

**Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

**Aplicação das Técnicas de Identificação de Sistemas Não-
Lineares à Modelagem de Fornos Elétricos a Arco**

João Paulo Machado de Sousa

Belo Horizonte
2005

João Paulo Machado de Sousa

**Aplicação das Técnicas de Identificação de Sistemas Não-
Lineares à Modelagem de Fornos Elétricos a Arco**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadora: Prof^a. Dra. Zélia Myriam Assis Peixoto
Co-orientador: Prof^o. Dr. Mário Fabiano Alves

Belo Horizonte
2005

Resumo

Nas diversas áreas do conhecimento, a modelagem matemática destaca-se como uma ferramenta de grande importância para a análise, compreensão e reprodução do comportamento dos sistemas. Na engenharia, os modelos matemáticos são necessários em variadas aplicações, podendo-se destacar o projeto de novos processos e sistemas em geral, a otimização e a supervisão dos sistemas de controle, a detecção e diagnóstico de faltas, dentre outras.

Os sistemas dinâmicos, que compõem uma classe de grande interesse na área da engenharia, foram tradicionalmente tratados através de representações lineares. Nas últimas décadas, a partir do desenvolvimento de novas técnicas de modelagem aliadas ao aumento da disponibilidade de recursos computacionais, torna-se cada vez mais freqüente a análise dos sistemas enfocando-se as suas características e comportamento dinâmico não-linear. Dentre estes sistemas, seja do ponto de vista de controle ou da qualidade da energia elétrica, encontram-se os fornos elétricos a arco.

Este tipo de forno é uma carga fortemente não-linear que causa vários distúrbios na rede elétrica, tais como flutuações de tensão causadoras do *flicker* ou cintilação luminosa, harmônicos de tensão e harmônicos de corrente. A partir de modelos que descrevam adequadamente suas características em função de suas fases de operação, torna-se possível prever, quantificar e compensar os impactos que estes fornos poderão causar em suas imediações, seja em instalações industriais ou residenciais.

Neste trabalho serão analisados dois modelos para o forno elétrico a arco visando à simulação das suas características de corrente-tensão e a geração, fundamentalmente, das flutuações de tensão causadas pelos mesmos.

Um dos modelos é composto através de um conjunto de equações diferenciais, que destacam as relações das tensões e correntes, e um circuito oscilador caótico, denominado circuito de Chua. Busca-se descrever o comportamento dinâmico em função das variações de corrente-tensão associadas às variações do arco elétrico, reproduzindo a conseqüente flutuação de tensão na rede de distribuição de energia.

Posteriormente, é desenvolvido um segundo modelo com base em técnicas de identificação não-lineares, através da representação NARMAX polinomial. Estes modelos são estruturas paramétricas construídas a partir dos dados de entrada e saída da rede de distribuição elétrica, no ponto de conexão do forno. O objetivo principal é reproduzir diretamente os efeitos da modulação de baixa frequência sobre a componente de frequência fundamental da tensão e corrente na rede de distribuição elétrica.

Finalmente são apresentados procedimentos para análise da flutuação de tensão causada pelo forno, a sua medição e avaliação. Um *flickermeter* é desenvolvido segundo os critérios estabelecidos pela UIE/IEC a fim de quantificar a cintilação luminosa decorrente em uma lâmpada incandescente tomada como padrão.

Este trabalho compõe parte do Projeto Modelo de Forno a Arco Elétrico Compensado, que vem sendo realizado através de um convênio técnico-científico entre a Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (PUC Minas) e a Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG), visando ao desenvolvimento de uma plataforma de simulação para a análise do impacto da conexão de fornos elétricos a arco nos sistemas de distribuição de energia elétrica.

Abstract

Mathematical modeling is a fundamental tool to analyze, understand and reproduce systems' behavior. In engineering, mathematical models are necessary in many applications. They are used to design new processes and systems, to control systems' optimization and supervision, and for detection and fault diagnosis among other applications.

Dynamic systems, a class of great interest in engineering, have been traditionally treated through linear representations. In the last decades, due to the development of new modeling techniques together with the increasing of computational resources, it has been more frequent to analyze the systems focusing its characteristics and nonlinear dynamic behavior.

The electric arc furnace is a nonlinear load that causes some disturbances in the electric network, such as flicker, voltage and current harmonics. The impact caused by these furnaces in the electrical network, either in industrial or residential installations are analyzed and quantified from models that correctly describe its characteristics for each of its phases of operation.

In this work, two electric arc furnace models will be analyzed in order to simulate the current and voltage characteristics, as well as the voltage fluctuations, caused by the furnaces.

One of these models uses differential equations and the Chua's oscillator in order to describe the dynamic behavior of the electric arc, reproducing the furnace voltage and current waveforms and the voltage fluctuation.

A second model is developed with nonlinear identification techniques, using the polynomial NARMAX representation. This model are parameterized structures designed from the electric net input and output data, in the point of the arc furnace connection to the network. The main objective is to directly reproduce the low frequency modulation effect over the electric network voltage and current.

Finally, a procedure for the measurement of the flicker caused by the voltage fluctuation, is presented. A flickermeter is developed according to UIE/IEC method, simulating the bulb/eye/brain system, in order to quantify the flicker level in a standard bulb.

This work is part of the Project, Compensated Electric Arc Furnace Model, that is being developed through a technical-scientific accord between the Pontifical Catholic University of Minas Gerais (PUC Minas) and the Energy Company of Minas Gerais (CEMIG), aimed at the development of a simulation platform to analyze the impact of the electric arc furnace connection in the electric distribution systems.

Agradecimentos

Aos meus pais e a meu irmão por toda a atenção, paciência e apoio durante a realização deste trabalho. À toda minha família que mesmo de longe sempre torceram e tiveram um carinho imenso por mim.

À minha orientadora Prof^a. Zélia Myriam Assis Peixoto, pela ajuda, suporte e amizade durante as etapas deste trabalho.

Ao meu co-orientador Prof. Mário Fabiano Alves pelo convite para a participação do projeto com a CEMIG. Muito obrigado pelo apoio e exemplo.

À Duda por toda a amizade, carinho, paciência e incentivo que em muitas vezes me deu mais energias para sempre seguir em frente. Muito obrigado por sempre ter estado ao meu lado.

