

---

Universidade Estadual de Campinas  
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação  
Departamento de Sistemas de Controle e Energia  
DSCE-FEEC-UNICAMP

---

**Controle Preditivo Não-Linear Baseado em Multimodelos  
Aplicado ao Motor de Indução**

**Autor:** Alex Pereira França  
**Orientador:** Prof. Dr. Edson Bim

*Dissertação submetida à Faculdade de Engenharia Elétrica e de  
Computação da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos  
requisitos exigidos para obtenção do título de  
Mestre em Engenharia Elétrica*

**Comissão Julgadora:**  
Prof. Dr. Edson Bim - DSCE/FEEC/UNICAMP  
Prof. Dr. Paulo Lucio Silva de Aquino - DEPEL/CEFET-RJ  
Prof. Dr. Wagner Caradori do Amaral - DCA/FEEC/UNICAMP

Campinas, 06 de Agosto de 2010

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA  
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

F844c	<p>França, Alex Pereira</p> <p>Controle preditivo não-linear baseado em multimodelos aplicado ao motor de indução / Alex Pereira França. --Campinas, SP: [s.n.], 2010.</p> <p>Orientador: Edson Bim.</p> <p>Dissertação de Mestrado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.</p> <p>1. Teoria do controle não-linear. 2. Identificação de sistemas. 3. Máquinas elétricas. 4. Controle preditivo. 5. Sistemas dinâmicos. I. Bim, Edson. II. Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.</p>
-------	---

Título em Inglês: Induction motor non-linear predictive control based on a multimodeling approach

Palavras-chave em Inglês: Theory of non-linear control, Systems identification, Electrical machines, Predictive control, Dynamical systems

Área de concentração: Energia Elétrica

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Paulo Lucio Silva de Aquino, Wagner Caradori do Amaral

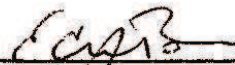
Data da defesa: 06/08/2010

Programa de Pós Graduação: Engenharia Elétrica

**Data da Defesa:** 6 de agosto de 2010

**Título da Tese:** "Controle Preditivo Não-Linear Baseado em Multimodelos Aplicado ao Motor de Indução"

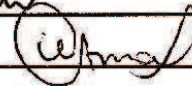
Prof. Dr. Edson Bim (Presidente):



Prof. Dr. Paulo Lucio Silva de Aquino:



Prof. Dr. Wagner Caradori do Amaral:



---

*“Torture numbers, and they’ll confess to anything”*

*Gregg Easterbrook*

---

*Mãe, Samantha, Helio, Vó e Joy  
sem vocês esse trabalho nunca teria existido*

---

## Resumo

---

Uma abordagem preditiva global-local para o controle de um motor de indução é apresentado nesta tese. O conceito de controle preditivo diz respeito a uma classe de controladores que tem se desenvolvido muito no âmbito do controle de sistemas de conversão de energia nos últimos anos, acompanhando o desenvolvimento da capacidade computacional dos sistemas microprocessados ao longo da última década. A técnica proposta é fundamentada numa lei de controle baseada em um modelo identificado de um motor de indução. A identificação se dá de maneira experimental a partir da simulação de um motor de indução indiretamente orientado em função do fluxo do rotor, através de um modelo fuzzy do tipo Takagi-Sugeno TS com Funções de Base Ortonormal no consequente das regras. As ações de controle locais são combinadas pela ativação das regras do modelo local devido, e a ação de controle global resultante é aplicada ao controle de velocidade do motor de indução. Este método permite ao controlador a inclusão nos parâmetros de controle das não-linearidades e restrições inerentes ao controle do máquinas elétricas.

**Palavras-chave:** Controle Não Linear , Identificação de Sistemas Dinamicos, Maquinas Elétricas, Controle Preditivo.

---

## Abstract

---

A predictive global-local approach technic for induction motor control is presented in this thesis. Predictive control is a very wide class of controllers that have found rather recent applications in the control of electrical machines. Research on this topic has been increased in the last years due to the possibilities of today s microprocessors used for control. The proposed technique is founded on a identified model based predictive control. The identification technique applied in this method is based on the black box modeling of a Indirect Rotor Flux Oriented Induction Motor in stationary reference system through Takagi-Sugeno-TS fuzzy models with orthonormal base functions - OBF - on the rules consequents. Control actions are matched by local activation of the model rule because local and global control action is applied to speed control of an induction motor. This method allows the inclusion in the control parameters of non-linearities and constraints inherent the control of electrical machines.

**Keywords:** Non-Linear Control, Dinamic Systems Identification, Electrical Machines, Predictive Control.

---

## Agradecimentos

---

Gostaria de agradecer a minha mãe cujo apoio incondicional, nos piores e nos melhores momentos, permitiram que infindáveis obstáculos fossem vencidos para que no fim esse trabalho fosse possível. Sua companhia e seu carinho durante toda a odisséia lancinante que tem sido minha vida, perpetuaram em mim, a idéia de que existe muito mais em torno do conhecimento que o simples manipular de equações, sendo o universo algo muito maior do que qualquer modelo matemático conseguiria retratar.

A Anderson, Cristina, Fernanda e Paulinha pelo apoio e incentivo em todos os momentos de minha vida, vocês tem sido e sempre serão minha segunda família.

Gostaria de agradecer ao professor e orientador Edson Bim pela confiança, compreensão e amizade que permitiram a construção desse trabalho, sua orientação foi responsável pela preservação de sua integridade e relevância.

Ao professor Wagner Caradori do Amaral cuja ajuda tornou possível desenvolvimento do controlador preditivo bem como o sucesso de sua implementação.

Ao professor Paulo Aquino, por despertar-me o interesse pela pesquisa desde a graduação. Fato que mudou definitivamente minha carreira acadêmica e meu modo de ver a vida. Sua amizade e incentivo foram imprescindíveis para que um ciclo iniciado em seu laboratório culminasse com a realização desse trabalho.

Ao amigo Jeremias Barbosa Machado pela ajuda constante durante o desenvolvimento do controlador preditivo bem como durante a etapa de simulação, e também por sua paciência perante meu desespero diante das infindáveis simulações iniciais que pareciam não querer funcionar.

Aos amigos Rogério, Rodrigo, Marco e Daniel e tantos outros membros do LABIM por sua ajuda e amizade que tornou a experiência presente nesse laboratório tão divertida e intrigante.



---

## Sumário

---

<b>Resumo</b>	ix
<b>Abstract</b>	xi
<b>Agradecimentos</b>	xiii
Lista de Figuras	xviii
<b>Capítulo 1 Introdução</b>	1
<b>Capítulo 2 Controle Vetorial do Motor de Indução</b>	5
2.1 Introdução . . . . .	5
2.2 O Motor de Indução . . . . .	7
2.2.1 Aspectos Construtivos . . . . .	7
2.2.2 Princípios de Funcionamento . . . . .	8
2.3 Modelagem Matemática do Motor de Indução . . . . .	9
2.3.1 Transformação de Coordenadas . . . . .	13
2.3.2 Modelo Estacionário . . . . .	15
2.3.2.1 Torque Elétrico e Velocidade . . . . .	16
2.4 Controle Vetorial por Orientação de Fluxo . . . . .	18
2.4.1 Orientação do Fluxo de Rotor . . . . .	19
2.4.1.1 Orientação do Fluxo de Rotor - Método Direto . . . . .	21
2.4.1.2 Orientação do Fluxo de Rotor- Método Indireto . . . . .	23
2.5 Simulação . . . . .	26
2.5.1 Entrada em Degrau . . . . .	27

2.5.2	Entrada Triangular . . . . .	31
2.5.3	Entrada Trapezoidal . . . . .	34
Capítulo 3	<b>Identificação de Sistemas Dinâmicos</b>	39
3.1	<b>Introdução . . . . .</b>	39
3.2	<b>Modelos Estruturados de Identificação . . . . .</b>	43
3.2.1	<b>Estruturas Baseadas em Representações Discretas . . . . .</b>	43
3.2.1.1	Modelo de Resposta ao Impulso Finita . . . . .	43
3.2.1.2	Modelo ARX . . . . .	44
3.2.1.3	Modelo ARMAX . . . . .	45
3.2.1.4	Modelo de erro na saída . . . . .	45
3.2.1.5	Modelo Box-Jenkins . . . . .	45
3.2.2	Modelos Baseados em Séries de Funções de Base Ortonormal . .	46
3.2.3	Modelos Fuzzy . . . . .	50
3.2.3.1	Introdução . . . . .	50
3.2.3.2	Modelos Mamdani . . . . .	53
3.2.3.3	Modelos Takagi-Sugeno . . . . .	54
Capítulo 4	<b>Controle Preditivo Não-Linear</b>	57
4.1	<b>Introdução . . . . .</b>	57
4.2	<b>Controle Preditivo (Abordagem Local) . . . . .</b>	60
4.2.1	Modelagem do Processo e Definição da Previsão de Saída . . . . .	60
4.2.2	Modelagem do Processo a partir das Funções de Base Orthonormal	61
4.2.3	Definição da Função Custo e de Seu Critério de Otimização . . . .	63
4.2.4	Controle Preditivo utilizando FBO . . . . .	65
4.3	<b>Controle Preditivo (Abordagem Global) . . . . .</b>	66
Capítulo 5	<b>Controle Preditivo de um Motor de Indução</b>	69
5.1	<b>Introdução . . . . .</b>	69
5.2	<b>Identificação do Modelo do Motor de Indução Orientado . . . . .</b>	70
5.2.1	Metodologia Aplicada . . . . .	70

5.2.2	Sinal de Entrada . . . . .	71
5.2.3	Aquisição dos Sinais de Entrada . . . . .	73
5.2.4	Estruturação do Modelo . . . . .	73
5.3	Controle Preditivo do Motor de Indução . . . . .	74
5.4	Simulação . . . . .	75
5.4.1	Entrada em Degrau . . . . .	76
5.4.2	Entrada Triangular . . . . .	79
5.4.3	Entrada Trapezoidal . . . . .	82
5.5	Conclusão . . . . .	85
5.6	Sugestões para trabalhos futuros . . . . .	86
Apêndice A Dados do Motor de Indução		87
A.1	Parâmetros Elétricos do Motor de Indução . . . . .	87
Apêndice B Algoritmo de Gustafson-Kessel		89
Referências Bibliográficas		91

---

## Lista de Figuras

---

1.1	Métodos de controle mais utilizados. . . . .	2
2.1	Barras e os anéis de curto-circuito do rotor gaiola de esquilo. . . . .	7
2.2	Rotor bobinado elementar com enrolamento trifásico elementar. . . . .	8
2.3	Orientação do fluxo de rotor . . . . .	20
2.4	Diagrama de blocos do controle orientado de maneira direta a partir de medições utilizando sensores de efeito hall. . . . .	21
2.5	Diagrama de blocos ilustrativo de uma implementação básica do controle de velocidade por orientação indireta do fluxo de rotor. . . . .	26
2.6	Resposta dinâmica de velocidade diante da entrada em degrau. . . . .	27
2.7	Torque de carga imposto ao rotor em degrau a 8.0 s. . . . .	28
2.8	Erro de rastreamento de velocidade do controlador. . . . .	28
2.9	Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário. . . . .	29
2.10	Correntes de estator representadas sob referencial estacionário. . . . .	29
2.11	Correntes de estator representadas sob referencial síncrono. . . . .	30
2.12	Referências de corrente geradas pelo controlador. . . . .	30
2.13	Resposta dinâmica de velocidade para entrada triangular . . . . .	31
2.14	Erro de rastreamento de velocidade do controlador . . . . .	32
2.15	Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário . . . . .	32
2.16	Correntes de estator representadas sob referencial estacionário. . . . .	33
2.17	Correntes de estator representadas sob referencial síncrono. . . . .	33
2.18	Referências de corrente geradas pelo controlador. . . . .	34
2.19	Resposta dinâmica de velocidade para entrada Trapezoidal. . . . .	35
2.20	Erro de rastreamento de velocidade do controlador. . . . .	35

2.21	Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário. . . . .	36
2.22	Correntes de estator representadas sob referencial estacionário. . . . .	36
2.23	Correntes de estator representadas sob referencial síncrono. . . . .	37
2.24	Referências de corrente geradas pelo controlador. . . . .	37
3.1	Modelo identificado para uma série de Laguerre com $n=3$ . . . . .	50
3.2	Modelo identificado para uma série de Laguerre com $n=4$ . . . . .	50
3.3	Função de pertinência para a variável linguística estatura . . . . .	52
3.4	Diagrama demonstrativo de um controlador fuzzy baseado no modelo mandani . . . . .	54
4.1	Genealogia do Controlador Preditivo . . . . .	58
5.1	Diagrama demonstrativo da simulação para identificação do sistema . . . . .	70
5.2	Sinal de entrada utilizado para identificação. . . . .	72
5.3	Resposta dinâmica do sistema a partir do sinal utilizado para identificação. . . . .	73
5.4	Média e Produto dos critérios de validade de agrupamento para os dados aquisitados do sistema . . . . .	74
5.5	Diagrama demonstrativo do controlador preditivo aplicado ao motor de indução . . . . .	75
5.6	Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	76
5.7	Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	77
5.8	Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	77
5.9	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	78
5.10	Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI. . . . .	78
5.11	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono. . . . .	79
5.12	Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	80
5.13	Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	80

5.14	Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	81
5.15	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	81
5.16	Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI. . . . .	82
5.17	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono. . . . .	82
5.18	Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	83
5.19	Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI. . .	83
5.20	Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	84
5.21	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI. . . . .	84
5.22	Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI. . . . .	85
5.23	Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono. . . . .	85

---

## CAPÍTULO 1

### Introdução

---

Os motores elétricos têm um importante papel na sociedade industrial, estando presentes nos mais diversos setores. Mais do que 50% da energia gerada no mundo é utilizada em processos que necessitam da conversão eletromecânica de energia tais como ocorre na indústria, nos meios de transporte e no meio doméstico (Leonhard, 1995). Tendo isto em mente, é compreensível a importância de se pesquisar métodos de otimização da sua operação. A importância do aperfeiçoamento dos acionamentos elétricos referem-se à diminuição de custos e do aumento da sustentabilidade da produção e da operação.

O objetivo deste trabalho é a aplicação de controladores preditivos não-lineares no controle de velocidade de um motor de indução do tipo gaiola de esquilo, a partir de uma abordagem global-local que utiliza um modelo estruturado fuzzy Takagi-Sugeno (**TS**) e Funções de Base Ortonormal (**FBO**) no consequente das regras.

Há aproximadamente 40 anos (Blaschke, 1972) propôs e implementou, pela primeira vez, o controle vetorial orientado pelo fluxo do rotor (Rotor Flux Oriented Control-**RFOC**) que ocasionou um grande impacto no controle de sistemas de energia, principalmente nas máquinas elétricas. Hoje, do ponto de vista das aplicações industriais, essa estratégia de controle é uma tecnologia estabelecida. Na verdade, controladores vetoriais, baseados em algoritmos do tipo **PID**-(Proporcional+Integral+Derivativo) tornaram-se o padrão no controle das máquinas elétricas.

Desde então, as técnicas de controle das máquinas elétricas passaram por uma gigantesca evolução devido ao desenvolvimento dos sistemas microprocessados que possibilitaram o processamento digital de sinais de maneira robusta além de permitir o uso de algoritmos complexos. Treze anos depois do trabalho de Balschke, Takahashi introduziu o Controle Direto de Torque (Direct Torque Control-**DTC**), caracterizado por ser simples e robusto em sua operação, iniciando uma nova etapa na aplicação de controladores. O **DTC** apresenta uma boa dinâmica de controle de torque sem a necessidade de um sensor de velocidade e ou de posição no eixo do rotor, sendo o primeiro controle genuinamente *sensorless* (Takahashi e Nakano, 2000).

Novas técnicas de controle para aplicações em acionamentos elétricos ainda mais sofisticadas que os controladores lineares *sensorless* surgiram, acompanhando o desenvolvimento dos sistemas microprocessados. Algumas dessas técnicas envolvem controladores de lógica fuzzy, controladores baseados em modos deslizantes e, mais recentemente, controladores preditivos. Controladores fuzzy apresentam bons resultados, quando o sistema ou alguns de seus parâmetros são desconhecidos. Por sua vez, os controladores baseados na técnica de modos deslizantes geralmente apresentam uma resposta dinâmica robusta, sob variação de parâmetros do modelo.

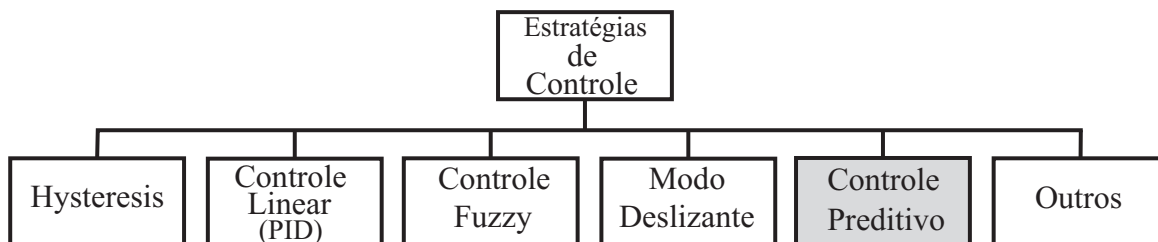


Figura 1.1: Métodos de controle mais utilizados.

O controle preditivo se destaca pelo fato de que seu uso evita estruturas em cascata, típicas de controladores vetoriais lineares baseados em **PID**, além de que não-linearidades, características dos modelos de máquinas elétricas, podem facilmente ser incluídas, dispensando as linearizações do modelo para um determinado ponto de operação e, assim, permitindo abordagens globais de controle.

Hashimoto, em 1989, introduziu controladores preditivos aplicados aos de motores de indução, a partir de algoritmos convencionais **PID** e de observadores preditivos na determinação do torque



---

e da magnitude do fluxo de estator. Niermeyer et al, em 1989, aplicam o controle preditivo a partir do método de rastreamento de trajetória no controle de corrente de um motor de indução orientado pelo fluxo do rotor. Merabet, em 2006, aplica um controlador preditivo não-linear baseado em modelo para um horizonte de previsão pré-definido e estabelecido pela expansão da série de Taylor; analisa também a estabilidade desse tipo de controlador a partir de um observador não linear, para valores de torque de carga desconhecidos.

Retif et al, (2006), em um trabalho pioneiro de aplicação experimental, utiliza um controlador preditivo de corrente em um motor de indução de 5.5 kW, a partir de uma variável de controle discreta que monitora os estados de chaveamento do conversor.

Santana et al, em 2008, propõem um algoritmo para controle preditivo de velocidade e fluxo do rotor de um motor de indução sensorless utilizando um observador-Filtro de Kalman Extendido, apresentando resultados de simulação e experimentais.

A metodologia do controlador preditivo para aplicações em acionamentos elétricos só se desenvolveu mais recentemente. O potencial de sua aplicação a sistemas de conversão de energia é discutida em (Kennel et al., 2008), sendo apresentado o estado da arte desta técnica, a partir de uma análise comparativa entre as estratégias de controle preditivo mais utilizadas.

A proposta do trabalho realizado e reportada nesta tese, é o de desenvolver um controle preditivo de velocidade em um motor de indução a partir de uma abordagem global-local que utiliza um modelo fuzzy **TS-FBO**. Salienta-se que, ao conhecimento do autor deste trabalho, não há registro do uso do referido controlador.

O presente texto é organizado em 5 capítulos:

- No capítulo 2 é desenvolvido o modelo vetorial para o motor de indução seguido de uma análise comparativa dos controladores vetoriais baseados na orientação pelo fluxo do rotor, métodos direto e indireto. Resultados de simulação computacional do controle, baseado na orientação indireta de fluxo do rotor, é realizada para diversos perfis de velocidade, utilizando o software Matlab-Simulink.
- No capítulo 3 são abordados, de forma introdutória, processos experimentais de identificação bem como uma revisão dos principais modelos estruturados para identificação incluindo (a) modelos que utilizam FBO, (b) modelos Fuzzy e (c) e um modelo Fuzzy TS-FBO.

- No capítulo 4 são abordadas as restrições dos controladores preditivos aplicados a acionamentos elétricos, o controle preditivo FBO (local) e o controle preditivo baseado no modelo Fuzzy TS-FBO (global).
- No capítulo 5 é descrito o processo de identificação do modelo do motor de indução orientado pelo fluxo do rotor, utilizando o modelo estruturado TS-FBO. Na sequência, simulações desse controle preditivo não-linear proposto são comparadas com aquelas apresentadas no capítulo 2. Considerações finais do estudo da aplicação do controle preditivo não-linear a um motor de indução e sugestões de trabalhos futuros sobre esse mesmo tema são apresentadas.

---

## CAPÍTULO 2

# Controle Vetorial do Motor de Indução

---

### 2.1 Introdução

Construído primeiramente por Nicola Tesla em 1880 com duas fases, o motor de indução trifásico de rotor gaiola de esquilo foi decisivo para a decisão de se transmitir energia elétrica em corrente alternada. Sua principal vantagem é o fato de não ter contatos deslizantes, o que resulta em uma construção extraordinariamente simples, robusta e barata.

Devido ao progresso da tecnologia dos semicondutores, a partir de 1970, conversores de potência estáticos puderam ser construídos a custo aceitável, tornando o motor de indução o candidato ideal para aplicações onde a velocidade deve ser controlada.

Inicialmente os motores de indução foram utilizados em acionamentos de baixo desempenho devido à sua estrutura não-linear e multivariável, sendo que os acionamentos de alto desempenho utilizavam majoritariamente máquinas de corrente contínua devido à simplicidade do seu controle: a magnitude da corrente de campo  $i_f$  controla diretamente o fluxo de excitação de forma independente, além de seus circuitos elétricos de campo e de armadura serem circuitos elétricos físicos distintos. Assim, os modelos linearizados para grandes faixas de operação podem ser obtidos, tornando simples e fácil o projeto e a implementação de controladores. Contudo as máquinas de corrente contínua têm as desvantagens de possuírem custos de fabricação elevados,

de terem uma relação volume/potência maior do que os de corrente alternada e de necessitarem de manutenções mais frequentes.

Há vários anos popularizou-se o uso dos controladores em malha aberta com frequência variável para manutenção do controle do torque sem exigências de regulação de velocidade nos motores de indução. Porém, quando os requisitos de desempenho incluem rápida resposta dinâmica e precisão no controle de velocidade ou no de torque, o uso de malha aberta se torna insatisfatório. Foi necessário, então, o desenvolvimento de vários métodos de controle em malha fechada, para que se pudesse atingir as rigorosas solicitações de projeto. Segundo (de Aquino, 1999), tais métodos resultam em complexos e interessantes algoritmos de controle devido às seguintes razões:

- Aumento de complexidade na proporção do número de incertezas tratadas: desconhecimento dos parâmetros mecânicos da carga e variações dos parâmetros elétricos (resistência de rotor, indutância de magnetização);
- As equações diferenciais de seu modelo são não-lineares e acopladas;
- O problema a ser resolvido é multi-entrada/multi-saída (MIMO);
- Muitos algoritmos exibem singularidade de controle.

Assumindo que a velocidade angular do rotor e as correntes do estator são medidas, avanços significativos foram feitos para o controle vetorial de velocidade de um motor de indução. Dentre eles destacam-se as técnicas de controle baseadas na linearização exata sob um ponto de operação, na passividade, nos modos deslizantes (sliding mode control-SMC) e no controle vetorial ou controle por orientação do campo de rotor proposto por Blaschke em 1971. O controle vetorial é largamente aceito e é de fato, em uma de suas várias formas, o padrão industrial para um controle de alto desempenho (Leonhard, 1985). No caso da orientação do fluxo do rotor, o controle é desacoplado, permitindo efetuar o controle de modo análogo aquele feito nos motores de corrente contínua. No entanto, esse controle enfrenta o delicado problema da atualização de sua posição angular de rotor visto que a correta orientação do fluxo é fundamental para um bom desempenho dinâmico, além de ter maior sensibilidade à variação de parâmetros.

## 2.2 O Motor de Indução

### 2.2.1 Aspectos Construtivos

O motor de indução é constituído essencialmente pelos seguintes elementos:

1. Dois circuitos magnéticos, um no estator e outro no rotor. Cada circuito magnético é formado por chapas ferromagnéticas empilhadas e isoladas entre si. ;
2. Por bobinas localizadas geralmente em ranhuras abertas no estator e que são alimentadas por uma fonte trifásica;
3. No que diz respeito ao rotor, dois tipos de enrolamentos são encontrados: o enrolamento bobinado no qual as espiras das bobinas estão distribuídas em ranhuras à semelhança dos enrolamentos utilizados no estator, e o gaiola de esquilo ("squirrel cage rotor") que consiste em barras únicas, geralmente de alumínio, fundidas nas ranhuras do rotor.

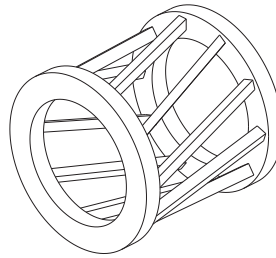


Figura 2.1: Barras e os anéis de curto-circuito do rotor gaiola de esquilo.

No rotor de enrolamento do tipo bobinado, os seus terminais externos são ligados a anéis fixados no eixo que em contato com escovas permite o acesso externo ao enrolamento das fases e desse modo, aos seus terminais podem ser conectadas resistências elétricas e fontes de alimentação controladas, sendo que neste último caso de forma geral, a máquina de indução é dita duplamente alimentada.

