 |
| Figura 2.8 – Circuito Equivalente com o rotor referido ao estator..... | 36 |
| Figura 2.9 – Diagrama fasorial simplificado do motor de indução trifásico. | 37 |
| Figura 2.10 – Circuito equivalente durante o ensaio a vazio..... | 40 |
| Figura 2.11 – Circuito equivalente durante o ensaio de curto circuito..... | 42 |
| Figura 2.12 – Relação entre os eixos dq, abc e os enrolamentos do estator. | 45 |

| | |
|---|----|
| Figura 3.1 – Representação esquemática de modelo ARX..... | 53 |
| Figura 3.2 – Representação esquemática de modelo ARMAX..... | 54 |
| Figura 4.1 – Fluxograma do modelo matemático. | 63 |
| Figura 4.2 – Fluxograma do trabalho proposto..... | 66 |
| Figura 4.3 – Correntes no estator i_a , i_b e i_c | 67 |
| Figura 4.4 – Correntes no estator i_{ds} e i_{qs} | 67 |
| Figura 4.5 – Torque no eixo do motor τ_m , torque na carga τ_c e torque nominal τ_{nom} | 68 |
| Figura 4.6 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r e velocidade nominal da máquina ω_{rnom} | 68 |
| Figura 4.7 – Torque no eixo do motor τ_m , torque estimado pelo modelo novo τ_m' | 69 |
| Figura 4.8 – Torque no eixo do motor τ_m , torque estimado pelo modelo novo com erro τ_m' e torque estimado pelo modelo novo sem erro $\tau_m' sem erro$ | 70 |
| Figura 4.9 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r e velocidade estimada da máquina ω_r' | 70 |
| Figura 4.10 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r , velocidade estimada pelo modelo novo com erro ω_r' e velocidade estimada pelo modelo novo sem erro $\omega_r' sem erro$ | 71 |
| Figura 4.11 – Correntes no estator i_a , i_b e i_c | 71 |
| Figura 4.12 – Correntes no estator i_{ds} e i_{qs} | 72 |
| Figura 4.13 – Torque no eixo do motor τ_m , torque na carga τ_c e torque nominal τ_{nom} | 72 |
| Figura 4.14 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r e velocidade nominal da máquina ω_{rnom} | 73 |

| | |
|--|-----------|
| <p>Figura 4.15 – Torque no eixo do motor τ_m, torque estimado pelo modelo novo τ_m'.....</p> | 74 |
| <p>Figura 4.16 – Torque no eixo do motor τ_m, torque estimado pelo modelo novo τ_m'</p> | 74 |
| <p>Figura 4.17 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r e velocidade estimada da máquina ω_r'.....</p> | 75 |
| <p>Figura 4.18 – Velocidade angular no eixo do motor ω_r e velocidade estimada da máquina ω_r'.....</p> | 75 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|-----------|
| Tabela 1 - Valores da relação entre X_1 e X_2..... | 44 |
| Tabela 2 - Característica do motor(caso 1) de indução trifásico..... | 64 |
| Tabela 3 - Característica do motor(caso 2) de indução trifásico..... | 65 |

LISTA DE SÍMBOLOS E SIGLAS

| | |
|------------|---|
| BEN | Balanço Energético Nacional |
| <i>fmm</i> | Força Manetomotriz |
| MIMO | <i>Multiple Input Multiple Output</i> |
| SISO | <i>Single Input Single Output</i> |
| SIMO | <i>Single Input Multiple Output</i> |
| RSM | <i>Response Surface Methodology</i> |
| PSO | <i>Particle Swarm Optimization</i> |
| 4DOF | <i>Four Degrees Of Freedom</i> |
| FNSI | <i>Frequency-domain Non-linear Subspace Identification</i> |
| ANFIS | <i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System</i> |
| FLC PI | <i>Fuzzy Logic Controllers Proportional and Integral</i> |
| IPST | <i>IP Self Tuning</i> |
| FOC | <i>Field Oriented Control</i> |
| BLDC | <i>BrushLess Direct Current</i> |
| rpm | rotações por minuto |
| MQ | Mínimos Quadrados |
| ARMAX | <i>Auto Regressive Moving Avarage with Exogeneous Input</i> |
| ARX | <i>Auto Regressive with Exogeneous Input</i> |
| AR | <i>Auto Regressive</i> |
| RMQ | Recursivo Mínimos Quadrados |

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

Com o desenvolvimento da tecnologia houve a possibilidade de crescimento rápido e eficaz nas áreas de engenharia, obtendo computadores capazes de realizar cálculos com maior precisão e economizando tempo. Neste contexto surgiu a possibilidade de modelar matematicamente sistemas e fenômenos reais que até então não era possível, pois o esforço matemático era muito grande, viu-se como alternativa interessante as representações não-lineares em algumas aplicações por tornar possível analisar e reproduzir certos fenômenos e comportamentos dinâmicos mais complexos [1].

A modelagem matemática de sistemas dinâmicos pode ser feita de duas formas, sendo que a primeira é através de modelagem pela física do processo onde o método parte de leis físicas que regem o comportamento dinâmico do sistema [2][3]. Esta abordagem exige conhecimento pleno das leis e grandezas físicas relacionadas com o processo, sendo importante destacar que nesta abordagem os parâmetros obtidos para o modelo guardam uma relação direta com as grandezas físicas. O segundo tipo de modelagem é por identificação de sistemas, sendo que este modelo matemático é construído a partir da resposta obtida através dos dados de entrada e saída do sistema, sendo que para isto são realizadas medições destas variáveis simultaneamente, a uma taxa de amostragem constante [4][5].

Através do modelo matemático, pode-se analisar e prever o comportamento de um sistema, sob diversas condições de operação e ajustar o desempenho do mesmo, caso ele não se mostre satisfatório. O modelo deve ser capaz de refletir o comportamento do sistema original da melhor maneira possível, pois em caso contrário todos os esforços posteriores para análise do modelo e controle do sistema serão pouco eficientes.

A identificação de sistemas foi inicialmente utilizada para desenvolver modelos matemáticos lineares, porém sistemas reais são não-lineares tornando a representação por um modelo linear limitada, portanto, para que seja possível a modelagem de um motor de indução trifásico faz-se necessário utilizar técnicas de identificação de sistemas [1].

No cenário atual as máquinas de indução ou máquina assíncrona, têm sido muito utilizadas nas indústrias, consumindo aproximadamente 14% do total de energia consumida no país segundo o Balanço Energético Nacional(BEN), normalmente operando sob a condição de motor. Seu largo emprego se justifica pela sua robustez, pois não existe partes que se desgastam facilmente, tais como: comutador e escova, pelo seu baixo custo, elevado rendimento, pouca necessidade de manutenção e possibilidade de emprego em praticamente qualquer aplicação, incluindo ambientes hostis, explosivos e com poeiras[6]. Sua vida útil é projetada para período em torno de 20 anos, mas se for utilizada dentro das especificações de projeto podem durar muito mais tempo.

Os custos da manutenção da máquina de indução trifásica representam a maior parte dos custos operacionais de toda a fabricação. Podem representar entre 15% à 40% dos custos de muitos produtos. Por exemplo, em indústrias relacionadas com alimentos, o custo médio de manutenção chega a representar 15% do custo total do produto, enquanto em siderúrgicas, indústrias de papel e celulose e em outras indústrias pesadas, a manutenção chega a representar 40% do custo total do produto [7]. Estudos de gerenciamento de manutenção indicaram que um terço do custo total de manutenção é desperdiçado com procedimentos inadequados ou desnecessários [8].

A detecção de falhas em motores de indução trifásicos sempre foi largamente investigada, entretanto, a tecnologia nesse campo continua em permanente evolução e novas tecnologias estão surgindo a cada ano. O objetivo é obter melhor eficiência na detecção de falha com algoritmos simples de análise e sensores de baixo custo [7].

Para um bom diagnóstico, é necessário uma monitoração contínua e alarme rápido frente à ocorrência de uma falha. Contudo, esta não é uma tarefa trivial, uma vez que o impacto de alguns tipos de falhas é pequeno e podem ser mascarados por ruídos e mudanças das condições de operação do acionamento.

Alguns fatores que afetam o comportamento do motor podem ser agrupados da seguinte forma [7]:

- Deslocamento do centro magnético - excentricidade;
- Defeitos nas barras do rotor;

- Desequilíbrio da rede de alimentação;
- Problemas no isolamento.

Este documento apresenta uma forma de se fazer a modelagem matemática de uma máquina de indução trifásica por meio da identificação de sistema. O modelo identificado tem como objetivo prever o comportamento do motor de indução trifásico, sendo aplicado, por exemplo, em situações em que é necessária a predição do comportamento de um motor, tais como as estratégias de controle por predição e sensoriamento de falhas no equipamento.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRAFICAS

Atualmente a identificação de sistemas tem sido bastante utilizada, pois é uma alternativa à modelagem de sistemas reais, já que em vários processos não há todos os parâmetros. Na literatura possui vários estudos na área de modelagem matemática utilizando identificação de sistemas. O trabalho [10] mostra os resultados de um estudo em compressores em que foi necessária a excitação de cada entrada e, como o sistema foi considerado como SISO, os dados foram gerados variando cada uma das entrada do processo separadamente, utilizando uma sequência binária pseudoaleatória. Porém, após os experimentos viu-se necessária a construção de um modelo MIMO e o algoritmo usado para identificar as matrizes por espaço de estado utilizando um método de previsão de erro combinado e algoritmo subespaço. A Figura 0.1 mostra um diagrama de como foi feita a pesquisa.

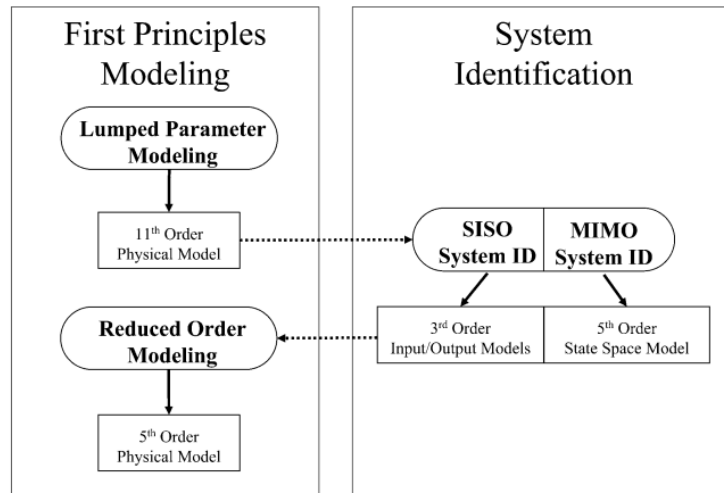


Figura 0.1 – Diagrama processo de modelagem ilustrando as iterações entre a identificação de sistema e primeiro princípio de modelagem.

Fonte: RASMUSSEN, B. P.[10].

Um método de identificação de sistema foi desenvolvido tendo como foco excitações monocromáticas, sendo utilizado um sistema dinâmico não-linear onde a novidade é que os elementos sistêmicos (funções de resposta a impulso e coeficientes polinomiais estáticos em cascata) são definidos em um espaço de tempo-frequência discreta e uma estrutura de amplitude de frequências conjuntas, a fim de associar as distorções harmônicas não-lineares da resposta, para a amplitude e frequência da excitação monocromática [11].

O trabalho de [12] promoveu uma pesquisa sobre a formulação do método de mínimos quadrados para a identificação dos parâmetros de um motor de indução trifásico, onde o problema de não ter as medições das variáveis de estado do rotor foi resolvido usando a teoria de eliminação que calcula um vetor de parâmetros que reduzirá o erro residual. Uma vantagem encontrada pelo autor foi que esta técnica pode ser utilizada enquanto a máquina está em funcionamento, constatou-se também que a técnica proposta pode ser usada para outros sistemas, porém há duas coisas com as quais deve-se preocupar, primeiro é o modelo linear superparametrizado ser relacionado e segundo é a computação simbólica "*Sylvester matrices*", visto que se os graus dos polinômios forem alto a computação simbólica poderá sobrecarregar.

A pesquisa de [13] mostra o estudo de uma técnica iterativa de identificação de sistema no domínio da frequência para sistemas SIMO, onde o modelo resultante se torna um vetor de funções de transferência com forma de um polinômio racional com característica contínua no domínio da frequência. Para estabelecer a identificação de

sistema híbrido, um modelo analítico foi obtido em termos de uma estrutura com vários atuadores hidráulicos e, após ser feita a identificação no domínio da frequência foram combinados os sistemas SIMO em uma forma MIMO.

O autor do trabalho [14] abordou o tema de identificação paramétrica através de otimização iterativa, utilizou dois conjuntos diferentes de elementos da base para representar separadamente as partes lisas(conjunto de funções de base conhecidas) e não lisas das funções não-lineares. Um resultado interessante é que condições especificadas apontam para uma escolha de funções de base que é um pouco diferente do problema de regressão típico, uma vez que foi demonstrado que uma base ortogonal, tal como a base de Haar utilizada para compor a função a ser identificada, tiveram desempenho significativamente pior do que o gradiente de base, que tem elementos altamente correlacionadas e o motivo que encontraram para o fraco desempenho da base de Haar é o pequeno apoio aos elementos bases.

Outro trabalho no domínio da frequência, apresentou um novo algoritmo para identificação de sistemas que combina as vantajosas propriedades de convergência deste tipo de técnica. Além disso, o algoritmo é aplicado com sucesso para a identificação do comportamento dinâmico de um sistema de movimento de alta precisão, em que o uso de polinômios bi-ortonormais proporciona condicionamento numérico ideal em todas as iterações. Embora o material que foi apresentado se concentra na identificação de sistemas SISO, todos os resultados obtidos podem ser generalizados para sistemas multivariáveis [15].

As pesquisas de [16] resultou na elaboração de uma metodologia híbrida utilizando RSM (*Response Surface Methodology*) e o PSO (*Particle Swarm Optimization*), sendo que o primeiro tem como vantagem a redução do esforço matemático em experimentos, porém há limitações como ser sensível a grande variação dos fatores, e o segundo, como algoritmo genético, cada indivíduo é chamado de "partícula" e essas partículas trocam informações ajustando suas posições e velocidades, mas existe a possibilidade da suposição aleatória do enxame inicial não convergir de forma ideal e em ritmo mais rápido, além disso, outro problema seria alto esforço computacional. O algoritmo foi testado junto com outros sistemas dinâmicos como o 4DOF (*Four Degrees of Freedom*) e após comparar foi constatado que a identificação híbrida obteve melhores resultados.

O trabalho realizado por [17] utilizou-se de identificação de sistemas não-linear para monitoramento de condição de dados do modelo base aplicado em turbinas eólicas, em que identificou modelos através de dados SCADAS que descrevem as relações entre a velocidade do vento, as temperaturas do rolamento da caixa de velocidades e o gerador. Os modelos alcançados têm sido utilizados para identificar falhas, limiares adaptativos foram obtidos a partir da previsão do modelo. Além disso, no futuro o autor desenvolverá um sistema de alerta precoce empregando lógica fuzzy para interpretar o valor em que o limite adaptável é ultrapassado e o período de tempo durante o qual isso ocorre.

O trabalho de [18] aplicou uma identificação caixa cinza em uma estrutura de painel solar com objetivo de investigar a utilidade de *splines cubic*(curvas cúbicas) para representar a rigidez complexa e amortecimento não-lineares com base em dados reais. Curvas foram utilizadas para trazer uma maior precisão comparado a polinômios comuns na identificação das propriedades lineares e não-lineares de uma estrutura de painel solar na configuração retraída, ou seja, no momento em que estão dobrados. O trabalho demonstra que a utilização conjunta de *splines* e FNSI(*Frequency-domain Non-linear Subspace Identification*) abre o caminho para lidar com estruturas de grandes dimensões que exibem não-linearidades.

Em cima de um tema atual a pesquisa de [19] desenvolveu uma metodologia genérica de identificação de sistemas aplicada às células de baterias usadas em carros elétricos, em que a abordagem de rede local é utilizada para modelar a tensão terminal da célula de bateria. Os resultados indicaram que um modelo linear de referência simples, utilizado na otimização do sinal de excitação, já poderia aumentar significativamente a precisão e os erros do modelo da bateria para os sinais de corrente.

O projeto de [20] proporcionou o monitoramento online da previsão de consumo de energia elétrica predial através de identificação de sistema, desenvolvido e validado pelo software Matlab. O sistema de excitação é capaz de garantir dados suficientes tanto em a alta frequência, quanto em baixa frequência em torno da faixa de operação do edifício, que pode ser aplicado em quaisquer outros modelos de identificação para a construção de sistema de simulação de energia. O modelo de energia on-line predial pode alcançar a precisão das previsões em mais de 95% e dentro de 1 s em caso de um pequeno prédio, que é adequado para qualquer operação on-line de edifício e modelo “*Energy plus*”. Esta abordagem de modelagem também foi aplicada em um prédio de

escritórios médio, a velocidade não foi tão rápida quanto se esperava, a precisão da previsão estava em torno de 88%.

1.3 AUTOMAÇÃO ATUAL

Nesta seção é discutido o que se tem pesquisado na área de controle e automação, visto que em automação, o trabalho de [21] desenvolveu um programa através de lógica fuzzy para localizar faltas internas em um motor de indução trifásico. A alta probabilidade de falhas em motores, como as condições de carga, efeitos de saturação, e as condições operacionais imprevisíveis, vai afetar a precisão da detecção de falha do motor e seu diagnóstico. O método projetado tem quatro características principais, as redes hierárquica fuzzy fornecem conclusões precisas para falhas de motor com base em uma quantidade mínima de dados facilmente mensuráveis. Segundo, o sistema evita perguntar que o usuário forneça uma difícil mensuração dos dados. Terceiro, a incerteza da previsão é inevitável na prática, mas não afeta significativamente a eficácia de detecção de falhas e propagação de probabilidades. Por fim, a quarta característica são os resultados dos testes, que indicaram, que a abordagem proposta pode diagnosticar não só o tipo de falha, mas também a sua gravidade.

A pesquisa de [22] desenvolveu um ambiente virtual para acesso remoto aos experimentos de laboratório, sendo que o sistema faz uso de instrumentação virtual para o monitoramento e automação dos testes, bem como para o acesso remoto e para a instalação dos experimentos baseados na web, permitindo aos alunos executar os experimentos de diferentes locais. A implementação da proposta ainda está em andamento, porém espera-se que o trabalho desenvolvido irá ajudar a melhorar o desempenho geral e características gerais dos laboratórios baseados na web.

Já o estudo de [23] promoveu o projeto de um sensor virtual para medição de velocidade do motor de indução como mostrado na Figura 0.2, sendo que a validação foi conduzida com uma análise de estabilidade usando a teoria controle adaptativo e o critério de estabilidade proposto, sendo determinado o modelo validado em toda a gama de funcionamento do sensor. O sensor pode ser generalizado e aplicado a outros tipos de sensores no campo da engenharia eléctrica, é mais adequado quando perturbações externas afetam o funcionamento do sensor.

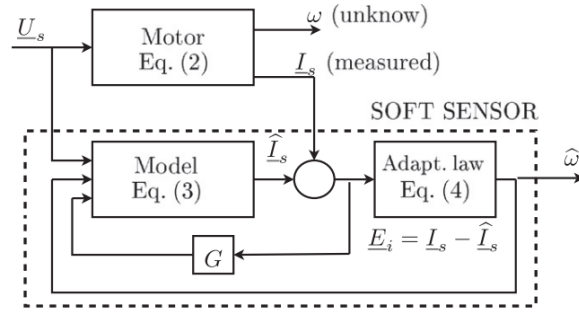


Figura 0.2 – Diagrama de blocos do sensor.

Fonte: ETIEN, E. [23].

Na área de controle, o trabalho de [24] buscou desenvolver um controlador de *Internet-Protocol-self-tuning* (IPST) tendo como motivação o fato de que a função de transferência de velocidade de IP (*Internet Protocol*), ao contrário de um PI (*Proportional and Integral*), não apresenta um zero, portanto é esperado que a referência de velocidade tenha menores variações, outro fato é que ambos os ganhos proporcional e integral dependem do momento de inércia da máquina, enquanto apenas o ganho proporcional do IP depende dele. Para avaliar os desempenhos deste controlador, comparou-se a sua eficiência com dois outros controladores para várias condições de operação, os testes de simulação mostraram que o FLC PI (*Fuzzy Logic Controllers Proportional and Integral*) e os controladores IPST são mais eficazes do que o PI clássico, somente em distúrbios de rejeição com uma pequena vantagem para o IPST. Porém, o uso do controlador de velocidade IPST não é apenas limitado ao MIT (Motor de Indução Trifásico), mas também pode ser muito útil para qualquer máquina elétrica que possua alta inércia e velocidade.