Aos colegas do GSDC que são mais que um grupo para mim, cada um ajudando o outro de uma forma ou de outra, obrigado pela convivência: Duda, Cabra, Luizão, Milene, Cris e Alexandre.

Ao Prof. Carlos Augusto Paiva Silva Martins por todas as conversas sérias e descontraídas.

Ao Celso pela ajuda, amizade e companheirismo no desenvolvimento do projeto.

Ao apoio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudo concedida durante a realização da pesquisa e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) pela infra-estrutura oferecida durante o mestrado.

A todos que de alguma forma me ajudaram a chegar até aqui.

"A mente que se abre a uma nova idéia
jamais volta ao seu tamanho original."

Albert Einstein

Sumário

NOMENCLATURA.....	XII
ACRÔNIMOS	XIV
1 – INTRODUÇÃO.....	1
1.2 – OBJETIVOS DO TRABALHO.....	2
1.3 – MATERIAIS E MÉTODOS.....	4
1.4 – JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA	4
1.5 – DESCRIÇÃO DO TRABALHO.....	6
1.6 – CONCLUSÃO	7
2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	9
2.1 – SOBRE A APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS.....	9
2.2 – SOBRE A MODELAGEM DO FORNO ELÉTRICO A ARCO.....	13
3 – FUNDAMENTOS TEÓRICOS SOBRE A IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	18
3.1 – INTRODUÇÃO	18
3.2 – CONSIDERAÇÕES BÁSICAS SOBRE A MODELAGEM DE SISTEMAS	19
3.3 – ETAPAS DA IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	20
3.3.1 – Coleta e Pré-processamento de Dados	22
3.3.2 – Detecção de Não-Linearidades do Sistema	23
3.3.3 – Escolha da Representação do Sistema: O Modelo NARMAX Polinomial.....	27
3.3.4 – Escolha da estrutura do modelo.....	29
3.3.5 – Estimação dos Parâmetros.....	34
3.3.6 – Validação do modelo.....	38
3.4 – CONCLUSÃO	40
4 – MODELAGEM DE UM FORNO ELÉTRICO A ARCO – UM ESTUDO DE CASO	42
4.1 – INTRODUÇÃO	42
4.2 – PRINCÍPIOS BÁSICOS DO COMPORTAMENTO DO ARCO ELÉTRICO	43
4.3 – MODELO BASEADO NO COMPORTAMENTO ALEATÓRIO DO RAIOS DO ARCO ELÉTRICO	45
4.4 – MODELO BASEADO NA RESISTÊNCIA CONTROLADA POR CORRENTE	47
4.5 – APLICAÇÃO DA TEORIA DO CAOS À MODELAGEM DO ARCO ELÉTRICO.....	49
4.5.1 – A Dinâmica do Forno a Arco	50
4.5.2 – O Modelo Através do Circuito de Chua	53
4.6 – A IMPLEMENTAÇÃO DO MODELO NO <i>MATLAB</i>	55
4.6.1 – Resultados de simulação – Ambiente <i>MatLab</i>	57
4.7 – IMPLEMENTAÇÃO DO <i>FLICKERMETER</i>	62
4.7.1 Bloco 1 – Adaptação do sinal de entrada e circuito de calibração	63
4.7.2 Bloco 2 – Demodulação por Operação Quadrática	64
4.7.3 Bloco 3 – Filtragem.....	65
4.7.4 Bloco 4 – Média Móvel Quadrática	66
4.7.5 Bloco 5 – Análise Estatística.....	67

4.8 – A IMPLEMENTAÇÃO DO MODELO NO <i>ATPDRAW</i>	69
4.9 – CONCLUSÃO	75
5 – APLICAÇÃO DA REPRESENTAÇÃO NARMAX POLINOMIAL À MODELAGEM DO FORNO ELÉTRICO A ARCO	76
5.1 – ESCOLHA DO PERÍODO DE AMOSTRAGEM.....	76
5.2 – DETECÇÃO DE NÃO-LINEARIDADES	79
5.3 – DETECÇÃO DE ESTRUTURA E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS.....	81
5.4 – VALIDAÇÃO DO MODELO	93
5.4.1 – Validação Estatística.....	93
5.4.2 – Validação Dinâmica	96
5.5 – CONCLUSÃO	97
6 – CONCLUSÃO GERAL	99
APÊNDICE I	102
APÊNDICE II.....	102
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	104

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1. Etapas da identificação de sistemas.	21
Figura 4.1. Curva característica $v-i$ do arco elétrico.....	45
Figura 4.3. Circuito elétrico equivalente considerando a conexão do forno à rede de distribuição elétrica.....	46
Figura 4.4. Curva característica da resistência não-linear controlada por corrente.....	48
Figura 4.5. Característica dinâmica de corrente-tensão do arco elétrico.....	52
Figura 4.6. Circuito de Chua.	53
Figura 4.7. Característica corrente-tensão medida para o diodo de Chua.	54
Figura 4.8. Circuito de Chua implementado no <i>MatLab</i>	55
Figura 4.9. Atrator Espiral.....	55
Figura 4.10. Diagrama de blocos do modelo do forno a arco no ambiente <i>MatLab-Simulink</i>	56
Figura 4.11. Conexão do forno a arco na rede de distribuição elétrica.	57
Figura 4.12. Forma de onda da corrente.....	58
Figura 4.13. Forma de onda da tensão no primário do transformador de entrada.....	58
Figura 4.14. Forma de onda da tensão de saída do forno a arco.	59
Figura 4.15. Detalhes na forma de onda da tensão de saída do forno a arco.....	59
Figura 4.16. Espectro harmônico da tensão no primário, fase de fusão.....	60
Figura 4.17. Espectro harmônico na faixa de interesse, fase de fusão.	60
Figura 4.18. Diagrama em blocos simplificado do <i>flickermeter</i> IEC.....	63
Figura 4.19. Bloco 1 – Adaptação do sinal de entrada.....	64
Figura 4.20. Bloco 2 – Demodulador Quadrático.....	64
Figura 4.21. Bloco 3 – Filtragem.....	66
Figura 4.22. Bloco 4 – Média Móvel Quadrática.....	67
Figura 4.24. Modelo trifásico do forno, no ambiente EMTP/ATP.....	70
Figura 4.25. Ligações dos transformadores na alimentação do forno elétrico a arco.	70
Figura 4.26. Modelo do Forno a Arco no ambiente <i>ATP</i>	71
Figura 4.27. Desenvolvimento do Circuito de Chua.....	72
Figura 4.28. Forma de onda da corrente de linha no forno, para uma fase.	72
Figura 4.29. Forma de onda da corrente de linha, no forno, para as três fases.	73
Figura 4.30. Forma de onda da tensão do forno para as três fases.....	73
Figura 4.31. Detalhes na forma de onda da tensão do forno para as três fases.	73
Figura 4.32. Forma de onda da tensão, no PAC, para uma fase.....	74
Figura 4.33. Detalhes na forma de onda da tensão, no PAC, para uma fase.....	74
Figura 4.34. Forma de onda da tensão no PAC, para as três fases.....	74
Figura 5.1. Massa de dados de entrada - corrente de alimentação do forno.....	77
Figura 5.2. Massa de dados de saída - tensão de saída do forno.	77
Figura 5.3. Função de auto-correlação linear.	78
Figura 5.4. Funções de auto-correlação não-linear.....	78
Figura 5.5. Correlação cruzada entre os dados de entrada e saída.	80
Figura 5.6. Auto-correlação dos dados de saída, conforme a equação (3.12).	80
Figura 5.7. Critério de Akaike na detecção de estrutura de modelos NARMAX.	82
Figura 5.8. Coeficientes de agrupamentos em y em função do número de termos.	84
Figura 5.9. Coeficientes de agrupamentos em u em função do número de termos.	84
Figura 5.10. Coeficientes de agrupamentos em yu em função do número de termos.	85
Figura 5.11. Aproximação através do modelo NARMAX com 14 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	87
Figura 5.12. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 14 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	88