De forma geral se considera os enrolamentos tanto do rotor como do estator tendo 3 fases simétricas separadas entre si por 120 graus elétricos, tal que

$$\boxed{\text{Graus Elétricos} = (N^{\circ} \text{ de pares de pólos})(\text{Graus Mecânicos})}$$

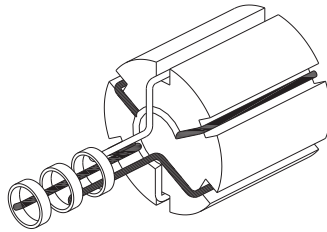


Figura 2.2: Rotor bobinado elementar com enrolamento trifásico elementar.

O rotor em gaiola por ter barras permanentemente curto-circuitadas não permite seu acesso externo. O número de pólos é igual ao do estator por causa do fenômeno da indução eletromagnética, e o número de fases  $m_r$  pode ser tomado para efeitos práticos igual ao número de barras do rotor. As correntes em ranhuras adjacentes estão defasadas entre si pela relação (Krishnan, 2001)

$$\zeta_\theta = \frac{2\Pi}{m_r} \quad (2.1)$$

tendo assim cada fase  $\frac{1}{2}$  espira ou, de forma equivalente, um condutor.

### 2.2.2 Princípios de Funcionamento

O Enrolamento polifásico do estator ligado a uma fonte polifásica estabelece uma onda espacial de distribuição de campo magnético que gira em relação a esse enrolamento com velocidade angular proporcional a frequência  $f_1$  fornecida pela fonte externa.

Assumindo que o rotor se encontra parado, o campo magnético gerado pelo estator induz **f.e.ms** nos condutores do rotor que, por estarem curto circuitados, são percorridos por correntes elétricas que estabelecem uma onda espacial de fluxo. A inter-relação entre os fluxos do rotor e do estator produz um torque líquido unidirecional e faz com que o rotor siga o movimento do fluxo magnético do estator com velocidade igual a:

$$\omega_s = 2\pi f_1 \text{ rad}_{elet}/s \quad (2.2)$$

A frequência das correntes estabelecidas no rotor é determinada pela velocidade relativa entre as velocidades  $\omega_s$  do campo síncrono e  $\omega_r$  do rotor (Bim, 2009). Como resultado a máquina de indução com excitação única é capaz de produzir torque a qualquer velocidade abaixo ou acima da síncrona.

A característica principal de dispositivos eletromecânicos de energia com excitação única consiste em que a velocidade do rotor  $\omega_r$  não pode ser igual à velocidade síncrona  $\omega_s$  visto que a corrente de enrolamento do rotor é produzida por indução e portanto deve sempre existir uma diferença de velocidade entre o campo do estator e o enrolamento do rotor. Essa diferença de velocidade expressa pelo escorregamento representado por  $s$  e dado por

$$s = \frac{\omega_s - \omega_r}{\omega_s} = \frac{\omega_2}{\omega_s} \quad (2.3)$$

A partir dessa expressão tem-se que a velocidade do rotor é

$$\omega_r = \omega_s(1 - s) \quad rad_{elet}/s \quad (2.4)$$

Se a velocidade síncrona for expressa em *rpm* tem-se

$$n_s = \frac{120f_s}{P} \quad rpm \quad (2.5)$$

e, portanto, a respectiva velocidade é

$$n_r = n_s(1 - s) \quad rpm \quad (2.6)$$

## 2.3 Modelagem Matemática do Motor de Indução

Os primeiros modelos adotados para os motores de indução caracterizavam-se por serem desenvolvidos para o estudo do regime permanente, avaliando portanto somente as condições nos pontos de operação ou o comportamento envolvendo apenas pequenos desvios neste ponto de operação (modelagem com a técnica de pequenos deslocamentos). Estes modelos clássicos não permitiam a avaliação de desempenho dinâmico em grandes faixas de velocidade.

Novotny e Brody (1984) utilizaram variáveis complexas no domínio do tempo, o que proporcionou uma nova ferramenta para análise. Utilizaram também o conceito de função de transfer-

ência complexa, mostrando o comportamento desta função de transferência utilizando o método do lugar das raízes.

De Doncker e Novotny (1998) propuseram um modelo orientado á um referencial arbotrário  $\omega_a$  com capacidade de desacoplar o fluxo e conjugado.

Yamamura (1992) introduziu a teoria do vetor espiral, fundamentado no comportamento transitório do motor de indução trifásico em resposta à entrada degrau.

Uma observação importante a ser feita é que um modelo raramente consegue descrever de maneira exata o comportamento do sistema ao qual se refere, Pelo fato de os modelos matemáticos serem representações aproximadas do sistema real levando a conclusão que muitas vezes não existe um *modelo* do sistema mas sim conjuntos ou famílias de modelos que podem representar de maneira satisfatória as características desejadas.

Para o desenvolvimento do modelo do motor de indução foram adotadas certas convenções e foram feitas algumas hipóteses simplificadoras:

- os 3 enrolamentos estatóricos são idênticos entre si ;
- os 3 enrolamentos rotóricos equivalentes são idênticos entre si;
- os ângulos elétricos entre os enrolamentos das fases são iguais a  $120^\circ$ , tanto no estator quanto no rotor;
- o entreferro é considerado homogêneo, linear e seu índice de permeabilidade magnética constante;
- o circuito magnético é considerado ideal ( $\mu_r \rightarrow \infty$ ), desconsiderando pontos de saturação;
- a distribuição da densidade de fluxo magnético no entreferro é radial e senoidal;
- não serão consideradas as perdas magnéticas

Como consequência dessas hipóteses tem-se que :

- os fluxos podem ser superpostos;
- os enrolamentos do estator possuem indutâncias próprias constantes e iguais entre si;
- os enrolamentos do rotor possuem indutâncias próprias constantes e iguais entre si;
- as indutâncias mútuas entre os enrolamentos estatoricos são iguais entre si;
- as indutâncias mútuas entre os enrolamentos rotóricos são iguais entre si;
- as indutâncias mútuas entre os enrolamentos estatóricos e rotóricos são funções senoidais do deslocamento angular do rotor;



A partir da referência trifásica  $(a_s, b_s, c_s)$  do estator e  $(a_r, b_r, c_r)$  do rotor tem-se os seguintes vetores de estados:

$$V_s = \begin{bmatrix} V_{a_s} & V_{b_s} & V_{c_s} \end{bmatrix}^T$$

$$I_s = \begin{bmatrix} I_{a_s} & I_{b_s} & I_{c_s} \end{bmatrix}^T$$

$$\Psi_s = \begin{bmatrix} \Psi_{a_s} & \Psi_{b_s} & \Psi_{c_s} \end{bmatrix}^T$$

$$\begin{cases} V_s \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor tensão de estator;} \\ I_s \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor corrente de estator;} \\ \Psi_s \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor enlace de fluxo do estator.} \end{cases}$$

$$V_r = \begin{bmatrix} V_{a_r} & V_{b_r} & V_{c_r} \end{bmatrix}^T$$

$$I_r = \begin{bmatrix} I_{a_r} & I_{b_r} & I_{c_r} \end{bmatrix}^T$$

$$\Psi_r = \begin{bmatrix} \Psi_{a_r} & \Psi_{b_r} & \Psi_{c_r} \end{bmatrix}^T$$

$$\begin{cases} V_r \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor tensão de rotor;} \\ I_r \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor corrente de rotor;} \\ \Psi_r \in \Re^{(3 \times 1)}, & \text{Vetor enlace de fluxo do rotor.} \end{cases}$$

Conforme citado anteriormente, tendo em vista que o motor de indução com arquitetura de rotor no padrão gaiola de esquilo apresenta tensão de rotor  $V_r = 0$  no seu modelo representativo, o vetor de tensão nos terminais de rotor é substituído por um vetor nulo.

No modelo proposto os seguintes parâmetros são considerados:

$$R_s = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix}$$

$$R_r = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix}$$

$$L_s = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix}$$

$$L_r = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix}$$

$$\Gamma(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{4\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{4\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} \mathbf{R}_s \in \Re^{(3 \times 3)}, & \text{Resistência do enrolamento do estator;} \\ \mathbf{R}_r \in \Re^{(3 \times 3)}, & \text{Resistência do enrolamento do rotor;} \\ \mathbf{L}_s \in \Re^{(3 \times 3)}, & \text{Indutância do enrolamento do estator;} \\ \mathbf{L}_r \in \Re^{(3 \times 3)}, & \text{Indutância do enrolamento do rotor;} \\ \mathbf{M}_s \in \Re, & \text{Indutância mutua entre os enrolamentos do estator;} \\ \mathbf{M}_r \in \Re, & \text{Indutância mutua entre os enrolamentos do rotor;} \\ \Gamma_\theta, & \text{Matriz das Coordenadas de Posição do Rotor} \end{array} \right.$$

A partir da lei circuital de Ampère tem-se que: "A passagem de uma corrente elétrica por um condutor gera um enlace de fluxo de campo magnético em sua extensão radial que tem seu

valor proporcional ao valor da indutância do condutor e o valor da amplitude da corrente elétrica sendo o processo reversível. (Hayt e Buck, 2001)”

Fundamentando-se nesta lei pode-se escrever todos os vetores de fluxo magnético de um M.I em função de indutâncias associadas a esses campos e das correntes nos enrolamentos do estator e do rotor.

Assim, o fluxo concatenado pelo estator e pelo rotor são dados respectivamente por

$$\Psi_s = L_s I_s + \frac{3}{2} L_{ms} \Gamma_\theta I_r \quad (2.7)$$

$$\Psi_r = L_r I_r + \frac{3}{2} L_{ms} \Gamma_{-\theta} I_s \quad (2.8)$$

A tensão de terminal de um enrolamento é do tipo  $V = Ri + \dot{\psi}$ , na qual R é a resistência elétrica do enrolamento,  $\dot{\Psi}$  é a variação instantânea do fluxo concatenado pelo enrolamento e i é a corrente que o excita. Assim, para cada fase do enrolamento trifásico de estator e de rotor gaiola têm-se, respectivamente,

$$V_s = R_s I_s + \dot{\Psi}_s \quad (2.9)$$

$$0 = R_r I_r + \dot{\Psi}_r \quad (2.10)$$

Observa-se nas equações 2.7 e 2.8 que o fluxo depende da posição espacial  $\theta$  do rotor. Para evitar esta dependência que leva às equações diferenciais resultantes tenham coeficientes variáveis no tempo faz-se uma transformação de coordenadas, como apresentada na sequência.

### 2.3.1 *Transformação de Coordenadas*

Na década de 1930, Stanley Clark propôs uma transformação linearmente inversível que consistia em definir um novo conjunto de variáveis referidas a um sistema de coordenadas estacionárias, para eliminar a dependência das indutâncias com a posição instantânea do rotor.

Assim as variáveis corrente, tensão e fluxo são vistas como variáveis complexas, com projeções no eixo real ( $\alpha$ ) e no eixo imaginário ( $\beta$ ). Denotando, de forma geral, estas variáveis por  $x$  têm-se

$$[x_\alpha \ x_\beta]^T = A_{\alpha,\beta}^{a,b,c} [x_a \ x_b \ x_c] \quad (2.11)$$

tal que  $x_{abc} \in \mathbb{R}^{(3 \times 1)}$  e  $x_{\alpha\beta} \in \mathbb{R}^{(2 \times 1)}$ , sendo a matriz de transformação  $A_{\alpha,\beta}^{a,b,c} \in \mathbb{R}^{(3 \times 2)}$  definida por

$$A_{\alpha,\beta}^{a,b,c} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$$

a transformação inversa determinada pela matriz pseudoinversa de  $A_{\alpha,\beta}^{a,b,c}$ , tal que

$$(A_{a,b,c}^{\alpha,\beta}) = (A_{\alpha,\beta}^{a,b,c})^T (A_{\alpha,\beta}^{a,b,c} (A_{\alpha,\beta}^{a,b,c})^T)^{-1} = \frac{3}{2} (A_{\alpha,\beta}^{a,b,c})^T \quad (2.12)$$

resultando, então, na expressão que transforma  $\alpha\beta \rightarrow abc$ .

$$[x_a \ x_b \ x_c]^T = (A_{a,b,c}^{\alpha,\beta}) [x_\alpha \ x_\beta]^T \quad (2.13)$$

Na década de 1920, H. Park introduziu uma outra transformação de variáveis para facilitar o estudo na dinâmica da máquina síncrona. Esta transformação consiste em definir um novo conjunto de variáveis referidas a um sistema de coordenadas fixo ao rotor, identificados pelas coordenadas d e q, e que elimina a dependência temporal das indutâncias nas equações de tensão dessa máquina. Esta transformação tem a forma

$$[x_d \ x_q]^T = A_{d,q}^{\alpha,\beta} [x_\alpha \ x_\beta]^T \quad (2.14)$$

tal que  $x_{dq} \in \mathbb{R}^{(2 \times 1)}$ .

Sendo a matriz  $A_{d,q}^{\alpha,\beta} \in \mathbb{R}^{(2 \times 2)}$  definida por

$$A_{d,q}^{\alpha,\beta} = \begin{bmatrix} \cos \delta_r & \text{sen} \delta_r \\ -\text{sen} \delta_r & \cos \delta_r \end{bmatrix}$$

na qual  $\delta_r$  é a posição do eixo direto fixado no rotor e a transformação inversa de Park resulta na matriz

$$A_{\alpha,\beta}^{d,q} = (A_{d,q}^{\alpha,\beta})^T \quad (2.15)$$

Possuindo a seguinte topologia:

$$[x_\alpha \ x_\beta]^T = A_{\alpha,\beta}^{d,q} [x_d \ x_q]^T \quad (2.16)$$

Como o controle é projetado no sistema síncrono de coordenadas  $dq$  e o modelo é descrito no sistema estacionário de coordenadas  $\alpha\beta$ , a transformação  $abc \rightarrow \alpha\beta \rightarrow dq$  é obrigatória.

### 2.3.2 Modelo Estacionário

O modelo matemático do motor descrito por vetores espaciais e expressos num referencial estacionário é ortogonal o que simplifica de sobremaneira sua utilização. Esta estrutura de transformação é amplamente utilizada em modelos de alta ordem e se adequa muito bem ao uso do motor de indução.

$$V_{\alpha\beta_s} = R_s I_{\alpha\beta_s} + \dot{\Psi}_{\alpha\beta_s} \quad (2.17)$$

$$0 = R_r I_{\alpha\beta_r} + \dot{\Psi}_{\alpha\beta_r} - J_2 \omega_r \Psi_{\alpha\beta_r} \quad (2.18)$$

$$\Psi_{\alpha\beta_s} = L_s I_{\alpha\beta_s} + L_m I_{\alpha\beta_r} \quad (2.19)$$

$$\Psi_{\alpha\beta_r} = L_r I_{\alpha\beta_r} + L_m I_{\alpha\beta_s} \quad (2.20)$$

Sendo que  $J_2 \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  é a matriz antissimétrica:

$$J_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

### 2.3.2.1 Torque Elétrico e Velocidade

A maneira mais adequada para se obter a expressão do torque elétrico produzido no motor de indução trifásico é por meio de análise do balanço de energia no motor.

Considerando-se a potência elétrica total fornecida ao motor como sendo:

$$P = V_{\alpha\beta_s} I_{\alpha\beta_s} + V_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r} \quad (2.22)$$

tal que:

$$P = R_s I_{\alpha\beta_s}^2 + \dot{\Psi}_{\alpha\beta_s} I_{\alpha\beta_s} + R_r I_{\alpha\beta_r}^2 + \dot{\Psi}_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r} - J_2 \omega_r \Psi_{\alpha\beta_r}^T I_{\alpha\beta_r} \quad (2.23)$$

Aplicando á expressão acima o princípio da conservação de energia:

$$P_{in} - P_{loss} = P_\theta + P_{out} \quad (2.24)$$

de tal maneira que:

$$\left\{ \begin{array}{ll} P_{in}, & \text{é a potência entregue ao sistema;} \\ P_{loss}, & \text{é a fração da potência de entrada convertida em calor;} \\ P_\theta, & \text{é a potência armazenada sob a forma de campo magnético;} \\ P_{out}, & \text{é a potência no terminal mecânico ou seja a potência mecânica de saída do sistema.} \end{array} \right.$$

Desta forma temos:

$$P_{in} - (R_s I_{\alpha\beta_s} + R_r I_{\alpha\beta_r}) = (\dot{\Psi}_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r} + \dot{\Psi}_{\alpha\beta_s} I_{\alpha\beta_s}) + (-J_2 \omega_r \Psi_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r}) \quad (2.25)$$

Sendo a potência mecânica  $P_{mec}$  ou potência de saída  $P_{out}$  expressa nessas condições por:

$$P_{out} = (-J_2 \omega_r \Psi_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r}) \quad (2.26)$$

Levando-se em conta que  $J_2^T = -J_2$  então:

$$P_{mec} = \omega_r J_2^T \Psi_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r} \quad (2.27)$$

com base na equação  $P(\omega) = \omega T(\omega)$  que relaciona potência e torque num conversor eletromecânico

-co rotativo de energia podemos dizer que:

$$P_{mec} = \omega_r T_{mec} \quad (2.28)$$

então temos  $T_{mec}$  igual a:

$$T_{mec} = J_2^T \Psi_{\alpha\beta_r} I_{\alpha\beta_r} \quad (2.29)$$

A partir das equações 2.19, 2.20 e 2.18 chega-se a equação do torque eletromagnético em função do fluxo e das correntes de estator:

$$T_{em} = \frac{3p}{4} J_2^T \Psi_{\alpha\beta_s} I_{\alpha\beta_s} \quad (2.30)$$

O modelo da máquina de indução é completado pela equação do movimento descrita por:

$$J\dot{\omega}_r = T_{em} - T_L \quad (2.31)$$

Onde  $J$  representa a momento de inércia do rotor, em  $kg \cdot m^2$ .

Que combinada com a equação 2.30, resulta na forma final.

$$\dot{\omega}_r = \frac{3p}{4} J_2^T J_2^T \Psi_{\alpha\beta_s} I_{\alpha\beta_s} - T_L \quad (2.32)$$

Onde  $T_L$  representa o torque de carga empregado ao motor de indução.

### 2.4 Controle Vetorial por Orientação de Fluxo

O aparecimento dos princípios teóricos do controle vetorial permitiu o controle do motor de indução de forma semelhante ao do motor de corrente contínua de excitação independente. A orientação consiste em fixar no eixo direto do sistema de coordenadas síncrono um dos fluxos magnéticos: o de estator, o de rotor e o de entreferro (Bim, 2009).

O surgimento da teoria de controle por orientação de fluxo, teve sem dúvida extraordinária repercussão no controle de acionamentos elétricos, que utilizam como elemento de conversão eletromecânica de energia o motor de corrente alternada. O princípio da orientação de campo consiste em conhecer a posição espacial do vetor fluxo escolhido (de estator, de rotor ou de entreferro) e, a partir desta informação, alinhar o eixo direto do sistema de referência síncrono com o vetor espacial do fluxo em questão. Com este procedimento obtém-se um modelo para o motor de indução em que as variáveis de fluxo e torque estão desacopladas ou fracamente acopladas. Os métodos de controle vetorial em função do modo como o alinhamento do fluxo é conseguido dividem-se em diretos e indiretos.

(Hasse, 1968) propôs um esquema de controle para máquina de indução baseado num modelo vetorial, apresentando uma melhora considerável na resposta dinâmica do acionamento e que mais tarde veio a ser chamado de controle vetorial indireto.

(Blaschke, 1972) baseado na teoria proposta por (Hasse, 1968) conseguiu formular uma teoria geral de controle que pode ser aplicada a qualquer tipo de máquina de corrente alternada demonstrando a possibilidade de desacoplamento do fluxo e torque, obtendo a posição do fluxo pela medição no entreferro através de sensores de efeito Hall montados ortogonalmente na superfície do estator. Foi Blaschke quem deu nome a então nova técnica de controle a qual conhecemos hoje como controle vetorial e desenvolveu o chamado controle vetorial direto por orientação no fluxo do rotor.

Uma revisão dos métodos de controle vetorial para motores de indução podem ser encontrados no trabalho de (Santisteban e Stephan, 2001). Os autores apresentam uma visão geral do e propõem uma classificação e comparação destes métodos.



Em 1982 Schauder e Caddy apresentaram uma completa análise dos controladores de corrente seno-triângulo, utilizando o modelo clássico do controlador de corrente PID alimentando um motor de indução com velocidade constante. Através de sua análise de estabilidade conclui-se que o regulador derivativo tem problemas inerentes a ganhos não infinitos, devido ao fato de regular grandezas senoidais e a dinâmica do processo ser muito rápida o que torna controladores puramente compostos pelos componentes proporcional e integrativo muito mais adequados á serem empregados. Esta análise foi confirmada por simulação pelos propios autores em publicações subsequentes e por Brod e Novotny em 1984.

### 2.4.1 Orientação do Fluxo de Rotor

Os métodos de controle baseados na Orientação de Fluxo de Campo se baseiam no modelo dinâmico do motor utilizando diversas configurações e leis de controle diferentes. Um controlador por orientação de campo clássico utiliza as equações dinâmicas do motor descritas no referencial fixo do vetor fluxo do rotor no caso direto (*Direct Field Orientation Control-DFOC*), ou no vetor fluxo desejado do rotor, no caso indireto (*Indirect Field Orientation Control-IFOC*).

O princípio da orientação no fluxo do rotor consiste em alinhar o fluxo do rotor segundo o eixo direto (d) do sistema de referência, cuja velocidade instantânea deve ser a mesma do fluxo do rotor  $\omega_r$ . Desta forma o vetor fluxo do rotor é determinado por:

$$\Psi_{\alpha\beta_r} = \Psi_r e^{j\delta_r} \quad (2.33)$$

Onde  $\Psi_r$  é a magnitude do fluxo de rotor no sistema estacionário e  $\delta_r$  é a posição espacial instantânea do fluxo de rotor tal que:

$$\dot{\delta}_r = \omega_r \quad (2.34)$$

Como o eixo direto do sistema de coordenadas  $dq$  coincide com o vetor fluxo de rotor em qualquer instante conforme ilustrado na Fig 2.3, não se tem componente em quadratura ( $\Psi_{q_r} = 0$ ) e portanto o eixo direto é o próprio fluxo de rotor:

$$\Psi_{dq_r} = \Psi_{d_r} = \Psi_r \quad (2.35)$$

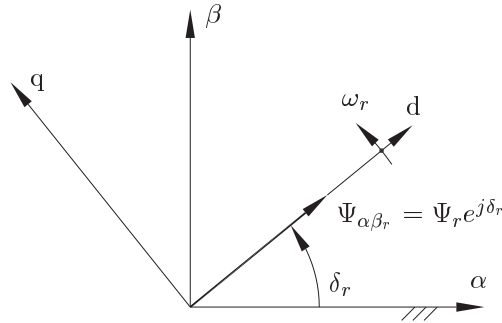


Figura 2.3: Orientação do fluxo de rotor

Nessas condições diz-se que a máquina opera com orientação segundo o fluxo de rotor e a velocidade do sistema de coordenadas  $dq$  é a velocidade no espaço do fluxo de rotor, que é igual à velocidade síncrona dada por  $\omega_s$

O fato do eixo direto do sistema de coordenadas estar fixado ao fluxo do rotor leva a uma simplificação imediata na expressão do torque desenvolvido. Ao considerar a Eq.2.30, o torque torna-se proporcional ao produto do fluxo do rotor pela componente do eixo de quadratura da corrente de estator, tal como ocorre nas máquinas de corrente contínua: o fluxo do rotor  $\Psi_r$  e a corrente  $I_{q_s}$  são equivalentes ao fluxo do campo principal e à corrente de armadura, respectivamente (Bim, 2009). Então o torque eletromagnético desenvolvido quando se tem a orientação do fluxo do rotor pode ser descrito por:

$$T_{em} = \frac{3p}{4} \frac{L_m}{L_r} \Psi_r I_{q_s} \quad (2.36)$$

O sucesso da orientação depende da determinação exata do vetor fluxo, isto é a amplitude e posição espacial. Além disso, quando o objetivo é maximizar a eficiência ajustando o fluxo da máquina, o conhecimento desta variável é imprescindível para a operação satisfatória do algoritmo de controle. Essa informação pode ser obtida através de medições diretas na máquina (bobinas exploratórias) ou calculada a partir dos valores de corrente e tensão a partir de estimadores de fluxo no caso direto. Um outro método consiste em estimar a posição espacial deste vetor utilizando a informação da velocidade, as constantes do motor e sinais referência gerados pelo controlador no caso indireto.



Os observadores buscam recursivamente a obtenção de sua matriz de realimentação de estados a partir de um dado critério de projeto. Essa seleção deve representar uma solução de compromisso entre uma boa resposta dinâmica e uma baixa sensibilidade às perturbações no sistema. Com este objetivo duas abordagens são consideradas. A primeira contempla o efeito negativo das perturbações dentro do critério de projeto, tentando minimizar uma função custo para um ponto ótimo pré-definido. A segunda abordagem preocupa-se, inicialmente em elaborar algoritmos de identificação de parâmetros, para depois atualizar as matrizes do observador (Valdenegro, 2001).