A pesquisa de [25] propôs uma solução simples baseada na FOC (*field-oriented control*) clássica, usando lógica fuzzy, foram utilizadas quatro entradas: a velocidade, a variação de torque eletromagnético, torque eletromagnético e fluxo do rotor, como mostra a Figura 0.3. A principal vantagem desta estrutura é a capacidade da lógica fuzzy em lidar com variáveis incertas e negligenciar as incertezas de entrada, sendo que a validade da técnica proposta foi estabelecida tanto na simulação quanto na experiência, em diferentes condições de operação. Além disso, em comparação com o controle vetorial convencional, a técnica proposta é simples de ser implementada, uma vez que utiliza um modelo reduzido.

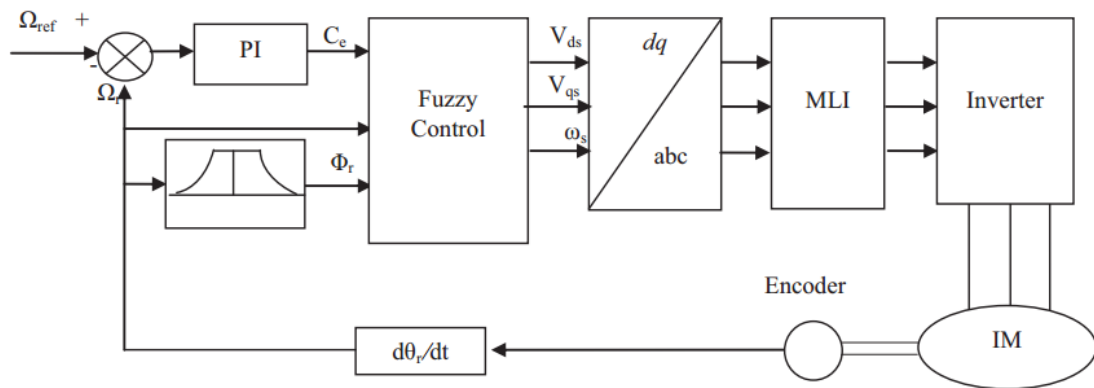


Figura 0.3 – Diagrama do novo controle vetorial fuzzy para motor de indução.

Fonte: RAFA, S.[25].

O projeto de [26] fez uma tentativa de melhorar os desempenho dos controladores de velocidade (*PI*, *Fuzzy Tuned PID*, *Fuzzy Variable Structure*), propondo uma nova técnica de controle ANFIS para acionamento do motor BLDC (Brushless DC). O controlador ANFIS foi comparado com outros controladores sob variação de carga e várias outras condições foram levadas em consideração, como por exemplo tempo de partida, erro de estado estacionário, tempo de estabilização entre outros. Os resultados revelaram que o ANFIS superou os outros controladores em todos os aspectos, outro aspecto que vale ressaltar é que pode ser facilmente implementada para aplicações em tempo real.

Na obra de [27] propôs uma abordagem de controle não-linear adaptativo com realimentação de saída para motores de indução, sendo que os dois objetivos de controle operacionais são a regulação de velocidade e otimização da referência de fluxo (visando a eficiência energética). O controlador desenvolvido inclui um observador adaptativo interconectado ao estado, um otimizador de referência de fluxo e um regulador de velocidade adaptativo / fluxo. O trabalho obteve as seguintes características, primeiramente o projeto de controle é realizado para a associação inversor/motor, enquanto que normalmente é considerado como um sistema separado e diretamente controlado com a tensão do estator. Além disso não há a necessidade de sensores mecânicos, portanto reduzindo os custos de implantação, manutenção do sensor e mostrou-se bastante robusto.

1.4 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento e a validação das técnicas de identificação de sistemas aplicadas em motores de indução trifásicos, a fim de encontrar um modelo que possa prever o comportamento da máquina em seu pleno funcionamento. Além disso, existe a possibilidade de detecção de falhas, visto que a mudança de comportamento do motor será sentida pelo modelo identificado. Essas falhas se desencadeiam com o envelhecimento e com condições adversas as quais os motores são submetidos ao longo de suas vidas úteis. A não correção dessas falhas em situações programadas acarretará prejuízos futuros, com paralizações corretivas em momentos inoportunos e consequentemente interrupção do processo produtivo.

A motivação para esse trabalho está no fato de que o sistema proposto apresenta como vantagens: diagnósticos em tempo real; grandezas a serem monitoradas são correntes de linha, velocidade angular do rotor e torque eletromagnético, há uma relevância considerável para o ambiente industrial, pois proporciona redução de custos, visto que não seria necessário retirar a máquina do seu processo de funcionamento.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esse trabalho está dividido, além das partes pré e pós textuais, em capítulos, seções, subseções e itens. Os capítulos serão apresentados como a grande divisão da dissertação, com cinco etapas sequenciais para desenvolver a pesquisa.

Nesse capítulo é contextualizado o assunto apresentado, mostrando os mais significativos trabalhos em torno da identificação de sistema e da automação atual. No cenário apresentado são evidenciadas as carências de estudo na área de identificação quando se trata de motores de indução e observadas as principais motivações para essa pesquisa. São expostos, então, os objetivos a serem buscados com essa dissertação.

No segundo capítulo são apresentados os estudos feitos sobre motores, onde inicia-se com os princípios de operação da máquina de indução trifásica. Também são evidenciados os ensaios a vazio e de rotor bloqueado, uma vez que os cálculos dos parâmetros do motor são importantes, bem como o seu equacionamento. Na modelagem dq mostra-se a formação da matriz de park e as equações necessárias para realização do cálculo, além da teoria por trás desta modelagem. Finalmente, nesse capítulo, são

apresentadas as equações dinâmicas da máquina de indução que serão utilizadas na modelagem.

No capítulo três é apresentado a teoria de identificação, destacando as 5 etapas seguidas para que a identificação seja realizada. São evidenciados, em um primeiro momento, os motivos para utilização identificação. Na seção de coleta de dados, evidenciam-se os cuidados que se deve ter para escolher as variáveis, bem como seu tempo de amostragem. Os testes de não-linearidades mostram várias técnicas que possam ser utilizadas para identificar ou não as possíveis não-linearidades no sistema. Contempla-se então as representações matemáticas, citando algumas como exemplo e destacando aquela utilizada no projeto. Na estimação paramétrica é apresentado o método de mínimos quadrados, bem como a atualização recursiva que é utilizada para encontrar os parâmetros do modelo, por fim são mostrados os alguns métodos de validação disponíveis na literatura, bem como a técnica utilizado no processo.

No quarto capítulo são mostrados os resultados das simulações computacionais de dois estudos de caso, os quais, são comparados com resultados da modelagem dq0 já bem estabelecida na literatura, sendo que para a validação é utilizado uma equação que mede o erro entre as modelagens. Além disso, são analisados os resultados e avaliado o desempenho da modelagem proposta.

Finalmente, no capítulo 5, serão apresentadas as conclusões do trabalho. Para tal, é feita a consolidação das análises parciais expostas em cada capítulo, dando assim uma visão geral dos estudos realizados na dissertação, bem como as suas contribuições. Também são evidenciadas algumas sugestões para trabalhos futuros utilizando a pesquisa e o modelo desenvolvidos.

CAPÍTULO II

MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO

2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O motor de indução é o motor de corrente alternada mais comum nas indústrias e que é alvo de amplos estudos, por ser mais robusto, ter menor custo, necessitar de pouca manutenção, operar em situações severas de trabalho e ser de grande aplicabilidade na indústria. Seu nome deriva do fato de que a corrente no rotor não provém diretamente de uma fonte de alimentação, mas é induzida nele pelo movimento relativo dos condutores do rotor e do campo girante produzido pelas correntes no estator. Basicamente os motores de indução consistem de duas partes principais [28][29]:

- O estator, a parte fixa, que consiste de enrolamentos alojados nas ranhuras existentes na periferia interna de um núcleo de ferro laminado (carcaça). Os enrolamentos do estator são alimentados com tensão trifásica, que produz um campo magnético que gira com velocidade síncrona.
- O rotor, que pode ser construído de duas formas: (a) rotor bobinado; e (b) rotor em curto-circuito, ou gaiola de esquilo (ou simplesmente gaiola). Os núcleos magnéticos de ambos os tipos são de ferro laminado.

As máquinas de indução possuem enrolamentos estatóricos distribuídos e localizados em ranhuras ao longo do perímetro do entreferro de forma que a força magnetomotriz (fmm) de cada enrolamento é senoidalmente distribuída e se manifesta principalmente no entreferro [30]. A combinação das forças magnetomotrizes das diferentes fases é tal que produz uma fmm resultante, também senoidalmente distribuída, de amplitude constante e que gira com velocidade constante em relação à superfície do

estator. A velocidade de rotação das *fmm*s e de todas as quantidades espacialmente distribuídas giram à velocidade síncrona, que é definida pelo número de pólos do estator e a frequência das tensões/correntes da fonte que alimenta o motor. Assim, a máquina de indução alimentada diretamente de uma rede de frequência fixa possui velocidade praticamente constante para uma carga constante.

A Figura 3.1 apresenta uma vista esquemática em corte de uma máquina de indução de 4 pólos, indicando a distribuição teórica de fluxo magnético ao longo do entreferro. A parte móvel da máquina de indução, o rotor, apresenta duas formas construtivas distintas: o rotor bobinado, e o rotor em gaiola [30][31].

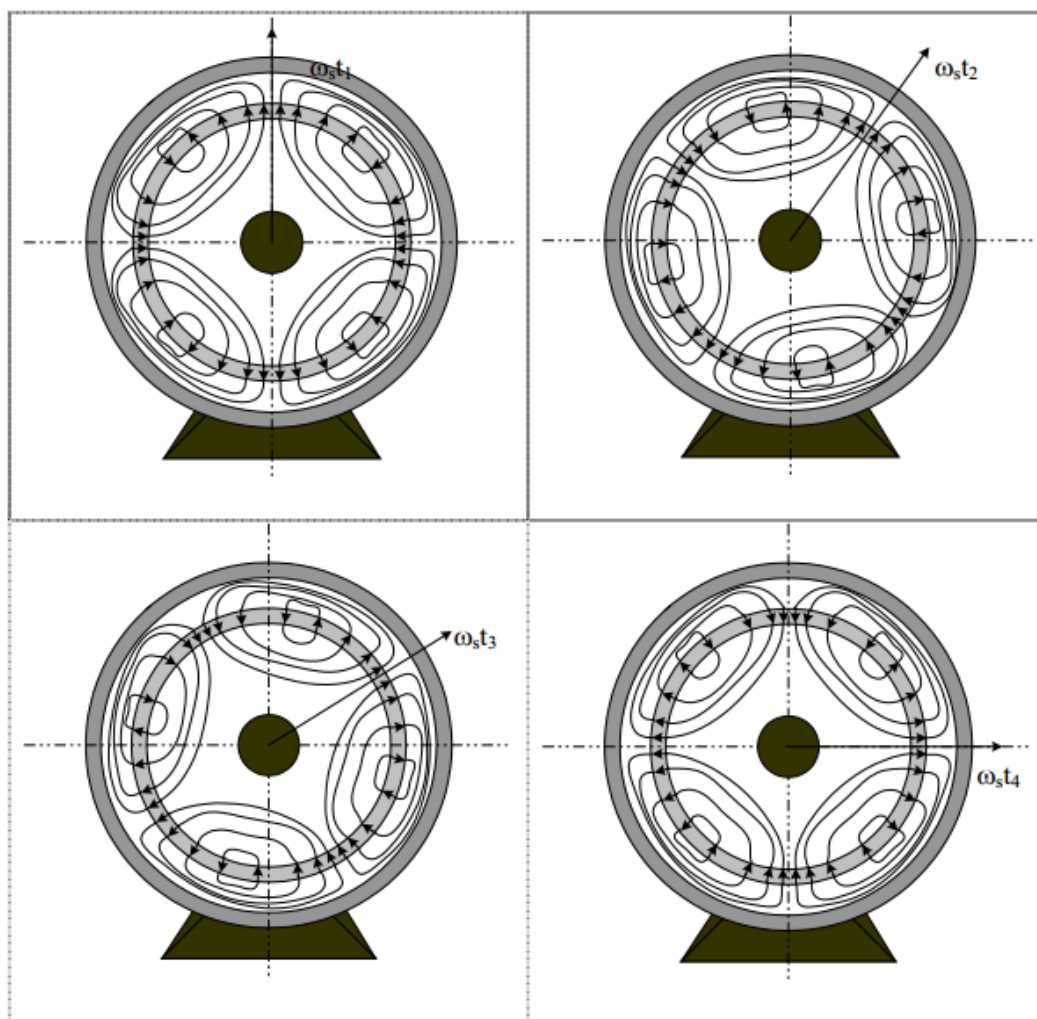


Figura 3.1 – Caminhos de fluxo teóricos em um motor de indução de 4 pólos.

Fonte: ANDRADE, D.[34].

Nos rotores bobinados, a superfície do rotor é ranhurada e enrolamentos também distribuídos são inseridos nas ranhuras [30]. Quando circula corrente em um enrolamento

do rotor, a força magnetomotriz resultante é senoidalmente distribuída no espaço. Nas máquinas trifásicas, as mais comuns, existem três enrolamentos no rotor, isolados eletricamente do núcleo. Esses enrolamentos são normalmente conectados em estrela e se fazem acessíveis por meio de anéis deslizantes. Nos rotores em gaiola, que representam a esmagadora maioria de máquinas de indução, o rotor também é ranhurado, onde são inseridos condutores na forma de barras, que não possuem isolamento elétrico em relação ao material do núcleo magnético e são curto-circuitados nas duas laterais, formando assim uma gaiola condutora sem terminais de acesso externo à máquina, daí o nome rotor em gaiola. Os rotores do tipo gaiola são muito robustos devido a sua construção e suportam elevados esforços elétricos e mecânicos [31].

O princípio de funcionamento do motor de indução pode ser explicado como segue [32]: a partir do momento que os enrolamentos localizados nas ranhuras do estator são sujeitos a uma corrente alternada, gera-se um campo magnético no estator e, conseqüentemente, no rotor surge uma força eletromotriz induzida devido ao fluxo magnético variável que atravessa o rotor. A *femm* induzida dá origem a uma corrente induzida no rotor que tende a opor-se à causa que lhe deu origem. Estas correntes reagem sobre o campo girante produzindo um conjugado motor que faz o rotor girar no mesmo sentido do campo [29].

A velocidade do rotor nunca pode atingir a velocidade do campo girante, isto é, a velocidade síncrona, se esta velocidade fosse atingida, os condutores do rotor não seriam cortados pelas linhas de força do campo girante, não se produzindo, portanto, correntes induzidas, sendo então nulo o conjugado eletromagnético do motor. Por isso, estes motores são também chamados assíncronos. Quando o motor funciona sem carga, o rotor gira com velocidade quase igual à síncrona; com carga o rotor se atrasa mais em relação ao campo girante e correntes diferentes são induzidas para desenvolver o conjugado necessário. Na próxima seção é feita uma descrição do sistema de acionamento de motores de indução usado neste trabalho.

2.2 PRINCÍPIO DE OPERAÇÃO

Como fundamentado na literatura, quando correntes trifásicas deslocadas no tempo umas das outras, por intervalos angulares de 120° , são aplicadas dentro de um estator que possui enrolamentos trifásicos deslocados no espaço de 120° elétricos, um campo magnético rotativo é produzido. Este campo magnético rotativo tem uma força

uniforme e com velocidade angular igual à frequência do estator, assumindo que o rotor esteja em repouso[31].

O campo magnético rotativo no estator induz forças eletromagnéticas nos enrolamentos do rotor, ao passo que estes estão em curto-circuito, as correntes irão circular neles. Conforme mostra a lei de Lenz, as *fems* (forças eletromotrizes) são induzidas no rotor e, por sua vez, o próprio campo magnético rotativo. As *fems* induzidas serão anuladas, se a diferença na velocidade angular do campo magnético do estator e rotor torna-se zero.

Seja a Figura 3.2 a seguir, que mostra o estator e o rotor de uma máquina de indução genérica de forma estendida. Os condutores dos enrolamentos do estator não estão representados, mas a força magnetomotriz resultante do estator é representada por F_s e esta força gira com a velocidade ω_s na direção indicada [34]. A ação da *fmm* F_s provoca o aparecimento de fluxo magnético cujo caminho se completa envolvendo o rotor e atravessando o entreferro.

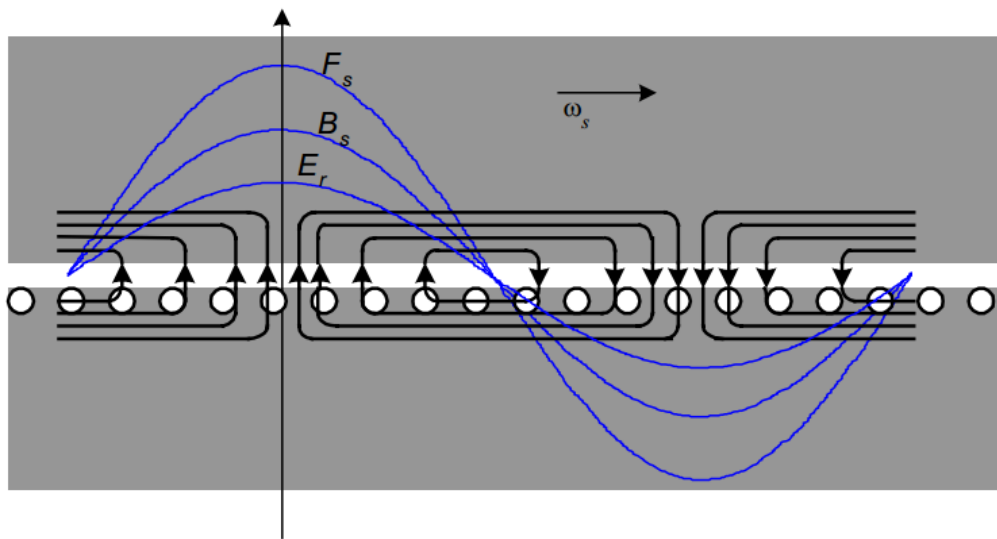


Figura 3.2 – Distribuição espacial da força magnetomotriz no estator, densidade de fluxo e tensão induzida no rotor.

Fonte: ANDRADE, D.[34].

Nota-se que a onda de distribuição de densidade de fluxo gira em sincronismo e está em fase com a onda de *fmm*, ou seja, o máximo da força eletromotriz provoca máxima densidade de fluxo. Além disso, a onda de densidade de fluxo atravessando o rotor, e girando em relação a ele, cortando os condutores do rotor, gera aí uma tensão que é proporcional à velocidade relativa entre a *fmm* e o rotor, sendo que a consequência são

as tensões induzidas nas barras do rotor. Como os vetores de velocidade dos condutores do rotor, densidade de fluxo magnético e o comprimento da barra do rotor estão em quadratura no espaço, a tensão induzida em cada barra é simplesmente o produto das amplitudes dessas três grandezas, isto é, $V_{barra} = vBl$. Verifica-se, que para um observador fixo no referencial do rotor, as tensões induzidas nas barras sofrerão uma variação senoidal ao longo do tempo[34].

Como a velocidade relativa entre a força magnetomotriz do estator e o comprimento das diversas barras ao longo da superfície do rotor são constantes, a tensão induzida em cada barra em um dado instante de tempo é diretamente proporcional ao valor de indução magnética a que a barra está sujeita. Ocorre portanto uma distribuição senoidal de tensão induzida ao longo da superfície do rotor. Essa distribuição espacial senoidal de tensão induzida está em fase e gira em sincronismo com a distribuição espacial de fmm do estator, bem como com a distribuição espacial de densidade de fluxo, conforme representado na Figura 3.3.