Figura 5.13. Aproximação através do modelo NARMAX com 15 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	89
Figura 5.14. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 15 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	90
Figura 5.15. Aproximação através do modelo NARMAX com 16 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	91
Figura 5.16. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 16 termos de processo: (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	92
Figura 5.15. Validação estatística dos resíduos.	94
Figura 5.16. Validação estatística dos resíduos com as entradas e saídas.	95
Figura 5.17. Validação dinâmica, (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial. ..	96
Figura 5.18. Detalhes da validação dinâmica, (–) sistema original, (–) modelo NARMAX polinomial.	97

Nomenclatura

A seguir são listados os principais símbolos utilizados, exceto casos específicos que serão definidos localmente.

c_{ij}	Coefficiente do termo $x(t)$ de um modelo NARMAX polinomial (definição de agrupamento de termos).
C_1 e C_2	Capacitor 1 e capacitor 2 do oscilador de Chua.
CPF	Função de probabilidade acumulada.
$e(k)$	Ruído ou perturbações presentes no sistema.
$E[\cdot]$	Esperança matemática.
$\xi(k)$	Resíduo.
$F(\cdot)$	Função não-linear.
f_c	Frequência de corte.
G	Condutância.
I	Corrente.
i_L	Corrente no Indutor.
i_{ig}	Corrente de ignição do forno elétrico a arco.
I_r	Corrente no diodo do oscilador de Chua.
k	Índice de tempo discreto.
K_{st}	Coefficiente referente à potência do forno elétrico a arco.
l	Grau de não-linearidade de um modelo NARMAX polinomial.
m	Número de termos $y(k)$ em um modelo NARMAX polinomial.
M	Número de termos candidatos para o modelo NARMAX polinomial.
N	Número de amostras.
n_e	Atraso máximo nos termos em ruído.
n_u	Atraso máximo nos termos referentes à entrada do sistema.
n_y	Atraso máximo nos termos referentes à saída do sistema.
P_{fl}	Nível de <i>flicker</i> esperado em um longo espaço de tempo.

P_{st}	Nível de <i>flicker</i> esperado em um curto espaço de tempo.
P_n	Níveis de <i>flicker</i> em n % do tempo de medição
R	Resistência.
S_f	Sensação instantânea de <i>flicker</i> .
$u(k)$	Vetor composto pelos valores das variáveis de entrada no instante k .
$\overline{u(t)}$	Valor médio de $u(t)$.
$u'(t)$	Valores de entrada normalizados.
r	Número dos termos $u(k)$ em um modelo NARMAX polinomial.
V	Tensão.
v_{C_1}	Tensões sobre o capacitor C_1 .
V_d	Tensão proporcional à média do comprimento do arco.
V_r	Tensão no diodo de Chua.
V_{ig}	Tensão de ignição.
X_{forno}	Impedância do forno elétrico a arco.
X_{rede}	Impedância da rede de distribuição de energia.
$y(k)$	Vetor composto pelos valores das variáveis de saída no instante k .
$\overline{y(t)}$	Valor médio de $y(t)$.
$y'(t)$	Valores de saída normalizados.
$\phi_{y,y}$	Auto-correlação linear.
ϕ_{y^2,y^2}	Auto-correlação não-linear.
Ω	Agrupamento de termos.
$\delta(\tau)$	Função impulso ou delta de Dirac.
τ	Deslocamento no domínio do tempo.
T_s	Intervalo de Amostragem.
$\text{var}(\cdot)$	Variância.
θ	Coefficientes do vetor de parâmetros.
Θ	Vetor de parâmetros.
$\hat{\Theta}$	Vetor de parâmetros estimados.
W	Vetor de regressores ortogonais.



Norma euclidiana

Acrônimos

AIC	Critério de Informação de Akaike.
AR	Modelo auto-regressivo.
ARMAX	Modelo auto-regressivo de média móvel com entradas exógenas.
ARX	Modelo auto-regressivo com entradas exógenas.
ATP	<i>Alternative Transients Program.</i>
ERR	Taxa de Redução de Erro.
EMTP	<i>Eletromagnetic Transients Program.</i>
FACTS	<i>Flexible AC Transmission Systems.</i>
FFT	Transformada de Fourier.
NARMAX	Modelo não-linear auto-regressivo de média móvel com entradas exógenas.
NARX	Modelo não-lineares auto regressivo com entradas exógenas.
PAC	Ponto de Acoplamento Comum.
PSCAD	<i>Power System Simulator.</i>
RBF	Rede Neural de Base Radial.
TACS	<i>Transient Analysis of Control Systems.</i>

Capítulo 1

1 – Introdução

Um sistema é uma combinação de componentes que atuam conjuntamente e realizam certo objetivo. Em termos gerais, um sistema é um objeto no qual variáveis de diferentes tipos interagem e produzem sinais observáveis [Ogata 1997] [Ljung 1999].