O uso de observadores de fluxo e posição para o controle vetorial de alta performance tornou-se a principal técnica. Os mais empregados são o Sistema Adaptativo baseado no Modelo de Referência (*Model Reference Adaptive Systems-MRAS*), os observadores de Luenberger até mesmo abordagens não-lineares como é o caso do Filtro de Kalman Extendido (*Extended Kalman Filter-EKF*).

Uma revisão dos métodos empregados para observadores de fluxo aplicados ao controle vetorial do motor de indução podem ser encontrados no trabalho de (Gallegos et al., 2006). Os autores apresentam uma visão geral do emprego de observadores e propõem uma classificação e comparação destes métodos tanto para o fluxo como para a posição.

Neste sistema, o fluxo do rotor é obtido a partir das tensões terminais e as correntes das fases da máquina de indução. As seguintes equações descrevem a obtenção do fluxo do rotor, a partir do fluxo de estator no sistema de referência estacionário:

- Equações para o fluxo de estator e do rotor:

$$\Psi_{\alpha_s} = \int (V_{\alpha_s} - R_s I_{\alpha_s}) dt \quad (2.37)$$

$$\Psi_{\beta_s} = \int (V_{\beta_s} - R_s I_{\beta_s}) dt \quad (2.38)$$

$$\Psi_{\alpha_r} = \Psi_{\alpha_s} - \sigma L_s I_{\alpha_s} \quad (2.39)$$

$$\Psi_{\beta_r} = \Psi_{\beta_s} - \sigma L_s I_{\beta_s} \quad (2.40)$$

onde  $\sigma$  é o fator de dispersão total expresso por

$$\sigma = \left(1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}\right) \quad (2.41)$$

A magnitude do fluxo do rotor no sistema estacionário e a sua respectiva posição angular, que são utilizadas para realizar a transformação das variáveis do sistema síncrono para o sistema estacionário, são dadas por

$$|\Psi_r| = \sqrt{\Psi_{\alpha_r}^2 + \Psi_{\beta_r}^2} \quad (2.42)$$

$$\cos \theta = \frac{\Psi_{\alpha_r}}{|\Psi_r|} \quad (2.43)$$

$$\sin \theta = \frac{\Psi_{\beta_r}}{|\Psi_r|} \quad (2.44)$$

De acordo com as equações 2.37 e 2.38, a estimação do fluxo do estator depende do conhecimento da resistência de estator, parâmetro que varia com a temperatura dos enrolamentos e da frequência elétrica das correntes.

O fluxo de rotor, dados nas equações 2.39 e 2.40, depende do fator de dispersão  $\sigma$  que varia em função da variação dos parâmetros da máquina, influenciando diretamente na dinâmica do controlador e em sua robustez.

O método direto apresenta significativas desvantagens operando em baixas velocidades, porque nesta região a **f.e.m** apresenta magnitudes comparáveis à queda de tensão na resistência de estator, como também pela dificuldade de convergência dos processos de integração dos sinais em baixa frequência.

#### 2.4.1.2 Orientação do Fluxo de Rotor- Método Indireto

Entre as principais características do controle orientado do fluxo do rotor, método indireto destacam-se o fato deste fluxo só depender da componente de eixo direto da corrente de estator. O controlador pode operar sob a condição de fluxo constante igual ao seu valor nominal, o que significa ( $I_{d_s}$  nominal), bem como com diminuições de fluxo, ou seja, com ( $I_{d_s} < I_{d_s}$  nominal).

Outra característica importante é o fato de o torque eletromagnético apresentar uma dependência linear com o componente em quadratura da corrente de estator e com o vetor fluxo de rotor, variáveis estas desacopladas entre si.

A partir da expressão das correntes de rotor no sistema  $dq$  sob a orientação do fluxo de rotor em função dos vetores espaciais **fluxo de rotor** e **corrente de estator**

$$I_{dr} = \frac{\Psi_r}{L_r} - \frac{L_m}{L_r} I_{ds} \quad (2.45)$$

$$I_{qr} = -\frac{L_m}{L_r} I_{qs} \quad (2.46)$$

que combinadas à equação 2.37, resultam na seguinte equação de fluxo de rotor:

$$\dot{\Psi}_r = \frac{L_m}{\tau_r} I_{ds} - \frac{1}{\tau_r} \Psi_r \quad (2.47)$$

e também na seguinte equação da frequência de escorregamento a partir da equação 2.3.

$$\omega_r = s\omega_s = \frac{L_m}{\Psi_r^* \tau_r} I_{qs} \quad (2.48)$$

onde  $\Psi_r^*$  é o valor do fluxo do rotor em regime permanente e  $\tau_r$  é a constante de tempo dada por

$$\tau_r = \frac{L'_r}{R_r^*} \quad (2.49)$$

Na qual  $R_r^*$  representa a resistência de rotor em regime permanente a indutância transitória de rotor  $L'_r$  é igual à

$$L'_r = \sigma L_r \quad (2.50)$$

A característica principal do controle indireto se expressa pelo uso da expressão da frequência de escorregamento na determinação da posição espacial do fluxo do rotor, dada pela equação 2.48. Por este motivo alguns autores referem-se ao controle indireto por orientação no fluxo do rotor como um controle primariamente da frequência de escorregamento (Hernández, 1999).

A posição espacial do fluxo de rotor é determinada pela soma de sua posição em relação à estrutura física de rotor  $\theta_2$ , com a posição espacial de rotor  $\theta_r$ :

$$\delta_r = \theta_2 + \theta_r \quad (2.51)$$

$$\theta_r = \frac{p}{2} \omega_m t + \theta_{r0} \quad (2.52)$$

$$\theta_2 = \int \omega_2 dt \quad (2.53)$$

A frequência de escorregamento pode ser estimada a partir dos valores de referência das componentes do vetor corrente de estator. Considerando-se que em regime permanente tem-se  $\Psi_{dr} = L_m I_{ds}$  e que o controlador de velocidade gera o valor de referência  $I_{qs}$  (Bim, 2009), a velocidade  $\omega_2$  pode ser determinada em função destes valores de referência, dados por

$$\omega_2 = \frac{1}{\tau_r} \frac{I_{qs}^*}{I_{ds}^*} \quad (2.54)$$

sendo  $I_{qs}^*$  e  $I_{ds}^*$  valores em regime permanente.

O ângulo da posição espacial do fluxo de rotor é determinado por

$$\delta_r = \theta_r + \int \frac{1}{\tau_r} \frac{I_{qs}}{I_{ds}} dt \quad (2.55)$$

Observe que a frequência de escorregamento é inversamente proporcional à constante de tempo  $\tau_r$  do rotor e, portanto, o valor real dessa constante é fundamental para a determinação da posição  $\theta_2$  e, portanto, o sucesso do método indireto está intrinsicamente ligada à atualização de seu valor.

Do ponto de vista de experimental, tanto o fluxo quanto a posição não podem ser estimados apenas pelo emprego de uma integração simples, pois a componente DC presente nos sensores de tensão e corrente é amplificado com ganho infinito, até exceder o número de bits suportado pelo DSP; este fato é conhecido como o efeito de saturação integral. Para resolver esse problema, utiliza-se um filtro passa baixa antes de se efetuar a integração propriamente dita (Hopfensperger et al., 2000).

Os estudos de (Krishnam et al., 1968) mostram a variação da constante elétrica de rotor dentro de determinados limites, em relação ao seu valor nominal em função da variação da resistência de rotor e da indutância de magnetização. E a influência dessa variação sobre a dinâmica de um controlador orientado indiretamente ao rotor.

Os estudos de (Hernández, 1999) e (Zuben, 1993) verificam através de simulação e resultados experimentais a significativa influência da variação de parâmetros no desempenho do controle vetorial de máquinas de indução, questão que até hoje é fonte constante de temas de estudos e se encontra em aberto para uma solução global.

O diagrama da Fig. 2.5 ilustra um diagrama de blocos típicos do método indireto aplicado ao controle de velocidade de um motor de indução a partir de um inversor controlado por corrente.

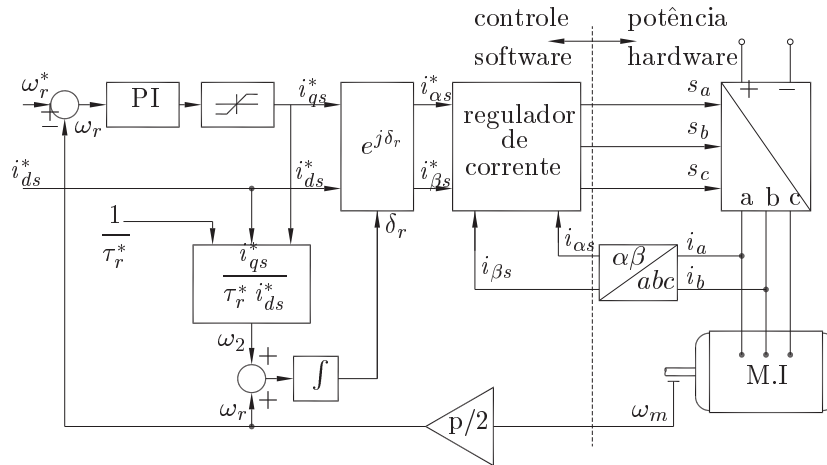


Figura 2.5: Diagrama de blocos ilustrativo de uma implementação básica do controle de velocidade por orientação indireta do fluxo de rotor.

## 2.5 Simulação

Nesta seção são apresentados resultados de simulação computacional para o controle orientado ao rotor, método indireto para diversos perfis de entrada de velocidade, e entrada degrau de torque de carga, utilizando o software Matlab e Simulink da MathWorks (in, 2001b), (in, 2001c), (in, 2001a), conforme o esquema de (Wade et al., 1997). Salientando-se que nesta simulação não está



sendo considerado a variação de parâmetros elétricos da máquina de indução. Os parâmetros da máquina de indução utilizada, são descritos, no **apêndice B**.

Os resultados aqui apresentados serão discutidos de maneira mais profunda, comparativamente aos resultados das simulações envolvendo o controle preditivo apresentados no 5.

As seguintes referências de velocidade são impostas a máquina:

- Uma referência em forma degrau com o intuito de observar a resposta dinâmica em regime;
- Um padrão triangular de velocidade que visa a observação da resposta transitória
- Um perfil de velocidade trapezoidal.

Um torque de carga igual a  $12.8 \text{ N} \cdot \text{m}$  é imposto a máquina de indução na forma degrau, no instante  $t = 8.0 \text{ s}$  e permanecendo neste valor por um longo período.

### 2.5.1 Entrada em Degrau

Valor de referência para velocidade em degrau, partindo do repouso em  $t = 0 \text{ s}$  e assumindo o valor de  $100 \text{ rad/s}$  em  $t = 1.0 \text{ s}$ .

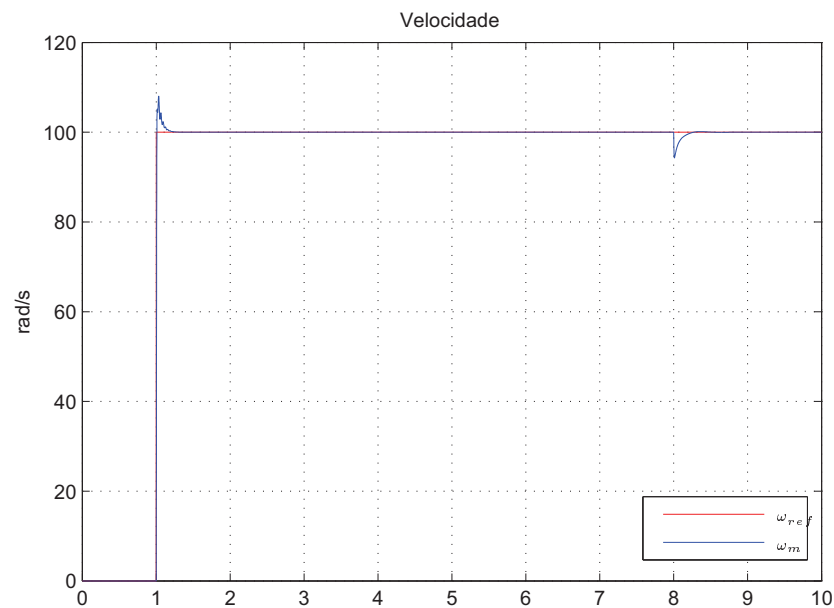


Figura 2.6: Resposta dinâmica de velocidade diante da entrada em degrau.

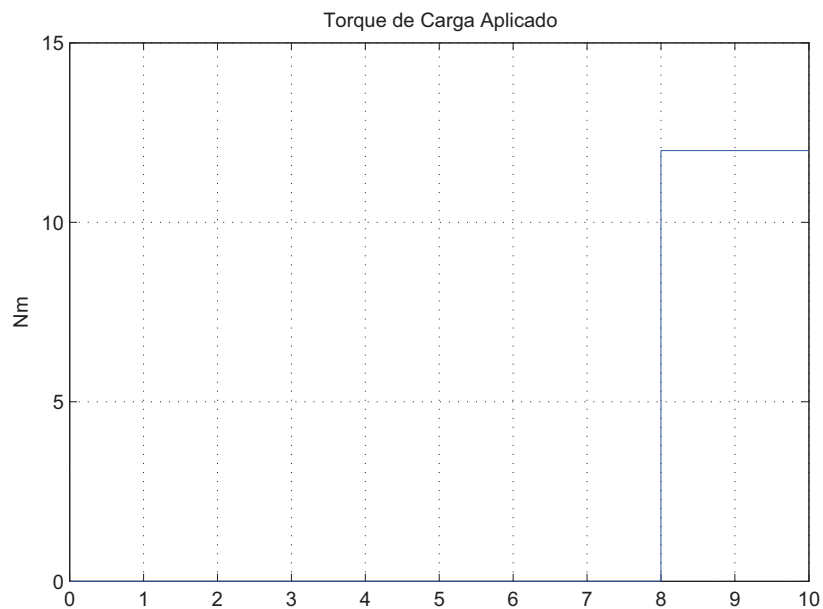


Figura 2.7: Torque de carga imposto ao rotor em degrau a 8.0 s.

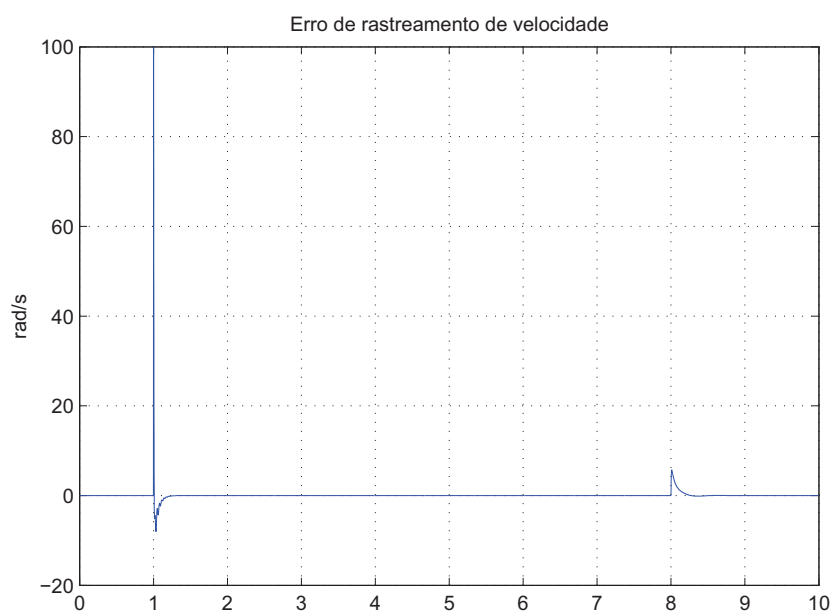


Figura 2.8: Erro de rastreamento de velocidade do controlador.

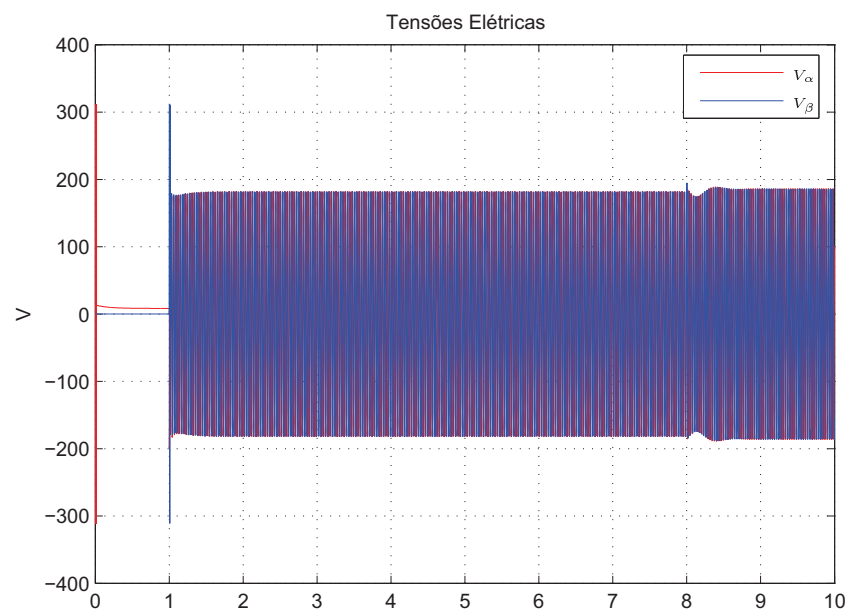


Figura 2.9: Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário.

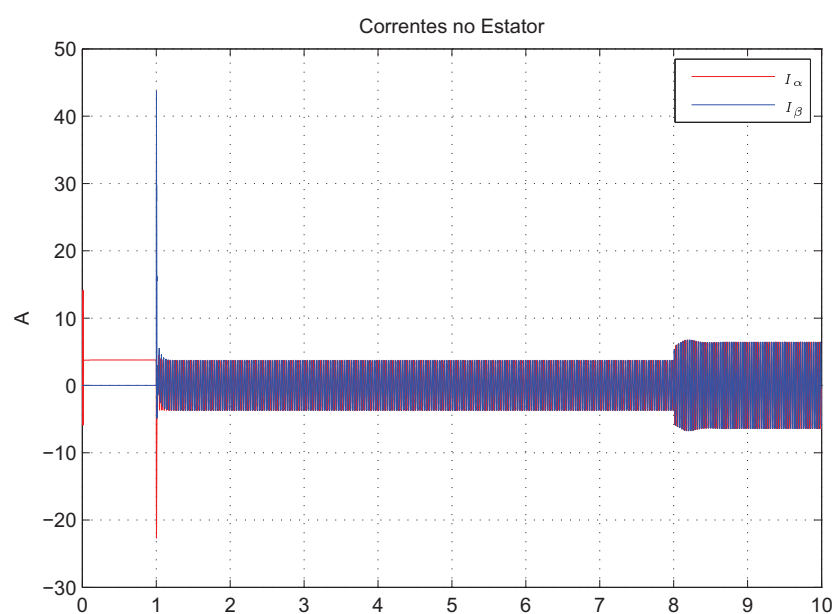


Figura 2.10: Correntes de estator representadas sob referencial estacionário.

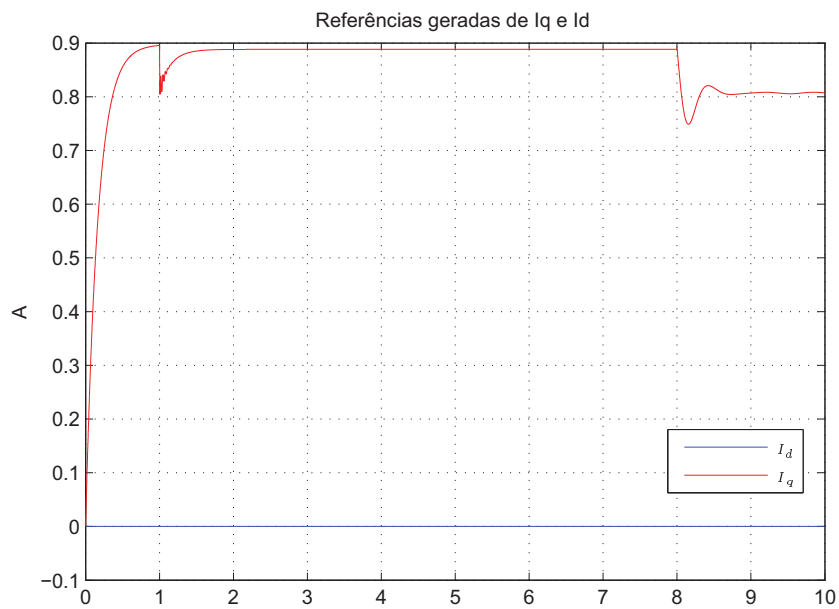


Figura 2.11: Correntes de estator representadas sob referencial síncrono.

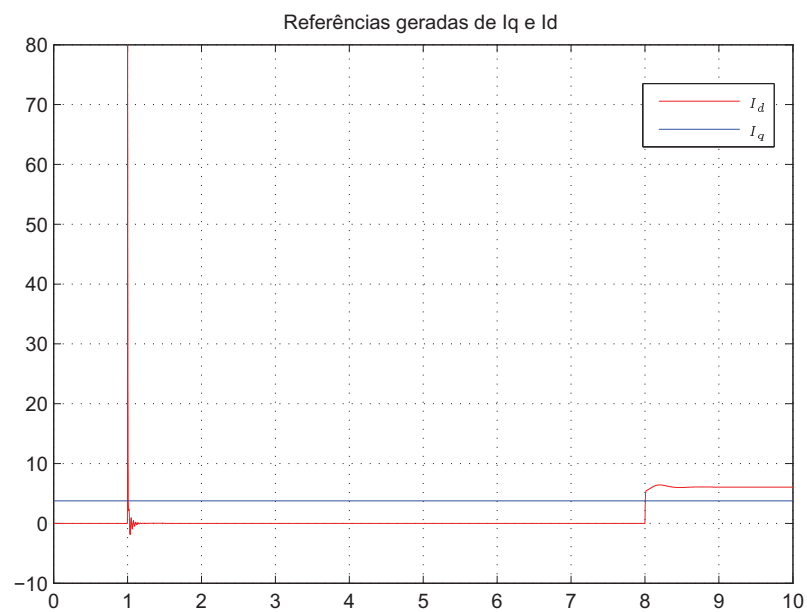


Figura 2.12: Referências de corrente geradas pelo controlador.

### 2.5.2 Entrada Triangular

Valor de referência para velocidade em função triangular, partindo do repouso em  $t = 0s$  variando entre  $100 \text{ rad/s}$  em  $t = -100 \text{ rad/s}$ , com período igual a  $4.0 s$ .