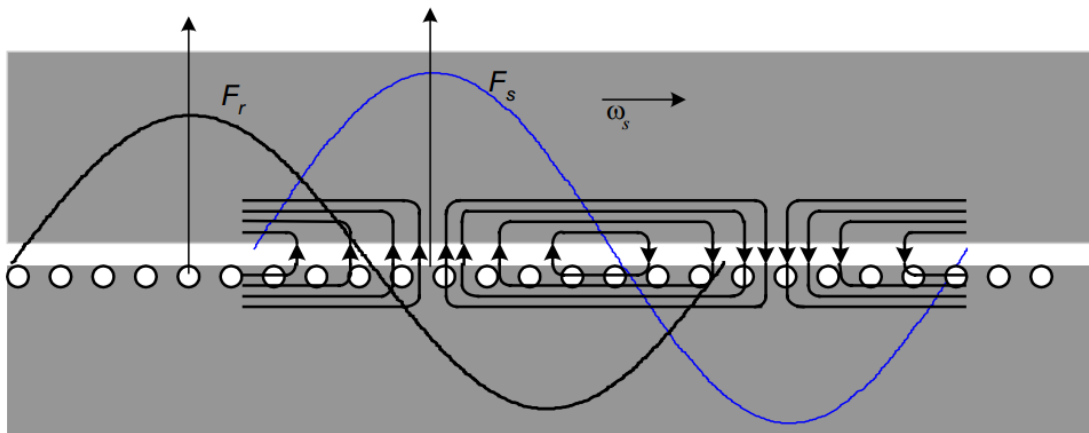


Figura 3.3 – Relação especial entre as fmms de estator e rotor.

Fonte: ANDRADE, D.[34]

Com o circuito do rotor fechado, as tensões induzidas vão provocar a circulação de correntes. Dado que a tensão em cada barra do rotor é senoidal ao longo do tempo, também será a corrente induzida. Assim verifica-se que uma distribuição espacial de fluxo, de amplitude constante, girando com velocidade constante ao longo entreferro e, cortando os condutores do rotor, induz nestes o aparecimento de tensões cujas amplitudes variam senoidalmente no tempo.

Levando em conta que o circuito do rotor é indutivo, em cada barra a corrente vai estar atrasada da tensão correspondente de um determinado ângulo. No estator onde se

tem uma distribuição senoidal de corrente formando também uma de fmm , assim como no rotor há uma distribuição senoidal de corrente induzida vai provocar o aparecimento da força magnetomotriz do rotor, sendo esta é senoidalmente distribuída no espaço, está atrasada da fmm do estator de um ângulo correspondente a 90° elétricos mais um ângulo dependente da reatância de dispersão do rotor conforme mostrado na Figura 3.3. A interação da fmm do estator com a fmm induzida no rotor resulta em conjugado eletromagnético que tende a arrastar o rotor no sentido de rotação da força magnetomotriz do estator[30].

A esta altura é importante observar que a força magnetomotriz induzida no rotor possui o mesmo número de pólos e se desloca à mesma velocidade que a fmm do estator, isto é, na velocidade síncrona. Além disso, todas as outras grandezas são senoidalmente distribuídas e se deslocam à velocidade síncrona devido a ação da fmm do estator e isto leva à conclusão de que a fmm do estator governa o funcionamento da máquina de indução. As Figura 3.4, Figura 3.5 e Figura 3.6 mostram diagramas de como as forças magnetomotrizes do estator e rotor se comportam no espaço. Matematicamente, o conjugado produzido por dois enrolamentos senoidalmente distribuídos interagindo na mesma região do espaço é expresso por:

$$C_e = K \overline{F_s F_r} \sin \xi \quad (3.1)$$

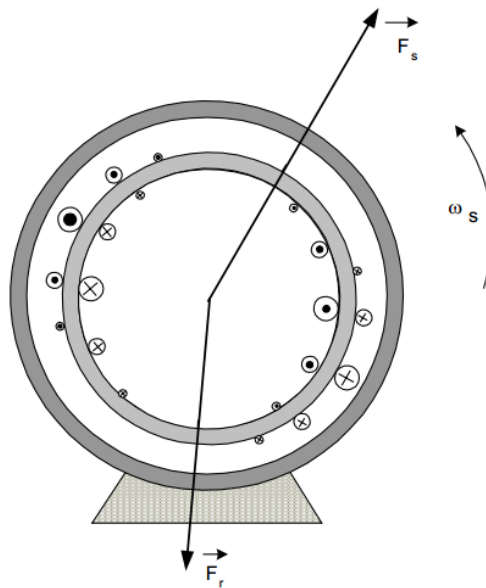


Figura 3.4 – Esboço da máquina indicando a condição de escorregamento alto.

Fonte: ANDRADE, D.[34]

A Figura 3.4 indica a condição onde o escorregamento é muito elevado, desta forma a frequência das correntes e tensões induzidas no rotor é quase igual à tensão da rede e portanto a reatância de dispersão do rotor é elevada fazendo com que a defasagem espacial entre as duas componentes de fmm seja grande e, mesmo que as correntes sejam elevadas, o conjugado será pequeno[34].

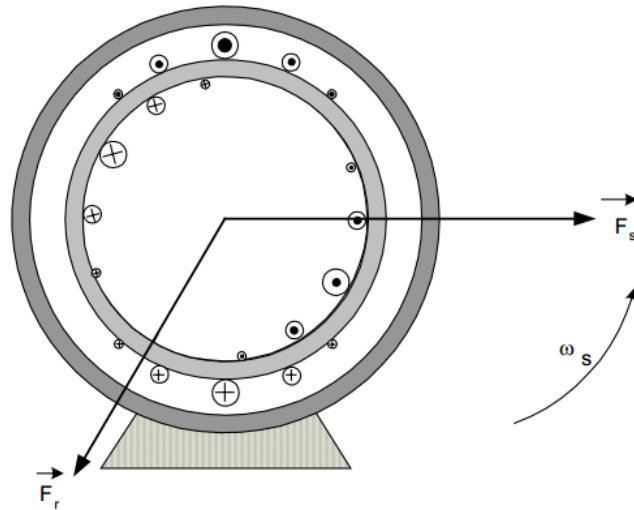


Figura 3.5 – Esboço da máquina indicando a condição do escorregamento intermediário.

Fonte: ANDRADE, D.[34]

A Figura 3.5 evidencia uma condição de escorregamento intermediário, onde a defasagem entre as duas componentes de fmm já se torna menor porque a reatância do rotor diminui em função da queda frequência das tensões e correntes do rotor. Enquanto a Figura 3.6 indica a condição de funcionamento nominal do motor de indução, em que a frequência das correntes e tensões induzidas no rotor agora é bem baixa, levando a uma reatância de dispersão menos significativa. Nesse caso o fator de potência do rotor é quase unitário. O ângulo espacial de defasagem é pouco maior que 90° e o conjugado nominal é produzido com correntes menores.

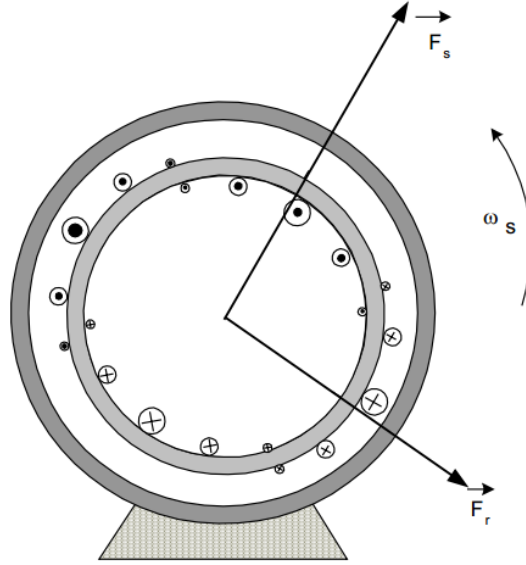


Figura 3.6 – Esboço da máquina indicando a condição do escorregamento nominalis.

Fonte: ANDRADE, D.[34]

Conforme mencionado no texto, as tensões induzidas nos condutores do rotor e, consequentemente, as correntes rotóricas são função da velocidade relativa entre o campo magnético girante (que gira à velocidade síncrona) e a velocidade mecânica do rotor. Quando a diferença de velocidade entre o campo magnético do rotor e do estator se tornaram zero, consequentemente as *fems* e as correntes do rotor serão nulas, resultando um torque eletromagnético igual a zero no motor. Dependendo da carga no eixo, o rotor vai estabelecer-se à velocidade de ω_r , sempre menor do que a velocidade do campo magnético rotativo, chamado a velocidade síncrona da máquina, ω_s . A diferença entre as velocidades é conhecida como a velocidade de escorregamento, ω_{sl} .

A velocidade síncrona pode ser encontrada através da equação (3.2):

$$\omega_s = 2\pi f_s \quad (3.2)$$

Onde f_s é a frequência da rede de alimentação. Sendo ω_m a velocidade mecânica, então a velocidade de escorregamento é calculada por meio da seguinte equação (3.3):

$$\omega_{sl} = \omega_s - \omega_r = \omega_s - \frac{P}{2} \omega_m \quad (3.3)$$

Onde P é o número de polos. A velocidade de escorregamento é responsável pela frequência das *fems* induzidas no rotor e, consequentemente, as suas correntes. Isto posto, as correntes do rotor estão na frequência de escorregamento, a qual pode ser obtida

a partir da velocidade angular de escorregamento, dividindo por 2π . O deslizamento é definido da seguinte forma:

$$s = \frac{\omega_{sl}}{\omega_s} \quad (3.4)$$

Observe que o escorregamento é adimensional. Além disso, combinando as equações (3.3) e (3.4), a velocidade do rotor é descrita:

$$\omega_r = \omega_s(1 - s) \quad (3.5)$$

Além disso, a velocidade do rotor é dada em rpm (rotações por minuto), indicado por n_r , sendo expressa da seguinte configuração:

$$n_r = n_s(1 - s) \quad (3.6)$$

Onde n_s é a velocidade síncrona ou a velocidade do campo magnético do estator em rpm, dada pela equação (3.7):

$$n_s = \frac{120f_s}{p} \quad (3.7)$$

2.3 CIRCUITO EQUIVALENTE

O circuito equivalente do motor de indução é muito semelhante ao de um transformador e, embora as correntes do rotor estejam na frequência de escorregamento, este é incorporado no circuito de uma forma simples. Os parâmetros são: resistência do estator por fase, R_s ; resistência rotor por fase, R_{rr} ; indutância mútua, L_m ; indutância de dispersão do estator por fase, L_s ; indutância de dispersão do rotor por fase, L_{rr} ; número espiras do estator e rotor por fase, respectivamente, T_1 e T_2 ; *fem* induzida no estator por fase, E_1 ; e *fem* induzida no rotor por fase E_2 [30].

A relação entre as Fems induzidas é:

$$\frac{E_2}{E_1} = s \frac{T_{2e}}{T_{1e}} = \frac{s}{a} \quad (3.8)$$

Onde T_{1e} e T_{2e} são o número de espiras efetivas por fase do estator e rotor, e a relação de espiras, a , como mostra a equação (3.9):

$$a = \frac{T_{1e}}{T_{2e}} = \frac{k_{w1}T_1}{k_{w2}T_2} = \text{turns ratio} \quad (3.9)$$

Então a corrente no rotor I_{rr} é calculada da seguinte forma:

$$I_{rr} = \frac{E_2}{R_{rr} + j\omega_s L_{lr}} \quad (3.10)$$

Substituindo E_2 da equação (3.8) na equação (3.10), a corrente do rotor é

$$I_{rr} = \frac{E_1/a}{\frac{R_{rr}}{s} + j\omega_s L_{lr}} \quad (3.11)$$

A equação (3.11) é inserida no circuito equivalente como mostrado na Figura 5.2, nota-se que tanto o rotor, quanto o estator têm a mesma frequência. A corrente de rotor refletida para o estator é denotado como I_r , sendo calculada em termos de corrente de rotor I_{rr} como mostra a equação (3.12)[31]:

$$I_r = \frac{I_{rr}}{a} \quad (3.12)$$

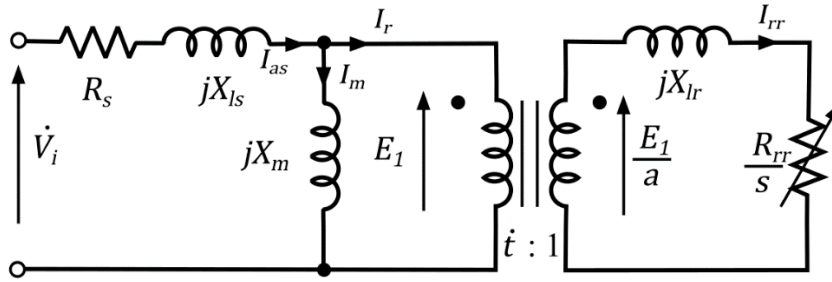


Figura 3.7 – Circuito Equivalente.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

$$I_r = \frac{E_1}{\frac{a^2 R_{rr}}{s} + j\omega_s (a^2 L_{lr})} = \frac{E_1}{\frac{R_r}{s} + j\omega_s L_{lr}} \quad (3.13)$$

Onde R_r e L_{lr} são a resistência rotor e indutância de dispersão referidos ao estator, respectivamente, determinado como

$$R_r = a^2 R_{rr} \quad (3.14)$$

$$L_{lr} = a^2 L_{lrr} \quad (3.15)$$

Assim como o rotor e o estator, o entreferro tem a mesma *femm* induzida, E_1 , o isolamento físico pode ser removido para obter um circuito fechado. A magnetização é estabelecida pelo ramo magnetizante do circuito equivalente, que consiste na indutância de magnetização que é sem perdas de potência real, e, portanto, não pode representar

perdas do núcleo. O circuito equivalente final, referido ao estator, é mostrada na Figura 3.8:

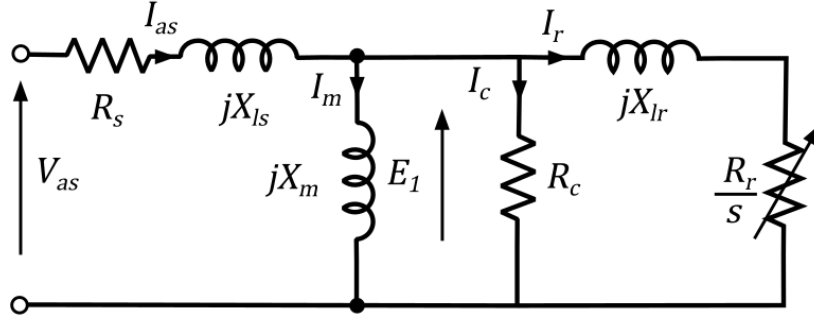


Figura 3.8 – Circuito Equivalente com o rotor referido ao estator.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

Uma resistência equivalente, que representa as perdas do núcleo, se localiza em paralelo com a indutância de magnetização, uma vez que as perdas do núcleo são dependentes do fluxo e, portanto, proporcionais aos fluxos concatenados e à tensão resultante do entreferro E_1 [30][31]. As auto-indutâncias do enrolamento do estator, L_s , e o enrolamento do rotor referido ao estator, L_r , são obtidas como a soma da indutância magnetização e respectivas indutâncias de dispersão:

$$L_s = L_m + L_{ls} \quad (3.16)$$

$$L_r = L_m + L_{lr} \quad (3.17)$$

Um diagrama fasorial simples do motor de indução é desenhado, usando o circuito equivalente dado na Figura 3.8, e a base para isto será fornecida pelas relações seguintes, contidas nas equações de (3.18) a (3.23).

Quando a máquina está energizada sem carga no rotor, o circuito de rotor está em circuito aberto, por isto o escorregamento é zero. A corrente do estator durante esta condição é conhecida como a corrente a vazio, que contribui para a magnetização da máquina e perdas do núcleo. Com base nisto a corrente a vazio é escrita da seguinte forma.

$$I_o = I_m + I_c \quad (3.18)$$

Onde I_o é a atual fase sem carga, I_m é a corrente de magnetização e I_c é a corrente de perda no núcleo.

$$I_m = \frac{E_{e1}}{jX_m} \quad (3.19)$$

Em que E_{e1} é a tensão de entreferro e X_m é a reatância magnetizante. Da mesma forma, a componente de perdas no núcleo é calculada através da equação (3.20):

$$I_c = \frac{E_1}{R_c} \quad (3.20)$$

No qual R_c é a resistência que representa as perdas no núcleo. A corrente do rotor pode ser obtida através,

$$I_r = \frac{E_1}{\frac{R_r}{s} + jX_{lr}} \quad (3.21)$$

Onde I_r , é a corrente do rotor por fase. A corrente do estator é definida como,

$$I_{as} = I_r + I_o \quad (3.22)$$

A tensão do estator V_{as} pode ser calculada através da equação (3.23),

$$V_{as} = E_1 + (R_s + jX_{ls}) \times I_{as} \quad (3.23)$$

O diagrama fasorial é apresentado na Figura 3.9, sendo que o ângulo φ entre a tensão de entrada do estator e corrente do estator é o ângulo do fator de potência do estator, e λ_m é o fluxo mútuo.

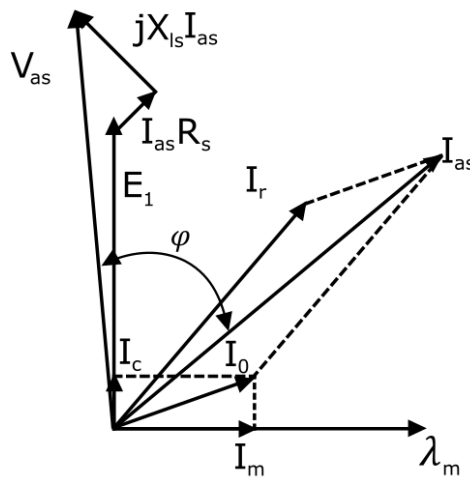


Figura 3.9 – Diagrama fasorial simplificado do motor de indução trifásico.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

As variáveis chave na máquina são a potência de entreferro, potência de saída no eixo e torque eletromagnético. A potência ativa transmitida a partir do estator, P_i , para o entreferro, P_a , é a diferença entre a potência de entrada e perdas no cobre do estator e é dada como

$$P_a = P_i - 3I_s^2 R_s \quad (3.24)$$

Desprezando as perdas do núcleo, a potência de entreferro é igual à potência total dissipada em $\frac{R_r}{s}$ nas três fases da máquina. Podendo ser escrita como

$$P_a = 3I_r^2 \frac{R_r}{s} \quad (3.25)$$

Além disso, a equação (3.25) poderia ser escrito da seguinte forma

$$P_a = 3I_r^2 R_r + 3I_r^2 R_r \frac{(1-s)}{s} \quad (3.26)$$

O termo $I_r^2 R_r$ é identificado como a perda de cobre do rotor e, portanto, o restante, $I_r^2 R_r \frac{(1-s)}{s}$, fornece potência convertida em forma mecânica, sendo que o termo comum 3 nas equações (3.25) e (3.26) representa o número de fases na máquina. A potência mecânica de saída, P_m , é obtida na forma de

$$P_m = 3I_r^2 R_r \frac{(1-s)}{s} \quad (3.27)$$

Como alternativa, em termos de torque eletromagnético e velocidade do rotor, a saída de potência mecânica é igual a:

$$P_m = \tau_e \omega_m \quad (3.28)$$

Onde τ_e é o torque eletromagnético, obtidos através das equações (3.27) e (3.28) como

$$\tau_e = \frac{3I_r^2 R_r (1-s)}{s\omega_m} \quad (3.29)$$

Substituindo a velocidade do rotor em termos de escorregamento e frequência de estator, tem-se a seguinte equação:

$$\omega_m = \frac{\omega_r}{P/2} = \frac{\omega_s(1-s)}{P/2} \quad (3.30)$$

Então conjugado eletromagnético ou de entreferro é obtido na forma de

$$\tau_e = 3 \left(\frac{P}{2} \right) \frac{I_r^2 R_r}{s \omega_s} \quad (3.31)$$

Para obter a potência de saída da máquina, P_s , as perdas por atrito e ventilação do rotor, indicado por P_{fw} , têm de ser subtraído a potência mecânica da máquina, como mostra a equação (3.32):

$$P_s = P_m - P_{fw} \quad (3.32)$$

As perdas de atrito e ventilação são duas perdas distintas e separadas, que são proporcionais à velocidade e ao quadrado da velocidade, respectivamente, por conseguinte, elas têm de ser representadas em função da velocidade para a avaliação do desempenho de velocidade variável do motor de indução. Também há perdas devido a campos magnéticos na máquina, que são descritas como perdas de carga estática, podendo variar de 0,25 a 0,5 por cento da potência nominal da máquina [30][31].