Sob o ponto de vista da modelagem matemática, os sinais observáveis de interesse podem ser classificados como os sinais de saída do sistema, sinais de entrada ou de excitação do sistema e os distúrbios, os quais podem ser observados diretamente através de medições ou apenas pela influência que exercem nas saídas [Ljung 1999].

Os modelos (“hipóteses”, “leis da natureza”, etc.) podem ser caracterizados de várias formas e através de diferentes níveis de formalismo matemático. Basicamente, os modelos são capazes de representar as relações entre as variáveis observáveis de um sistema, informando sobre seu comportamento e suas características. Na engenharia, os modelos são úteis para analisar os sistemas e garantir um melhor entendimento dos mesmos bem como para projetar novos processos. Avançadas técnicas para projeto de controladores, otimização, supervisão, detecção de faltas e diagnóstico são baseadas em modelos de processos.

Um sistema pode ser modelado através de várias técnicas que podem ser classificadas de diversas formas, como por exemplo, modelagem baseada na física do processo e a modelagem através de técnicas de identificação de sistemas. A modelagem pela física do processo é realizada a partir do conhecimento das leis físicas que regem o comportamento do sistema, requerendo um conhecimento detalhado de todo o processo, tarefa que se torna cada vez mais difícil à medida que os sistemas tornam-se cada vez mais complexos [Ljung 1999] [Aguirre 2004].

Como uma alternativa, as técnicas de identificação de sistemas tratam do desenvolvimento de modelos através da observação de dados de entrada e saída, sem necessariamente, envolver as leis físicas do processo. A identificação de sistemas é normalmente preferida quando há pouco ou nenhum conhecimento a respeito do sistema a ser modelado ou quando a modelagem pela física do processo torna-se muito complexa [Ljung 1999] [Aguirre 2004].

Este trabalho trata da modelagem de um forno elétrico a arco e do efeito *flicker* devido às flutuações de tensão produzidas por estes fornos na rede de distribuição de energia. O forno elétrico a arco é uma carga de comportamento fortemente não-linear, que inclui ainda, variáveis e parâmetros de características aleatórias. Neste sentido, serão utilizados recursos com base em equações diferenciais e na teoria do caos através do circuito denominado oscilador de Chua e nas técnicas de identificação de sistemas, através de uma estrutura não-linear denominada modelo não-linear auto-regressivo com média móvel e entradas exógenas (NARMAX), buscando representar o forno a arco e a flutuação de tensão que este forno causa.

São mostradas duas abordagens na modelagem do forno elétrico a arco, uma levando em consideração a física do processo por meio de equações diferenciais juntamente com o circuito de Chua e outra considerando o sistema como uma caixa preta, utilizando somente os dados de entrada e saída do sistema. A seguir são apresentados os estudos e resultados obtidos a partir das duas abordagens.

1.2 – Objetivos do Trabalho

Este trabalho trata da modelagem do forno elétrico a arco em relação às suas características de corrente-tensão e do ponto de vista da flutuação de tensão causadora do *flicker*, também denominado cintilação luminosa. O modelo busca representar as perturbações geradas pela conexão destes fornos à rede de distribuição de energia elétrica.

Os fornos a arco são cargas fortemente não-lineares cujo comportamento é dependente de variáveis e parâmetros aleatórios, de difícil acesso para medição. Estes fornos provocam um grande impacto na rede de distribuição de energia, causando além do *flicker*, harmônicos de tensão e harmônicos de corrente.

Para se elaborar um modelo capaz de representar o efeito *flicker* gerado pelos fornos elétricos a arco, tornou-se necessário buscar técnicas de modelagem de sistemas não-lineares. Este primeiro objetivo envolveu uma extensa revisão bibliográfica, decidindo-se a partir de então, pela utilização de um modelo proposto com base na teoria do caos.

A partir daí, definiu-se como extensão do trabalho, a análise e aplicação de técnicas de identificação de sistemas não-lineares através de modelos polinomiais NARMAX visando à elaboração de um segundo modelo que pudesse se adequar ao caso exemplo do forno elétrico a arco utilizando somente dados de entrada e saída do sistema.

O modelo de forno a arco desenvolvido compõe parte do projeto Modelo de Forno a Arco Elétrico Compensado, projeto que vem sendo realizado através de um convênio técnico-científico entre a Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (PUC Minas) e a Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG).

A modelagem do forno, dentro do projeto PUC Minas – CEMIG possibilitará a utilização do modelo no sistema da CEMIG e o desenvolvimento de trabalhos futuros tais como a análise e aplicação de sistemas de compensação de energia reativa, para a mitigação do *flicker* (cintilação luminosa), um dos principais problemas gerados pelas variações de tensão causadas pelos fornos no ponto de conexão à rede elétrica.

No contexto da CEMIG, o modelo de forno a arco desenvolvido possibilitará a análise prévia do impacto desses fornos quando de sua conexão à rede de distribuição de energia. Desta forma, a CEMIG poderá analisar o impacto que tal forno causará em sua rede de distribuição e sobre a necessidade de sistemas de compensação estáticos para compensar tais distúrbios.

1.3 – Materiais e Métodos

O desenvolvimento do trabalho foi realizado segundo as etapas e através dos recursos discutidos a seguir.

- Revisão bibliográfica sobre os fornos a arco e os diversos modelos encontrados na literatura atual.
- Discussão e definição das etapas necessárias para o desenvolvimento do projeto Modelo de Forno a Arco Elétrico Compensado em parceria com a CEMIG.
- Implementação do modelo de forno elétrico a arco no ambiente computacional do *MatLab* e do *EMTP/ATP*.
- Publicação de artigos.
- Desenvolvimento de um modelo no *MatLab* e no *EMTP/ATP* de um *flickermeter* para a análise dos distúrbios de tensão causados pelo forno a arco na rede de distribuição.
- Revisão bibliográfica, estudo e análise de técnicas de identificação de sistemas não-lineares.
- Aplicação das técnicas de identificação de sistemas não-lineares para o desenvolvimento de um modelo NARMAX polinomial, no ambiente de programação *MatLab*, para a representação dos fornos elétricos a arco.