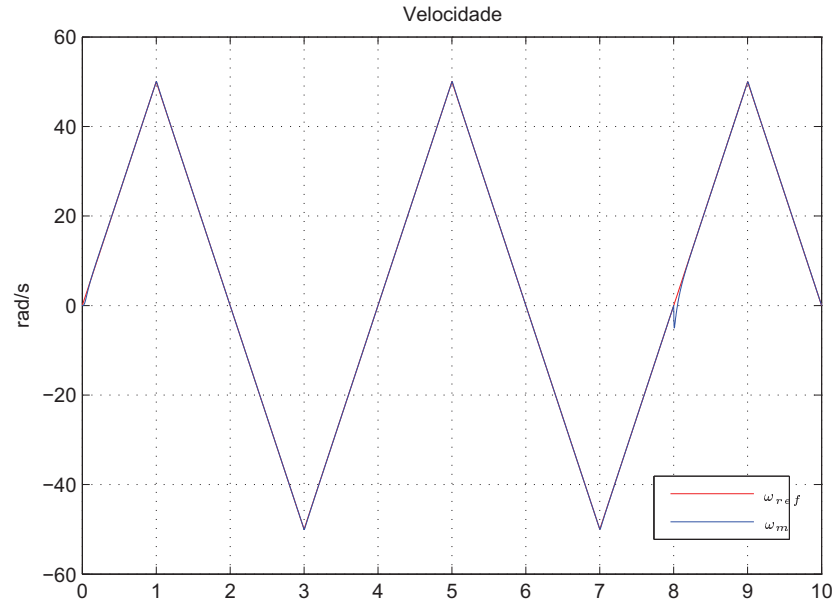


Figura 2.13: Resposta dinâmica de velocidade para entrada triangular

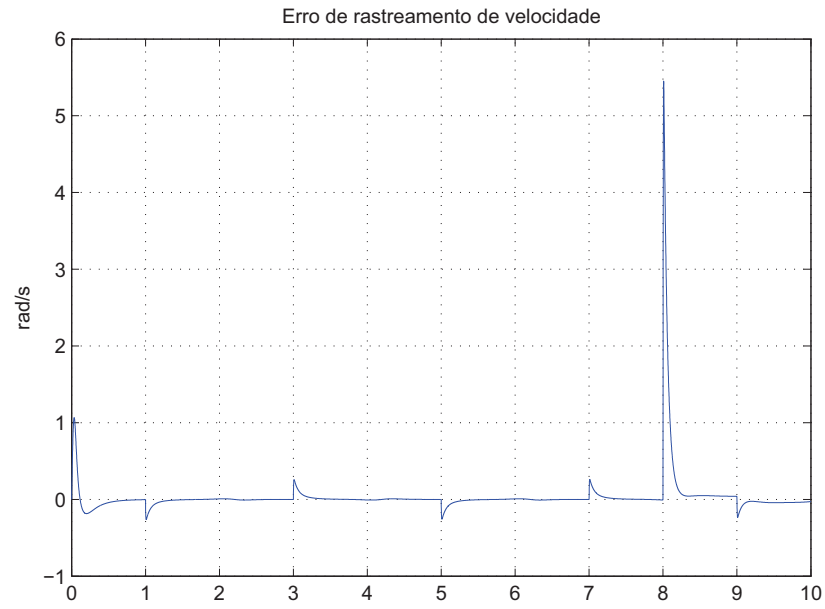


Figura 2.14: Erro de rastreamento de velocidade do controlador

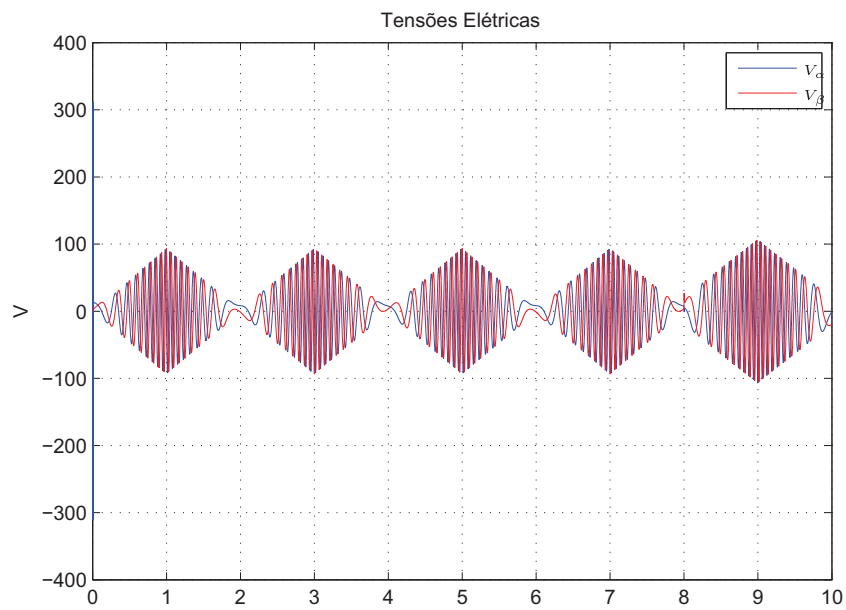


Figura 2.15: Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário

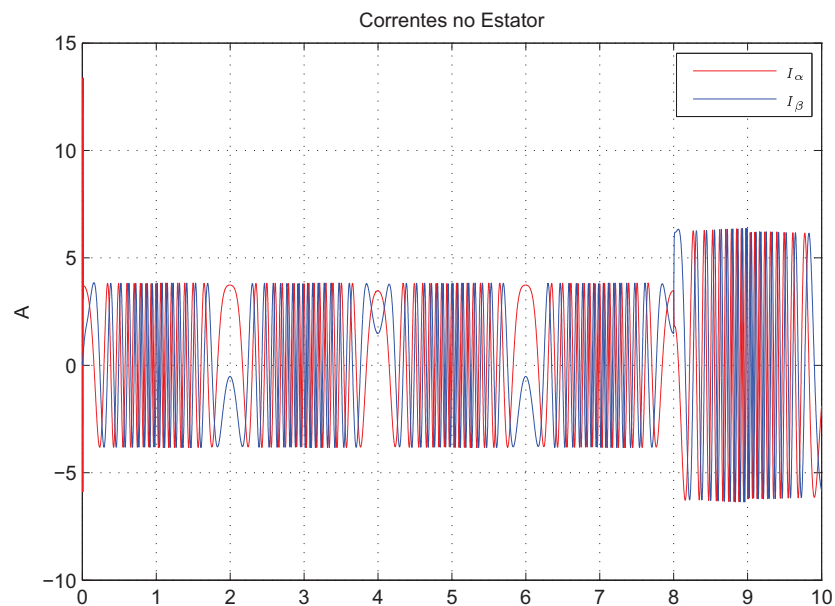


Figura 2.16: Correntes de estator representadas sob referencial estacionário.

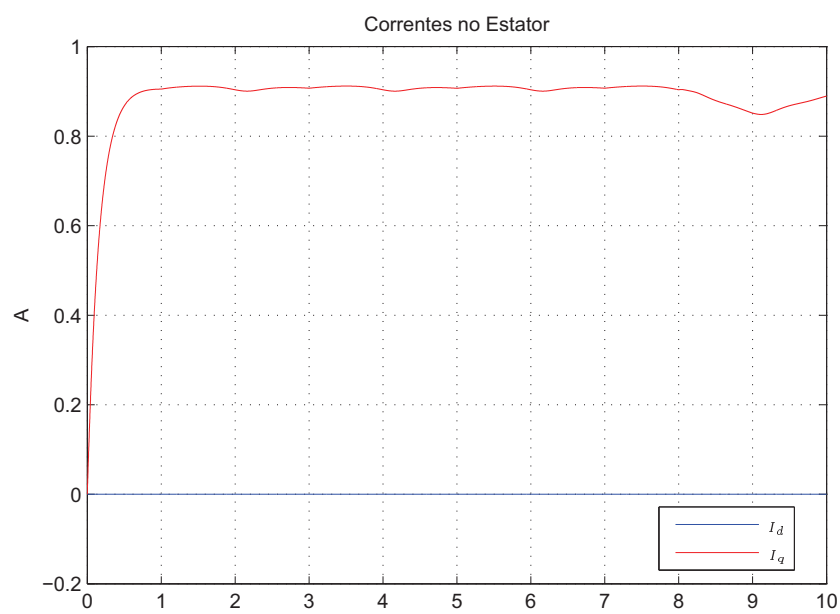


Figura 2.17: Correntes de estator representadas sob referencial síncrono.

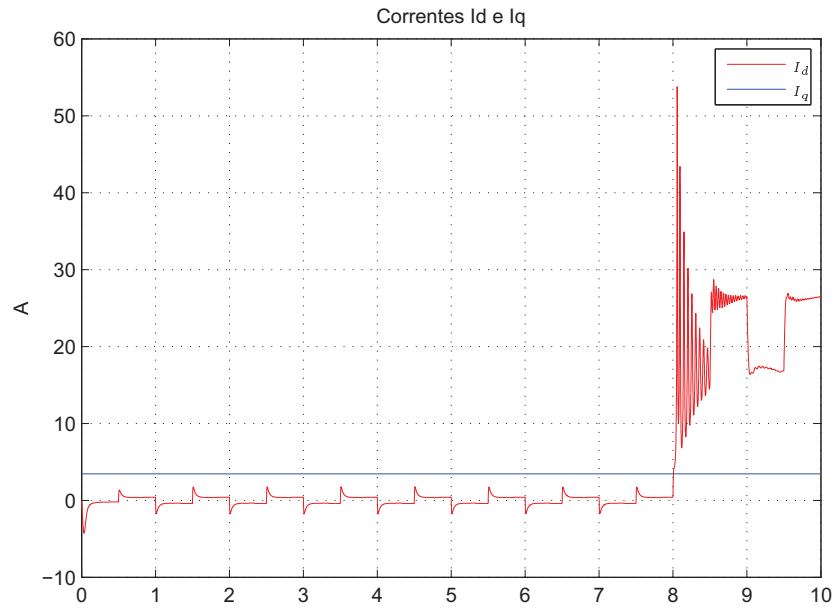


Figura 2.18: Referências de corrente geradas pelo controlador.

### 2.5.3 Entrada Trapezoidal

Resposta em função trapezoidal partindo do repouso em  $t = 0s$  e atingido o regime em  $80\text{ rad/ss}$  com período igual a  $1,0\text{ s}$



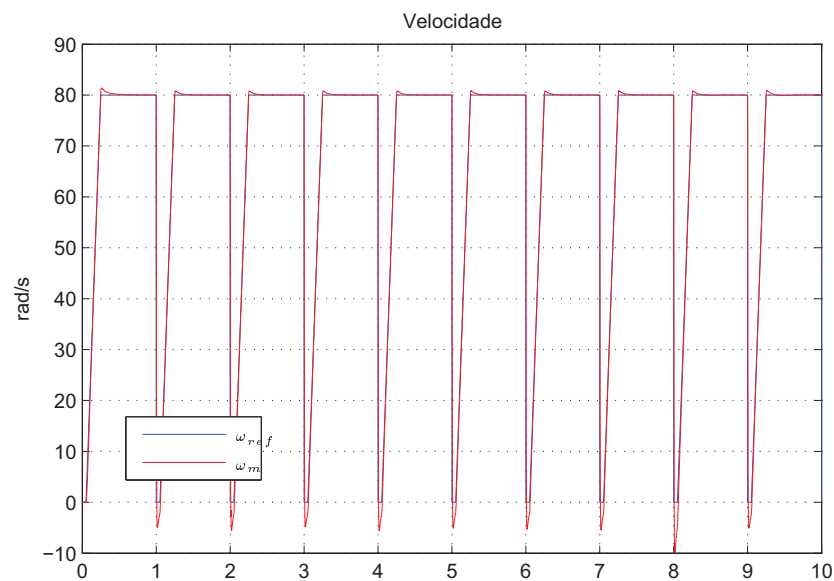


Figura 2.19: Resposta dinâmica de velocidade para entrada Trapezoidal.

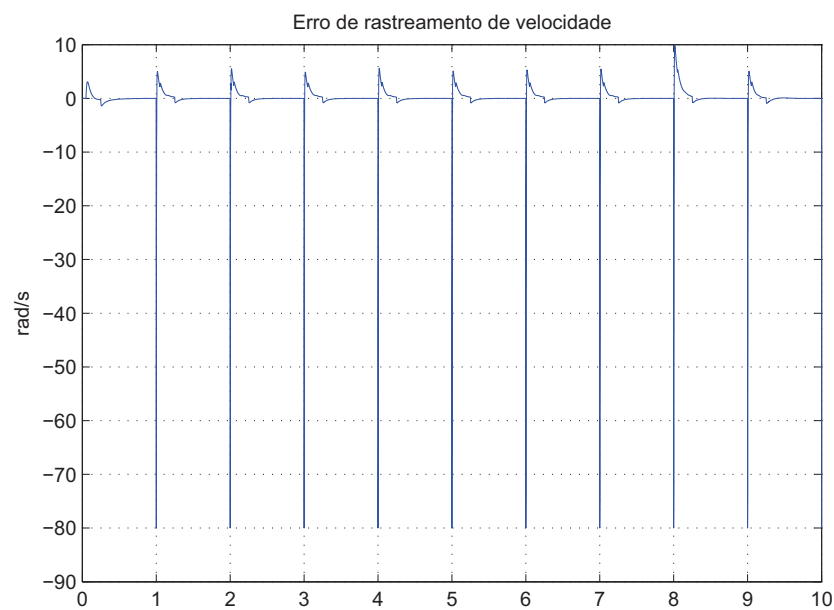


Figura 2.20: Erro de rastreamento de velocidade do controlador.

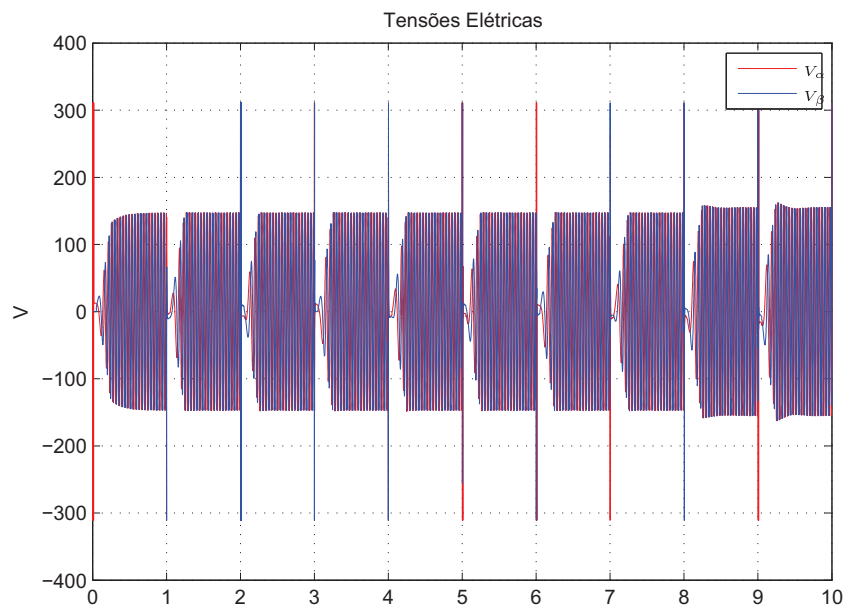


Figura 2.21: Tensões elétricas de estator representadas sob referencial estacionário.

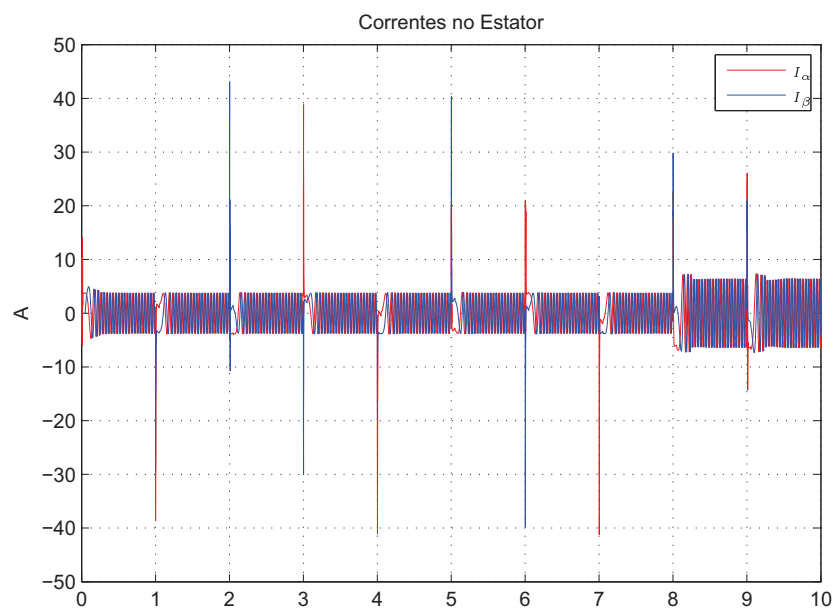


Figura 2.22: Correntes de estator representadas sob referencial estacionário.

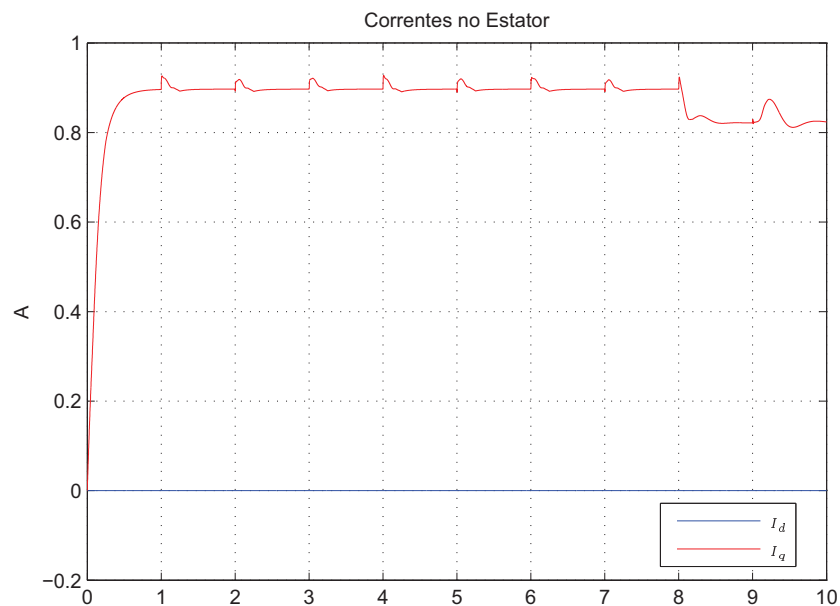


Figura 2.23: Correntes de estator representadas sob referencial síncrono.

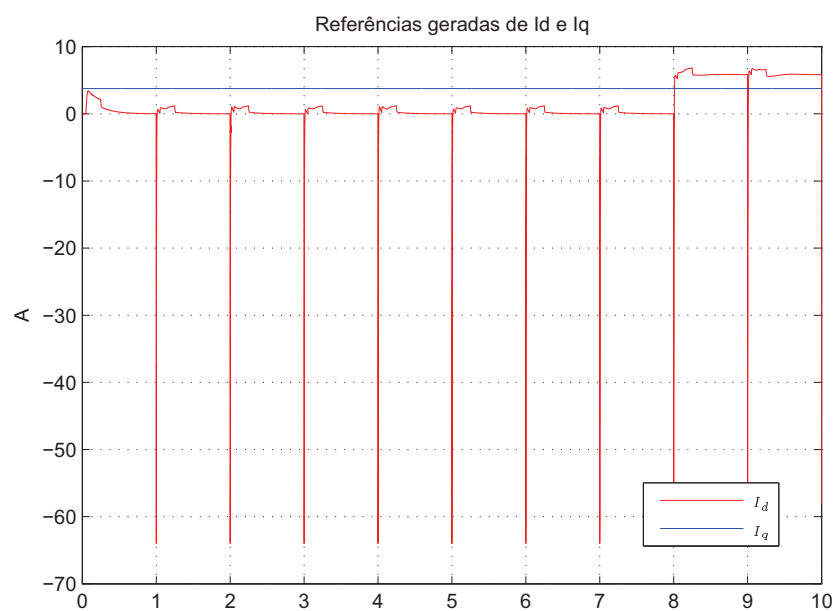


Figura 2.24: Referências de corrente geradas pelo controlador.



---

## CAPÍTULO 3

# Identificação de Sistemas Dinâmicos

---

### 3.1 Introdução

Modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda técnicas para desenvolver e implementar modelos matemáticos de sistemas reais. Há várias formas de se obter modelos matemáticos, uma delas é a "***modelagem caixa branca***". Nesse caso, conhecer profundamente o sistema a ser modelado conhecendo as relações matemáticas que descrevem os fenômenos envolvidos. É também denominada *modelagem fenomenológica* porque se utiliza da análise físico-matemática do sistema.

A identificação de sistemas é a área do conhecimento que estuda técnicas alternativas de modelagem matemática. Uma das características dessa técnica é que pouco ou nenhum conhecimento prévio do sistema é necessário e, conseqüentemente, tais métodos são também referidos como "***modelagem caixa preta***", ou, "***modelagem empírica***". A identificação se baseia na maioria dos casos em técnicas experimentais visando construir um modelo do sistema mediante medidas do processo que o envolve. Podendo tal modelo ser de qualquer natureza, linear, não linear, estático, dinâmico, determinístico, estocástico, etc.

Uma terceira técnica de se descrever um sistema, seria através de uma abordagem híbrida entre um processo de modelagem e de identificação. Conhecida como "***modelagem caixa cinza***".

Essa abordagem permite um tratamento genérico de sistemas de natureza variada, a partir de sua identificação experimental. Contudo, se algum conhecimento sobre as leis naturais que regem o comportamento do sistema estiver disponível, esse poderá ser incorporado ao processo de identificação. Esse conhecimento pode estar relacionado com a ordem do sistema, com a sua dinâmica, com sua frequência de amostragem, com suas características de estabilidade, com seus tempos de atraso, etc.

Uma abordagem ampla sobre identificação de sistemas, incluindo as principais estruturas de modelos e algoritmos de identificação utilizados, é feita por (Aguirre, 2001); uma formalização das metodologias de identificação de sistemas, de maneira generalizada pode ser encontrada em (Pro, n.d.); em (Wilson e Carnal, 1994) é feito um estudo sobre os sinais amostrados para identificação, sua característica de rejeição de ruído e uma análise comparativa dos principais métodos empregados.

A metodologia da identificação se dá a partir de quatro etapas principais:

1ª Etapa: Aquisição dos dados de entrada e saída do processo

A primeira etapa visa a observação de  $N$  pares de dados de entrada e saída do mesmo, isto é:

$$Z^N = [u(t), y(t)]_{t=1}^N \quad (3.1)$$

onde  $u(t)$  é a entrada do sistema e  $y(t)$  os dados referentes a saída desse sistema.

Com as medidas realizadas, obtém-se uma função que representa o sistema e a partir desta função, estima-se a saída do processo:

$$\hat{y}(t) = \hat{g}_N(t, Z^N) \quad (3.2)$$

onde  $\hat{g}_N$  é a função que descreve o sistema identificado.

Durante a aquisição dos dados, os seguintes aspectos devem ser observados:

- As experiências devem ser realizadas aplicando-se sinais de entrada ricos em termos de magnitude e espectro de frequência capazes de excitar os modos dinâmicos a serem identificados.

- As magnitudes das entradas devem ser limitadas para que se evite as saturações do modelo.
- Quando possível, deve-se realizar os experimentos com o sistema em malha aberta, ou pelo menos com o mínimo de realimentação. A realimentação pode mascarar a dinâmica do sistema que se deseja identificar. Considerando o sistema de única saída e entrada (Single Input Single Output-**SISO**) com uma função de transferência da planta  $P(s)$  e uma realimentação do sistema de controle com função de transferência  $C(s)$ . Normalmente no projeto de controladores quando deseja-se respostas dinâmicas muito rápidas, o ganho do sistema de controle é grande para frequências abaixo da frequência de corte ( $\|C(j\omega)\| \gg 1, \omega < \omega_c$ ) e pequeno em frequências maiores que  $\omega_c$ . Logo pode-se fazer a seguinte afirmação:

$$G_{mf}(j\omega) = \frac{P(j\omega)}{1 + P(j\omega)C(j\omega)} \approx \frac{1}{C(j\omega)} \therefore \omega < \omega_c \quad (3.3)$$

$$P(j\omega) \therefore \omega > \omega_c \quad (3.4)$$

Logo, para frequências bem abaixo da frequência de corte, a dinâmica de malha fechada é completamente dominada pelo sistema de controle, ou seja, a dinâmica da planta desaparece. Para frequências bem acima da frequência de corte, a dinâmica de malha fechada é completamente determinada pela dinâmica de malha aberta da planta. Em resumo, se a realimentação é absolutamente necessária, devem ser usados os menores ganhos de realimentação possíveis(frequência de corte mínima)(dos Santos, 2005)

- Os dados obtidos durante o processo de aquisição devem ser gravados para posterior processamento (processamento off-line)

2ª Etapa: Escolha de uma classe de modelos estruturados.

A função 3.2, deve ser estruturada dentro de um conjunto de funções descritas em termos de um número finito de parâmetros, denominado conjunto de modelos que é usualmente conhecido como **estrutura de modelo** ou ainda **modelo estruturado**. Um breve estudo

dos principais modelos estruturados, tanto para uma abordagem local, como para uma abordagem global-local, é feita na seção 2.2 deste capítulo.

#### 3ª Etapa: Escolha de um critério de otimização

Estabelecida uma estrutura de modelos é necessário então definir um critério para estimação dos parâmetros desse sistema que mais aproxime a saída  $\hat{y}(t)$  de seu valor real  $y(t)$  a partir de um algoritmo de otimização e selecionando-se  $\theta = \hat{\theta}_N$  tal que uma determinada norma do erro seja minimizada da seguinte forma:

$$\sum_{t=1}^N \|y(t) - \hat{g}(t, Z^N)\| \quad (3.5)$$

O método dos mínimos quadrados e suas variantes ainda são os métodos mais utilizados para otimização dos parâmetros tanto para sistemas linear quanto para não-lineares a partir de uma abordagem global-local.

#### 4ª Etapa: Validação do modelo

Tendo obtido uma família de modelos, é necessário verificar se ela incorpora as características de interesse do sistema original. De natureza subjetiva, essa etapa dependerá da aplicação pretendida e da quantidade de informação disponível sobre o sistema original. Contudo levando-se em conta que a qualidade do modelo está diretamente ligada à estimativa dos erros de modelagem. Existem diversas técnicas que avaliam a qualidade do modelo e calculam os limites para esses erros, muitas destas técnicas são descritas de maneira comparativa em (Aguirre, 2001).

Esses limites podem ser probabilísticos (soft-bounds) ou determinísticos (hard-bounds). Limites probabilísticos estabelecem um intervalo de confiança dentro do qual os modelos são considerados não-falsos com um certo grau de confiança. Os hard-bounds estabelecem um limite determinístico no domínio da frequência, ou seja, o erro ou uma função deste erro deve ser menor ou igual a um determinado valor(Pro, n.d.).