2.4 ENSAIO A VAZIO

O ensaio a vazio de um motor de indução trifásico fornece informações em relação à corrente de excitação e às perdas a vazio. Este ensaio geralmente é executado em frequência nominal e com tensões trifásicas equilibradas aplicadas aos terminais do estator. Neste experimento a corrente de rotor é apenas a mínima necessária para produzir o conjugado suficiente para exceder as perdas por atrito e ventilação.

As perdas rotacionais são encontradas através da tensão e frequência nominais, tomando cuidado com a variação da resistência de estator R_1 segundo a temperatura do enrolamento do estator. A Figura 3.10 mostra o circuito equivalente do motor durante o ensaio a vazio, visto que as variáveis relacionadas ao rotor não são necessárias neste ensaio [31].

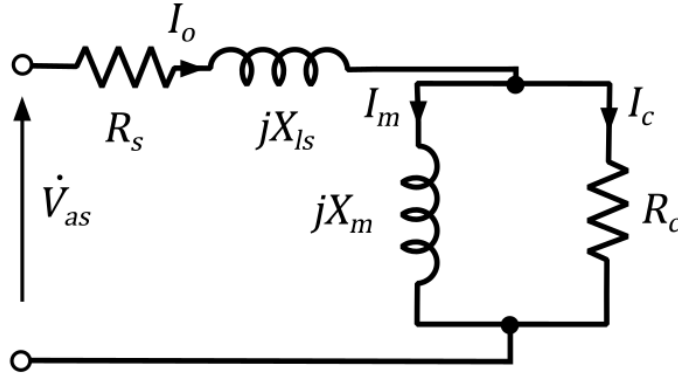


Figura 3.10 – Circuito equivalente durante o ensaio a vazio.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

Este ensaio geralmente é realizado com o motor operando em sua frequência elétrica nominal f_n e coletando as seguintes medições:

$V_{1,vz}$ = A tensão de fase [V].

$I_{1,vz}$ = A corrente de linha [A].

P_{vz} = A potência elétrica trifásica total de entrada [W].

Devido ao caminho de magnetização do motor de indução trifásico que possui um entreferro a corrente de excitação tem um valor significativo, conseqüentemente as perdas rotacionais devem ser levadas em consideração. Para calcular esta potência tem -se a seguinte fórmula:

$$P_{rot} = P_{vz} - n_{fases} R_1 I_{1,vz}^2 \quad (3.33)$$

Considera-se as perdas rotacionais constantes e iguais ao seu valor a vazio sob carga, em tensão e frequência nominais. É importante ter cuidado ao aplicar esta equação (3.33) pois a resistência R_1 varia com a temperatura, portanto deve utilizar este dado já corrigido para a temperatura do motor no ensaio a vazio. Outra forma de se determinar as perdas rotacionais seria a partir do decréscimo da velocidade, desligando a fonte repentinamente, sendo que o motor esteja operando a vazio, em velocidade nominal e conhecendo a inércia do rotor J pode-se calcular através da seguinte equação.

$$P_{rot}(\omega_m) = -\omega_m J \frac{d\omega_m}{dt} \quad (3.34)$$

Estimadas as perdas rotacionais, então a potência do núcleo pode ser obtida da seguinte maneira

$$P_{núcleo} = P_{vz} - P_{rot} - n_{fases} R_1 I_{1,vz}^2 \quad (3.35)$$

Como a corrente de estator é relativamente baixa nestas condições, então são desprezadas as quedas de tensão na resistência de estator e na reatância de dispersão. Portanto, nesta aproximação a tensão sobre a resistência de perdas no núcleo R_c é igual à tensão de fase a vazio. Para obter esta resistência tem-se

$$R_c = \frac{n_{fases} V_{1,vz}^2}{P_{núcleo}} \quad (3.36)$$

É comum ignorar a resistência de perdas no núcleo R_c e incluí-la nas perdas rotacionais, devido à baixa interferência nos resultados da análises e isso é constado desde que a máquina esteja operando próximo da velocidade e da tensão nominais [30][31]. No entanto, a resistência R_2/s_{vz} refletida é muito grande devido ao escorregamento s_{vz} ser muito baixo, consequentemente a combinação em paralelo entre o ramo magnetizante e o rotor resulta em aproximadamente jX_m . Portanto a reatância aparente X_{vz} medidas nos terminais do estator, será muito próximo da associação em série das reatâncias X_1 e X_m .

$$X_{vz} = X_{11} = X_1 + X_m \quad (3.37)$$

Portanto, a reatância do estator pode ser determinada através das seguintes equações,

$$S_{vz} = n_{fases} V_{1,vz} I_{1,vz} \quad (3.38)$$

$$Q_{vz} = \sqrt{S_{vz}^2 - P_{vz}^2} \quad (3.39)$$

$$X_{vz} = \frac{Q_{vz}}{n_{fases} I_{1,vz}^2} \quad (3.40)$$

2.5 ENSAIO DE ROTOR BLOQUEADO

Este ensaio é realizado bloqueando o rotor para que o escorregamento seja igual a um e com tensões trifásicas equilibradas aplicadas ao estator, tendo como objetivo determinar as impedâncias de dispersão. Após feito o ensaio as seguintes medidas são coletadas:

$V_{1,bl}$ = A tensão de fase [V].

$I_{1,bl}$ = A corrente de linha [A].

P_{bl} = A potência elétrica total de entrada [W].

f_{bl} = A frequência do ensaio de rotor bloqueado [Hz].

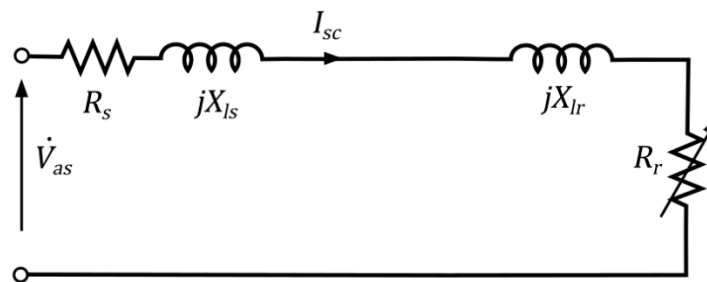


Figura 3.11 – Circuito equivalente durante o ensaio de curto circuito.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

O experimento é realizado sob condições em que a corrente e a frequência do rotor são aproximadamente as nominais, visto que o circuito equivalente durante este ensaio é mostrado pela Figura 3.11. A norma IEEE 112 propõe utilizar uma frequência de 25% do valor nominal, pois a reatância de dispersão total em frequência normal pode ser obtida do valor desse ensaio considerando que a reatância seja proporcional à frequência. Porém em motores com potência nominal abaixo de 25 HP a impedância de rotor bloqueado pode ser encontrada em frequência de operação e a recomendação da utilização de corrente nominal deve-se ao fato de que as reatâncias de dispersão são afetadas de forma significativa pela saturação [30].

Para determinar a reatância de rotor bloqueado tem-se,

$$Q_{bl} = \sqrt{S_{bl}^2 - P_{bl}^2} \quad (3.41)$$

em que

$$S_{bl} = n_{fases} V_{1,bl} I_{1,bl} \quad (3.42)$$

assim pode-se encontrar a reatância de rotor bloqueado, corrigida através da equação a seguir.

$$X_{bl} = \left(\frac{f_r}{f_{bl}} \right) \left(\frac{Q_{bl}}{n_{fases} I_{1,bl}^2} \right) \quad (3.43)$$

Com a potência de entrada deste ensaio é possível encontrar a resistência de rotor bloqueado com a fórmula abaixo:

$$R_{bl} = \frac{P_{bl}}{n_{fases} I_{1,bl}^2} \quad (3.44)$$

Assim que os parâmetros acima forem obtidos é factível de que os do circuito equivalente sejam encontrados, como é mostrado adiante.

$$Z_{bl} = R_1 + jX_1 + (R_2 + jX_2) // jX_m \quad (3.45)$$

Admitindo que as reatâncias foram encontradas na frequência nominal, é comum fazer aproximação, como $R_2 \gg X_m$, com o objetivo de reduzi-la,

$$Z_{bl} = R_1 + R_2 \left(\frac{X_m}{X_2 + X_m} \right)^2 + j \left(X_1 + jX_2 \left(\frac{X_m}{X_2 + X_m} \right) \right) \quad (3.46)$$

Após separar os termos complexo e real, é posto em evidência X_2 como é visto na equação (3.47)

$$X_2 = (X_{bl} - X_1) \left(\frac{X_m}{X_1 + X_m - X_{bl}} \right) \quad (3.47)$$

Da mesma forma é posto em evidência R_2 como na equação (3.48),

$$R_2 = (R_{bl} - R_1) \left(\frac{X_2 + X_m}{X_m} \right)^2 \quad (3.48)$$

Tabela 1 - Valores da relação entre X_1 e X_2 .

| Classe de motor | Descrição | Fração de $X_1 + X_2$ | |
|-----------------------|--|-----------------------|-------|
| | | X_1 | X_2 |
| A | Conjugado de partida normal, corrente de partida normal | 0.5 | 0.5 |
| B | Conjugado de partida normal, corrente de partida baixo | 0.4 | 0.6 |
| C | Conjugado de partida elevado, corrente de partida baixo | 0.3 | 0.7 |
| D | Conjugado de partida elevado, escorregamento elevado | 0.5 | 0.5 |
| Rotor Bobinado | Rotor bobinado e desempenho varia segundo a resistência do rotor | 0.5 | 0.5 |

Pelo fato do desempenho do motor ser pouco afetado pelo modo de distribuição da reatância de dispersão total entre o estator e o rotor, uma orientação da norma IEEE 112 é utilizar a Tabela 1, ou seja, a distribuição empírica de reatâncias de dispersão em motores de indução [31]. Após X_1 e X_2 serem determinados é possível que X_m seja encontrado por meio da equação (3.49).

$$X_m = X_{vz} + X_1 \quad (3.49)$$

2.6 MODELAGEM MATEMÁTICA DO MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO

Atualmente a modelagem dinâmica de uma máquina de indução trifásica é feita através de técnicas responsáveis por transformar o modelo trifásico do motor acoplado, em um bifásico e desacoplado em eixos semi-estacionários. O modelo bifásico $dq0$ é obtido através da aplicação de transformações de Park em um motor de indução trifásico no referencial genérico, sem que haja perda de generalidade [33].

Para um motor de indução trifásico ser derivado a partir da máquina de duas fases, a equivalência entre três e duas fases deve ser confirmada. Esta equivalência é baseada na igualdade dos campos magnetomotrizes produzidos nos enrolamentos bifásicos e

trifásicos, além de magnitudes das correntes. Partindo do princípio de que cada um dos três enrolamento tem T_1 espiras por fase e magnitudes iguais de correntes, os dois enrolamentos de fase terão $\frac{3T_1}{2}$ voltas por fase para a igualdade força magnetomotriz. Os fmm dos eixos d e q são encontrados resolvendo os força magnetomotrizes das três fases ao longo dos eixos d e q . A Figura 3.12 apresenta os enrolamentos trifásicos e de duas fases.

O termo comum, o número de voltas no enrolamento, é cancelado em ambos os lados das equações, deixando as igualdades atuais. A relação entre $dq0$ e ABC correntes é a seguinte:

$$\begin{bmatrix} i_{qs} \\ i_{ds} \\ i_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_c & \cos \left(\theta_c - \frac{2\pi}{3} \right) & \cos \left(\theta_c + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \sin \theta_c & \sin \left(\theta_c - \frac{2\pi}{3} \right) & \sin \left(\theta_c + \frac{2\pi}{3} \right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} \quad (3.50)$$

A corrente i_0 atual representa os desequilíbrios nos a, b e c correntes de fase e pode ser reconhecido como componente de sequência zero da corrente [30]. A equação (3.50) pode ser expresso de uma forma compacta por

$$i_{dq0} = [T_{abc}] i_{abc} \quad (3.51)$$

onde,

$$i_{dq0} = [i_{qs} \quad i_{ds} \quad i_0]^t \quad (3.52)$$

$$i_{abc} = [i_{as} \quad i_{bs} \quad i_{cs}]^t \quad (3.53)$$

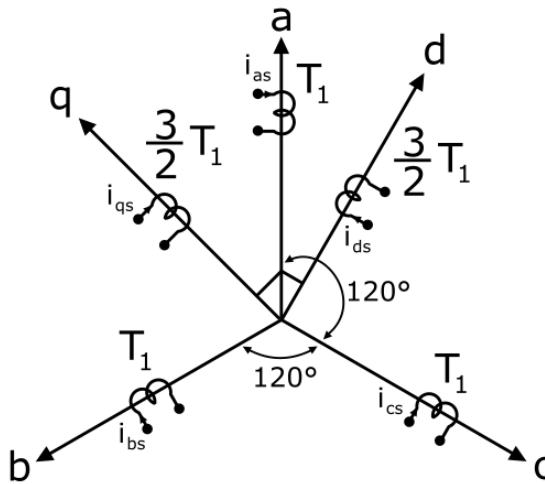


Figura 3.12 – Relação entre os eixos dq , abc e os enrolamentos do estator.

Fonte: KRISHNAN, R.[31]

E a matriz de transformação de abc para variáveis dq0 é

$$[T_{abc}] = \begin{bmatrix} \cos \theta_c & \cos\left(\theta_c - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_c + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin \theta_c & \sin\left(\theta_c - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_c + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (3.54)$$

A corrente de sequência zero, i_0 , não produz um campo magnético resultante. A transformação a partir de correntes de duas fases para correntes trifásicas pode ser obtida na forma de

$$i_{abc} = [T_{abc}]^{-1} i_{dq0} \quad (3.55)$$

onde,

$$[T_{abc}]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta_c & \sin \theta_c & 1 \\ \cos\left(\theta_c - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_c - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\theta_c + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta_c + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (3.56)$$

Para a representação matemática, algumas considerações são necessárias [31][33]:

- i. Os três enrolamentos estatóricos são iguais entre si;
- ii. Os três enrolamentos rotóricos são iguais entre si;
- iii. Os ângulos elétricos entre os enrolamentos são iguais, tanto no estator quanto no rotor;
- iv. O entreferro é considerado constante;
- v. O circuito magnético é considerado ideal (a saturação não existe);
- vi. A distribuição da densidade de fluxo magnético no entreferro é radial e senoidal;
- vii. A máquina será considerada bipolar;
- viii. Não serão consideradas perdas magnéticas.

A partir dessas premissas, e usando a transformada de Park, as equações de tensão da máquina no referencial genérico são descritas na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{dr} \\ V_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + \rho L_{s1} & -L_{s1}\omega & \rho L_{m1} & -L_{m1}\omega \\ L_{s1}\omega & R_s + \rho L_{s1} & L_{m1}\omega & \rho L_{m1} \\ \rho L_{m1} & -L_{m1}(\omega - P\omega_r) & R_r + \rho L_{r1} & -L_{r1}(\omega - P\omega_r) \\ L_{m1}(\omega - P\omega_r) & \rho L_{m1} & L_{r1}(\omega - P\omega_r) & R_r + \rho L_{r1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \end{bmatrix} \quad (3.57)$$

$$T_E = NL_{m1}(I_{qs}I_{dr} - I_{ds}I_{qr}) \quad (3.58)$$

$$L_{s1} = L_s + \frac{1}{2}L_m \quad (3.59)$$

$$L_{r1} = L_r + \frac{1}{2}L_m \quad (3.60)$$

$$L_{m1} = \frac{3}{2}L_m \quad (3.61)$$

Na Equação (3.57), ρ indica a derivação da variável e N representa o número de pares de pólos da máquina. R_s é a resistência estatórica e R_r é a resistência rotórica. L_{s1} , L_{r1} e L_{m1} são as indutâncias cíclicas do estator, cíclica do rotor e cíclica mútua, respectivamente. L_s , L_r e L_m são as indutâncias estatórica, rotórica e mútua respectivamente [31].

Esse modelo encontra-se no referencial genérico, onde ω é a velocidade de rotação do eixo de coordenadas dq e ω_r é a velocidade rotórica. V_{ds} , V_{qs} , V_{dr} e V_{qr} são as tensões nos eixos dq estatóricas e rotóricas, respectivamente. Já as correntes nos eixos dq estatóricas e rotóricas são definidas por I_{ds} , I_{qs} , I_{dr} e I_{qr} . Na Equação (3.58), o torque elétrico T_E é o responsável pelo acoplamento entre a parte elétrica e a mecânica do motor CA. A partir das equações acima, são desenvolvidas manipulações matemáticas com o objetivo de se obter o modelo da máquina por equações de estado do motor de indução trifásico para um referencial genérico, definidos como:

$$V_{ds} = R_s I_{ds} + L_{s1} \dot{I}_{ds} - \omega L_{s1} I_{qs} + L_{m1} \dot{I}_{dr} - \omega L_{m1} I_{qr} \quad (3.62)$$

$$V_{qs} = R_s I_{qs} + L_{s1} \dot{I}_{qs} + \omega L_{s1} I_{ds} + L_{m1} \dot{I}_{qr} - \omega L_{m1} I_{dr} \quad (3.63)$$

$$\begin{aligned} \dot{I}_{ds} = & -\frac{R_s L_{r1}}{x_0} I_{ds} + \left(\omega + N\omega_r \frac{L_{m1}^2}{q_0} \right) I_{qs} + \frac{R_r L_{m1}}{q_0} I_{dr} + N\omega_r \frac{L_{m1} L_{r1}}{q_0} I_{qr} \\ & + \frac{L_{r1}}{q_0} V_{ds} \end{aligned} \quad (3.64)$$

$$\begin{aligned} \dot{I}_{qs} = & -\left(\omega - N\omega_r \frac{L_{m1}^2}{q_0} \right) I_{ds} - \frac{R_s L_{r1}}{q_0} I_{qs} - N\omega_r \frac{L_{r1} L_{m1}}{q_0} I_{dr} + \frac{R_r L_{m1}}{q_0} I_{qr} \\ & + \frac{L_{r1}}{q_0} V_{qs} \end{aligned} \quad (3.65)$$

$$\begin{aligned} \dot{i}_{dr} = & \frac{R_s L_{m1}}{q_0} I_{ds} - N \omega_r \frac{L_{s1} L_{m1}}{q_0} I_{qs} - \frac{R_r L_{s1}}{q_0} I_{dr} + \left(\omega - N \omega_r \frac{L_{s1} L_{r1}}{q_0} \right) I_{qr} \\ & - \frac{L_{m1}}{q_0} V_{ds} \end{aligned} \quad (3.66)$$

$$\begin{aligned} \dot{i}_{qr} = & N \omega_r \frac{L_{s1} L_{m1}}{q_0} I_{ds} + \frac{R_s L_{m1}}{q_0} I_{qs} + \left(-\omega + N \omega_r \frac{L_{s1} L_{r1}}{q_0} \right) I_{dr} \\ & - \frac{R_r L_{s1}}{q_0} I_{qr} - \frac{L_{m1}}{q_0} V_{qs} \end{aligned} \quad (3.67)$$

$$\dot{\omega}_m = \frac{Xm}{2H} (i_{qs} i_{dr} - i_{qr} i_{ds}) - \frac{\tau_c}{2H} - \frac{B_n}{2H} \omega_m \quad (3.68)$$

Onde, $q_0 = L_{s1} L_{r1} - L_{m1}^2$. Assim, o modelo por equações de estado do motor de indução trifásico para um referencial é mostrado e a resolução das equações (3.64) a (3.68) são obtidas por integração numérica. A partir dos resultados são calculados o torque, a potência e as perdas.

CAPÍTULO III

IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Identificação de Sistemas é uma área de modelagem matemática que estuda técnicas alternativas à modelagem caixa branca. Uma das características dessas técnicas é que pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é necessário e, conseqüentemente, tais métodos são também referidos como modelagem (ou identificação) caixa preta ou identificação empírica [36].

Uma categoria de técnicas que pode ser colocada entre a modelagem pela física ou natureza do processo e a identificação caixa preta é a chamada identificação caixa cinza. As técnicas desse grupo caracterizam-se por usar informação auxiliar, que não se encontra no conjunto de dados utilizados durante a identificação. O tipo de informação auxiliar e a forma com que ela é usada varia muito entre as diversas técnicas disponíveis.