1.4 – Justificativa e Relevância

A modelagem e a identificação de sistemas dinâmicos não-lineares normalmente requerem soluções complexas devido aos processos não-lineares serem únicos, ou seja, não compartilham as mesmas propriedades. Neste contexto, um dos principais objetivos da modelagem de sistemas não-lineares refere-se à generalização, isto é, capacidade de um mesmo modelo descrever uma ampla classe de sistemas de diferentes estruturas [Nelles 2000].

A aplicação das técnicas de identificação de sistemas não-lineares à modelagem de um

forno elétrico a arco compõe um campo de grande importância dentro da área da qualidade de energia elétrica. Os fornos a arco elétrico vêm sendo utilizados em uma escala crescente na indústria siderúrgica, implicando em uma demanda, cada vez maior, da geração de energia elétrica [Bellido et al. 1997] [Ozgun et al. 2002] [Alves et al. 2003] [Sousa et al. 2005a] [Sousa et al. 2005b].

Várias razões podem ser citadas para o aumento das aplicações dos fornos elétricos, dentre elas a abundância de sucata, a necessidade de reciclagem e a possibilidade de se produzir ligas metálicas com alto nível de qualidade associada a um custo relativamente baixo da energia elétrica em relação a outras formas de energia [Leandro 2001].

A implantação de um forno a arco em uma determinada região gera empregos, atrai novas instalações industriais, promovendo o desenvolvimento econômico principalmente nas regiões de menor grau de desenvolvimento industrial. Entretanto, do ponto de vista da qualidade de energia, estes fornos correspondem a cargas elétricas com grande influência sobre a produção de distúrbios de tensão, afetando diretamente outras cargas conectadas nas imediações da rede de distribuição elétrica [Sollero 1999].

Do ponto de vista da modelagem do arco, dois aspectos apresentam maior relevância:

1º) A flutuação de tensão causada pela variação das condições do arco, produz o efeito *flicker* que é a cintilação luminosa. Se a modulação de frequência do fornecimento de energia for menor que 0.5% e tal variação aparecer com a frequência de 6 a 10 Hz, o efeito *flicker* pode ocorrer [Varadan et al. 1996] [Bellido et al. 1997] [Ozgun et al. 2002]. Apesar de não causar danos aos equipamentos elétricos, a cintilação luminosa constitui um problema devido ao desconforto visual imposto aos moradores instalados perto (eletricamente) dos fornos a arco. Esse desconforto varia de maneira subjetiva e em função da sensibilidade individual e, em situações extremas, a mitigação do desconforto visual imposto aos moradores afetados pode ser complexa e dispendiosa.

2º) O forno a arco é uma carga altamente não-linear que produz harmônicos de corrente. Estas correntes aumentam os harmônicos de tensão cujas amplitudes dependem da impedância da rede elétrica. Quando as condições de ressonância aparecem, os harmônicos de tensão tornam-se muito altos, afetando o funcionamento ou danificando equipamentos

conectados à rede elétrica. Além disso, os componentes harmônicos podem mudar em função dos diferentes estágios do ciclo de operação do forno.

Com o intuito de propor uma solução para minimizar estes efeitos adversos, vários estudos vêm sendo desenvolvidos para a caracterização da dinâmica do forno a arco [Acha et al. 1990] [Montanari et al. 1994] [King et al. 1994] [Petersen et al. 1995] [Varadan et al. 1996] [Bellido et al. 1997] [Carrillo 1999] [Ramos et al. 2000] [Zheng et al. 2000] [Ozgum 1999] [Ozgum 2002] [Furtado et al. 2002] dentre outros. Desenvolver um modelo adequado para a representação dos fornos a arco constitui uma tarefa fundamental à análise da qualidade da energia elétrica nos locais de sua instalação. Porém, cabe ressaltar o grande desafio desta tarefa em função de algumas características intrínsecas ao arco elétrico tais como a não-periodicidade, o comportamento não-linear da relação corrente-tensão e a imprevisibilidade em relação ao instante de sua ocorrência.

1.5 – Descrição do Trabalho

Este trabalho foi estruturado em seis capítulos sendo o primeiro referente aos aspectos gerais da dissertação.

No capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica sobre a aplicação de técnicas de identificação de sistemas e sobre os modelos de fornos elétricos a arco propostos na literatura atual.

O capítulo 3 apresenta os fundamentos teóricos sobre a identificação de sistemas. A teoria de identificação de sistemas permite a determinação de modelos matemáticos para representar sistemas elaborados essencialmente a partir das medidas disponíveis na entrada e saída dos sistemas. Será mostrado que o processo de identificação compreende várias etapas envolvendo o projeto do experimento, a coleta e tratamento dos dados, a escolha do modelo, a estimação dos parâmetros e finalmente, a validação do modelo resultante.

No capítulo 4, trata-se de algumas propostas para a modelagem de um forno elétrico a arco bem como a flutuação de tensão causadora do efeito *flicker*. Dentre estas, destaca-se a modelagem baseada na teoria do caos, através da utilização do oscilador de Chua. O comportamento fortemente não-linear do forno justifica a escolha deste modelo que se constitui um objeto de grande interesse na atualidade. Neste sentido, o modelo baseado no oscilador de Chua permitiu representar a característica não-linear, a imprevisibilidade contida na relação corrente-tensão do arco elétrico e o efeito que o forno causa na rede de distribuição da concessionária. Além da modelagem da flutuação de tensão causadora do *flicker*, apresenta-se o desenvolvimento de um *flickermeter*, ferramenta indispensável para a análise deste distúrbio.

No capítulo 5, a técnica de identificação de sistemas não-lineares através da representação NARMAX polinomial é utilizada para modelar o forno elétrico a arco sobre o ponto de vista de sua tensão de saída e da flutuação de tensão imposta na rede elétrica. Todas as etapas da identificação de sistemas são aplicadas para o caso exemplo anteriormente desenvolvido considerando o sistema como uma caixa preta, somente dados de entrada e saída são utilizados. A partir do modelo obtido, são mostrados os resultados de simulação e de validação da identificação realizada.