## 3.2 Modelos Estruturados de Identificação

### 3.2.1 Estruturas Baseadas em Representações Discretas

Os algoritmos de Identificação processam os dados em busca de parâmetros que melhor adaptem uma estrutura matemática à evolução desses dados. Existem diversas estruturas nas quais os parâmetros podem ser ajustados. Para modelos matemáticos lineares estocásticos, é descrita na forma geral dada por:

$$A(q)y(k) = \frac{B(q)}{E(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}v(k), \quad (3.6)$$

sendo  $q^{-1}$  o operador de atraso, de forma que  $y(k)q^{-1} = y(k-1)$  e  $v(k)$  é o modelo do distúrbio (Aguirre, 2001). Os polinômios  $A(q), B(q), C(q), D(q), E(q)$  respectivamente definidos a seguir:

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_y}q^{-n_y}, \quad (3.7)$$

$$B(q) = b_1q^{-1} + \dots + b_{n_u}q^{-n_u}, \quad (3.8)$$

$$C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_\xi}q^{-n_\xi}, \quad (3.9)$$

$$D(q) = 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d}, \quad (3.10)$$

$$E(q) = 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}, \quad (3.11)$$

As principais estruturas de modelos baseadas na particularização forma discreta 3.6 são apresentadas a seguir:

#### 3.2.1.1 Modelo de Resposta ao Impulso Finita

Um modelo linear estável pode ser caracterizado pelo somatório de convolução entre a resposta ao impulso,  $h(k)$ , de um sistema e um sinal de entrada  $u(k)$  resultando na saída do sistema com

ruído  $v(k)$  representado por:

$$y(k) = \sum_{j=0}^{\infty} h(j)u(k-j) + v(k), \quad (3.12)$$

A equação 3.12 representa o modelo de resposta ao impulso infinita (*Infinite Impulse Response-IIR*). Se  $H(q)$  for estável, então existe  $M < \infty$  de forma que  $h(k) = 0, \forall k > M$ . Portanto, truncando a equação 3.12, obtém-se o modelo de resposta finita ao impulso (*Finite Impulse Response-FIR*);

$$y(k) = \sum_{j=0}^M h(j)u(k-j) + v(k), \quad (3.13)$$

onde  $M$  é o numero de elementos da resposta ao impulso. O modelo **FIR** pode ser obtido a partir de 3.6, tomando-se  $A(q) = C(q) = D(q) = F(q) = 1$  e  $B(q)$  um polinômio arbitrário de ordem  $M$ , tal que

$$y(k) = B(q)u(k) + v(k), \quad (3.14)$$

### 3.2.1.2 Modelo **ARX**

O modelo autorregressivo com entradas externas (*AutoRegressive with eXogenous inputs-ARX*) sendo representado por:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + v(k), \quad (3.15)$$

onde  $A(q)$  e  $B(q)$  são polinômios arbitrários e  $v(k)$  é o modelo do ruído. O termo  $A(q)y(k)$  corresponde à parte auto regressiva (AR) do modelo. A parte exógena (X) é determinada pelo termo  $B(q)u(k)$ .

### 3.2.1.3 Modelo ARMAX

O modelo autorregressivo com média móvel e entradas externas (*AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs-ARMAX*) sendo representado por:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + C(q)v(k), \quad (3.16)$$

onde  $A(q)$ ,  $B(q)$  e  $C(q)$  são polinômios arbitrários, e  $v(k)$  é o termo representativo do ruído.

Neste modelo, o ruído sofre um processo de média móvel (MA), dado por  $C(q)v(k)$ .

### 3.2.1.4 Modelo de erro na saída

O modelo de erro na saída pode ser obtido a partir do modelo geral 3.6 tomando-se  $A(q) = C(q) = D(q) = 1$  e  $B(q)$  e  $F(q)$  polinômios arbitrários, resultando em

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + v(k), \quad (3.17)$$

O nome dessa classe de modelos, se deve ao fato do termo do ruído  $v(k)$  ser diretamente adicionado a saída.

### 3.2.1.5 Modelo Box-Jenkins

O modelo de Box-Jenkins pode ser obtido a partir do modelo geral 3.6 tomando-se  $A(q) = 1$  e os demais polinômios arbitrários, resultando em

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}v(k), \quad (3.18)$$

Como no caso dos modelos de erro na saída 3.17, nos modelos de Box-Jenkins as funções de transferência do sistema  $\frac{B(q)}{F(q)}$  e do ruído  $\frac{C(q)}{D(q)}$  são independentemente parametrizadas. O modelo de Box-Jenkins é muitas vezes citado como um modelo do tipo erro na saída.

### 3.2.2 Modelos Baseados em Séries de Funções de Base Ortonormal

Sabendo-se que um processo linear estável pode ser caracterizado pelo somatório convolucional de sua resposta ao impulso  $h(k)$  como visto em 3.13. Supondo-se que o processo seja causal e que  $h(k)$  pertença ao espaço de Lebesgue  $L_2[0, \infty)$ , o processo é modelado por uma *Série de Funções de Base Ortonormais-SFBO*, através do sinal  $h(k)$  como mostrado a seguir:

$$h(k) = \sum_{i=1}^{\infty} c_i \phi_i(k), \quad (3.19)$$

$$c_i = \sum_{k=0}^{\infty} h(k) \phi_i(k), \quad (3.20)$$

onde  $\phi_i(k)_{i=1}^{\infty}$  é uma base de funções ortonormais e  $c_i$  são os coeficientes associados ao desenvolvimento em série da resposta ao impulso  $h(k)$  através dessa base representados pela equação 3.20.

Várias bases de funções podem ser utilizadas no desenvolvimento de modelos baseado na expansão de séries e pode-se citar como exemplo mais clássico, a aproximação do sinal  $h(k)$  através da Série de Fourier, que é realizada através de funções seno e cosseno (da Costa Oliveira, 1997).

Duas FBOs utilizadas com muita frequência são as FBOs de Laguerre e Kautz pois elas formam uma base completa no espaço das funções quadraticamente somáveis no intervalo  $[0,1)$ . Isto significa que qualquer função descrita neste espaço pode ser modelada com precisão arbitrária através de um truncamento finito da combinação linear descrita pela equação 3.19 (Machado, 2007). A base de funções ortonormais de Laguerre é caracterizada pela utilização de funções de transferência com apenas um polo real dada por

$$\Phi_{laguerre,i}(z^{-1}) = \sqrt{1-p^2} \frac{z^{-1}(z^{-1}-p)^{i-1}}{(1-pz^{-1})^i} \quad (3.21)$$

onde  $p = p : p \in \mathbb{R} | p| < 1$  é o polo que parametriza as funções ortonormais e  $q^{-1}$  é o operador de atraso de tempo.

As funções de Kautz são parametrizadas em torno de um par de polos complexos conjugados  $\beta = \alpha \pm j\omega$  segundo a equação:

$$\Phi_{2i-1}(q^{-1}) = \frac{\sqrt{(1-c^2)}(z-b)}{z^2 + b(c-1)z - c} \left( \frac{-cZ^2 + b(c-1)z + 1}{z^2 + b(c-1)z - c} \right)^{i-1} \quad (3.22)$$

$$\Phi_{2i}(q^{-1}) = \frac{\sqrt{(1-b^2)(1-c^2)}}{z^2 + b(c-1)z - c} \left( \frac{-cz^2 + b(c-1)z + 1}{z^2 + b(c-1)z - c} \right)^{i-1} \quad (3.23)$$

onde  $b = (\beta + \beta^*) / (1 + \beta\beta^*)$  e  $c = -\beta\beta^*$ , sendo  $-1 < b < 1$  e  $-1 < c < 1$ .

A base de Laguerre é mais apropriada para representar sistemas com polos puramente reais ou com parte imaginária de valor reduzido, enquanto a base de Kautz necessita de um número menor de funções para representar sistemas com dinâmica oscilatória, por ser parametrizada por pólos complexos conjugados (Machado, 2007).

Observa-se que o modelo **FIR** é uma particularização das funções de base ortonormal a partir da seleção dos pólos da função na origem ( $p = 0$ ). A partir dessa consideração a função de transferência de um modelo baseado em séries ortonormais, como pode ser visto em (da Costa Oliveira, 1997) para um processo estável pode ser dada por

$$y(k) = \sum_{i=1}^n c_i \Phi_i(q^{-1}) u(k) \quad (3.24)$$

Quando as funções ortonormais  $\Phi_i(q^{-1})$  são definidas pela mesma dinâmica, isto é por um pólo real podendo ser na origem, ou por um par de polos complexos conjugados, tem-se que  $\Phi_i(q^{-1})$  pode ser descrita em função de  $\Phi_{i-1}(q^{-1})$ . Como consequência dessa recursividade, tem-se que o modelo do processo 3.24 pode ser escrito a partir de uma estrutura de espaço de estados de acordo com , oque facilita a derivação de uma lei de controle (da Costa Oliveira, 1997).

$$l(k+1) = Al(k) + Bu(k) \quad (3.25)$$

$$y(k) = C^T l(k) \quad (3.26)$$

Como pode ser visto em (da Costa Oliveira, 1997), o modelo descrito pela equação 3.25 permite aproximar processos cuja resposta ao impulso pertença ao espaço  $L_2$ , oque elimina processos instáveis e processos com ação integral este último de grande interesse nesse trabalho. Entretanto

, um modelo baseado em funções de base ortonormal pode ser obtido para processos com ação integral a partir da definição de uma saída auxiliar  $y(k)^*$  tal que a saída do processo seja igual à integral de  $y(k)^*$ , dada por

$$y(k) = y(k-1) + y(k)^* \quad (3.27)$$

A partir de um modelo baseado em séries de funções ortonormais para a saída auxiliar, obtém-se

$$y(k) = y(k-1) + \sum_{i=1}^n C_i l_i(k) \quad (3.28)$$

Com base no modelo representado por 3.28 o modelo baseado em FBO para processos com ação integral pode ser representado por

$$\begin{aligned} l(k+1) &= Al(k) + Bu(k) \\ y(k) &= y(k-1) + C^T l(k) \end{aligned}$$

Onde o vetor  $l(k)$  contém as saídas para  $n$  funções ortonormais:

$$l(k) = \begin{bmatrix} l_1(k) & \dots & l_n(k) \end{bmatrix}^T$$

No modelo representado por 3.25 assim como no modelo representado por 3.29, as matrizes  $A$  e  $B$  dependem apenas das funções de base ortonormal. Uma vantagem desta abordagem é que o modelo é linear com relação aos coeficientes da matriz  $C$ . Esta matriz pode portanto ser estimada por métodos de identificação clássicos, como mínimos quadrados. No caso de Laguerre, sendo  $n$  o número de filtros de Laguerre e  $p$  o polo de Laguerre tem-se (Machado, 2007):

$$A = \begin{bmatrix} p & 0 & 0 \dots 0 \\ (1-p^2) & p & 0 \dots 0 \\ (-p)(1-p^2) & 1-p^2 & p \dots 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ (-p)^{n-2}(1-p^2) & (-p)^{n-3}(1-p^2) & \dots p \end{bmatrix}$$

$$B = \sqrt{1-p^2} \begin{bmatrix} 1 \\ -p \\ (-p)^2 \\ \vdots \\ (-p)^{n-1} \end{bmatrix}$$

A partir de um modelo não estruturado, a saída do processo pode ser descrita como sendo a soma ponderada de todas as saídas das funções de base ortonormal, onde cada função que forma a base é definida através da especificação de um polo. Este polo é selecionado a partir do conhecimento *a priori* aproximado da dinâmica do processo e o modelo obtido é descrito na forma de representação de estados para facilitar sua posterior utilização em uma lei de controle do tipo preditivo. A partir deste modelo, obtêm-se as equações para a previsão de saída  $j$  passos a frente (da Costa Oliveira, 1997).

Como exemplo, podemos modelar o sistema baseado na função de transferência:

$$G(z) = \frac{(z - 0.1)}{(z - 0.8)(z - 0.9)} \quad (3.29)$$

Usando uma série de Laguerre, de 3 3.1 e 4 3.2 termos respectivamente, para identificar o sistema 3.29 podemos observar como o número de  $n$  utilizados afeta diretamente a a qualidade da aproximação a resposta ao impulso  $h(k)$  do sistema.

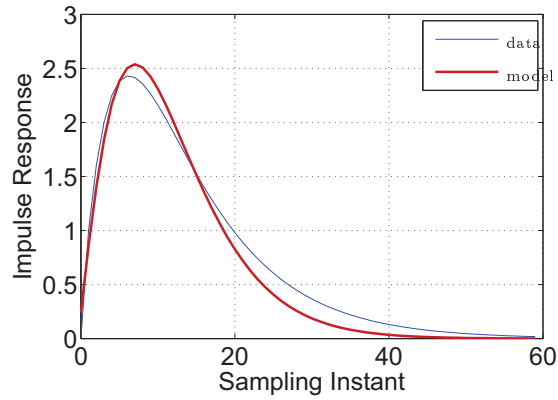


Figura 3.1: Modelo identificado para uma série de Laguerre com  $n=3$ .

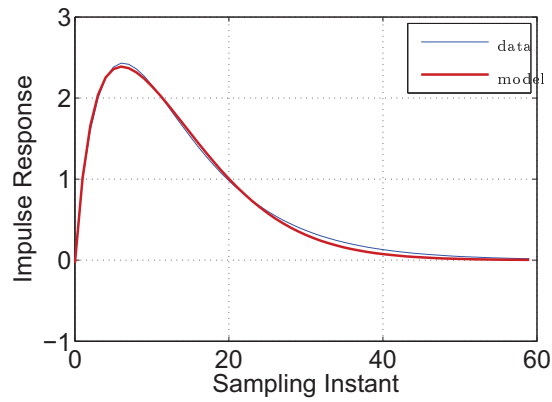


Figura 3.2: Modelo identificado para uma série de Laguerre com  $n=4$ .

### 3.2.3 Modelos Fuzzy

#### 3.2.3.1 Introdução

Seres humanos são capazes de lidar com processos bastante complexos, a partir de informações imprecisas ou aproximadas. A estratégia adotada pelos operadores humanos é também de natureza imprecisa e geralmente possível de ser expressa em termos linguísticos.

A Teoria de Conjuntos Fuzzy foi concebida por L.A. Zadeh com o objetivo de fornecer um método matemático para o tratamento de informações de caráter impreciso ou vago, sendo seus operadores construídos a semelhança da lógica clássica.



A Teoria de Conjuntos Fuzzy e os Conceitos de Lógica Fuzzy podem ser utilizados para traduzir em termos matemáticos a informação imprecisa expressa por um conjunto de regras linguísticas. Se um operador humano for capaz de articular sua estratégia de ação como um conjunto de regras da forma ***Se ... Então***, um algoritmo passível de ser implementado em computador pode ser construído. Em suma, esse conjunto de regras pode traduzir matematicamente o comportamento vago e impreciso de um processo, formando um modelo matemático ativado por regras associativas de natureza relacional.

Um conjunto fuzzy é definido por uma coleção de objetos cujo grau de pertinência ao conjunto varia entre zero e um. Formalmente, um conjunto fuzzy é caracterizado por uma função de pertinência que mapeia os elementos do domínio de discurso  $X$  podendo assumir infinitos valores no intervalo unitário  $[0, 1]$ , de tal forma que um conjunto fuzzy  $A$  em um universo  $X$  é definido pela seguinte função de pertinência:

$$\mu_a(x) : X \rightarrow [0, 1] \quad (3.30)$$

Um conceito relacionado com conjuntos fuzzy é o de variável linguística. Entende-se por variável um identificador que pode assumir um dentre vários valores. Deste modo, uma variável linguística pode assumir um valor lingüístico dentre vários outros em um conjunto de termos lingüísticos. Cada termo lingüístico é caracterizado por uma função de pertinência. A expressão lingüística das variáveis tratadas se dá através de predicados mnemônicos, como *erro*, *temperatura* ou *variação da altura*. É permitido ainda o uso de modificadores qualificadores: *pequeno*, *médio*, *alto* ou ainda *muito grande negativo*. O esquema de uma função de pertinência para a variável linguística **estatura** ilustrada pela figura 3.3

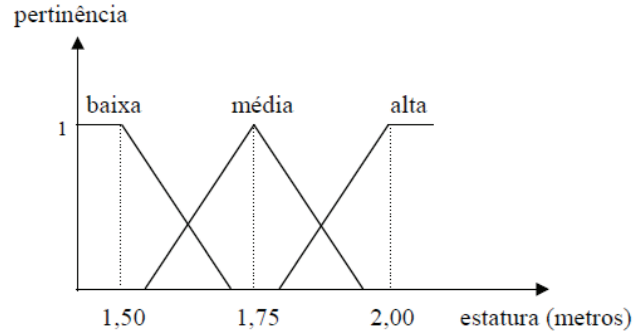


Figura 3.3: Função de pertinência para a variável linguística estatura

Em um sistema fuzzy (seja o modelo de um processo ou um controlador) as funções de pertinência são responsáveis pela conversão das grandezas do domínio do mundo real, captadas por sensores, dispositivos computadorizados ou mesmo provenientes de outros segmentos do processo de controle, para números fuzzy. Essa conversão, conhecida como *fuzzificação*, é essencial para a atuação da máquina de inferência fuzzy.

A etapa de inferência consiste em se avaliar um conjunto de regras (a base de conhecimento) do tipo (**Se . . . Então . . .**) que descrevem a dependência entre as variáveis lingüísticas de entrada e as de saída. Seguindo um mecanismo de inferência progressiva para fazer o apeamento do conceito de implicação lógica.

Como pode ser visto em (Machado, 2007) os antecedentes das regras em conjuntos fuzzy possuem a mesma estrutura geral:

$$\begin{aligned}
 &\text{Se } x_1 A_{1,1}, \text{ e } x_2 A_{1,2} \text{ e } \dots \text{ e } x_d A_{1,d} \\
 &\text{Se } x_1 A_{2,1}, \text{ e } x_2 A_{2,2} \text{ e } \dots \text{ e } x_d A_{2,d} \\
 &\text{Se } x_1 A_{3,1}, \text{ e } x_2 A_{3,2} \text{ e } \dots \text{ e } x_d A_{3,d} \\
 &\quad \vdots \\
 &\text{Se } x_1 A_{K,1}, \text{ e } x_2 A_{K,2} \text{ e } \dots \text{ e } x_d A_{K,d}
 \end{aligned}$$

Sendo  $x_1 \dots x_d$  as entradas do sistema e  $A_{1,1} \dots A_{K,d}$  os termos lingüísticos dessas variáveis definidos como funções de pertinência de todo o universo de discurso.

A inferência consiste de dois passos: avaliação da premissa de cada regra (conjunção), através dos operadores *t-norma*, e em seguida a etapa de agregação, ponderando as diferentes conclusões das regras ativas sob o operador *s-norma*. Os operadores de *t-norma* e *s-norma* são normas e

co-normas triangulares que fornecem métodos genéricos para as operações de intersecção e união em conjuntos fuzzy. Alguns exemplos de *t-normas* são o produto e o operador de mínimo. Para as s-normas têm-se como exemplos o operador de máximo ou a soma drástica (de Medeiros, 2006).

Um sistema fuzzy contém um conjunto dessas regras, todas ativadas em paralelo. Assim, o sistema fuzzy trabalha com inferência associativa paralela, ou seja, quando uma entrada é fornecida, o controlador dispara as regras paralelamente, com diferentes graus de ativação, para inferir um resultado ou saída. Em algumas arquiteturas fuzzy, após a inferência da ação a ser tomada, necessita-se de uma tradução do valor lingüístico para a variável numérica de saída, sendo este passo conhecido como *defuzzificação*. Como pode acontecer de saídas distintas serem acionadas num mesmo momento, com diferentes graus de ativação, deve-se encontrar o valor que melhor corresponda à combinação das saídas dos conjuntos fuzzy do modelo. Dentre os métodos de defuzzificação mais utilizados podese citar o método de *centro de área* ou a *abordagem de centro dos máximos* que equivale a calcular a média ponderada das saídas pelos valores de ativação das respectivas regras (Machado, 2007).

### 3.2.3.2 Modelos Mamdani

Um modelo do tipo Mamdani para um sistema **SISO** consiste num conjunto de regras como por exemplo:

$R_1$ : Se  $x$  é  $A_1$  então  $y$  é  $B_1$

$R_2$ : Se  $x$  é  $A_2$  então  $y$  é  $B_2$

$R_3$ : Se  $x$  é  $A_3$  então  $y$  é  $B_1$

$R_4$ : Se  $x$  é  $A_4$  então  $y$  é  $B_2$

onde no conjunto de regras acima,  $x$  representa a variável de entrada que tem seu valor no domínio de um universo de discurso  $\mathbf{U}$  enquanto  $A_1, A_2, A_3$  e  $A_4$  são variáveis linguísticas fuzzy com suas respectivas funções de pertinência  $\mu_{A_i}(x)$  conforme visto em 3.30. A variável de saída do modelo é  $y$ , sendo  $B_1$  e  $B_2$  são variáveis linguísticas definidas no universo de discurso dessa variável através das respectivas funções de pertinência.

Os modelos Mamdani podem ainda modelar sistemas de multiplas entradas e apenas uma saída (Multiple Input Single Output-**MISO**) ou ainda de multiplas entradas e multiplas saídas (Multiple Input Multiple Output-**MIMO**) onde os antecedentes e os consequentes das regras

serão compostos (Machado, 2007). Para que cada regra definida no modelo possa ser relacionada numa região do espaço podendo ser isolada ou superpostas conforme necessário.

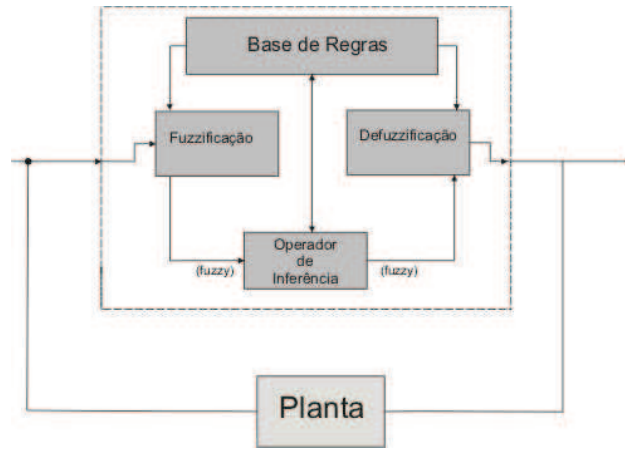


Figura 3.4: Diagrama demonstrativo de um controlador fuzzy baseado no modelo mandani

### 3.2.3.3 Modelos Takagi-Sugeno

Os modelos Takagi e Sugeno (TS) têm se tornado uma das abordagens mais utilizadas ultimamente para se lidar com sistemas não lineares. Introduzidos por Takagi e Sugeno em 1985 o modelo TS consiste num conjunto de regras nebulosas em que um sistema não-linear é subdividido em sistemas lineares por partes, interpolando múltiplos modelos locais em um modelo global.

A forma mais comum de um modelo TS baseado em regras é:

$$\text{Se } x \text{ é } A_i \text{ então } y_i = f_i(x)$$

A parte anterior de sua estrutura (antecedente) é definida como uma proposição fuzzy  $x A_i$  onde  $x$  é um vetor real exato (crisp) e  $A_i$  é um conjunto fuzzy definido pela função de pertinência

$$\mu_{A_i}(x) : \mathbf{R}^d \rightarrow [0, 1] \quad (3.31)$$

O indexador  $i = 1, \dots, K$  denota a  $i$ -ésima regra onde  $K$  é número de regras na base. O grau de desempenho  $\mu_i$  dos antecedentes para um lado do vetor de regressão  $x$  e avaliado como o grau de ativacao da funcao de pertinencia no conjunto  $A_i$ :  $\mu_i = \mu_{A_i}(x)$ . O antecedente é usualmente expreso pela combinacao dos conjuntos fuzzy dos antecedentes em cada sub-espaco univariável

definido para cada componente de  $x$ . Os antecedentes são combinados usando conjunção, isto é, conectivos lógicos **E**. A  $i$ -ésima regra formulada então com um conjunto multidimensional na entrada e dada por (Machado, 2007):

sendo o grau de ativação da  $i$ -ésima regra,  $\mu_i(x)$ , calculada como:

$$\mu_i(x) = \mu_{A_{i,1}}(x_1) \wedge \mu_{A_{i,2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{i,d}}(x_d) \quad (3.32)$$

$$\mu_i(x) = \mu_{A_{i,1}}(x_1) \cdot \mu_{A_{i,2}}(x_2) \cdot \dots \cdot \mu_{A_{i,d}}(x_d) \quad (3.33)$$

onde  $\wedge$  é usado para representar o operador conjunção e  $(\cdot)$  é usado para representar o operador produto.

A segunda parte da estrutura do modelo TS, chamada de consequente, é uma função das variáveis da premissa. As regras devem em geral se diferenciar pelos conjuntos fuzzy dos antecedentes e também pelas funções dos consequentes. No entanto geralmente as funções dos consequentes são funções parametrizadas, cuja estrutura não muda independentemente da regra, variando somente os parâmetros. Uma estrutura muito utilizada são consequentes formados pela *função afim* a seguir:

$$\text{Se } x \text{ é } A_i \text{ então } y_i = a_i^T x + b_i$$

onde  $a_i$  é um vetor de parâmetros e  $b_i$  é o *offset*. Os antecedentes definem em que região do espaço de regressão o hiperplano do consequente do modelo é válido.

O modelo fuzzy TS pode ter qualquer tipo de função no consequente, como funções não-lineares e mesmo relações dinâmicas como equações diferenciais, equações à diferença, etc. Os trabalhos de (de Medeiros, 2006) e (Machado, 2007) descrevem modelos TS com FBOs nos consequentes das regras, modelos chamados de TS-FBO (Takagi Sugeno-Funções de Base Ortonormais).



---

## CAPÍTULO 4

# Controle Preditivo Não-Linear

---

### 4.1 Introdução

A ideia de Controle Preditivo faz menção a uma classe de controladores cuja principal característica é o uso do modelo de um sistema para prever o comportamento futuro de suas variáveis controladas. Essa informação é utilizada pelo controlador a fim de buscar uma resposta dinâmica otimizada, de acordo com um critério de otimização prédefinido.

Controladores preditivos são análogos ao comportamento humano, uma vez que é característica do ser humano na execução de tarefas, tomar decisões antecipativas ao comportamento de um dado sistema baseado no conhecimento prévio do desempenho desse sistema em um horizonte limitado prospectivamente.