3.2 COLETA DE DADOS

Há três aspectos fundamentais em identificação de sistemas: onde excitar a planta, que tipo de sinais usar a fim de obter dados que sejam representativos dessa dinâmica e como amostrar tais modelos. Neste contexto, é muito importante que a escolha e coleta de sinais seja meticulosa, visto que é necessário que o modelo matemático se relacione dinamicamente com pelo menos duas variáveis de um sistema, pressupondo que haja correlação significativa entre as variáveis.

Para a escolha de $y(k)$ e $u(k)$ como saída e entrada de um modelo, respectivamente, é importante que o sinal $u(k)$ deva ser uma causa de $y(k)$. Deve ser

notado que o fato de duas variáveis estarem correlacionadas não implica necessariamente uma relação de causa e efeito.

Mesmo quando o método de identificação não fizer uso das funções de correlação, as entradas utilizadas deverão satisfazer critérios semelhantes ao que já foi mencionado e isso pode ser interpretado de duas maneiras: numérica e dinâmica. A estimação paramétrica pode ser analisada como a solução de um problema que envolve a inversão de uma matriz, em que no caso do estimador MQ (Mínimos Quadrados) essa matriz é $\psi^T \psi$, e na ocorrência de modelos com regressores do tipo $u(k - j)$ nota-se que quanto mais constante for o sinal de entrada $u(k)$ mais mal condicionada será a matriz a ser invertida, uma vez que algumas colunas de ψ serão praticamente constantes e idênticas [42].

Em se tratando de uma interpretação dinâmica, tendo um sistema com sinal branco com potência espectral numa ampla faixa de frequências capaz de excitar a dinâmica da planta, caso as características dinâmicas e estáticas não forem excitadas não aparecerão nos dados e consequentemente não será identificado.

A dinâmica do processo pode ser determinada a partir da resposta ao sinal de entrada. Muitas vezes, estes sinais, entrada e saída, são obtidos a partir de testes em que o usuário determina as características do sinal de entrada (como frequência e amplitude) para excitar o sistema e obter o sinal de saída. Contudo, em outras situações, o usuário não tem a possibilidade de afetar o experimento e os dados são apenas aferidos no processo, ou seja, os dados são obtidos de forma natural ao processo da planta [54].

Existem diversos tipos de sinais que podem ser aplicados como entrada da planta como: sinal degrau, impulso, pseudoaleatório, entre outros. Deve-se atentar nessa fase em aplicar um sinal de entrada que excite o sistema de forma a satisfazer certas propriedades da planta para que a dinâmica desejada para modelagem esteja presente no sinal de saída. Afinal, o modelo poderá representar as características que estejam contidas nos dados.

Dessa forma, o sinal a ser aplicado deve possuir um espectro de frequência na região que pretende modelar o sistema. Dentre os sinais existentes os mais indicados são os sinais aleatórios ou pseudoaleatórios, pois estes possuem potência espectral numa ampla faixa de frequência, aumentando assim a possibilidade de se obter a característica desejada no sinal de saída. Todavia, na prática é mais utilizado o sinal degrau, devido a sua facilidade de obtenção manual [35][36].

3.3 DETECÇÃO DE NÃO-LINEARIDADE

O princípio de superposição é um dos mais importantes testes de linearidade para um sistema, em termos matemáticos ele define o que é linear e o que não é linear [37].

Em se tratando de sistemas lineares este conceito pode ser usado da seguinte forma: se um sistema com condições iniciais dadas por $S_1 = \{x_1(0), \dot{x}_1(0)\}$ responde a uma entrada $f_1(t)$ com uma saída $x_1(t)$ e em contra partida, para um segundo teste, com condições iniciais dadas por $S_2 = \{x_2(0), \dot{x}_2(0)\}$, cuja entrada é um $f_2(t)$, com uma saída $x_2(t)$, então, de acordo com o princípio de superposição, se aplicarmos ao sistema a condição inicial $S_3 = \{S_1, S_2\}$, para uma entrada dada por $f_3(t) = \alpha f_1 + \beta f_2$, onde α e β , são constantes, pelo princípio de superposição é de se esperar que o sistema, uma vez linear, responda com $x_3(t) = \alpha x_1 + \beta x_2$, quaisquer que sejam α e β e para todos os pares de entrada $f_1(t)$ e $f_2(t)$.

No entanto, apesar de fundamental, na prática este método é limitado, uma vez que as possibilidades de escolha para α , β , f_1 e f_2 são infinitas. Entretanto, para mostrar não linearidade basta que o conjunto de variáveis viole o conceito e, embora na prática esta escolha possa ser difícil, simples procedimentos podem ser estabelecidos. Além disso, alguns dos procedimentos mais comumente utilizados são baseados nos teste de homogeneidade, reciprocidade e harmônicos distorcidos, ainda assim, existem algoritmos de detecção de não-linearidades que são utilizados para quantificar o nível de iterações não-lineares encontradas nos dados de identificação [39][40][41].

Billings e Voon [38][39] mostraram que a relação

$$\Phi_{y,y^2} = E \left(y(t) - E(y(t)) \left(y^2(t - \tau) - E(y^2(t)) \right) \right) = 0 \quad \forall \tau \quad (5.1)$$

é válida se e somente se o sistema original for linear. Os limites de um intervalo de confiança de 95% são: $\pm \frac{1,96}{\sqrt{N}}$, onde N é o comprimento do registro de dados disponíveis. A função de correlação (5.1) pode ser estimada utilizando os dados de identificação disponíveis. O sistema que gerou os dados deverá ser representado por um modelo não-linear quando a correlação calculada não permanece dentro do intervalo de confiança. Nesse caso, as interações não-lineares nos dados de identificação são consideráveis e devem ser modeladas.

3.4 REPRESENTAÇÕES MATEMÁTICAS

Segundo [1][36], existem dois métodos de realizar o processo de identificação de sistemas: o método determinístico e o método estocástico. Sendo que, o método determinístico é aquele que não dá nenhum tratamento especial ao ruído presente nos dados, ainda que se aceite o fato de que os dados estejam contaminados. Sendo assim, esse método só apresenta bons resultados quando a relação sinal/ruído é suficientemente baixa. Já o método estocástico utiliza recursos adequados para levar em consideração o ruído e, dessa forma, reduzir seus efeitos sobre o modelo identificado.

Além disso, [42] divide a identificação do sistema em três categorias, sendo elas conhecidas como métodos paramétricos, métodos não paramétricos e métodos no domínio da frequência. Essa divisão, na realidade, diz respeito à forma do modelo identificado e não necessariamente ao algoritmo ou método usado para encontrá-lo [36].

Os métodos paramétricos são aqueles que utilizam estruturas matemáticas parametrizadas para descrever o comportamento dinâmico do sistema original [43]. Tem-se como exemplos as funções de transferência, a representação no espaço de estados e a representação ARMAX e suas derivadas. Os parâmetros dessas estruturas são estimados usando algoritmos de estimação de parâmetros a partir dos dados medidos.

Os métodos não-paramétricos são aqueles que não resultam em um modelo matemático propriamente dito, mas sim em uma representação gráfica que caracteriza a dinâmica do sistema em estudo. Exemplos típicos de tais representações é a resposta ao impulso e a resposta em frequência. Já a identificação de sistemas por meio do método no domínio da frequência utiliza a transformada de Fourier dos sinais de entrada e saída para fazer a representação do sistema identificado [55].

A utilização do modelo matemático representativo irá depender da planta em estudo, dos objetivos da modelagem e do conhecimento a priori sobre o sistema. Em sistemas de controle baseados em modelos percebe-se uma preferência em utilizar sistemas lineares, haja visto o grande número de técnicas de controle baseadas nestas representações.

Existem várias formas de representar um sistema real tal como função de transferência, espaço de estado, representações polinomiais, dentre outros. Em identificação é comum utilizar as representações polinomiais, que podem ser do tipo *Auto Regressive* (Auto Regressivo - AR), *Auto Regressive with External Input* (Auto

Regressivo com entradas exógena - ARX), *Auto Regressive Moving Average with Exogeneous Input* (Auto Regressivo com média móvel e entrada exógena- ARMAX), dentre outros [36].

O modelo ARX é classificado como modelo com erro na equação, por apresentar uma variável exógena representando o erro do modelo, conforme a equação (5.2) dita como linear nos parâmetros [36].

$$\begin{aligned} [1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}] y(k) \\ = [b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}] u(k) + e(k) \end{aligned} \quad (5.2)$$

Onde $u(k)$ e $y(k)$ são os dados de, respectivamente, entrada e saída do sistema em análise, sendo b_i e a_i os coeficientes dos regressores de entrada e saída, n_a e n_b são referente às ordens dos polinômios, e q^{-1} é o operador de atraso, de forma que $y(k)q^{-1} = y(k-1)$.

A equação (5.2) pode ser reescrita, resultando em:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{1}{A(q)} v(k) \quad (5.3)$$

Neste caso, o erro, representativo do ruído, adicionado a saída, $e(k) = \frac{v(k)}{A(k)}$, não é branco, ou seja, o ruído é modelado como ruído branco filtrado por um modelo auto regressivo[36]. A Figura 5.1 exibi uma representação esquemática do modelo ARX.

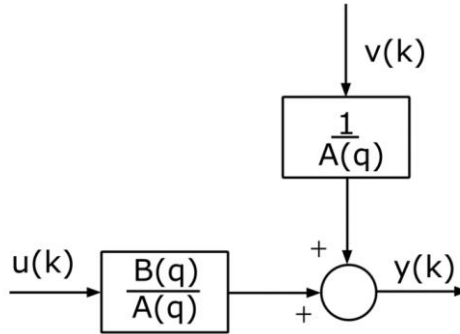


Figura 5.1 – Representação esquemática de modelo ARX.

Fonte: AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A.[36].

3.4.1 ARMAX

O modelo ARMAX (*Auto Regressive Moving Average with Exogeneous Input* - Auto Regressivo com Média Móvel e Entrada Exógena) é descrito pela equação (3.3).

$$\begin{aligned}
 & [1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}] y(k) \\
 & = [b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}] u(k) \\
 & + [1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_c} q^{-n_c}] e(k)
 \end{aligned} \tag{5.4}$$

Ou na forma compacta, este modelo pode ser escrito segundo a equação (5.5):

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{C(q)}{A(q)} v(k) \tag{5.5}$$

Assim como o modelo ARX, o modelo ARMAX também é classificado como um modelo de erro na equação. Todavia, este modelo difere-se do anterior por possuir uma ponderação estendida no parâmetro do $e(k)$, com média não nula ao longo do tempo, isto é, distingue-se por possuir média móvel, bem como por não ser linear nos parâmetros.

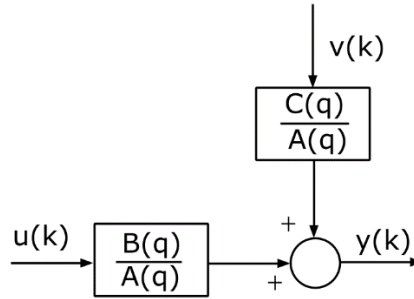


Figura 5.2 – Representação esquemática de modelo ARMAX.

Fonte: AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A.[36].

3.5 ESTIMAÇÃO PARAMÉTRICAS

No procedimento de estimação de parâmetros, devem-se estimar os parâmetros da estrutura escolhida de forma a aproximar o comportamento dinâmico exibido pelo sistema.

Geralmente, para modelos lineares o método de estimação mais utilizado é o de mínimos quadrados, que pode ser solucionado por várias técnicas numéricas bem desenvolvidas, como: a transformação de *Householder* e a decomposição de *Cholesky* [5][44][55]. Neste método, a álgebra envolvida é relativamente simples e o estimador tem boas propriedades de robustez ao ruído presente nos dados.

Para minimizar o efeito do ruído sobre os dados, neste tipo de método, busca-se uma estimativa não-polarizada, ou seja, em que o vetor de resíduos seja um ruído branco e não apresente relação com os regressores. Esta característica garante que o comportamento dinâmico do sistema seja devidamente absorvido pelo modelo.

Para que as estimativas sejam sempre não-polarizadas, e toda a dinâmica dos dados seja refletida no modelo, novos termos devem ser incluídos. Nessa inclusão de mais termos deve-se adicionar a quantidade de termos de ruídos suficiente para evitar a polarização dos parâmetros, evitando-se assim a sobreparametrização do modelo, que pode gerar o aparecimento de regimes dinâmicos espúrios no mesmo[46].

A estimação pode ser classificada em: estimação em lote e estimação recursiva. A estimação é dita em lote quando os dados de entrada e saída de um determinado sistema são previamente coletados, e em seguida, processados de uma só vez para obtenção do vetor de parâmetros do modelo. A estimação é dita recursiva quando, a cada período de amostragem, a estimativa dos parâmetros é atualizada, tendo como base apenas os dados coletados naquele instante.

Os algoritmos recursivos de estimação são geralmente utilizados em sistemas variantes no tempo [47][55]. Por causa disto a estimação também é utilizada no projeto de controladores adaptativos e nestes sistemas os parâmetros precisam ser continuamente estimados para refletirem as mudanças nos dados de entrada e saída. Para que isso aconteça, estes algoritmos podem fazer uso de um fator de esquecimento, geralmente de decaimento exponencial revertido no tempo, que privilegia os dados mais recentes em detrimento dos mais antigos.

A teoria dos mínimos quadrados foi inicialmente proposta por Karl Gauss para conduzir o seu trabalho de predição das órbitas dos planetas. Segundo [48], a teoria de mínimos quadrados foi, desde de então, tornando-se a principal ferramenta para a obtenção de parâmetros a partir de dados experimentais. Há inúmeros outros métodos de obtenção de parâmetros como a máxima verossimilhança, método de Brayes e outros, porém o método dos mínimos quadrados continua sendo o mais conhecido e mais utilizado entre engenheiros e cientistas.

Muitos dos algoritmos utilizados para a obtenção dos parâmetros na identificação de sistemas podem ser interpretados como sendo procedimentos de mínimos quadrados. Assim é possível unificar diversas técnicas de identificação de sistemas dentro da área da teoria dos mínimos quadrados.

O método dos mínimos quadrados determina o melhor ajuste do modelo aos dados experimentais a partir da minimização do erro. Dada a variável y , que está relacionada linearmente com um conjunto de n variáveis x , sendo $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, tem-se:

$$y(i) = \theta_1 x_1(i) + \theta_2 x_2(i) + \dots + \theta_n x_n(i) \quad (5.6)$$

A equação acima é chamada de função de regressão e θ_i chamado de coeficiente regressão[36]. O sistema de equações (5.6) pode ser escrito em forma de matriz:

$$y = \theta X \quad (5.7)$$

Onde,

$$y = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(m) \end{bmatrix} X = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_n(1) \\ x_1(2) & \cdots & x_n(2) \\ \vdots & & \vdots \\ x_1(m) & \cdots & x_n(m) \end{bmatrix} \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

Para estimar os n parâmetros θ_i , é necessário que $m \geq n$. Se $m = n$ então θ pode ser calculado por:

$$\hat{\theta} = X^{-1}y \quad (5.9)$$

Com X^{-1} sendo a inversa da matriz quadrada de X e $\hat{\theta}$ sendo a estimativa de θ . Contudo, quando $m > n$ não é possível determinar um conjunto de θ_i que satisfaça as m equações. Este problema pode ser colocado como um problema de otimização, minimizando o erro entre o modelo e os dados experimentais a partir do ajuste de θ .

Estimação Paramétrica

Se o sistema $y(k) = \psi^T \theta + e(k)$, sendo $E[e(k)] = 0$ e $cov[e(k)] = 0$. No que se segue os subíndices indicam as iterações do algoritmo recursivo. Portanto, um modelo para o sistema acima pode ser escrito da seguinte maneira:

$$y(k) = \psi_k^T \theta_k + \xi(k), \quad (5.10)$$

sendo que o vetor de regressores $\psi_k^T(k) \in \mathfrak{R}^{n\theta}$ é formado na iteração k com informação disponível até a iteração $k - 1$. No desenvolvimento a seguir, para facilitar será omitida a indicação $k - 1$. $\hat{\theta}_k(k) \in \mathfrak{R}^{n\theta}$ indica o vetor de parâmetros estimado na iteração k .

No contexto de estimação recursiva, é interessante expressar $\hat{\theta}_k$ em função do último valor estimado, ou seja, $\hat{\theta}_{k-1}$. Além disso, a nova estimativa deve, de alguma forma, incorporar informações atualizadas que vêm na medição $y(k)$, no instante, k . A fim de tentar atender a esses requisitos, propõe-se, então, escrever

$$\hat{\theta}_k = J_k \hat{\theta}_{k-1} + K_k y(k) \quad (5.11)$$

ou seja, o vetor de parâmetros no instante k é expresso como uma combinação linear do seu valor no instante anterior e do valor da medição naquele instante[36]. Neste contexto impõe-se que o esquema de atualização recursiva deva ser não polarizado, tem-se

$$\theta = E \hat{\theta}_k = J_k \hat{\theta}_{k-1} + K_k y(k) \quad (5.12)$$

$$\theta = \theta E J_k + K_k E \psi_k^T \theta_k + K_k E [\xi(k)] \quad (5.13)$$

A fim de obter (5.11), considerado que o vetor estimado não é polarizado. Considerando a média dos resíduos nula (isso de certa forma está implícito no fato de se considerar o vetor estimado não polarizado) e os regressores determinísticos, tem-se

$$\theta = J_k \theta + K_k \psi_k^T \theta \quad (5.14)$$

$$I = J_k + K_k \psi_k^T \quad (5.15)$$

$$J_k = I - K_k \psi_k^T \quad (5.16)$$

Portanto, a equação (5.11) pode ser reescrita como se segue:

$$\hat{\theta}_k = (I - K_k \psi_k^T) \hat{\theta}_{k-1} + K_k y(k) \quad (5.17)$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k (y(k) - \psi_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \quad (5.18)$$

Deve ser observado que, pelo fato de se estar derivando um algoritmo recursivo, não é necessário montar a matriz de regressores ψ , e passa-se a usar o vetor de regressores ψ . A equação (5.18) determina o novo valor estimado de $\hat{\theta}_k$ como sendo o valor estimado na iteração anterior mais uma parcela de correção. Esta, por sua vez, depende de um ganho, K_k , e de $(y(k) - \psi_k^T \hat{\theta}_{k-1})$.