O capítulo 6 apresenta as conclusões gerais, propostas de continuidade e possibilidades de trabalhos futuros.

1.6 – Conclusão

O estudo dos fornos elétricos a arco constitui um objeto de grande interesse devido à sua característica não-linear, impactos gerados na rede de distribuição elétrica e o crescimento na demanda por esse tipo de equipamento na atualidade. Neste sentido o trabalho busca estar contextualizado em relação aos temas atuais de pesquisa nas áreas de identificação de sistemas não-lineares e aos aspectos concernentes à qualidade de energia elétrica.

A partir de uma revisão bibliográfica, pôde-se definir por um modelo adequado à representação do efeito *flicker*. Em seguida, o trabalho foi estruturado no intuito de se concluir as etapas necessárias à implementação dos modelos para a simulação dos impactos da conexão dos fornos à rede de energia elétrica.

Os modelos obtidos vêm possibilitando o prosseguimento dos trabalhos previstos dentro do projeto PUC Minas – CEMIG, que envolvem ainda técnicas de compensação de energia reativa e controle dos dispositivos que farão a compensação de energia na rede de distribuição.

Devido à parceria com a CEMIG os desenvolvimentos dos modelos foram feitos nos ambientes de programação *Matlab* e *EMTP/ATP*, e como será mostrado a seguir foram alcançados resultados satisfatórios em ambos os casos.

Capítulo 2

2 – Revisão Bibliográfica

2.1 – Sobre a Aplicação de Técnicas de Identificação de Sistemas

A idéia básica da identificação de sistemas é permitir a construção de modelos matemáticos de um sistema dinâmico baseado em dados de medição (entradas e saídas). Em linhas gerais, é feita a escolha de uma estrutura e ajuste de parâmetros até que se obtenha um modelo adequado à representação das características do sistema real [Ljung 1999] [Nelles 2000] [Aguirre 2004].

A identificação de sistemas pode ser dividida em cinco etapas constituídas pelos testes dinâmicos, escolha da representação do sistema, escolha da estrutura do modelo, ajuste dos parâmetros e validação do modelo. Vários estudos vêm sendo desenvolvidos na tentativa de se melhorar todas as etapas do processo de identificação.

Nos testes dinâmicos e coleta de dados, basicamente as tarefas são voltadas para a determinação do sinal de excitação, do tempo de amostragem e do grau de não-linearidade.

Em [Fantauzzi 1968] o autor analisa a relação entre o tempo de amostragem e a variância da resposta ao impulso amostrada na identificação de sistemas lineares. É levantada a hipótese de que somente os dados de saída são afetados por erros na taxa de amostragem. O autor mostra que quando a taxa de amostragem tende a zero a variância da resposta ao impulso diverge.

Em [Haber 1985] e [Haber 1988] o autor utiliza vários métodos de detecção de não-linearidades tais como: o teste no domínio do tempo, teste no domínio da frequência, teste do

valor médio da saída, teste em regime permanente e testes da auto-correlação e correlação cruzada. Estes testes servem para verificar qual é o grau de não-linearidade do sistema antes de se escolher a estrutura do modelo. Estes testes constituem uma etapa importante pois dependendo do grau de não-linearidade encontrado a seleção da estrutura poderá ser feita mais adequadamente.

Em [Billings et al. 1995] [Aguirre 1995], através dos resultados numéricos obtidos, os autores mostram que as funções de correlação não-lineares aplicadas às séries temporais conseguem detectar mudanças nos dados que não podem ser distinguidos pelas funções de correlação lineares. A partir daí, propõe-se que estas funções sejam utilizadas para estimar os tempos de atraso a serem utilizados na identificação de sistemas.

Em [Li et al. 1999] o autor estuda a aplicação de técnicas de identificação no caso de sistemas com diferentes taxas de amostragem. Um algoritmo é utilizado para extrair o intervalo de amostragem mais adequado e a partir deste intervalo, são propostos três métodos para se gerar a excitação adequada na identificação de sistemas com multitaxa.

Em [Aguirre 2004] é proposto o uso de funções de correlação cruzada para a escolha das variáveis necessárias à excitação de um modelo. Este método garante, por exemplo, que o modelo não possua variáveis de entrada redundantes. Se há indicação de correlação entre duas ou mais variáveis de entrada, sugere-se que apenas uma delas seja usada.

A escolha da estrutura a ser utilizada nos modelos não possui regras pré-definidas, observando-se que diferentes métodos podem gerar diferentes estruturas para um mesmo sistema.

Em [Billings et al. 1983], [Rodrigues 1996], [Cassini 1999] e [Mendes et al. 2001] são utilizados modelos NARMAX polinomiais para a representação de sistemas com dinâmicas não-lineares. Nestes trabalhos, além das técnicas baseadas na taxa de redução do erro (*ERR*), é utilizado o conceito de agrupamento de termos e coeficiente de agrupamentos para derivar um procedimento auxiliar na seleção da estrutura dos modelos. Tais procedimentos auxiliares se mostraram eficazes na identificação de vários sistemas não-lineares. Além disso, em [Cassini 1999], foram apresentados estudos à cerca da estimação recursiva de características estáticas não-lineares de sistemas variantes no tempo. O trabalho mostra que este procedimento

permite a utilização da mesma massa de dados tanto para determinar uma estrutura para o modelo, quanto para determinar a sua característica estática. O procedimento ainda permite identificar uma estrutura de modelo *off-line* a ser utilizada para a predição e estimação *on-line* das características estáticas.

Em [Jácome 1996] o autor investiga a aplicação de técnicas de identificação de sistemas dinâmicos não-lineares, com ganho e constante de tempo variáveis, utilizando modelos polinomiais NARMAX, auxiliadas pelo uso de informações *a priori* do sistema. A utilização de informações *a priori* tem o objetivo de ajudar na seleção de estrutura de modelos não-lineares polinomiais.

[Corrêa 2001] também utiliza informações *a priori* na identificação de sistemas dinâmicos não-lineares, porém voltadas à representação NARMAX racional. O autor propõe e descreve três algoritmos que permitem sistematizar o uso de informação *a priori* nas etapas da identificação de sistemas. Foi verificada a capacidade de modelos baseados nas representações NARMAX polinomial, racional, redes neurais multicamadas, redes com função de base radial e as funções *wavelets*, para a aproximação da curva estática. As representações NARMAX polinomial e racional, por possuírem um menor número de termos, foram comparadas na identificação de sistemas autônomos caóticos e em sistemas com uma entrada e uma saída (SISO). Segundo o autor, a segunda representação se mostrou mais eficiente na maioria dos casos.