Controladores preditivos são essencialmente controladores discretos baseados num algoritmo de controle computacional que a cada iteração otimiza o comportamento futuro de uma planta através de uma sequência de ajustes à variável controlada, onde somente o primeiro sinal de controle resultante do critério de otimização utilizado é aplicado na entrada do processo real, sendo a cada instante de amostragem repetido o processo.

A idéia de controladores preditivos não é nova, seu conceito foi desenvolvido nos trabalhos de (Richalet et al., 1978) a partir do uso de séries de funções no domínio do tempo, e (Cutler e

Ramaker, 1980) introduziram o conceito de Controlador a partir da Matriz Dinâmica (Dynamic Matrix Controller-**DMC**), algoritmos que estabeleceram a metodologia dos Controladores Preditivos atuais utilizando uma representação do processo através da modelagem de resposta ao impulso. Após esse período, algumas outras estratégias de modelagem do processo foram propostas como por exemplo (Keyser et al., 1988), (Kramer e Umbehauen, 1991), (Soeterboek, 1992) e (Clarke et al., 1987) que introduziu o Controle Preditivo Generalizado (Generalized Predictive Control **GPC**). Hoje os métodos mais utilizados na prática são o GPC e o DMC.

Publicações mais recentes como (Rawlings, n.d.) que faz uma análise geral dos controladores preditivos a partir de uma abordagem mais prática, (Mayne et al., 2000) faz uma revisão comparativa dos resultados teóricos obtidos para o comportamento dos Controladores Preditivos em malha fechada e (Qin e T., 2002) que apresenta uma análise sobre controladores preditivos não-lineares abordando temas como estimação do horizonte de predição, uma avaliação comparativa dos métodos de solução numérica para esse problema.

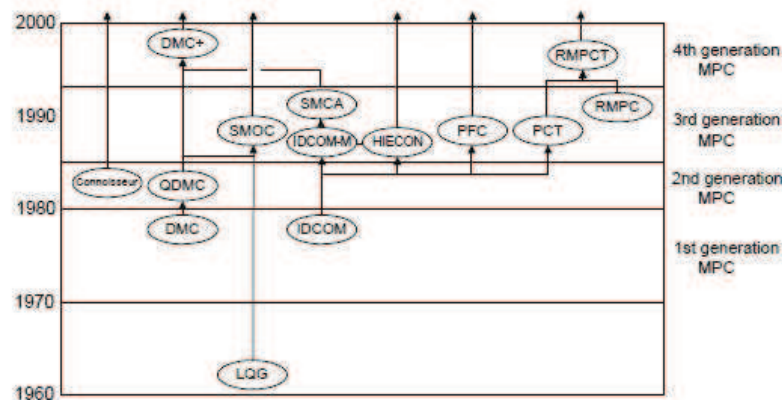


Figura 4.1: Genealogia do Controlador Preditivo

É preciso destacar também os trabalhos de (da Costa Oliveira, 1997) que aborda o controle de processos contendo incerteza estruturadas e restrições nos sinais de entrada e saída a partir



da metodologia dos controladores preditivos baseado em modelo (Model Predictive Controllers-*MPC*).e (Machado, 2007) que desenvolve um controle preditivo não-linear a partir de uma abordagem global-local a partir de um modelo Fuzzy TS-FBO conforme abordado no 3 ambos os trabalhos foram muito importantes para o desenvolvimento desta tese e uma fonte de consulta constante.

Algoritmos de controle preditivo apresentam diversas vantagens, tornando-os uma classe de controladores muito atrativa para diversos tipos de aplicações incluindo sistemas de controle de energia. Suas principais características no âmbito de aplicação e implementação em controle de sistemas dinâmicos estão(Kennel et al., 2008):

- Seus conceitos são intuitivos e sua estrutura e metodologia é de fácil compreensão.
- Os controladores Preditivos conseguem lidar facilmente com restrições e não-linearidades de entrada e saída
- Sistemas de multivariável (Multiple Input Multiple Output-**MIMO**) podem ser modelados e controlados por essa abordagem , resultando num sistema de controle fácil de se implementar.
- Usualmente necessitam de um esforço computacional bem grande se comparados com os controladores tradicionais baseados no erro da resposta como o Proporcional Integrador Diferenciativo-**PID** no entanto podem ser implementados sem problemas pelos sistemas microprocessados atuais.

Como pode ser visto em (da Costa Oliveira, 1997) a metodologia empregada no desenvolvimento dos controladores preditivos é caracterizada por quatro etapas principais.

- **Modelagem do processo:** O modelo é utilizado para prever para prever o comportamento do processo (previsão da saída) em um horizonte de tempo futuro, denominado horizonte de previsão , utilizando os dados disponíveis dos sinais de entrada e saída.
- **Definição de um critério de otimização:** O desempenho do sistema em malha fechada durante o horizonte de previsão é especificado através de um critério de custo, definido a partir da saída prevista do sinal de referência e do esforço de controle.
- **Otimização do critério de custo:** O critério de custo é otimizado em relação ao conjunto de futuros sinais de controle a serem aplicados no processo.
- **Aplicação do sinal de controle.**

### 4.2 Controle Preditivo (Abordagem Local)

#### 4.2.1 Modelagem do Processo e Definição da Previsão de Saída

A etapa de modelagem do sistema ou processo a ser controlado é sem dúvida a de maior importância, como o horizonte de predição está diretamente relacionado ao modelo do sistema o controle preditivo será tão bom quanto for a qualidade do modelo empregado.

A maioria dos controladores preditivos são formulados a partir de uma representação discreta com uma taxa de amostragem fixa,  $h > 0$ . Onde as mudanças dos sinais de entrada são restritas aos instantes de iteração do sistema de acordo com  $t = kh$  onde  $k \in 0, 1, 2, \dots$  denota os instantes de amostragem.

Como o objetivo desta tese é o controle preditivo de um motor de indução as seguintes considerações a seguir são feitas. Tendo em vista que a dinâmica do motor de indução é não-linear, é conveniente a representação do sistema através de uma representação discreta genérica de acordo com a seguinte equação:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)), \therefore k \in 0, 1, 2, 3 \dots \quad (4.1)$$

onde  $x(k)$  denota o estado do sistema no instante  $k$ , e onde  $u(k)$  representa a entrada do sistema.

Uma consideração importante a se fazer envolve a aplicabilidade dos controladores preditivos com relação ao controle do motor de indução, tendo em vista que o sinal de controle é modulado geralmente através de uma modulação específica conhecida como Modulação por Largura de Pulso em Função de Vetores Espaciais (Space Vector Pulse Width Modulation **SV-PWM**) como pode ser visto em (Pinheiro et al., 2005) devido as máquinas elétricas serem acionadas por conversores de potência (Cortés et al., 2001). Este estágio de potência deve impor ao sinal de esforço restrições que afetam diretamente a entrada do sistema. Consequentemente devemos restringir o controlador de acordo com:

$$u(k) \in \Lambda \subseteq \Re^{n_s}, \therefore k \in 0, 1, 2, 3 \dots \quad (4.2)$$

onde  $\Lambda$  é uma estrutura em politopo formada pelo intervalo  $\Xi = [0, 1]^{ns}$  e  $ns$  evidencia o número de estados de chaveamento da modulação, entretando essa restrição ao modelo de controle é imposta de maneira aproximada já que os efeitos da modulação em função da estrutura dos conversores na resposta dinâmica do controlador é difícil de prever (Egiguren et al., 2006), (Lehman e Bass, 2006).

Outra restrição importante que pode ser aplicada a sistema de controle de energia incluem restrições devido por exemplo a atrasos de fase devido a presença de carga indutiva, ou devido a a capacitancia de acoplamento em conversores de energia, essa restrição pode se traduzir no âmbito do modelo proposto como uma restrição aos seus estados da seguinte maneira:

$$x(k) \in X \subseteq \mathbb{R}^n, \therefore k \in 0, 1, 2, 3 \dots \quad (4.3)$$

#### 4.2.2 Modelagem do Processo a partir das Funções de Base Orthonormal

A modelagem do sistema pode ser feita pelo emprego da estrutura de modelo, baseada nas funções de base ortonormal para processos com ação integral de acordo com 3.20 (da Costa Oliveira, 1997) (Machado, 2007):

$$\Delta l(k+1) = A_f \Delta l(k) + B_f \Delta u(k) \quad (4.4)$$

$$\hat{y}(k) = \hat{y}(k-1) + C_f^T \Delta l(k) \quad (4.5)$$

Sendo a previsão de saída do modelo  $j$  passos a frente dada por:

$$\hat{y}(k+j/k) = \hat{y}(k+j-1/k) + C^T A \Delta l(k+j-1) + B \Delta u(k+j-1/k) \quad (4.6)$$

onde  $\Delta u(k+j/k)$  é a variação do sinal de controle em  $k+j-1$  calculada com a informação disponível em  $k$ .

Supondo que  $\Delta u(k+j/k) = 0, \forall j \geq N_u$  obtém-se:

$$\hat{y}(k+j/k) = \hat{y}(k+j-1/k) + C^T A \Delta l(k) + C^T \sum_{m=1}^{N_u} A^{j-m} B \Delta u(k+m-1/k) \quad (4.7)$$

onde  $A^i = 0$  para  $i < 0$  e  $l(k) = 0$  para  $k \leq 0$

Substituindo-se  $\hat{y}(k + j/k)$ , obtém-se:

$$\hat{y}(k + j/k) = \hat{y}(k + j - 2/k) + C^T(A^{j-1} + A^j)\Delta l(k) + C^T \sum_{m=1}^{N_u} (A^{j-1-m} + A^{j-m})B\Delta u(k + m - 1/k) \quad (4.8)$$

Repetindo-se sucessivamente o mesmo procedimento obtém-se:

$$\hat{y}(k + j/k) = \hat{y}(k) + C^T(K_j - I)\Delta l(k) + C^T \sum_{m=1}^{N_u} (K_{j-m})B\Delta u(k + m - 1/k) \quad (4.9)$$

onde  $K_j = \sum_{i=0}^j A^i$ , com  $K_j = 0$  para  $j < 0$  e  $I$  é a matriz identidade de ordem  $n$

Na equação de previsão de saída do processo 4.9, pode-se distinguir dois termos um termo é função da informação passada ao processo denominado de saída livre, e o outro é função da informação futura a respeito do processo denominado saída forçada. Essa decomposição da saída em dois termos é característica dos controladores preditivos e é descrita a seguir:

$$\hat{y}(k + j/k) = \hat{y}_f(k + j/k) + \hat{y}_l(k + j/k)$$

onde:

$$\hat{y}_l(k + j/k) = \hat{y}(k) + C^T(K_j - I)\Delta l(k) \quad (4.11)$$

e

$$\hat{y}_f(k + j/k) = +C^T \sum_{m=1}^{N_u} (K_{j-m})B\Delta u(k + m - 1/k) \quad (4.12)$$

As previsões de saída calculadas através da equação ?? para valores de  $j$  entre  $N1$  e  $Ny$  podem ser descritas na forma matricial como mostra-se a partir da forma geral a seguir:

$$\hat{y} = G\Delta u + \hat{y}_l \quad (4.13)$$

$$\hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}(k + N_1/k) & \hat{y}(k + N_1 + 1/k) & \dots & \hat{y}(k + N_1/k) \end{bmatrix}^T \quad (4.14)$$

$$G = \begin{bmatrix} gN_1 & gN_1 - 1 & \dots & gN_1 - N_u + 1 \\ gN_1 + 1 & gN_1 & \dots & gN_1 - N_u + 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ gN_y & gN_y - 1 & \dots & gN_y - N_u + 1 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$$\Delta u = \begin{bmatrix} \Delta u(k/k) & \Delta u(k + 1/k) & \dots & \Delta u(k + N_u - 1/k) \end{bmatrix}^T \quad (4.16)$$

$$\hat{y}_l = \begin{bmatrix} \hat{y}_l(k + N_1/k) & \hat{y}_l(k + N_1 + 1/k) & \dots & \hat{y}_l(k + N_1/k) \end{bmatrix}^T \quad (4.17)$$

sendo os coeficientes  $g_i$  os coeficientes da resposta degrau do modelo baseado em funções de base ortonormal:

$$g_i = C^T K_{i-1} B \quad (4.18)$$

#### 4.2.3 Definição da Função Custo e de Seu Critério de Otimização

O objetivo dos controladores preditivos é gerar uma evolução ótima no tempo do sinal de saída do processo otimizando um critério de desempenho. Este critério é descrito em função do erro de previsão da saída do processo em relação a um sinal de referência especificado e de um termo que considera o esforço de controle (da Costa Oliveira, 1997).

Muitas podem ser as maneiras pelas quais são descritos os critérios de custo, sendo o mais utilizado o critério de custo quadrático com norma temporal e norma espacial 2. Assim a partir

da minimização do critério de custo em relação às variações futuras do sinal de controle obtém-se a sequência ótima de sinais de controle a ser aplicado no processo.

$$\Delta u = \arg \min f(\hat{y}(k + j/k) - \omega(k + j), \Delta u(k + j - 1/k), j = N_1, \dots, N_y) \quad (4.19)$$

s.a

$$\Delta u(k + j/k) = 0 \forall j \geq N_u \quad (4.20)$$

onde:

$f(\cdot)$  indica a medida de desempenho do sistema que é dada pela escolha das normas espacial e temporal;

$N_1$  é o horizonte inicial de previsão de saída;

$N_y$  é o horizonte final de previsão de saída;

$N_u$  é o horizonte de controle;

$\hat{y}(k + j/k)$  é a previsão da saída  $j$  passos a frente.

$\omega(k)$  é o sinal de referência

$\Delta_u(k + j/k)$  é a variação do sinal de controle calculada em  $k$

O controlador preditivo tem a característica de tratar de forma mais simples a presença de atraso de transporte no sistema a ser controlado, tratando isto de forma direta, através de considerações explícitas no próprio modelo do sistema, ou de forma indireta na determinação dos parâmetros do horizonte de previsão  $N_1$  e  $N_y$ . Para forma indireta, garantindo-se que  $N_y$  seja maior que o atraso de transporte e suas eventuais variações, não se faz necessário o conhecimento do atraso do sistema. Uma outra maneira para o caso indireto é adotar um valor de  $N_1 > 1$ , reduzindo assim o esforço computacional tendo em vista que as previsões não dependem, devido ao tempo morto, da determinação dos sinais de controle (Machado, 2007).

A solução do problema 4.19 tem como resultado um vetor  $\Delta_u$  composto de  $N_u$  variações no sinal de controle dado por:

$$\Delta u = \begin{bmatrix} \Delta u(k/k) & \Delta u(k + 1/k) & \dots & \Delta u(k + N_u - 1/k) \end{bmatrix}^T \quad (4.21)$$

Função da característica de operação do controle preditivo, somente o primeiro elemento  $\Delta_u$  é aplicado no processo, sendo no instante de amostragem seguinte todo o procedimento repetido.

#### 4.2.4 Controle Preditivo utilizando FBO

Esta seção descreve a função de saída da lei de controle preditivo para um modelol dado por funções de base ortonormal (CP-FBO). Este controlador apresenta uma função de custo do tipo quadrática.

O critério de custo quadrático utiliza a norma 2 como norma espacial e a norma 1 como norma temporal. Este tipo de critério é encontrado na maioria dos algoritmos de controle preditivo devido a possibilidade de se obter uma solução analítica para a lei de controle quando não existem restrições nas variáveis do processo(da Costa Oliveira, 1997). Assim, o critério de custo quadrático é dado por:

$$J_q \Delta_u = \sum_{j=N_1}^{N_y} ((\hat{y}(k+j)/k) + d(k) - \omega(k+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda \Delta_u^2(k+j-1/k) \quad (4.22)$$

onde  $\lambda(\lambda \geq 0)$  é um fator de ponderação para os futuros incrementos no sinal de controle e  $d(k)$  é fruto do erro entre o estado atual e o estado anterior tal que.

$$d(k) = y(k) - y\left(\frac{k}{k-1}\right) \quad (4.23)$$

A equação 4.22 pode ser descrita na forma vetorial como sendo:

$$J_q(\Delta_u) = (\Delta_u)Q\Delta_u + d(k) + f^T \Delta_u + d \quad (4.24)$$

onde:

$$Q = G^T G + \lambda I, \quad (4.25)$$

tal que  $I$  é a matriz identidade,

$$f = 2G^T(\hat{y}_1 - \omega) \quad (4.26)$$

$$d = (\hat{y}_1 - \omega)^T(\hat{y} - \omega) \quad (4.27)$$

e

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega(k + N_1) & \omega(k + N_1 + 1) & \dots & \omega(k + N_y) \end{bmatrix}^T \quad (4.28)$$

Sendo  $G, \Delta_u$  e  $\hat{y}_l$  dados por 4.15, 4.16, 4.17.

A lei de controle consiste na minimização da função de custo 4.24 em relação a  $\Delta_u$  como apresentado abaixo:

$$\min_{\Delta_u} (\Delta_u) Q \Delta_u + d(k) + f^T \Delta_u \quad (4.29)$$

Que admite solução analítica expressa por:

$$\Delta_u = -\left(\frac{1}{2}\right) Q^{-1} f \quad (4.30)$$

### 4.3 Controle Preditivo (Abordagem Global)

A proposta deste trabalho, baseado nos trabalhos de (Machado, 2007), (da Costa Oliveira, 1997), (de Medeiros, 2006) consiste na elaboração de um controlador preditivo global para o controle de velocidade de um motor de indução, orientado indiretamente pelo fluxo de rotor. Essa abordagem global é feita através de uma multipla abordagem local por faixas de operação, utilizando-se modelos fuzzy com estrutura **TS** (capítulo 3) com funções de base ortonormal nos consequentes das regras. A escolha desta estrutura de modelo se deve ao fato de que estes permitam a composição do modelo global a partir de múltiplos modelos locais oque favorece a interpretabilidade e o projeto de controladores.

Inicialmente é necessário identificar o processo a ser controlado, a partir de uma excitação do sistema em malha fechada com os menores ganhos possíveis, visto que ela é absolutamente necessária para a orientação do modelo, armazenando ao final da excitação, os dados de entrada e saída.

O processo de identificação do sistema segue o algoritmo apresentado nas sessões 3.5 e 3.6 do trabalho de (Machado, 2007). Os dados de entrada e saída do sistema , são agrupados pelo algoritmo de **Gustafson-Kessel** descrito no apêndice C, que determina o valor ótimo de grupos a partir de parâmetros préviamente determinados. Após a determinação dos grupos, a próxima



fase consiste em formar o conjunto de regras que irá modelar o sistema. Tendo as funções de pertinencia estabelecidas deve-se determinar os parâmetros das **FBO** nos consequentes das regras.

Como pode ser visto em, (Machado, 2007) a estimação global de parâmetros para as FBO se mostra mais adequada para controladores preditivos de múltiplos modelos, uma vez que os modelos locais apresentam comportamento e interpretabilidade locais. Neste trabalho foi utilizado FBOs com um par conjugado de pólos comum a todas as funções presentes nos modelos locais.

Uma vez determinado as regras do modelo fuzzy TS e os modelos locais FBO, pode-se então implementar um controlador preditivo não-linear, aplicando um lei de controle preditivo linear para cada modelo local definido na identificação.

No controle preditivo de múltiplos modelos ação de controle obtida é função da combinação ponderada, pelo modelo fuzzy TS, das ações de controle locais. O mesmo sinal que é fornecido à planta é fornecido aos modelos locais que por sua vez fornecerão informação para os controladores. Baseado na resposta e previsão dos modelos locais os controladores lineares "atuam" sobre estes modelos de maneira a corrigir a resposta de cada um deles. o sinal de entrada aplicado a cada modelo local também tem a função de gerar os estados das FBOs que por sua vez ativam as regras dos modelos TS, (Machado, 2007). Com o valor de ativação das regras dos respectivos modelos locais é feita a inferência sobre as ações de controle locais que irão compor a ação de controle global "u" que será aplicada à planta.

$$u(k) = \frac{\sum_{i=1}^N (\mu_i(k) u_i(k))}{\sum_{i=1}^N \mu_i(k)} \quad (4.31)$$

onde  $u_i(k)$  é a ação de controle determinado pelo i-ésimo controlador e  $\mu_i(k)$  representa o valor de ativação de cada regra para cada instante  $k$  dado por:

$$\mu_i(k) = \mu_{A_{j,1}}(l_1(k)) \cdot \mu_{A_{j,2}}(l_2(k)) \cdot \dots \cdot \mu_{A_{j,d}}(l_d(k)) \quad (4.32)$$

tal que  $j = 1, \dots, K$ .



---

## CAPÍTULO 5

# Controle Preditivo de um Motor de Indução

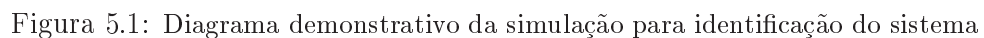
---

### 5.1 Introdução

Neste capítulo é descrito pontualmente os passos executados na identificação e controle preditivo do motor de indução, ambos através do uso de um processo de simulação computacional baseado no software Matlab-Simulink. O capítulo começa com a descrição do processo de identificação via simulação onde são abordados os temas da escolha do sinal de entrada, da aquisição dos sinais para identificação e da geração do modelo estruturado e seguida são apresentados os resultados da simulação do controlador preditivos sendo estes comparados com os resultados apresentados na seção *Simulação* do capítulo 2.

Na sessão *Controle Preditivo do Motor de Indução* o controlador do tipo PI (Proporcional+Integrad situado no loop de velocidade da estrutura do controle orientado ao fluxo do rotor conforme visto na Fig 5.1, é substituído pelo controlador Preditivo baseado no modelo fuzzy Takagi-Sugeno tal como está representado na Fig 5.5, os resultados da simulação de ambos são analisados comparativamente para 3 perfis de referência de velocidade distintos assim como é feito no capítulo 2.

O processo de identificação do modelo do motor de indução acontece é feita por simulação computacional. A simulação utilizada para a identificação é a mesma apresentada na seção **Simulação** do capítulo 2. A identificação busca a partir de um modelo não estruturado orientado indiretamente em função do fluxo de rotor, obtenção de um modelo global utilizando uma abordagem local por faixas, baseada no modelo estruturado fuzzy TS-FBO com funções de base ortonormal no consequente das regras como pode ser visto no capítulo 3.



### 5.2.2 Sinal de Entrada

A definição do sinal de entrada a ser utilizado nos experimentos de aquisição de dados é de extrema importância para o sucesso da identificação. A utilização de um sinal não adequado aos algoritmos pode levar a obtenção de um modelo polarizado, que não representam a dinâmica real do sistema.

O sinal de excitação do sistema é um sinal de referência de velocidade que gere uma resposta dinâmica contemplando toda a faixa do modelo a ser identificado como pode ser visto na Fig 5.2. Como a intenção do estudo é a obtenção de um controlador global baseado em modelo, quanto maior a faixa do sistema que se consigua excitar melhor será a qualidade do controle a ser implementado.

Como pode ser observado em (Aguirre, 2001) se a entrada de um sistema for um sinal aleatório com variância  $\sigma_u^2$  a resposta ao impulso de tal sistema pode ser obtida com relativa facilidade a partir de sua variância e de  $r_{uy}(k)$ . Desta forma o sinal de velocidade, que é determinístico é somado a um sinal aleatório com a forma

$$r_{uu}(k) \approx 0 \forall k \neq 0. \quad (5.1)$$



Figura 5.2: Sinal de entrada utilizado para identificação.

O sinal de saída do sistema é baseado na resposta ao sinal de entrada com parâmetros mínimos de controle, estes parâmetros se justificam não só pela questão da orientação que se busca imprimir ao modelo identificado, mas também devido ao fato de que o sistema apresenta duas malhas integrativas que são essenciais para o controle do mesmo.

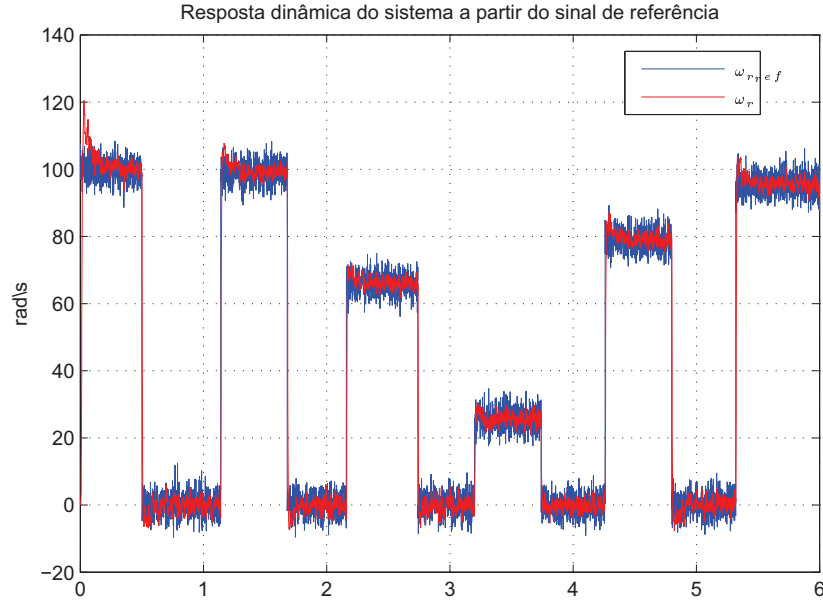


Figura 5.3: Resposta dinâmica do sistema a partir do sinal utilizado para identificação.