Nesta conjuntura, a questão central para ter o estimador recursivo de mínimos quadrados é como usar a nova informação, $y(k)$, para atualizar o vetor estimado, $\hat{\theta}_k$. Para isso, o estimador MQ (Mínimos Quadrados) será escrito da seguinte forma:

$$\hat{\theta}_{MQk} = \left[\sum_{i=1}^k \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^k \psi(i-1)y(i) \right] \quad (5.19)$$

A seguir será usada a seguinte notação:

$$P_k = \left[\sum_{i=1}^k \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right]^{-1} \quad (5.20)$$

Onde P_k é a matriz covariância calculada na iteração k .

$$\begin{aligned} P_k^{-1} &= \left[\sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right] + \psi(i-1)\psi^T(i-1) \\ &= P_{k-1}^{-1} + \psi(i-1)\psi^T(i-1) \end{aligned} \quad (5.21)$$

A ideia básica no desenvolvimento acima é a de expressar grandezas em um determinado instante k em função de valores em instantes passados. Esse é o princípio de algoritmos recursivos e é uma das razões pelas quais a representação (5.21) é tão útil nesse contexto[36]. Além disso o estimador pode ser reescrito como se segue:

$$\hat{\theta}_k = P_k \left[\sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)y(i) + \psi^T(i-1)y(k) \right] \quad (5.22)$$

a partir disso, pode-se escrever a equação (5.22) para o instante $k-1$, obtém-se:

$$\left[\sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)\psi^T(i-1) \right] \hat{\theta}_{k-1} = \left[\sum_{i=1}^{k-1} \psi(i-1)y(i) \right] \quad (5.23)$$

sendo que o lado esquerdo da equação pode ser representado em forma compacta como sendo $P_{k-1}^{-1}\hat{\theta}_{k-1}$. Substituindo-se esse resultado na equação 8.19, chega-se a

$$\hat{\theta}_k = P_k [P_{k-1}^{-1}\hat{\theta}_{k-1} + \psi(k-1)y(k)] \quad (5.24)$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} - P_k \psi(k-1) [y(k) - \psi^T(i-1)\hat{\theta}_{k-1}] \quad (5.25)$$

sendo $K_k = P_k \psi(k-1)$ uma matriz de ganho. A última equação torna evidente que para usar o algoritmo recursivo em questão é necessário calcular P_k . O uso direto de (5.25) para esse fim é inadequado, uma vez que tal equação requer uma inversão de matriz

a cada iteração do algoritmo. Uma expressão numericamente mais vantajosa pode ser obtida aplicando-se o lema da inversão. Isso resulta na seguinte equação:

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1}\psi(k-1)(\psi^T(k-1)P_{k-1}\psi(k-1) + 1)^{-1}\psi^T(i-1)P_{k-1} \quad (5.26)$$

e, como antes, o termo a ser invertido será um escalar para modelos com apenas uma saída. Finalmente usando a equação (5.26), a matriz de ganho $K_k = P_k\psi(k-1)$, e lembrando que $\psi^T(i-1)P_{k-1}\psi(k-1)$ é um escalar, chega-se a

$$\begin{aligned} K_k &= P_{k-1}\psi(k-1) - \frac{P_{k-1}\psi(k-1)\psi^T(i-1)P_{k-1}}{\psi^T(i-1)P_{k-1}\psi(k-1) + 1} \\ &= \frac{P_{k-1}\psi(k-1)}{\psi^T(i-1)P_{k-1}\psi(k-1) + 1} \end{aligned} \quad (5.27)$$

Colocando-se as equações (5.28), (5.29)(5.30) em ordem apropriada para cálculo e observando-se que $\psi(k) = \psi(k-1)$ (ou seja, o vetor de regressores atualizado na iteração k contém informação até o instante $k-1$ apenas), obtém-se o estimador recursivo de mínimos quadrados (RMQ).

$$K_k = \frac{P_{k-1}\psi(k-1)}{\psi^T(i-1)P_{k-1}\psi(k-1) + 1} \quad (5.28)$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} - P_k\psi(k-1)[y(k) - \psi^T(i-1)\hat{\theta}_{k-1}] \quad (5.29)$$

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1}\psi^T(k-1)K_k \quad (5.30)$$

3.6 VALIDAÇÃO

A validação é realizada com objetivo de verificar se os sistemas identificados incorporaram ou não as características desejadas do sistema real. Esta é, também, uma etapa subjetiva, pois o resultado da validação dependerá da aplicação pretendida para o modelo, da quantidade de informação disponível sobre o sistema original e do conhecimento a priori sobre os sistema [36][42].

A validação de modelos é um passo importante em um processo de identificação. Os testes de validação aplicados a um modelo indicam a sua capacidade de representar o sistema original. A validação de modelos pode ser dividida em duas vertentes: (i) validação estatística e (ii) validação dinâmica.

Inúmeros métodos têm sido desenvolvidos para validação de modelos lineares. Alguns destes métodos baseiam-se nas funções de correlação que verificam se os resíduos de identificação $\xi(k)$ são brancos e não correlacionados com a entrada [49][4][5]. Outro método é a validação baseada na comparação de modelos, que envolve a aplicação de testes estatísticos para comparar modelos e selecionar o melhor [50][54][55]. Para sistemas não-lineares estes testes não são suficientes por não verificarem não-linearidades nos resíduos [38][39].

Na validação de modelos não-lineares, devem ser verificadas as seguintes identidades [51]:

$$\Phi_{\xi\xi}(\tau) = E(\xi(t)\xi(t - \tau_1)) = \delta(\tau_1) \quad (5.31)$$

$$\Phi_{\xi\xi}(\tau) = E(\xi(t)u(t - \tau_1)) = 0, \forall \tau_1 \quad (5.32)$$

$$\Phi_{u^2'\xi}(\tau) = E(u^2(t) - E(u^2(t))\xi(t - \tau_1)) = 0, \forall \tau_1 \quad (5.33)$$

$$\Phi_{u^2'\xi^2}(\tau) = E(u^2(t) - E(u^2(t))\xi^2(t - \tau_1)) = 0, \forall \tau_1 \quad (5.34)$$

onde δ_1 é a função delta de Dirac e o apóstrofe indica que a média foi subtraída dos sinais.

Baseado no comprimento do registro de dados disponíveis, N , é definido um intervalo probabilístico de 95% de confiança, dentro do qual as funções de correlação devem se manter para serem consideradas nulas. A validação descrita acima garante que

não existem correlações não modeladas nos resíduos de identificação e é denominada validação estatística. No entanto, os modelos validados podem não apresentar o mesmo comportamento dinâmico do sistema original [55].

Na validação dinâmica de um modelo, é verificado se esse apresenta características dinâmicas semelhantes àsquelas do sistema que está sendo identificado. Esta validação deve ser implementada de acordo com o sistema em questão. Em sistemas SISO, a validação pode ser feita em massas de dados diferentes daquela usada para a identificação. Outras propriedades dinâmicas que podem ser utilizadas para validar modelos em alguns casos são [52]:

- expoentes de Lyapunov;
- mapas e seções de Poincaré;
- dimensão de correlação;
- diagramas de bifurcação;
- propriedades topológicas.

Os invariantes dinâmicos citados descrevem aspectos qualitativos ou quantitativos da dinâmica do sistema. Segundo [45], os diagramas de bifurcação são os mais adequados na validação por serem mais sensíveis às mudanças na estrutura do modelo. Além disso, na literatura também é utilizado o cálculo do erro percentual (5.35) para que se possa validar o modelo[53].

$$EMP = \frac{\left((y'(t) - y(t)) \times 100 \right)}{n} \quad (5.35)$$

CAPÍTULO IV

METODOLOGIA E RESULTADOS

4.1 METODOLOGIA

Os trabalhos conduzidos neste capítulo apresentam o intuito de ilustrar a funcionalidade da técnica de identificação de sistemas desenvolvida neste trabalho. Para isso, são apresentados dois experimentos, os quais envolvem o colhimento de dados, a partir de simulações no software Matlab®, para obtenção das informações necessárias à aplicação do processo de identificação.

Como é mostrado na Figura 7.1 o processo de identificação consiste em obter os dados de entradas e saídas, para realizar a modelagem de identificação e assim conseguir um modelo matemático capaz de simular o comportamento do motor de indução.

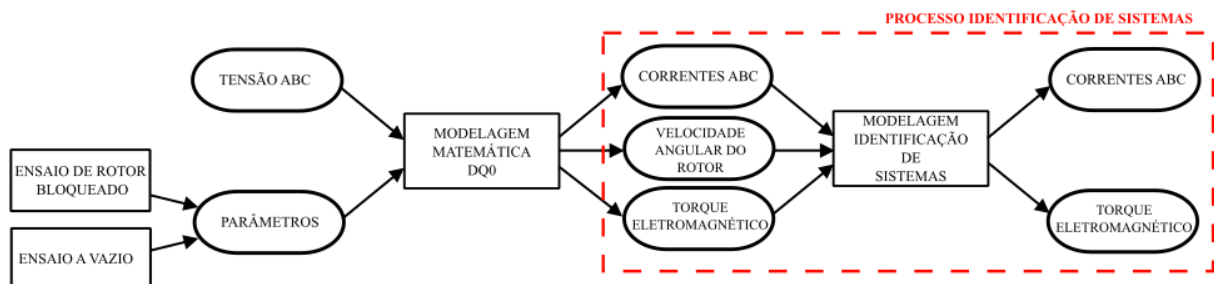


Figura 7.1 – Fluxograma do modelo matemático.

Vale ressaltar os ensaios que os ensaios a vazio e rotor bloqueados neste trabalho são descritos apenas para mostrar como os parâmetros da máquina trifásica são normalmente encontrados, visto que este trabalho consiste somente no processo de identificação de sistemas. Com os parâmetros e as tensões elétricas ABC torna-se possível a utilização da modelagem matemática dq0 para encontrar as correntes elétricas ABC, o torque eletromagnético e a velocidade angular.

Seguindo esse raciocínio, inicialmente foram coletados dados simulados obtidos por meio de um modelo computacional que representa o comportamento do motor de indução trifásico. As características de simulação da máquina trifásica de 5 HP são descritas na Tabela 2. Os sinais adquiridos de tal modelagem são utilizados como dados de entradas as correntes no estator (i_a, i_b e i_c) e como saídas a velocidade angular mecânica no rotor (ω_r) e conjugado eletromagnético (τ_m). Estas variáveis foram escolhidas devido à relação de causa e efeito existente entre elas, visto que é uma das condições para que o sistema possa ser modelado através da técnica escolhida.

Tabela 2 - Característica do motor(caso 1) de indução trifásico.

| Características do MIT (Linha padrão) | |
|--|-------------------------|
| Parâmetros | Valor |
| Tensão nominal | 220 V |
| Frequência | 60 hertz |
| Reatância do estator | 0,07813 Ω |
| Reatância do rotor | 0,07813 Ω |
| Reatância mútua | 0,073767 Ω |
| Resistência do estator | 2,5 Ω |
| Resistência do rotor | 1,7656 Ω |
| Pares de polos | 2 |
| Parâmetro da carga | 2 |
| Conjugado inicial | 0.5 N.m |
| Momento de inércia | 0.002 kg.m ² |
| Coefficiente de atrito viscoso | 0.001 |
| Velocidade angular | 1690 rpm |
| Potência ativa | 5 HP |

Outro experimento foi conduzido com características diferentes, como são mostradas na Tabela 3. Neste caso nota-se que a potência nominal é menor quando comparada ao motor do primeiro caso.

Tabela 3 - Característica do motor(caso 2) de indução trifásico.

| Características do MIT (Linha padrão) | |
|--|--------------------------|
| Parâmetros | Valor |
| Tensão nominal | 220 V |
| Frequência | 60 hertz |
| Reatância do estator | 0,35085 Ω |
| Reatância do rotor | 0,35085 Ω |
| Reatância mútua | 0,33615 Ω |
| Resistência do estator | 7,56 Ω |
| Resistência do rotor | 3,84 Ω |
| Pares de polo | 2 |
| Parâmetro da carga | 1 |
| Conjugado inicial | 0.5 N.m |
| Momento de inércia | 0.0027 kg.m ² |
| Coefficiente de atrito viscoso | 0.001 |
| Velocidade angular | 1690 rpm |
| Potência ativa | 1.5 HP |

Posteriormente, para cada um dos casos analisados, é realizado o teste de não-linearidades através do princípio de superposição para detectar possíveis perturbações nos dados. A partir dos resultados obtidos é escolhida a representação matemática a ser utilizada, visto que neste trabalho foi utilizada a representação ARX para demonstrar os

modelos identificados. Em seguida, a estimação paramétrica é realizada utilizando a técnica de mínimos quadrados recursivo para estimar os parâmetros do novo modelo.

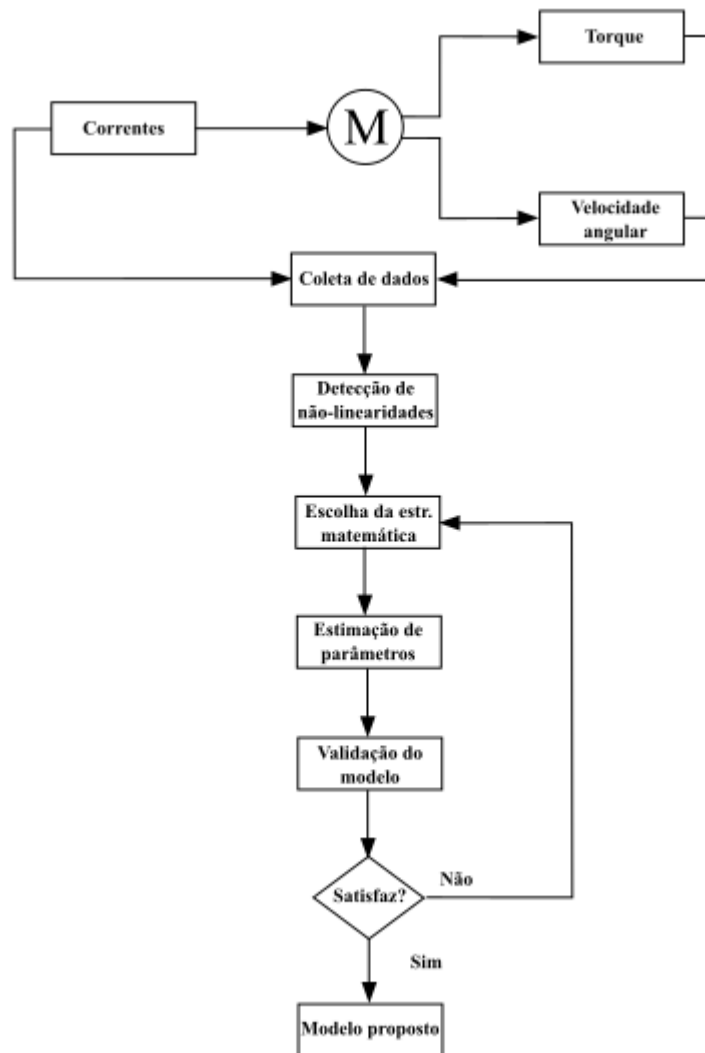


Figura 7.2 – Fluxograma do trabalho proposto.

Com os parâmetros estimados é então verificado se o modelo adquirido consegue simular o comportamento do motor de indução, portanto é realizada mais uma vez a simulação e comparados os resultados. Além disso, é importante que o modelo seja validado e para isso será utilizado a equação do erro percentual médio (5.35) para verificar quão próximo o modelo identificado está da máquina trifásica, esta metodologia é ilustrada pela Figura 7.2. Os frutos obtidos a partir da aplicação do procedimento ora descrito são apresentados na próxima seção.

4.2 RESULTADOS

Nesta seção serão mostrados os resultados encontrados de todo o processo de identificação de sistemas, primeiramente tem-se as correntes ABC no estator da máquina caracterizada na seção anterior, mostrada na Figura 7.3. Nota-se que há um distúrbio nas correntes durante a simulação, trata-se de um degrau injetado de 20% na tensão de entrada para que a planta fosse excitada, a fim de conseguir sinais adequados para a identificação.

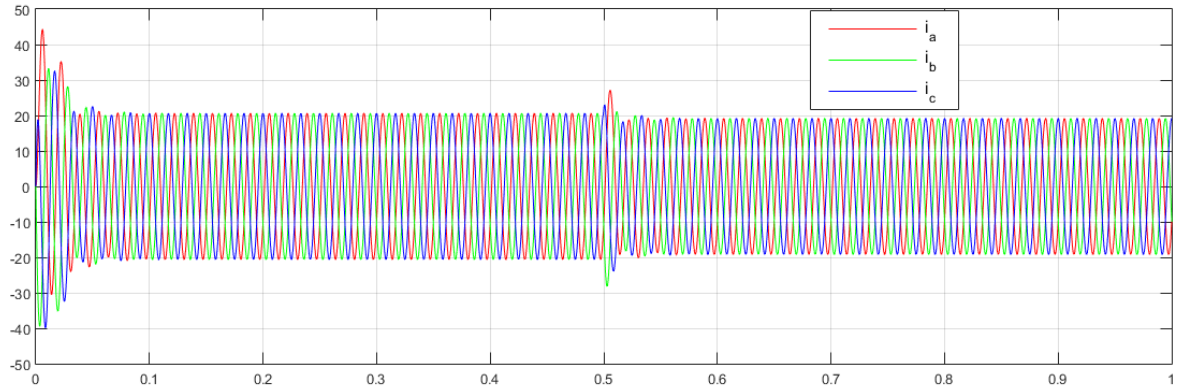


Figura 7.3 – Correntes no estator (i_a , i_b e i_c).

Ainda relacionado ao processo de modelagem dq0, a Figura 7.4 apresenta as correntes dq que através de conversão (transformada de Park) resultaram nas correntes trifásicas como exposto na Figura 7.3. Além disso, as correntes dq também indicam o degrau e percebe-se que com o aumento de tensão tem-se uma diminuição de corrente, como era de se esperar, visto que a potência entregue é constante.

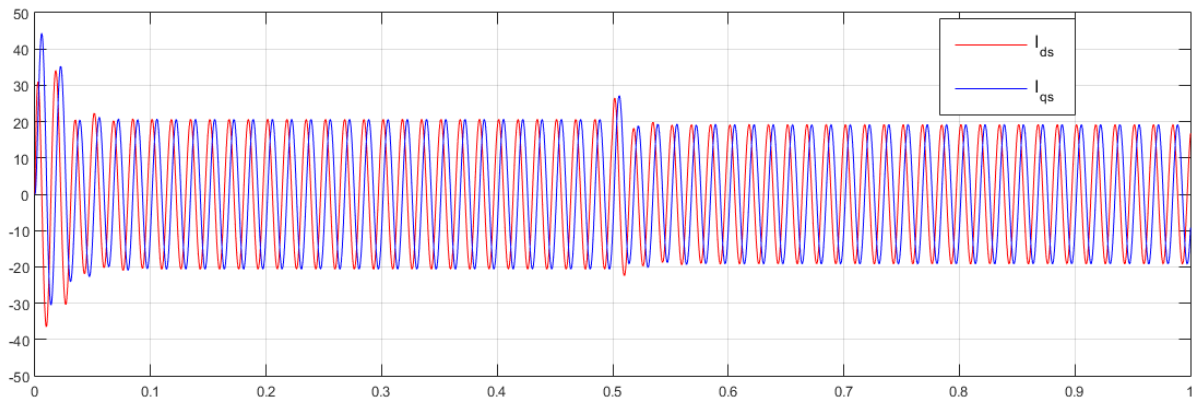


Figura 7.4 – Correntes no estator (I_{ds} e I_{qs}).

A consequência do aumento de tensão é vista no torque eletromagnético que também obteve um aumento, tal como o torque entregue à carga como pode ser visto na

Figura 7.5. Sendo uma das saídas utilizadas na identificação, os dados obtidos do torque eletromagnético serão utilizados na estimação do novo modelo.

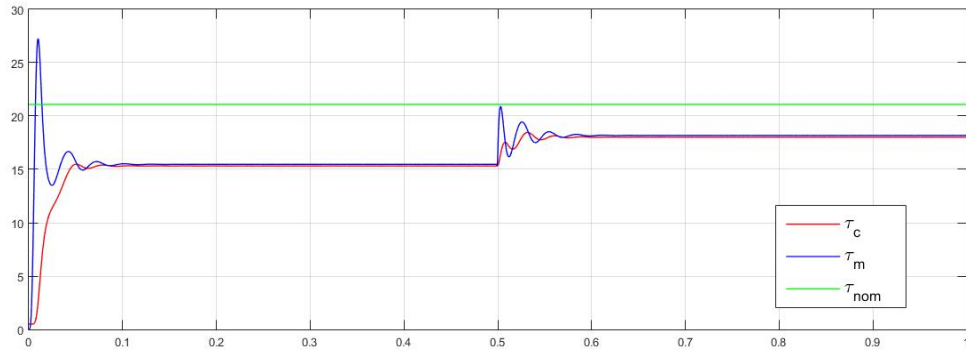


Figura 7.5 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque na carga (τ_c) e torque nominal (τ_{nom}).

Na Figura 7.6 é exposto o comportamento da velocidade angular do motor de indução trifásico, visto que o sinal em questão também experimenta os efeitos do degrau injetado na tensão com o objetivo de excitar os dados para que a modelagem seja a mais fiel possível, fazendo com que o modelo consiga simular o comportamento do equipamento.

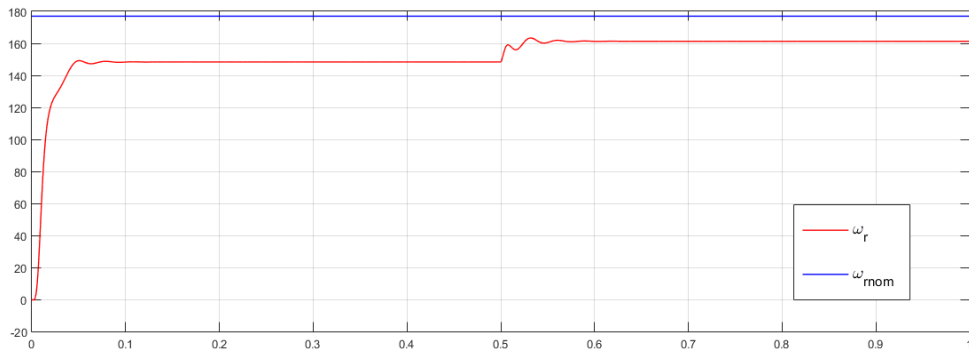


Figura 7.6 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r) e velocidade nominal da máquina (ω_{nom}).