Em [Corrêa 1997] e [Corrêa et al. 2002] é feita a investigação e aplicação da representação NARMAX racional comparando-a com a representação NARMAX polinomial através dos resultados obtidos por [Rodrigues 1996]. O autor aborda os principais problemas envolvidos na estimação de parâmetros dos modelos NARMAX racionais. Segundo o autor, a representação NARMAX racional apresentou melhor desempenho que a representação NARMAX polinomial quanto à aproximação e quanto ao número de termos do modelo.

Em [Rodriguez et al. 1997] e [Coelho et al. 1999] os autores utilizam alguns algoritmos evolutivos tais como algoritmo genético, programação evolutiva, estratégias evolutivas e programação genética para auxiliar na escolha da estrutura através da representação NARMAX polinomial. A flexibilidade dos algoritmos genéticos permitiu

examinar diferentes estruturas para os modelos quanto ao tamanho, forma e aproximação da dinâmica do sistema real.

[Freitas 2001] desenvolve um algoritmo de identificação de sistemas dinâmicos não-lineares polinomiais de tempo contínuo para o emprego de técnicas de detecção de estrutura. O autor mostra que quando o objetivo da identificação de sistemas não é apenas obter um modelo para predição, mas também obter informações sobre o funcionamento do sistema, os modelos contínuos podem ser mais adequados que os modelos discretos. Deve-se considerar, no entanto, a necessidade de cálculos de derivadas de alta ordem. Esses cálculos introduzem incertezas numéricas que podem impossibilitar que o modelo possa garantir uma boa representação do comportamento dinâmico do sistema. O algoritmo proposto foi capaz de identificar sistemas de comportamento dinâmico caótico e sistemas de menor complexidade.

Em [Coelho 2002] a autora faz um estudo comparativo entre as representações de Hammerstein e de Wiener e o modelo não-linear auto regressivo com entradas exógenas (NARX) polinomial para investigar as propriedades das primeiras representações. É proposto um procedimento para a construção dos modelos de Hammerstein e de Wiener na identificação de sistemas não-lineares, a partir da determinação de uma função estática não-linear associada ao modelo NARX polinomial.

Os trabalhos mencionados, em sua grande maioria, abordam as várias etapas do processo de identificação de sistemas. Vale destacar em [Billings et al. 1983] que as tradicionais técnicas de covariância para a validação dos modelos são inadequadas quando o sistema a ser modelado é não-linear. Técnicas baseadas em testes de correlação incluindo os resíduos e correlações não-lineares se mostraram mais adequadas e eficientes. Vários autores, [Haber 1988], [Aguirre 1995], [Mendes et al.2001], dentre outros, utilizam estas técnicas para validação dos modelos propostos.

2.2 – Sobre a Modelagem do Forno Elétrico a Arco

O forno elétrico a arco é uma carga de característica fortemente não-linear que provoca diversos impactos indesejáveis na rede de distribuição de energia elétrica. A necessidade de desenvolver modelos que caracterizem os diversos distúrbios provocados devido à implantação de fornos elétricos a arco constitui um tema de interesse, seja pelas concessionárias ou indústrias que utilizam este tipo de forno. Vários modelos vêm sendo propostos para representar o comportamento de tais fornos e a partir daí, contribuir para o desenvolvimento de sistemas que possam diminuir os problemas causados pelos mesmos.

Atualmente, os modelos de fornos a arco são divididos em duas grandes linhas, compreendendo a modelagem no domínio do tempo e a modelagem no domínio da frequência. Em [Zheng et al. 1998] mostra-se que em relação à simulação, a modelagem no domínio do tempo é mais precisa que a modelagem no domínio da frequência, pela maior facilidade na representação das não-linearidades no domínio do tempo em relação ao domínio da frequência. Por outro lado, para a análise da geração de harmônicos, a modelagem no domínio da frequência torna-se mais eficiente.

Em [Acha et al. 1990] é apresentada uma metodologia que permite representar as características não-lineares estática e dinâmica no domínio da frequência. O trabalho não trata dos distúrbios causados pelo forno, tais como as flutuações de tensão e os harmônicos de corrente e tensão, mas enfatiza as curvas características de corrente-tensão e a representação das não-linearidades associadas à representação dinâmica no domínio do tempo. Esta representação, através de equações diferenciais, é baseada em considerações feitas sobre o balanço energético do sistema. Os resultados computacionais foram comparados a dados experimentais, obtendo-se uma boa aproximação em relação à característica de corrente-tensão do forno a arco.

O modelo de forno a arco apresentado em [Montanari et al. 1994] utiliza uma resistência não-linear variante no tempo para descrever a característica de corrente-tensão. Com o intuito de representar as flutuações de tensão causadas pelo forno, o autor propõe duas aproximações. Na primeira, é gerada uma forma de onda senoidal com frequência próxima à

causadora do efeito *flicker* e no segundo exemplo, o autor utilizou um ruído branco. Os resultados encontrados se mostraram satisfatórios comparados com plantas reais. Todo o desenvolvimento computacional foi feito no ambiente *EMTP/ATP*, sendo que a análise do *flicker* foi feita seguindo as normas e recomendações da UIE.

Em [King et al. 1994] o autor mostra um estudo a partir das formas de onda de corrente-tensão em um forno a arco conectado a uma rede de distribuição de energia. A análise das formas de onda foi feita utilizando dinâmicas não-lineares e técnicas de processamento digital de sinais. Através da análise das formas de onda, dos expoentes de Lyapunov e das funções de correlação calculadas, o autor conclui que as flutuações de tensão causadas pelo forno a arco são indicativos de um sistema caótico. Os resultados são satisfatórios, permitindo reconstruir os atratores a partir das séries temporais originais.

Em [Petersen et al. 1995] são propostos dois modelos de fornos a arco baseados em técnicas probabilísticas para simular a tensão e a resistência do arco. Os modelos propostos consideram valores estocásticos para a resistência do arco e as equações de tensão se baseiam na suposição de que os parâmetros do arco se aproximam de uma distribuição Gaussiana. Os valores encontrados para as flutuações de tensão “*flicker*” de cada modelo foram comparadas a medições reais obtendo-se uma boa aproximação.