### 5.2.3 Aquisição dos Sinais de Entrada

Os sinais de entrada e saída do sistema são adquiridos através de dos elementos  $Iq$  e  $Wm$  que podem ser vistos na figura 5.1 com um tempo de amostragem de  $h = 0.1 \text{ ms}$ . Esses dados são guardados para a identificação off-line na forma de dois vetores tal que  $Iq \in \mathbb{R}^{1 \times n}$  e  $Wm \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ .

O processamento off-line se da na busca das regras para formação do modelo fuzzy TS-FBO conforme descrito no capítulo 4. Gerando as matrizes que formam o modelo aplicado ao controle preditivo posteriormente.

### 5.2.4 Estruturação do Modelo

Como citado nos capítulos 3 e 4, um conjunto de regras fuzzy pode ser obtido diretamente dos dados extraídos no processo, através de algoritmos de agrupamento fuzzy (fuzzy clustering). O intuito do agrupamento é identificar grupos naturais de dados a partir de uma grande massa de dados para produzir uma representação concisa do comportamento do sistema. O trabalho de (Machado, 2007) detalha o processo de estruturação de modelos a partir de algoritmos de de clusterização fuzzy.

O algoritmo de clusterização utilizado é o algoritmo de **Gustafson-Kessel** também conhecido por algoritmo da estimação por máxima verossimilhança fuzzy, que utiliza uma medida de distância adaptativa, para formação dos grupos como pode ser observado nas figuras abaixo:

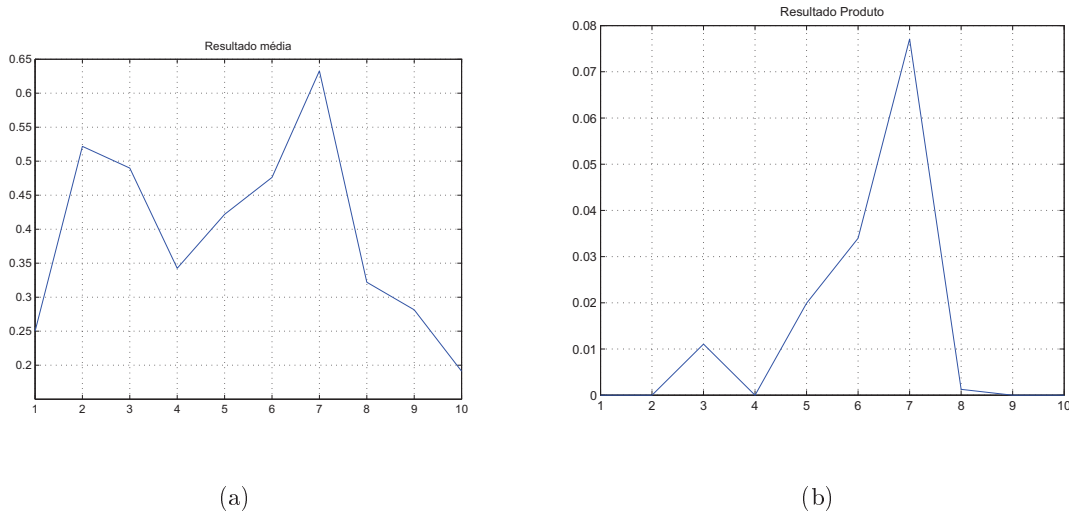


Figura 5.4: Média e Produto dos critérios de validade de agrupamento para os dados aquisitados do sistema

Uma vez determinado os grupos é necessário se obter as regras do modelo TS que determinarão os modelos locais assim deve-se determinar os antecedentes e os consequentes das regras.

As funções de pertinência nos antecedentes das regras serão funções trapezoidais obtidas através dos grupos fuzzy, determinados na etapa de agrupamento. Para os consequentes é necessário se determinar os parâmetros da função que foi escolhida para estar no consequente dos respectivos modelos locais neste caso uma FBO conforme citado no capítulo 3.

Os modelos locais são formados por FBO com um par de pólos forçado no ponto  $\Phi = 0.7 \pm 0.3$  e são utilizados 8 estados das FBO.

### 5.3 Controle Preditivo do Motor de Indução

O modelo é utilizado para a obtenção do controlador preditivo conforme visto no capítulo 4, então o controlador linear baseado num **Proporcional + Integrativo - PI** é substituído pelo controlador preditivo como pode ser visto na figura 5.5.



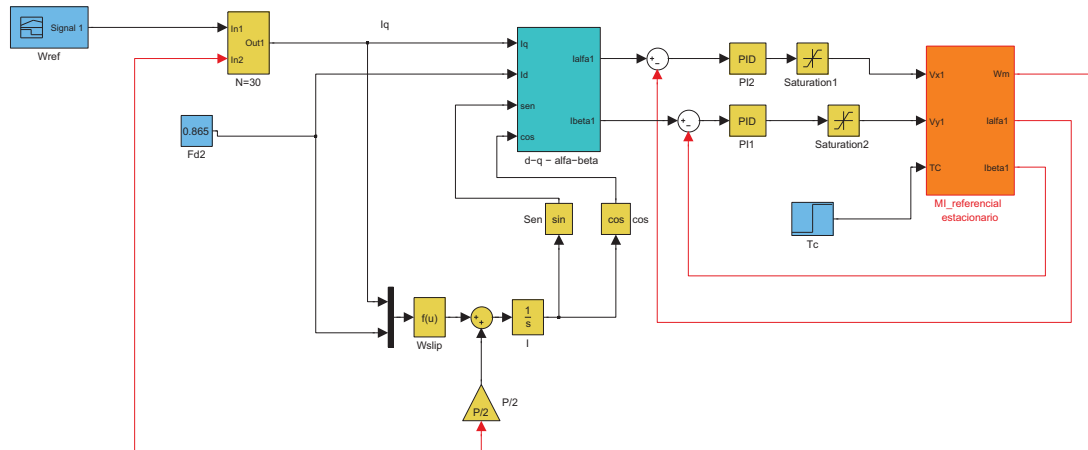


Figura 5.5: Diagrama demonstrativo do controlador preditivo aplicado ao motor de indução

## 5.4 Simulação

Na sessão seguinte é apresentado uma série de resultados comparativos de simulação envolvendo o controlador em questão conforme figura 5.5 e o controle vetorial linear 5.1 e seus resultados são analisados de forma comparativa para as mesmas entradas encontradas na sessão *Simulação* do capítulo 2.

Assim como no capítulo 2, o sistema envolvendo o controlador preditivo é submetido a 3 perfis de entrada diferentes, uma referência de velocidade em forma degrau, um padrão triangular e um perfil trapezoidal.

Deve-se salientar também que analogamente a seção relativa a *Simulação* do capítulo 2 para esta simulação não está sendo considerada a variação dos parâmetros elétricos da máquina de indução.

Outra consideração importante, é que, as simulações são feitas utilizando-se valor constante, para fluxo nominal assim como pode ser observado nas figuras, 5.5 e 5.1

As figuras apresentadas nesta seção, dividem-se em duas subfiguras. As figuras com subíndice (a) são referentes a dinâmica de resposta para o controlador preditivo, (figura 5.5) e o subíndice (b) diz respeito a resposta dinâmica do controlador PI, (figura 5.1).

### 5.4.1 *Entrada em Degrau*

As figuras 5.6(a) e 5.6(b) mostram as respostas dinâmicas do controlador preditivo e do controlador linear PI convencional respectivamente, para uma variação do tipo degrau na referência de velocidade, imposta ao sistema em  $t = 1.0\text{ s}$ .

Nota-se que a resposta dinâmica do controlador preditivo sofre um menor efeito transitório com a entrada do torque de carga em  $t = 2.0\text{ s}$ . Pode-se observar também nas figuras, 5.7(a) e 5.7(b), que o erro de rastreamento do controlador preditivo tem valor bem menor do que o valor correspondente do controlador PI tanto com relação a referência de velocidade quanto a entrada degrau correspondente ao torque de carga.

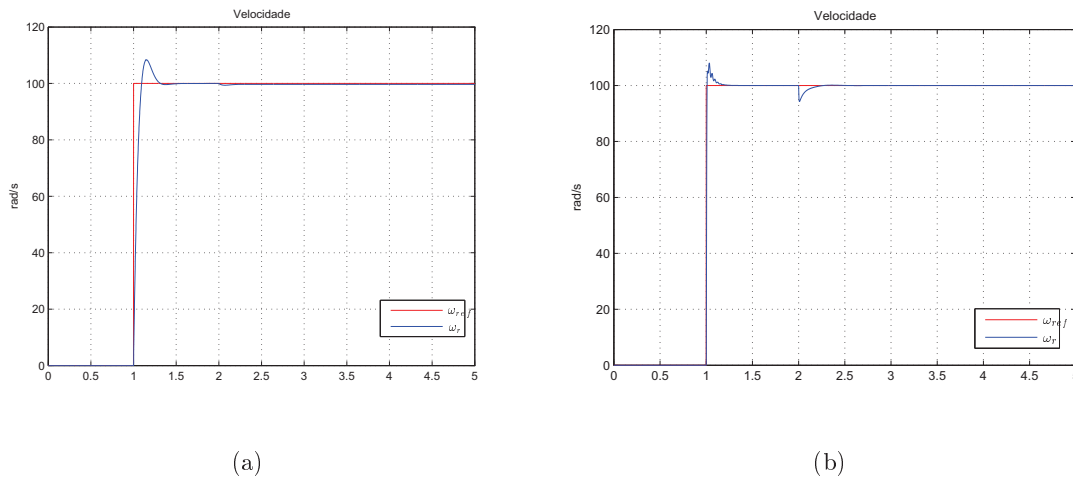
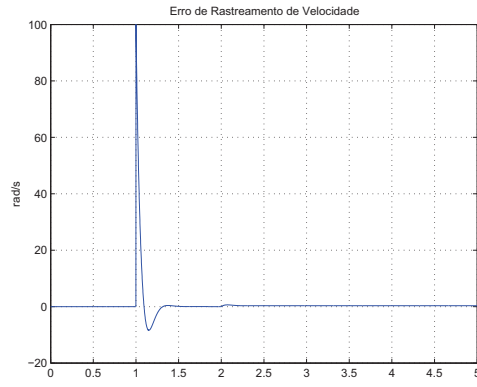
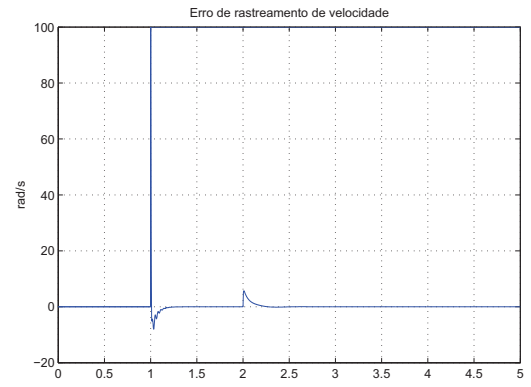


Figura 5.6: Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI.

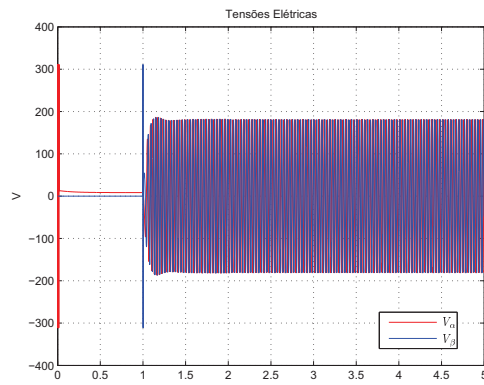


(a)

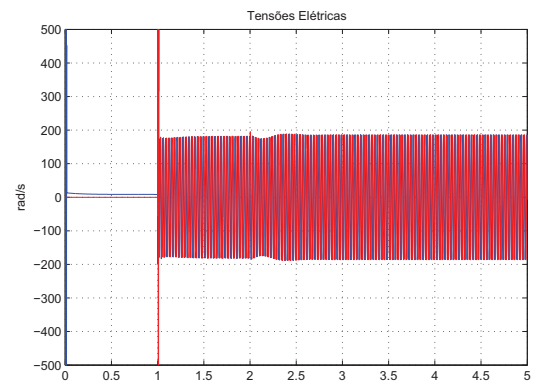


(b)

Figura 5.7: Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI.

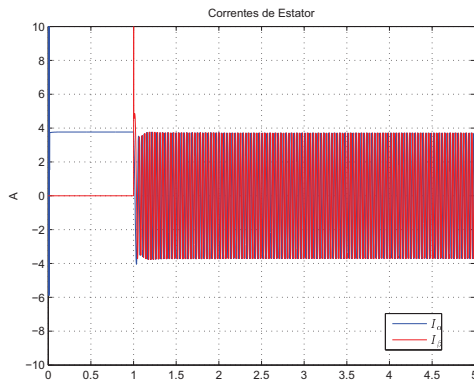


(a)

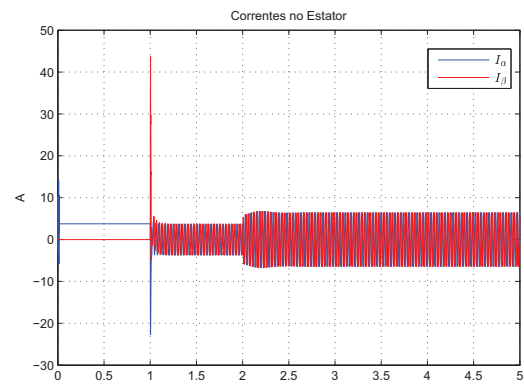


(b)

Figura 5.8: Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.

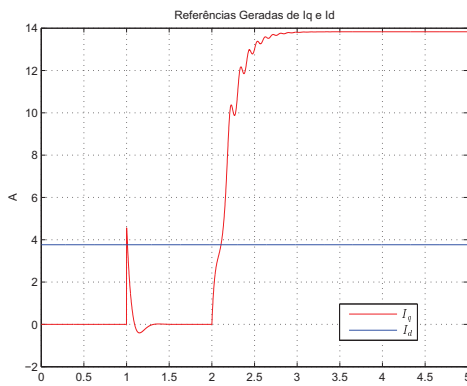


(a)

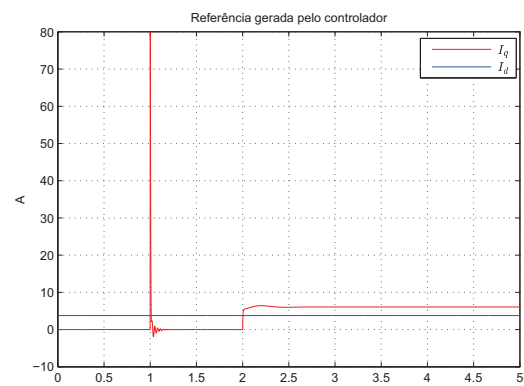


(b)

Figura 5.9: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.



(a)



(b)

Figura 5.10: Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI.

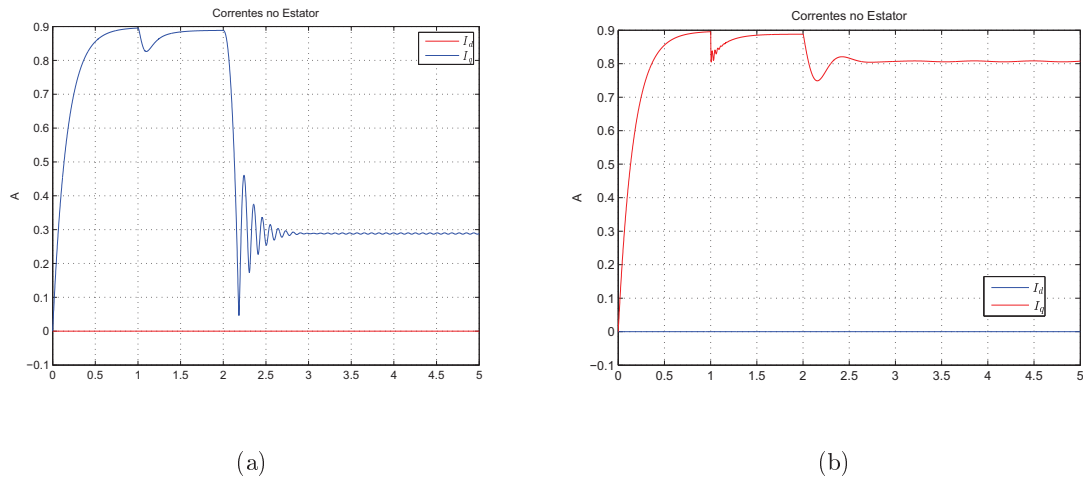
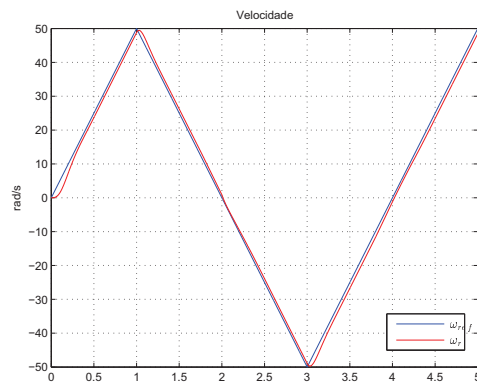


Figura 5.11: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono.

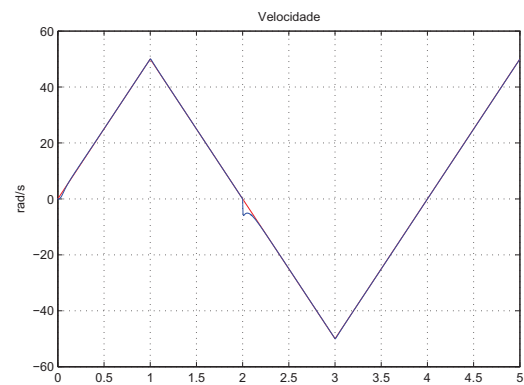
#### 5.4.2 *Entrada Triangular*

Na Figura 5.12(a) é mostrado o resultado do teste da variação triangular da velocidade de 50 rad/s a -50 rad/s, para o sistema sob ação do controle preditivo e na figura 5.12(b) é mostrado a resposta dinâmica de velocidade para o controlador PI sob a mesma referência.

As figuras 5.13(a) e 5.13(b) referem-se ao erro de velocidade do controlador preditivo e linear respectivamente nota-se que o controle preditivo possui um erro médio maior no entanto para o ponto de entrada do torque de carga ele possui um valor percentual bem menor relativamente ao controlador PI.

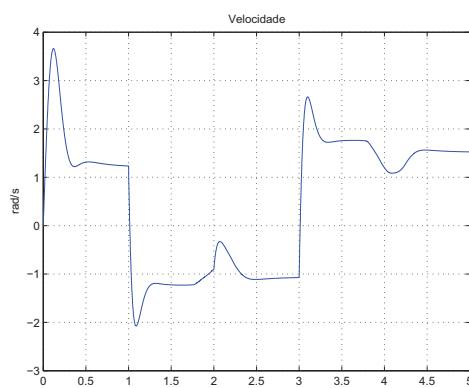


(a)

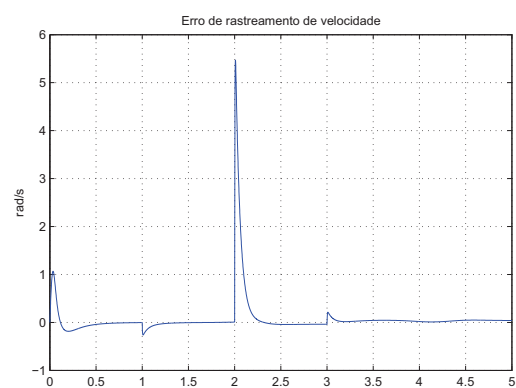


(b)

Figura 5.12: Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI.

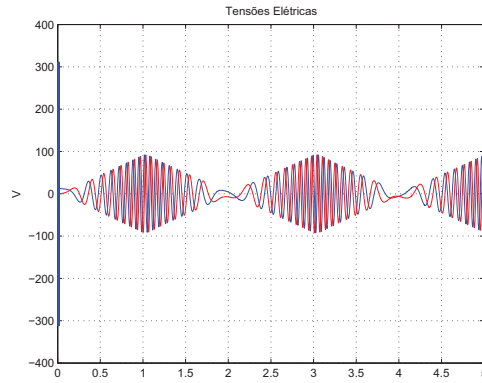


(a)

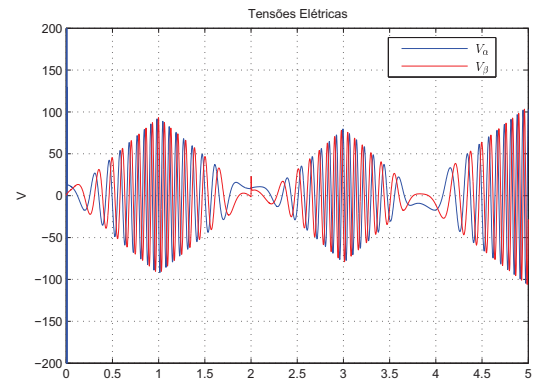


(b)

Figura 5.13: Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI.

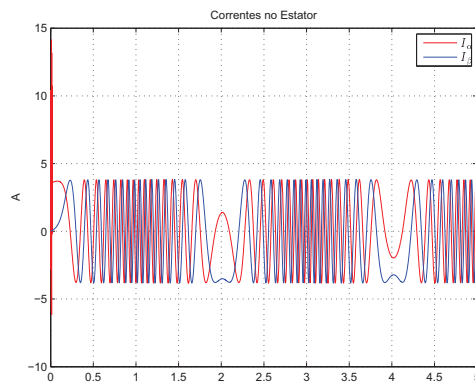


(a)

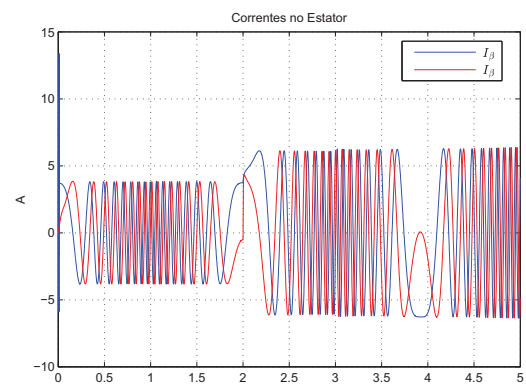


(b)

Figura 5.14: Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.



(a)



(b)

Figura 5.15: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.

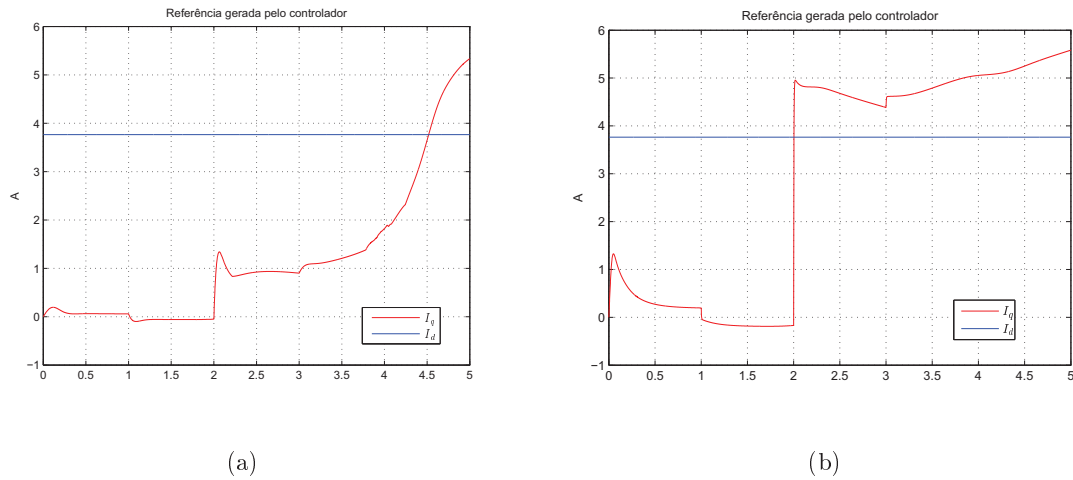


Figura 5.16: Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI.

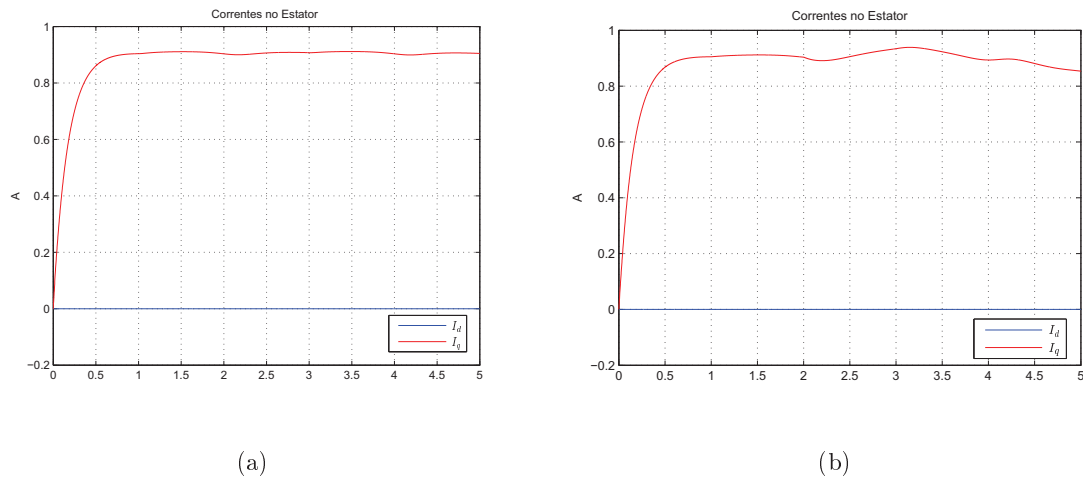


Figura 5.17: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono.