A partir dos dados obtidos é feita a estimação paramétrica por meio do método de mínimos quadrados recursivo, utilizando um algoritmo com qual obteve-se os seguintes parâmetros:

$$\theta_{\tau_{mec}} = \begin{bmatrix} 1.0245 \\ -0.0867 \\ 1.8499 \\ -0.1986 \end{bmatrix} \quad (7.1)$$

$$\theta_{\omega_r} = \begin{bmatrix} 1.0000 \\ 0.1223 \\ 0.0347 \\ -0.0105 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

Então, com a estimação realizada e tendo os parâmetros, é utilizado o modelo proposto mostrado nas equações (7.3) e (7.4) juntamente com os dados coletados, resultando nos sinais apresentados nas Figura 7.7 e Figura 7.9, verifica-se que o modelo consegue reproduzir o desempenho esperado. A Figura 7.7 descreve o comportamento do torque eletromagnético do modelo dq0 e do torque eletromagnético proporcionado a partir da identificação do sistema. Nota-se que o resultado foi satisfatório, visto que o modelo ARX proposto conseguiu se aproximar do comportamento exposto pelo torque do motor de indução trifásico.

$$[\tau_m'] = \begin{bmatrix} y_1 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1.0245 \\ -0.0867 \\ 1.8499 \\ -0.1986 \end{bmatrix} + [\xi] \quad (7.3)$$

$$[\omega_r'] = \begin{bmatrix} y_2 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1.0000 \\ 0.1223 \\ 0.0347 \\ -0.0105 \end{bmatrix} + [\xi] \quad (7.4)$$

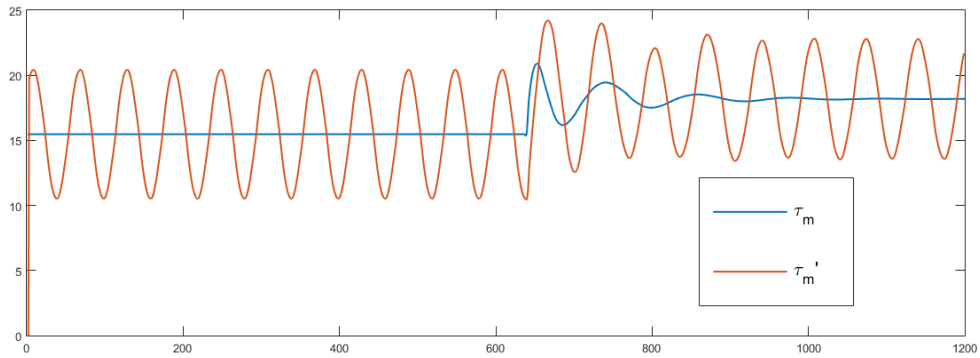


Figura 7.7 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque estimado pelo modelo novo (τ_m').

Na Figura 7.8 é exposto as curvas de torque eletromecânico adquirido da modelagem dq (τ_m), o torque eletromecânico obtido do modelo identificado (τ_m') com uma certa quantidade erro e o torque eletromecânico identificado sem o erro (τ_m' (sem erro)). Foi realizado uma operação simples, onde encontrou e removeu em cada iteração o erro entre os torques (modelo dq e modelo identificado). O modelo

alcançou o efeito esperado e é similar ao comportamento de τ_m como é exposto na Figura 7.8, mostrando que o modelo proposto é apropriado para identificar a planta estudada.

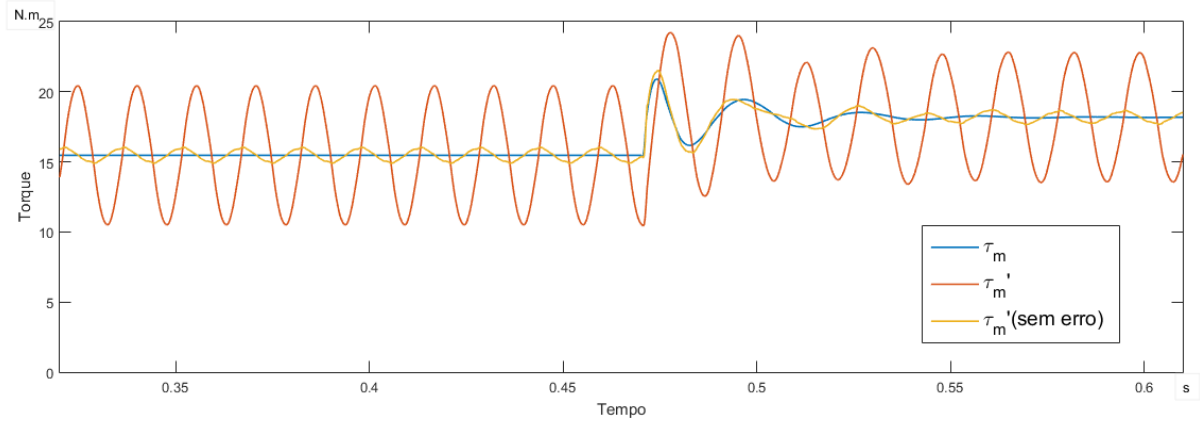


Figura 7.8 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque estimado pelo modelo novo com erro (τ_m') e torque estimado pelo modelo novo sem erro (τ_m' (sem erro)).

A velocidade angular, que também foi obtida do modelo identificado, alcançou o efeito esperado e é similar ao comportamento de ω_r como é exposto na Figura 7.9, mostrando que o modelo proposto é apropriado para identificar a planta estudada. Observa-se que nas Figura 7.7 e Figura 7.9, os resultados possuem uma certa imprecisão e isso se deve ao erro gerado durante a identificação.

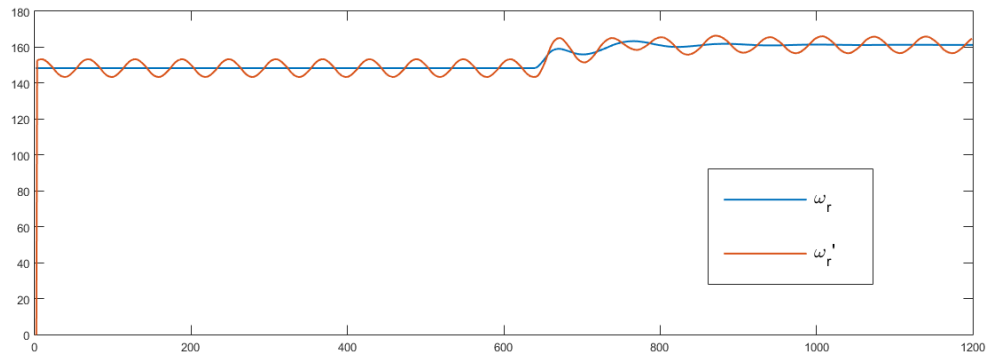


Figura 7.9 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r) e velocidade estimada da máquina (ω_r').

Na Figura 7.10 é exposto as curvas de velocidade angular adquirido da modelagem dq (ω_r), a velocidade angular obtida do modelo identificado (ω_r') com uma certa quantidade erro e a velocidade angular identificado sem o erro (ω_r' (sem erro)). Efetuou-se uma operação simples, onde foi descoberto e removido o erro em cada iteração entre as velocidades angulares (modelo dq e modelo identificado). O modelo alcançou o

efeito esperado e é similar ao comportamento de ω_r , mostrando que o modelo proposto é apropriado para identificar a planta estudada.

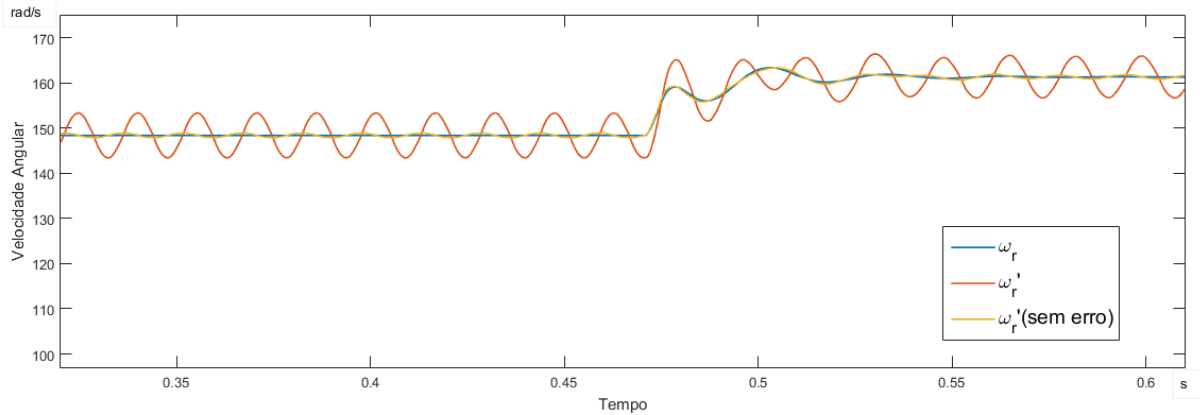


Figura 7.10 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r), velocidade estimada pelo modelo novo com erro (ω_r') e velocidade estimada pelo modelo novo sem erro (ω_r' (sem erro)).

Para validar o resultado obtido foi utilizado o cálculo do erro médio percentual através da equação (5.35), visto que obteve-se o erro de 0.24% para o torque eletromagnético e 0.81% para velocidade angular da máquina, segundo a literatura os resultados são satisfatórios visto que os fabricantes admitem um erro de até 10% ou menos.

Além do motor de 5 HP, foi realizada a identificação de um motor de indução trifásico de 1.5 HP, sendo que suas características se encontram na Tabela 3, onde tem-se as seguintes correntes ABC expostas na Figura 7.11. Observa-se que há o mesmo distúrbio no sistema durante a simulação, porém, diferentemente do primeiro caso, neste o degrau injetado foi de 10% na tensão de entrada, com o propósito de conseguir que a planta seja excitada de forma que os sinais estejam apropriados para a identificação.

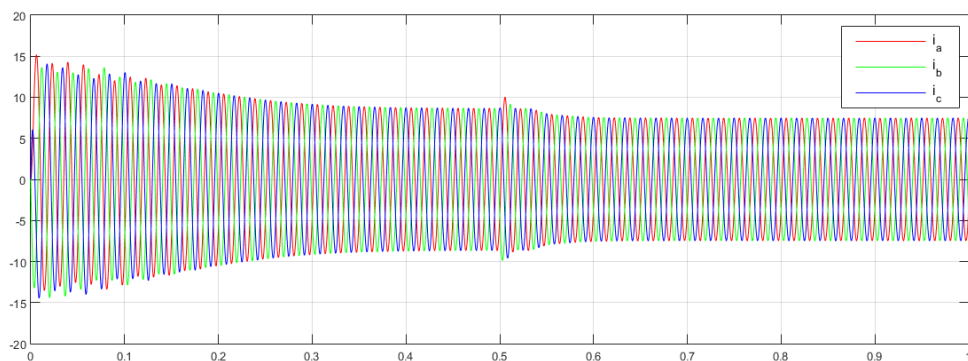


Figura 7.11 – Correntes no estator (i_a , i_b e i_c).

A Figura 7.12 apresenta as correntes dq, constatou-se que tanto nas correntes ABC quanto nas dq, que o aumento de tensão provoca um decréscimo na amplitude de corrente e isto se dá por conta de que a potência entregue à carga é constante.

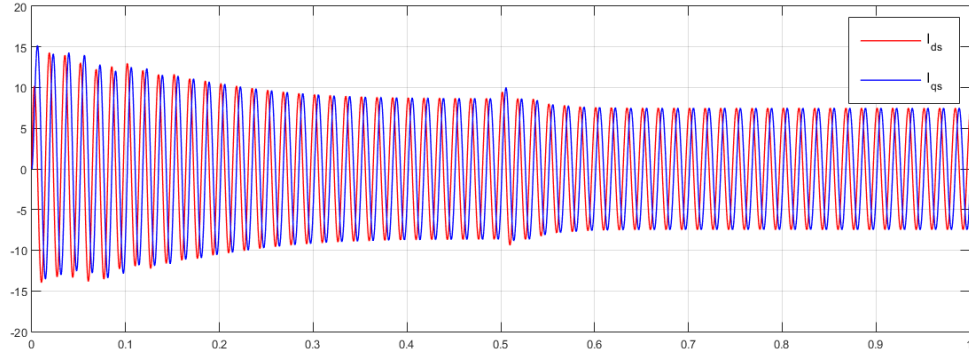


Figura 7.12 – Correntes no estator (I_{ds} e I_{qs}).

O efeito do aumento de tensão é notado no torque eletromagnético que teve um certo aumento em sua amplitude, como pode ser visto na Figura 7.13. Sendo uma da saída utilizada na identificação os dados obtidos, é preciso tomar cuidado para coletar estes de maneira correta evitando uma possível superamostragem.

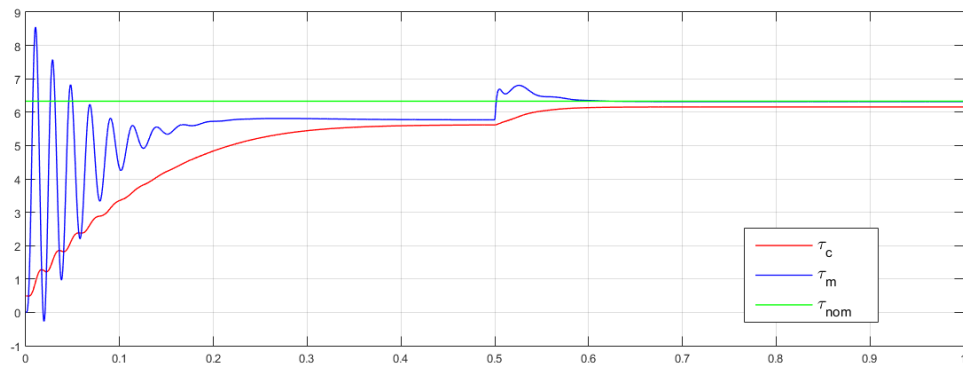


Figura 7.13 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque na carga (τ_c) e torque nominal (τ_{nom}).

Na Figura 7.14 é exibido a forma de onda da velocidade angular da máquina estudada. Verifica-se que o sinal sofre os efeitos proporcionados pelo degrau injetado, onde tomou-se o cuidado na coleta dos dados para melhor fidelizar o modelo.

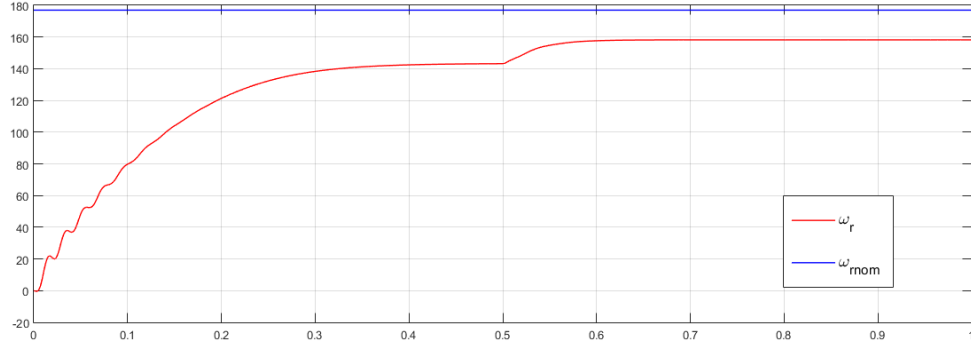


Figura 7.14 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r) e velocidade nominal da máquina (ω_{rnom}).

Com base nos dados obtidos é realizada a estimação paramétrica por meio do método de mínimos quadrados recursivo, através de um algoritmo com o qual obteve-se os seguintes parâmetros:

$$\theta_{\tau_{mec}} = \begin{bmatrix} 0.9528 \\ -0.4068 \\ -0.2731 \\ 1.6022 \end{bmatrix} \quad (7.5)$$

$$\theta_{\omega_r} = \begin{bmatrix} 0.9999 \\ -0.0494 \\ 0.0578 \\ -0.0083 \end{bmatrix} \quad (7.6)$$

Com a estimação realizada e em posse dos parâmetros, utiliza-se o modelo proposto evidenciado nas equações (7.7) e (7.8) juntamente com os dados coletados, tendo como resultado os sinais apresentados nas Figura 7.15 e Figura 7.17, verifica-se que o modelo proposto consegue aproximar do desempenho esperado.

A Figura 7.15 descreve os comportamentos do torque eletromagnético do modelo dq0 e do torque eletromagnético proporcionado a partir da identificação do sistema. Observa-se que o resultado também foi satisfatório, visto que o modelo ARX proposto conseguiu se aproximar do comportamento do torque do motor de indução trifásico.

$$[\tau_m'] = \begin{bmatrix} y_1 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0.9528 \\ -0.4068 \\ -0.2731 \\ 1.6022 \end{bmatrix} + [\xi] \quad (7.7)$$

$$[\omega_r'] = \begin{bmatrix} y_2 \\ x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0.9999 \\ -0.0494 \\ 0.0578 \\ -0.0083 \end{bmatrix} + [\xi] \quad (7.8)$$

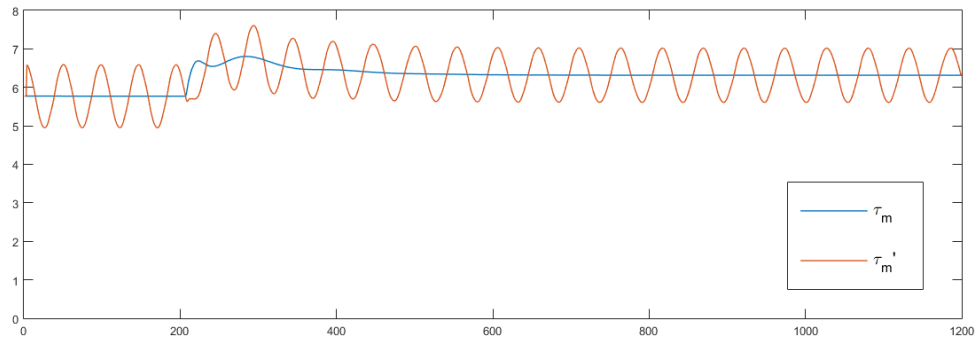


Figura 7.15 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque estimado pelo modelo novo (τ'_m).

Na Figura 7.16 é exposto as curvas de torque eletromecânico adquirido da modelagem dq (τ_m), o torque eletromecânico obtido do modelo identificado (τ'_m) com uma certa quantidade erro e o torque eletromecânico identificado sem o erro (τ'_m (sem erro)). Assim como no caso 1 foi realizado para o caso 2 uma operação simples, onde encontrou e removeu em cada iteração o erro entre os torques (modelo dq e modelo identificado). O torque eletromecânico do modelo identificado obteve o efeito similar ao comportamento de τ_m , portanto apropriado para identificar a planta estudada.

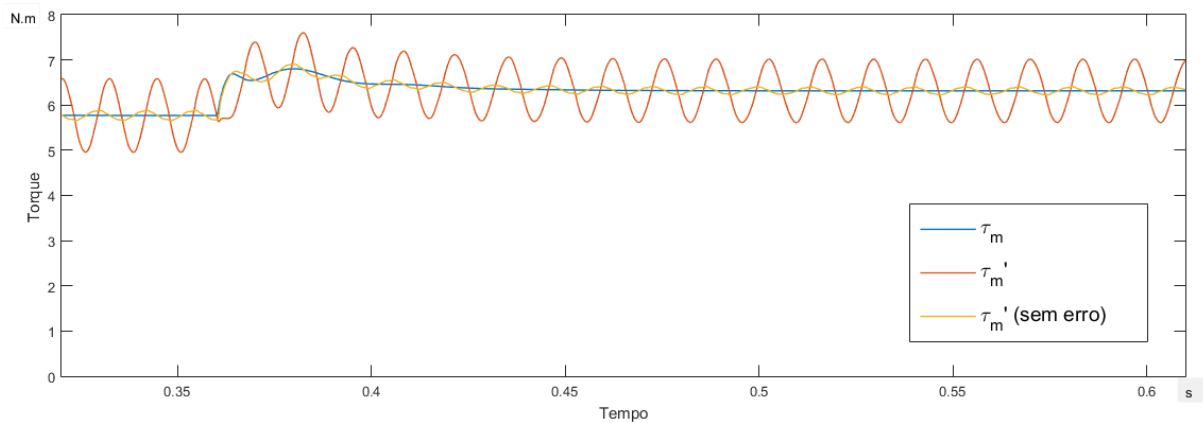


Figura 7.16 – Torque no eixo do motor (τ_m), torque estimado pelo modelo novo (τ'_m).