### 5.4.3 Entrada Trapezoidal

Os resultados mostrados nas figuras 5.18(a) e 5.18(b) são relativos ao teste para a referência de velocidade com perfil trapezoidal, com período de 1 s, sem reversão de velocidade em que a mesma atinge o valor máximo de 80 rad/s, em 300 ms. Para o controlador preditivo e o controlador PI convencional respectivamente.



Nas figura 5.19(a) nota-se assim como para a entrada com perfil triangular, o erro de rastreamento para o controlador preditivo é relativamente maior que para o controlador linear PI (figura 5.19(b)), no entanto o erro em  $t = 2.0s$  para entrada do Torque de carga é menor.

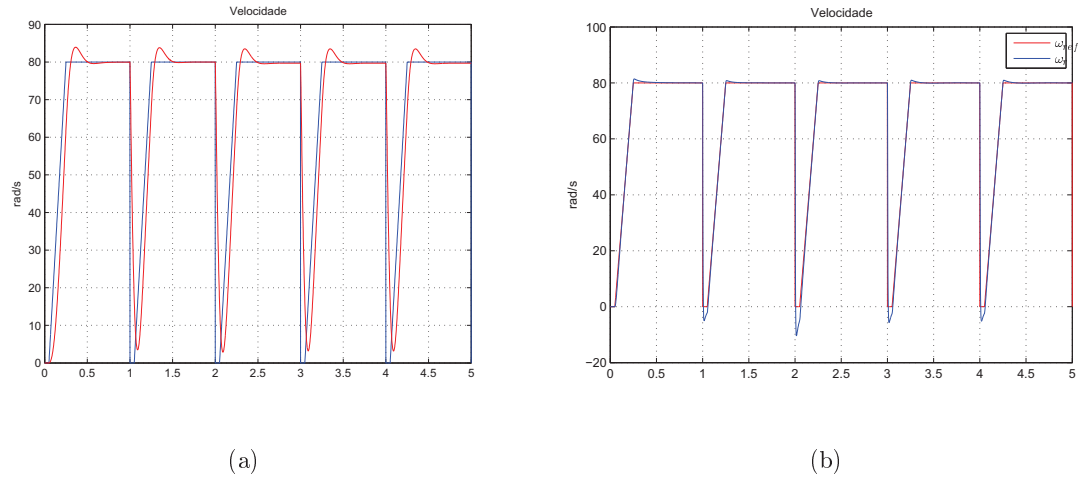


Figura 5.18: Resposta dinâmica do motor de indução sob atuação do controle preditivo e do controlador linear PI.

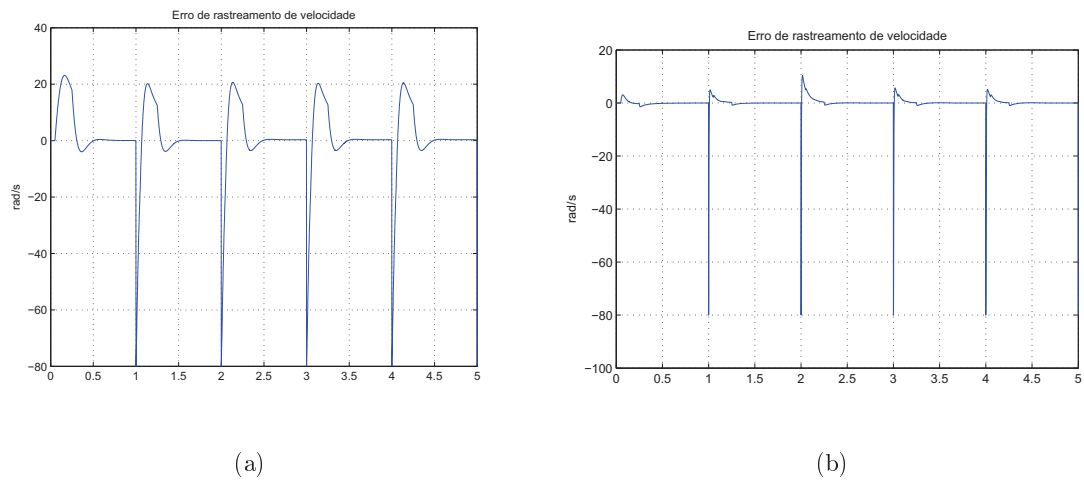
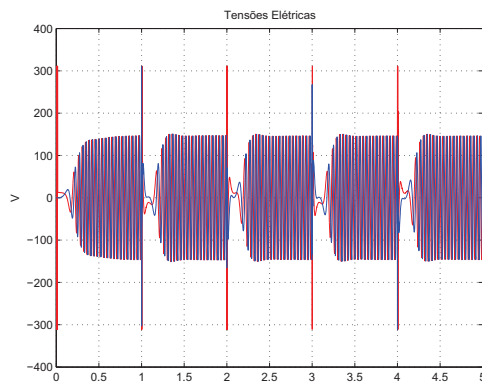
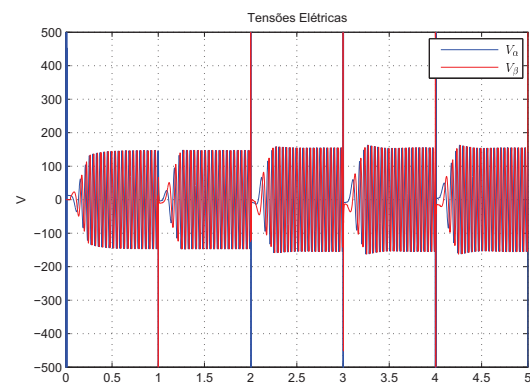


Figura 5.19: Erro de rastreamento de velocidade do controle preditivo e do controlador linear PI.

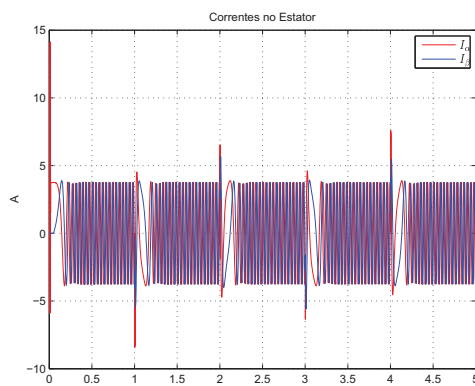


(a)

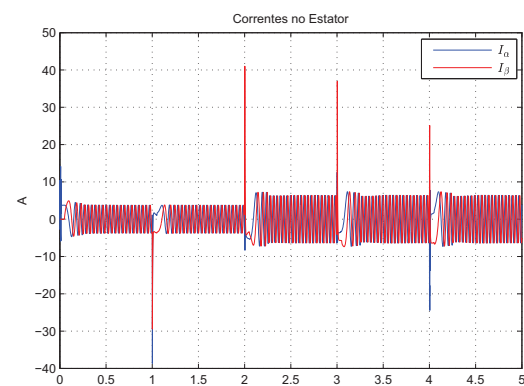


(b)

Figura 5.20: Tensões Elétricas do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.



(a)



(b)

Figura 5.21: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI.

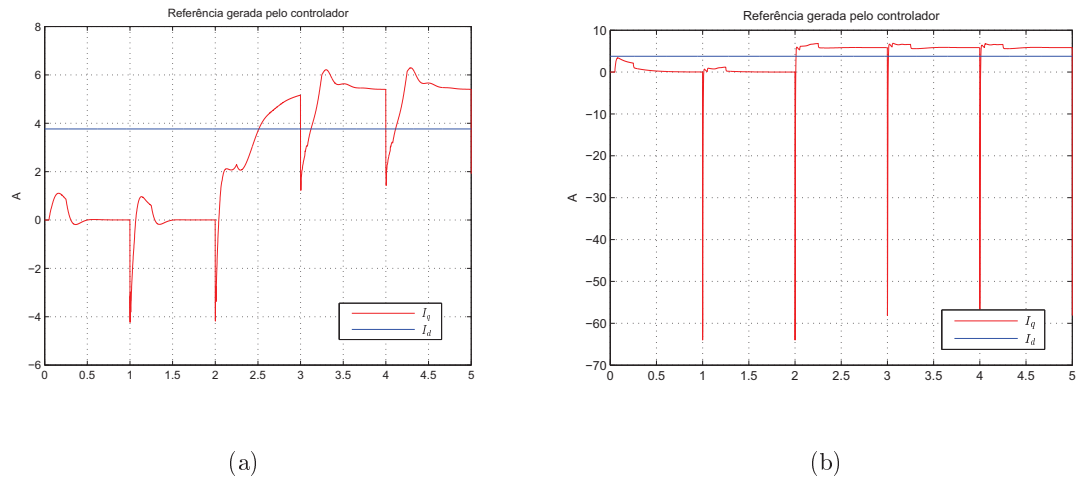


Figura 5.22: Referência gerada pelo controle preditivo e pelo controlador linear PI.

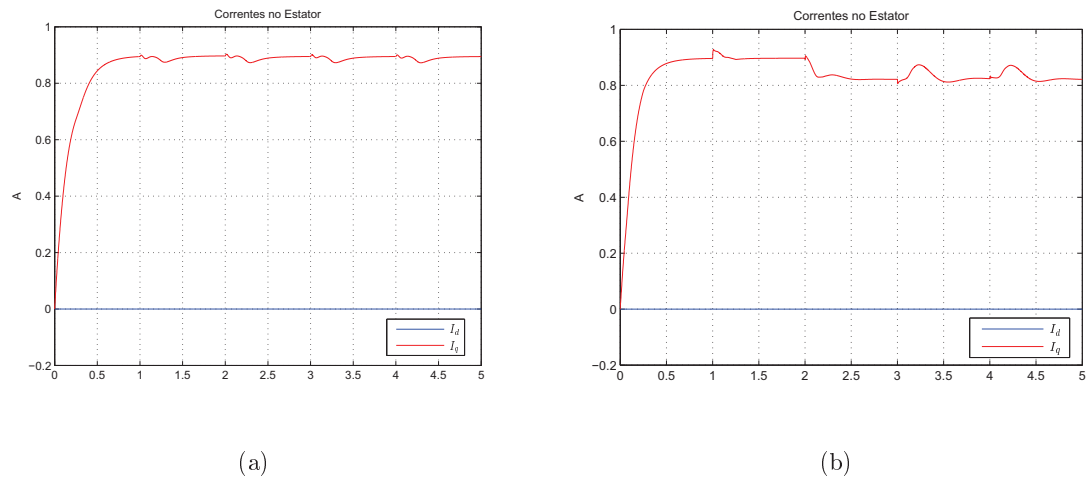


Figura 5.23: Correntes de estator do motor de indução sob ação controle preditivo e do controlador linear PI no referencial síncrono.

## 5.5 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado uma metodologia de desenvolvimeto de um controlador preditivo para um motor de indução, baseado num modelo fuzzy estruturado do tipo Takagi-Sugeno

**TS** com Funções de Bases Ortonormais nos consequentes das regras, a partir de um modelo orientado indiretamente pelo fluxo de rotor. Uma abordagem global-local por faixas de forma a buscar uma alternativa de melhor desempenho aos controladores lineares amplamente utilizados pela indústria.

Os resultados obtidos pela simulação do controlador preditivo na busca da validação do modelo TS-FBO demonstram que o mesmo é extremamente eficiente para a rejeição de distúrbios, traduzido na pequena resposta transitória durante a entrada da carga, e se mantém orientado durante toda sua ação.

Assim pode-se concluir que o método proposto para identificação e controle preditivo do motor de indução utilizando multimodelos funciona de maneira satisfatória, oferecendo uma alternativa para o controle não-linear de máquinas elétricas com menor esforço computacional tendo em vista que o sistema se mantém linear por faixas.

O trabalho permite o direcionamento para um novo campo de estudo sobre controladores de máquinas elétricas, visando uma nova forma de abordagem global do motor de indução. Trazendo uma perspectiva inovadora para a implementação futura do controlador visando uma alternativa de alto desempenho para sistemas de conversão de energia.

### 5.6 Sugestões para trabalhos futuros

- **Restrições:** Incluir explicitamente na função custo as restrições tensão de estator ( $V_s < V_{s/nominal}$ ) e de corrente de estator ( $I_s$ ).
- **Implementação:** Implementar o controlador preditivo baseado em multimodelos num motor de indução gaiola de esquilo de mesmo parâmetros que a MI utilizado durante a simulação. Buscando avaliar sua resposta do ponto de vista experimental e sob influência da variação dos parâmetros elétricos da máquina.
- **Sensorless:** Simulação e Implementação sem a realimentação de velocidade a partir do estimador, Filtro de Kalman Estendido, FKE tendo em vista que a maioria dos trabalhos contemporâneos sobre o tema seguem essa linha de pesquisa.
- **Controle de Fluxo:** Controle preditivo não só da velocidade como também do fluxo de entreferro visando a eficiência energética da operação da máquina de indução.

---

## APÊNDICE A

### Dados do Motor de Indução

---

#### A.1 Parâmetros Elétricos do Motor de Indução

- Tensão Nominal 380 V
- Corrente Nominal 4,86 A
- Frequência Nominal 60 Hz
- Potência Nominal 3HP
- Velocidade Nominal 1730 rpm
- Número de pólos 4
- $R_s = 2,65 \, \Omega$ ,  $R_r = 1,875 \, \Omega$ ,  $L_m = 0,196 \, \text{H}$ ,  $L_{ls} = L_{lr} = 9,95862 \, \text{mH}$



---

## APÊNDICE B

### Algoritmo de Gustafson-Kessel

---

Seja um conjunto de dados de entrada-saída medidos do sistema  $(x_j, y_j)$ ,  $j = 1, \dots, N$ , onde  $x \in \mathbb{R}^d$  são as d-variáveis nas premissas,  $y$  a saída do sistema e  $N$  o número de medidas. Denotando  $z_j = [x_j, y_j]^T$ , pode-se então escrever o conjunto de dados de forma matricial:

$$Z = [z_1, \dots, z_N], \quad z_j \in \mathbb{R}^{d+1} \quad (\text{B.1})$$

Os vetores  $z_j$  serão particionados em  $K$  grupos com seus protótipos (centros) dados por:

$$v_i = [v_{i,1}, \dots, v_{i,d+1}]^T \in \mathbb{R}^{d+1}, \quad i = 1, \dots, K \quad (\text{B.2})$$

Ao conjunto dos protótipos dos  $K$  grupos pode-se dar a denotação:  $V = [v_1, \dots, v_K]$ . O particionamento dos dados é definido pela matriz de particionamento fuzzy dada por:

$$U = [\mu_{i,j}]_{K \times N} \quad (\text{B.3})$$

onde  $\mu_{i,j} \in [0, 1]$  representa o grau de pertinência da  $j$ -ésima medida  $z_j$  ao grupo (fuzzy cluster) com protótipo  $v_i$ . O algoritmo de Gustafson-Kessel (GK) é um dentre aqueles que encontram a matriz de particionamento e os protótipos dos grupos pela minimização da seguinte função objetivo :

$$J(Z, V, U) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N \mu_{i,j}^m d^2(z_j, v_i) \quad (\text{B.4})$$

sujeito a

$$\sum_{i=1}^K \mu_{i,j} = 1, \quad j = 1, \dots, N, \quad (\text{B.5})$$

$$0 < \sum_{j=1}^N \mu_{i,j} < N, \quad i = 1, \dots, K. \quad (\text{B.6})$$

onde  $m > 1$  é um parâmetro que controla a fuzzificação do grupo onde valores maiores de  $m$  acarretam uma maior sobreposição dos grupos. A função  $d(z_j, v_i)$  é a distância do vetor  $z_j$  com relação ao protótipo  $v_i$  do grupo. A restrição B.5 impede uma solução trivial  $U = 0$  e a restrição B.6 garante que os grupos não sejam vazios nem contenham todas as medidas com grau 1. O formato geométrico do grupo é determinado pelo tipo de função  $d(z_j, v_i)$  utilizada. Gustafson e Kessel(1979) generalizaram o algoritmo de agrupamento para um método de distância adaptativa:

$$d^2(z_j, v_i) = (z_j - v_i)^T M_i (z_j - v_i) \quad (\text{B.7})$$

Onde  $M_i$  é uma matriz definida positiva adaptada de acordo com a forma atual do grupo, que pode ser descrita em função da matriz de covariância do grupo,  $F_i$ :

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^N \mu_{i,j}^m (z_j - v_i)(z_j - v_i)^T}{\sum_{j=1}^N \mu_{i,j}^m} \quad (\text{B.8})$$

A matriz  $M_i$  utilizada em B.7 é calculada como a matriz inversa normalizada da matriz de covariância do grupo dada por:

$$M_i = \det(F_i)^{\frac{1}{d+1}} F_i^{-1} \quad (\text{B.9})$$

A normalização dada pelo determinante de  $F_i$  é utilizada para impedir uma solução trivial de B.4 para  $M_i = 0$ . Após a convergência do algoritmo de Gustafson-Kessel, matriz de particionamento  $U$ , os protótipos  $v_i$  dos grupos e as matrizes de covariância  $F_i, i = 1, \dots, K$  são obtidos.

---

<sup>1</sup>Este resumo sobre o algoritmo de Gustafson-Kessel foi elaborado por Jeremias Barbosa Machado e é descrito em detalhes em sua dissertação de mestrado



---

## Referências Bibliográficas

---

- Aguirre, L. A. (2001). *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*, UFMG.
- Alves, R. N. (2007). *Propulsão elétrica de navios*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.
- Bim, E. (2009). *Máquinas Elétricas e Acionamento*, Elsevier.
- Blaschke, F. (1972). Das prinzip der feldorientierung, die grundlage für die transvektorregelung von asynchronmaschinen, *Siemens Zeitschrift* .
- Cad, M. M. (2000). *Estratégias de modelagem dinâmica e simulação computacional do motor de indução trifásico*, Dissertação de mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos-Universidade de São Paulo-USP.
- Clarke, D. W., Mohtadi, C. e Tuffs, P. (1987). Generalized predictive control-part i: The basic algorithm and part ii: Extensions and interpretations, *Automatica*,23(2):149-160 .
- Cortés, P., Marian, P. K., Kennel, R. M., Quevedo e J., R. (2001). Predictive control in power electronics and drives, *Industrial Electronics Application-IEEE* .
- Cutler, C. R. e Ramaker, B. C. (1980). Dynamic matrix control-a computer control algorithm, *Proceedings of National Meeting of AIChE, New Orleans/Louisiana-USA* .
- da Costa Oliveira, G. H. (1997). *Controle preditivo para processos com incertezas estruturadas baseado em séries de funções ortonormais*, Tese de doutorado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.
- de Aguiar Junior, E. A. (2007). *Análise básica de operação do gerador de dupla alimentação para aproveitamento eólico*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.

## B REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- de Alencar Silva Júnior, J. (2003). *Controle robusto  $h_\infty$  aplicado a motores de indução*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.
- de Aquino, P. L. S. (1999). *Controle não-linear de motores de indução*, Tese de doutorado, Programa de Engenharia Elétrica, COPPE/UFRJ.
- De Doncker, R. W. e Novotny, D. W. (1998). The universal field oriented controller.
- de Medeiros, A. V. (2006). *Modelagem de sistemas dinâmicos não lineares utilizando sistemas fuzzy, algoritmos genéticos e funções de base ortonormal*, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.
- de Oliveira Junior, J. B. (2007). *Avaliação comparativa de observadores em modo deslizante para acionamento de máquina síncrona de ímãs permanentes*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.
- dos Santos, W. V. (2005). *Modelagem, identificação e controle de altitude de um helicóptero em escala reduzida*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.
- Egiguren, A. P., Caramazana, B. O., Hernández, J. A. e Izaskun, G. (2006). Svpwm linear generalized predictive control of induction motor drives, *IEEE Trans. Power Electronics*.
- Furtunato, A., Salazar, A. e Araújo, A. (2001). Controlador de velocidade usando modos deslizantes suaves para um motor de indução trifásico, *Revista Controle e Automação*.
- Gallegos, M. A., Alvarez, R. e Núñez, C. A. (2006). A survey on speed estimation for sensorless control of induction motors.
- Hasse, K. (1968). Zum dynamischen verhalten der asynchronmaschine bei betrieck mit variabler standerfrequenz und standespannung, *ETZ-A*.
- Hayt, W. H. e Buck, J. A. (2001). **Engineering Eletromagnetics**, Mcgraw-Hill Companies Inc.
- Hernández, J. R. (1999). *Implementação digital utilizando dsp do controle por orientação de fluxo de rotor: Métodos direto e indireto*, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.
- Hopfensperger, B., Atkinson, D. e Lakin, R. (2000). Stator-flux-oriented control of a doubly-fed induction machine with and without position encoder, *IEE Proc.-Electr. Power Appl.*.
- in (2001a). *The Matlab C math library user's guide*.
- in (2001b). *The Matlab Compiler user's guide*.

- in (2001c). *The Simulink acelerator user's guide*.
- Kennel, R., A., L. e M., L. (2008). Generalized predictive control (gpc)-ready for use in drive applications, *Indrustial Electronics Aplication-IEEE* .
- Keyser, R. M., de Velde, P. A. V. e Dumortier, F. (1988). A comparative study of self-adaptative long range control methods, *Automatica*, 24(2):149-163 .
- Kramer, K. e Umbehauen, H. (1991). Predictive adaptative control-comparison of main algorithms, *Proceedings of ECC* .
- Krishnam, R., Doran, F. C. e S., L. T. (1968). Identification of thermally safe load cicles for a induction motor position servo, *IEE-IAS* .
- Krishnan, R. (2001). ***Electric Motor Drives: Modeling, Analysis and Control***, Pretince Hall.
- Lehman, B. e Bass, M. (2006). Extensions of averaging theory for power electronic systems, *IEEE Trans. Power Electronics* .
- Leonhard, W. (1985). ***Control of Electrical Drives***, Springer-Verlag.
- Leonhard, W. (1995). Controlled ac drives, a successful transfer form ideas to industrial pratice, *CETTI 95* .
- Machado, J. B. (2007). *Modelagem e controle preditivo utilizando multimodelos*, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.
- Mayne, D. Q., Rawlings, J. B., Rao, C. V. e Scokaert, P. O. (2000). Constrained model predictive control: Stability and optimality, *Automatica*, 36, 789-814 .
- Montanari, M. (1999). *Controllo vettoriale de sensorless di un motore de induzione*, Master's thesis, Facoltà di Ingegneria, Università degli Studi di Bologna.
- Novotny, D. W. e Brody, D. (1984). Current control of vsi-pwm inverters, *IEEE Transactions on Power Apparatus Systems* .
- Pinheiro, H., F., B., Rech, C., Schuch, L., Camargo, R., Hey, H., Gründling, H. e Pinheiro, J. (2005). Modulação space vector para inversores alimentados em tensão: Uma abordagem unificada, *Revista Controle e Automação* .
- Pizzino, C. A. P. (2008). *Controle não-linear adaptativo sensorless de um motor de indução baseado na corrente rotórica*, Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro-COPPE.
- Pro (n.d.). *Filtragem e Identificação: Notas de Aula*.

## B REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- Qin, J. S. e T., B. (2002). A survey of industrial model predictive control technology, *Control Engineering Practice-Elsevier*.
- Rawlings, J. B. (n.d.).
- Richalet, J., Rault, A., Testud, J. e Papon, J. (1978). Model predictive heuristic control: Applications to industrial process, *Automatica*, 15(5):413-428.
- Santisteban, J. e Stephan, R. (2001). Vector control methods for induction machines: An overview, *IEEE Transactions on Education*.
- Schauder, D. e Caddy, R. (1982). Current control of voltage source inverters for fast four-quadrant drive performance, *Industrial Electronics Application-IEEE*.
- Sen, C. P. (1990). Electric motor drives and control-past present and future, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*.
- Soeterboek, R. (1992). **Predictive Control a Unified Approach**, Prentice Hall International.
- Takahashi, I. e Nakano, H. (2000). Sensorless field oriented control of an induction motor using an instantaneous slip frequency estimation method, *IEE Proc.-Electr. Power Appl.*.
- Valdenebro, L. R. (2001). *Observadores adaptativos de fluxo e velocidade para motores de indução-estudo e implementação*, Tese de doutorado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.
- Vas, P. (1992). **Electrical Machines and Drives**, Oxford Science Publications.
- Verghese, G. e Sanders, S. R. (1988). Observers for flux estimation in induction machines, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*.
- Wade, S., Dunningan, M. W. e Williams, B. W. (1997). Modeling and simulation of induction machine vector control of with rotor resistance identification, *IEEE Transactions on Power Electronics*.
- Wilson, S. S. e Carnal, C. (1994). System identification with disturbances, *Proceedings of 26th Southeastern Symposium on System Theory*.
- Yamamura, S. (1992). **Spiral Vector Theory of AC Circuits and Machines**, Oxford University Press.
- Zuben, F. J. V. (1993). *Redes neurais aplicadas ao controle de máquinas de indução*, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual de Campinas-UNICAMP.