A velocidade angular do modelo identificado obteve o efeito similar ao comportamento de ω_r , como é exposto na Figura 7.17. A técnica utilizada para a identificação é apropriada para identificar a planta estudada, mesmo que os resultados geram uma certa imprecisão e isso se deve à técnica utilizado no modelo.

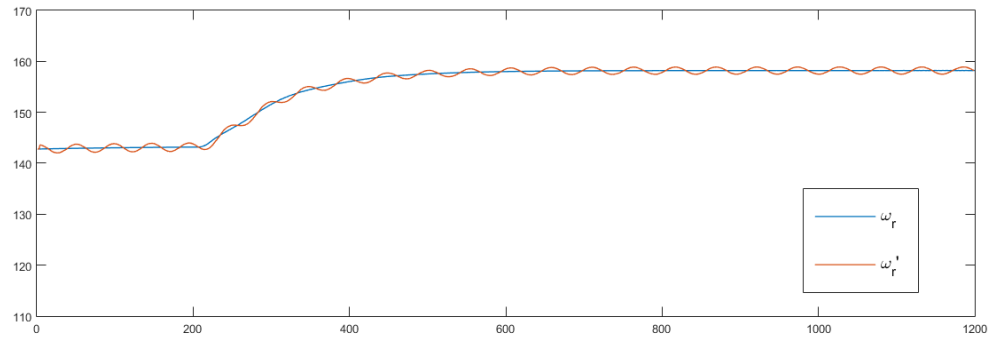


Figura 7.17 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r) e velocidade estimada da máquina (ω_r').

Na Figura 7.17 é exposto as curvas de velocidade angular adquirido da modelagem dq (ω_r), a velocidade angular obtida do modelo identificado (ω_r') com uma certa quantidade erro e a velocidade angular identificado sem o erro (ω_r' (sem erro)). Neste estudo de caso também efetuou-se uma operação simples, onde foi descoberto e removido o erro em cada iteração entre as velocidades angulares (modelo dq e modelo identificado). A velocidade angular do modelo identificado obteve o efeito similar ao comportamento de ω_r , ou seja, o processo de identificação de sistemas se mostra efetivo para a obtenção de um modelo matemático para a planta estudada.

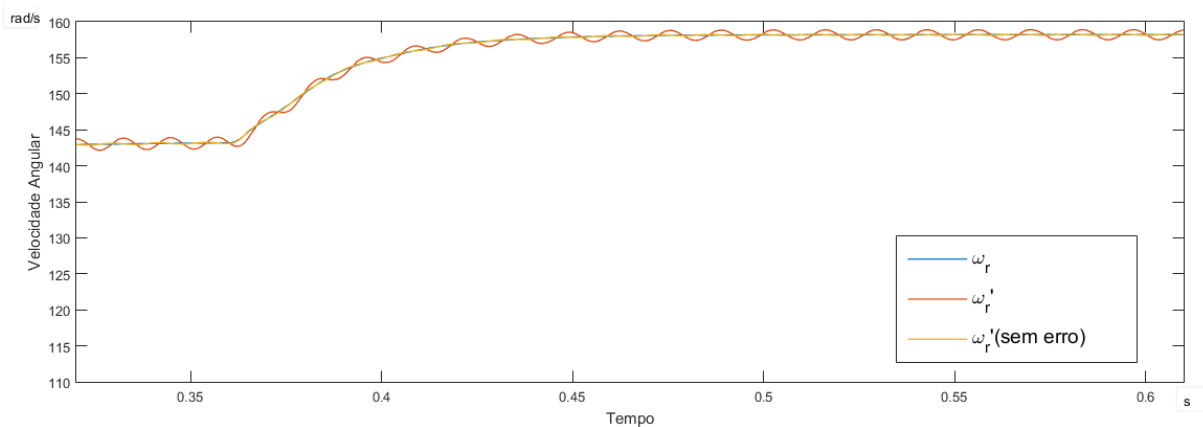


Figura 7.18 – Velocidade angular no eixo do motor (ω_r) e velocidade estimada da máquina (ω_r').

Para validar o modelo proposto foi utilizado o cálculo do erro médio percentual através da equação (5.35), visto que obteve-se o erro de 0.13% para o torque eletromagnético e 0.20% para velocidade angular da máquina, segundo a literatura os resultados são satisfatórios visto que os fabricantes admitem um erro de até 10% ou menos.

CAPÍTULO V

CONCLUSÕES

Este capítulo tem como objetivo apresentar as conclusões do trabalho e as sugestões para os trabalhos futuros. Para tal, é feita a consolidação das análises parciais expostas em cada capítulo, dando assim, uma visão geral dos estudos realizados na dissertação, bem como as suas contribuições. O trabalho proposto apresenta o desenvolvimento e análise de modelagem matemática de uma máquina de indução trifásica por meio de seus dados de simulação com finalidade de prever o comportamento dinâmico do sistema com aplicações em controle preditivo em motores de indução trifásico e isso sendo exequível através da identificação de sistema tendo apenas como dados de entrada as correntes no estator (i_a, i_b e i_c) e saída a velocidade angular (ω_r) e conjugado eletromagnético (τ_m).

Para o estudo sobre os motores de indução trifásico foi explicitado a importância de tal equipamento na indústria, mostrou-se o princípio de operação, os ensaios a vazio e rotor bloqueado, que são necessários para definir os parâmetros e compor as características da máquina trifásica. As construções dessas características são necessárias para que se possa realizar a modelagem dq, sendo que, por meio da transformada de Park, o sistema trifásico é transformado em um sistema bifásico afim de facilitar os cálculos feitos durante a modelagem. Após realizar todos os cálculos por meio da transformada inversa de Park o sistema é modificado de volta para um sistema trifásico.

A partir dessa modelagem iniciou-se a escolha de sinais que pudessem representar o objeto de estudo, após alcançar este objetivo é realizada a coleta de dados. Esta tarefa é de extrema importância, visto que deve-se tomar cuidado para que não haja problemas de superamostragem ou subamostragem.

Durante o processo foi estudado e implementados os testes de não-linearidades, uma vez que possíveis não-linearidades nos dados podem levar a um modelo estimado que não demonstra o comportamento da planta. Para que para o sistema estudado foi

utilizado o teste do princípio da superposição, que evidenciou que não havia não-linearidade nos dados coletados. A escolha da representação matemática teve como finalidade encontrar uma representação que salientasse o modelo que será desenvolvido.

A estimação paramétrica implementada por meio da técnica de mínimos quadrados recursivo, ou seja, os parâmetros eram atualizados em toda iteração. No momento em que obteve-se os parâmetros, então utilizou-se o novo modelo para comprovar e validar o mesmo. A validação ocorreu por meio do erro médio percentual onde atingiu-se as expectativas, mostrando que o modelo proposto representa a máquina trifásica.

Os resultados obtidos nos dois casos estudados foram satisfatórios, visto que se tratando de estruturas matemáticas ARX é aceitável que tenha algum erro. As simulações mostram que os parâmetros encontrados conseguiram reproduzir o comportamento do sistema proposto. O erro percentual médio é calculado e constatou-se que em ambos os casos estava dentro do que é admitido pelos fabricantes.

Durante o processo de desenvolvimento do trabalho foram encontradas algumas dificuldades, primeiramente tem-se a inexperiência no assunto, ou seja, o tema do trabalho era desconhecido para o autor. Outro contratempo encontrado foi a falta de referências quando se trata de identificação de sistemas em máquinas rotativas. Além disso, houve a questão da deficiência laboratorial existente que impossibilitou de realizar ensaios experimentais reais.

A principal contribuição dessa dissertação é a identificação de sistemas aplicada a uma máquina trifásica, o que proporcionou um modelo que poderá ser utilizado para prever o comportamento do motor e foi validado por meio de testes de simulação. O modelo pode ser empregado em vários cenários industriais tendo como requisitos apenas os dados de entrada e saída do motor. Salienta-se ainda que o estudo desenvolvido possui grande potencial, uma vez que ele possa ser empregado em alguns tipos de controle como o preditivo, permitindo o desenvolvimento de novos controles e aprimoramento daqueles já criados.

O modelo pode colaborar no sensoriamento das máquinas de indução, visto que o modelo funcionaria juntamente com o equipamento e assim que houver a mínima perturbação o modelo poderá prever. Além disso, a pesquisa realizada poderá apoiar pesquisas futuras feitas neste âmbito, visto que o tema tem muito a ser explorado.

Finalmente, recomenda-se as seguintes sugestões que podem ser realizadas por pesquisas no futuro:

- Realizar ensaios experimentais em laboratório, visto que não foi possível diante da indisponibilidade laboratorial;
- Elaborar um controle preditivo para o motor de indução trifásico juntamente com o modelo;
- Introduzir a saturação na modelagem da máquina, que produzirá dados não-lineares e consequentemente desenvolver uma identificação não-linear na máquina de indução trifásica;
- Elaborar uma interface gráfica assim como no software Matlab, onde o usuário entraria com os dados e escolheria qual tipo de identificação seria realizada.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] AGUIRRE, L. A. e MENDES, E. M. A. M.. **Global nonlinear polynomial models: Structure, term clusters and fixed points.** *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 6(2):279-294. (1996).
- [2] DOEBELIN, E. O. (1980). **System modeling and response – Theoretical and experimental approaches.** John Wiley & Sons, Inc.
- [3] KLAMKIM, M. S.. **Mathematical modeling: Classroom notes in applied mathematics.** SIAM, Philadelphia, U.S.A. (Editor) (1987).
- [4] BOX, G. E. P., JENKINS, G. M. (1976). **Time series analysis: Forecasting and control.** Holden-Day Series in Time Series Analysis and Digital Processing, Holden-Day.
- [5] LJUNG, L.. **System identification - Theory for the user.** Prentice-Hall International, New Jersey, U.S.A. (1987).
- [6] Ministério de Minas e Energia. Balanço Energético Nacional 2014: Ano Base 2013. <https://ben.epe.gov.br/>. Acesso em 20 de Maio de 2015.;
- [7] Baccarini, L. M. R. **Detecção e Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução.** Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, Brasil. (2005);
- [8] Mirshawka, V. **Manutenção Preditiva em Instalações Industriais.** São Paulo, edgard blügher ltda edition, 1995
- [9] BETTA, G., LIGUORI, C., PAOLILLO, A., e PIETROSANTO, A. **A dsp-based fftanalyzer for the fault diagnosis of rotating machine based on vibration analysis.** *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 51 (6):1316 – 1322, Dec. 2002.
- [10] RASMUSSEN, B.P.; ALLEYNE, A.G.; MUSSER, A.B., **Model-Driven System Identification of Transcritical Vapor Compression Systems,** *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol.13, no.3, pp.444,451, May 2005.
- [11] G.D. GKIKAS, G.A. ATHANASSOULIS, **Development of a novel nonlinear system identification scheme for the pressure fluctuation inside an oscilating water column-wave energy converter Part I: Theoretical background and harmonic excitation,** *Ocean Engineering*. 80 (2014) pp.84.99.

- [12] WANG, K.; CHIASSON, J.; BODSON, M., TOLBERT, L. M.; **A Nonlinear Least-Squares Approach for Identification of the Induction Motor Parameters**, Automatic Control, IEEE Transactions on, vol.50, no.10, pp.1622,1628, October 2005.
- [13] CHANG, C-M; SPENCER Jr, B.F.; **Hybrid System Identification for High-Performance Structural Control**, Engineering Structures. 56 (2013) pp.443..456..
- [14] VINCENT, T. L.; NOVARA C., **Mixed Parametric/Non-Parametric Identification of Systems with Discontinuous Nonlinearities**. Automatica. 49 (2013) pp.3661..3669.
- [15] HERPEN, R. V.; OOMEN, T. ; STEINBUCH, M.; Optimally Conditioned instrumental Variable approach for frequency-domain system identification. Automatica. 50 (2014) pp.2281..2293.
- [16] SANKAR,P. A.; MACHAVARAM, R. ; SHANKAR, K.; **System Identification of a Composite Plate using Hybrid Response Surface Methodology and Particle Swarm Optimization in Time Domain**. Renewable Energy. 55 (2014) pp.499..511..
- [17] CROSS, P. ; MA, X.; **Nonlinear System Identification for Model-Based Condition Monitoring of Wind Turbines**. Renewable Energy. 71 (2014) pp.166..175..
- [18] NOEL, J.P.; KERSCHEN, G. ; FOLTÊTE, E. ; Cogan, S.; **Grey-box Identification of a Non-Linear Solar Array Structure Using Cubic Splines**. International Journal of Non-Linear Mechanics. 67 (2014) pp.106..119.
- [19] UNGER, J. ; HAMETNER, C. ; JAKUBEK, S. ; QUASTHOFF, M.; **A Novel Methodology for Non-Linear System Identification of Battery Cells used in Non-road Hybrid Electric Vehicles**. Journal of Power Sources. 269 (2014) PP.883.897..
- [20] LI, X. ; WEN, J.; **Building Energy Consumption on-line Forecasting Using Physics Based System Identification**. Energy and Buildings. 82 (2014) pp.1.12..
- [21] MINGCHUI, D.;TAKSON, C.; DEVI S. B.; SILEONG Gileong C. et al., **Fuzzy-Expert Diagnostics for Detecting and Locating Internal Faults in Three Phase Induction Motors**. Tsinghua Science and Technology on, ISSN 1007-0214 13/18 pp 817-822, Vol.13, N°6, December 2008.
- [22] GARCÍA-GUZMÁN, J.; VILLA-LÓPEZ, F. H.; SILVA-DEL-ROSARIO, F. H.; RAMÍREZ-RAMÍREZ, A.;ENRÍQUEZ, J. V.;ÁLVAREZ-SANCHEZ, E. J. et al.; **Virtual environment for remote access and automation of an AC motor in a web-based laboratory**. The 2012 Iberoamerican Conference on Electronics Engineering and Computer Science. 3 (2012) PP.224.234..

- [23] ETIEN, E.; **Modeling and simulation of soft sensor design for real-time speed estimation, measurement and control of induction motor.** ISA Transactions. pp 358-364, Vol.52, January 2013.
- [24] LOKRITI, A.; SALHI, I.; DOUBABI, S.; YOUSSEF, Z.; **Induction motor speed drive improvement using fuzzy IP-self-tuning controller. A real time implementation.** ISA Transactions. 52 (2013) January, pp.406.417..
- [25] RAFA, S.; LARABI, A.; LINDA, B.; MANCEUR, M.; ESSOUNBOULI, N.; HAMZAOUI, A.; **Implementation of a new fuzzy vector control of induction motor.** ISA Transactions. 53 (2014) March, pp.744.754..
- [26] PREMKUMAR, K.; MANIKANDAN, B. V.; **Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System based speed controller for brushless DC motor.** Neurocomputing. 138 (2014) February, pp.260.270.
- [27] EL FADILI, A.; GIRI, F.; EL MAGRI, A.; LAJOUAD, R.; CHAOUI, F. Z. **Adaptive control strategy with flux reference optimization for sensorless induction motors** Control Engineering Practice. 26 (2014) February, pp.91.106.
- [28] LEONHARD, W. **Control of Electrical Drives.** Second. Berlin, Alemanha: Springer Verlag, Inc, 1996..
- [29] NASAR, S. A.; BOLDEA, I. **Electric Machines - Steady-State Operation. Third.** [S.l.]: Taylor and Francis, 1990.
- [30] FTZGERALD, A. E.; KINGSLEY Jr. C.; UMANS, S. D. **Máquinas Elétricas. Com introdução à eletrônica de potência,** 6th ed..Porto Alegre: Bookman, 2006.648p.ISBN:007-3660094
- [31] KRISHNAN, R.. **“Electric Motor Drives: Modeling, Analysis and Control”** .New Jersey, Prentice, p.626, 2001.
- [32] JACOBINA, C. B. **Máquinas Elétricas.** 1999.
- [33] Azzolin, R. Z.. **Identificação Automática dos Parâmetros Elétricos de Motores de Indução Trifásicos.** Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Maria, Rio Grande do Sul, Brasil. (2008);
- [34] ANDRADE, D. A. (2014). **Máquinas de Indução – Características Operacionais.** Curso de Pós Graduação em Engenharia Elétrica / UFU Controle Eletrônico de Motores.,.

- [35] ASTROM, K. J.;HANGGLUD, T.;**The future of PID control**. Control Engineering Partice,9,2001,1163-1175.
- [36] AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A.. **Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Belo Horizonte, MG, UFMG, 2004.
- [37] WORDEN, K.; TOMLINSON,G. R.. **Nonlinearity in Structural Dynamics Detection, Identification and Modelling**. IOP Publishing Ltd:2001.
- [38] BILLINGS, S. A. e VOON, W. S. F. (1986). **Correlation based model validity tests for non linear models**. *International Journal of Control*, 44(1):235-244..
- [39] BILLINGS, S. A. e VOON, W. S. F. (1983). **Structure detection and model validity tests in the identification of nonlinear systems**. *IEE Proceedings, Part D*, 130(4):193-199..
- [40] HABER, R. (1985). **Nonlinearity tests for dynamic processes**. Em **IFAC Identification and System Parameter Estimation**, páginas 409-413, York, U.K..
- [41] HABER, R. e UNBEHAUEN, H. (1990). **Structure identification of nonlinear dynamic systems - A survey on input/output approaches**. *Automatica*, 26(4):651-677..
- [42] LJUNG, L.;. **System Identification – Theory for the User**. Pentice Hall:1999.
- [43] RODRIGUES, G. G. e AGUIRRE, L. A. (1996). **Manual de utilização de rotinas MATLAB para a identificação de modelos NARMAX polinomiais**. Relatório de Pesquisa CPDEE/LCPI/03-96, Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais..
- [44] CHEN, S., BILLINGS, S. A. e LUO, W. (1989). **Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification**. *International Journal of Control*, 50(5):1873-1896..
- [45] AGUIRRE, L. A. e BILLINGS, S. A. (1994b). **Discrete reconstruction of strange attractors of Chua's circuit**. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 4(4):853-864..
- [46] AGUIRRE, L. A. e BILLINGS, S. A. (1995b). **Identification of models for chaotic systems from noisy data: implications for performance and nonlinear filtering**. *Physica D*, 85:239-258..
- [47] Pröl, T. e Karim, M. N. (1994). **Model-predictive PH control using real-time NARX approach**. *AIChE Journal*, 40(2):269-282..

- [48] HSIA, Tien C., System Identification, D. C. Heath and Company, Estados Unidos, 1977..
- [49] BOHLIN, T. e GRAEBES, S. T. **Issues in Nonlinear Stochastic Gray Box Identification.** *Int. J. of Adaptive Control and Signal Processing*, 3(2):123pp.142, 1995..
- [50] AKAIKE, H. (1974). **A new look at the statistical model identification.** *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6):716-723..
- [51] BILLINGS, S. A. e ZHU, Q. M. (1994). **Model validation tests for multivariable nonlinear models including neural networks.** Research Report n. 484, Department of Automatic Control and Systems Engineering, University of Sheffield, U.K..
- [52] LETELLIER, C. e GOUESBET, G. (1995). **Topological characterization of a system with high-order symmetries.** *Physical Review E*, 52(5):4754-4761..
- [53] PILLAY P., NOLAN R, and HAQUE T.(1997), **Application of Genetic Algorithms to Motor Parameter Determination for Transient Torque Calculations.** *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1997, pp. 1273–1282.
- [54] CORRÊA, M. V. (2001). **Identificação caixa-cinza de sistemas não-lineares utilizando representações NARMAX racionais e polinomiais.** Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil..;
- [55] CRUZ, T. V. G. (2001). **Identificação Experimental de um Modelo Dinâmico de uma Microturbina a Gás com Câmara de Combustão com Baixa Emissão de NOx.** Dissertação de Mestrado, Ciências Mecânicas, Universidade de Brasília, Brasília, Brasil..;