[Varadan et al. 1996] apresenta uma aproximação linear por partes da característica de corrente-tensão do forno a arco, desenvolvendo um modelo no domínio do tempo. O autor considera a potência ativa em função do modelo da carga e com isto, utiliza um ruído pseudo-branco para representar a variação na resistência de acordo com a condição de carga e independente das características do raio ou comprimento do arco. O modelo foi desenvolvido no ambiente *EMTP*, simulando o efeito *flicker* através da modulação provocada na frequência fundamental da rede por um sinal senoidal de frequência 10 Hz.

Em [Bellido et al. 1997] o modelo proposto se baseia na característica de corrente-tensão do forno, utilizando técnicas de identificação de sistemas. O autor associa três modelos auto-regressivos com entradas exógenas (ARX) para simular as variações no comprimento do arco para cada fase do modelo trifásico e mostra uma análise comparativa do *flicker* através das saídas do modelo e dados reais. O desenvolvimento foi feito no *MatLab* obtendo uma boa aproximação.

Em [Zheng et al. 1998] é apresentado um estudo comparativo sobre o efeito causado pelas distorções harmônicas da tensão de saída do forno em diferentes tipos de modelos de fornos. As distorções harmônicas causadas pelos fornos a arco são analisadas em seis diferentes modelos, modelados tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo. As comparações dos resultados mostram os efeitos dos diferentes modelos quanto à forma de onda de tensão na saída do forno e aos níveis de distorção harmônica.

Em [Mayordomo et al. 1998] o autor propõe um modelo de forno a arco com finalidades educacionais, para a análise de problemas relacionados à qualidade de energia elétrica. O modelo baseia-se em simplificações das características de corrente-tensão do forno a arco e é composto por uma associação de pontes de diodos, resistores, indutores, capacitores e fontes de tensão CC. A partir da variação das características dos componentes do modelo, torna-se possível analisar as distorções das formas de onda devido aos desequilíbrios na carga e à presença de harmônicos de tensão e corrente.

Em [Carrillo 1999] é apresentado o uso de dinâmicas caóticas para descrever o comportamento de cargas não-lineares. O artigo mostra evidências de comportamento caótico na forma de onda da corrente do forno a arco. As equações de Lorenz são, então, utilizadas para representar o comportamento da corrente. Os dados de saída do modelo são comparados com dados reais para a validação do modelo e ainda, os expoentes de Lyapunov são utilizados para a verificação do comportamento caótico do forno a arco.

Em [Sadeghain et al. 1999] apresenta-se um modelo baseado em um grupo de equações diferenciais e em dois tipos de redes neurais treinadas a partir de dados reais de um forno a arco. O autor utiliza uma rede neural multi-camada (MLP) e uma rede neural de base radial (RBF) para a modelagem. Segundo o autor, a aplicação das redes neurais para a predição de comportamentos não-lineares da corrente e tensão de um forno a arco permite uma boa aproximação, sendo que a rede neural RBF levou a uma melhor aproximação, com menor esforço computacional.

Em [Sollero et al. 1999] é apresentado um modelo estocástico para a simulação de um forno a arco a fim de estimar as flutuações de tensão características do *flicker*. A partir da forma de onda da corrente, o autor determina a cintilação luminosa induzida por uma ou mais fontes de emissão de distúrbios. Neste sentido, busca-se estabelecer através das correntes

medidas, a contribuição específica de cada fonte de emissão de distúrbios em um determinado barramento de tensão, onde haja mais de um forno a arco operando. O modelo do forno foi desenvolvido no ambiente *EMTP/ATP* incluindo um *flickermeter*, modelado no mesmo ambiente, segundo as normas da UIE.

Em [Ramos et al. 2000] o autor, inicialmente, mostra a implementação de modelos de um forno a arco e um *flickermeter*, no domínio do tempo, através das características de corrente-tensão do forno. O autor apresenta, em seguida, estudos sobre a propagação do *flicker* através de grandes redes interconectadas. O modelo possibilita a previsão do nível de *flicker* em diversos pontos da rede, dadas as condições do ponto de acoplamento. O desenvolvimento e as simulações dos modelos foram feitos no ambiente PSCAD/EMTP.

Em [Zheng et al. 2000] é mostrado o desenvolvimento de um modelo de forno a arco a partir de uma resistência não-linear controlada por corrente. O autor divide a modelagem do forno em três partes: modelagem do sistema de alimentação, modelagem de uma resistência não-linear controlada por corrente e modelagem do sistema de controle. Toda a análise é feita no domínio da frequência, incluindo os aspectos estocásticos do forno. O *flicker* é tratado como uma variável randômica, obtida através da adição de ruídos brancos em alguns parâmetros do modelo.

Em [Jang et al. 2001] propõe-se um modelo de forno a arco com base na teoria de sistemas caóticos para representar as variações em alta e baixa frequência da corrente. Os conceitos de parâmetros caóticos, tais como resistência, indutância ou admitância caótica, são propostos pelo autor a fim de caracterizar a operação do forno a arco. O comportamento do forno a arco é modelado através das equações de Lorenz e foi desenvolvido no ambiente *EMTP/TACS*, sendo que dados reais foram utilizados para validar o modelo proposto.

Em [Ozgun 2002] e em [Ozgun 1999] o autor propõe o desenvolvimento no domínio do tempo de um modelo de forno a arco através de equações diferenciais e elementos com características caóticas. As equações diferenciais baseiam-se no princípio da conservação de energia e nas características de corrente-tensão do forno. A partir do oscilador caótico de Chua é gerado um sinal de baixa frequência para simular, juntamente com as equações diferenciais, os distúrbios característicos da flutuação de tensão causadores do *flicker*. O autor

desenvolve, também, um *flickermeter* segundo as normas da UIE, sendo o desenvolvimento dos sistemas feito no ambiente *MatLab-Simulink*.

Em [Furtado et al. 2002] o autor baseia-se em técnicas de identificação de sistemas para a obtenção de modelos contínuos no domínio do tempo que possibilitem uma melhor compreensão e análise do forno elétrico a arco. Inicialmente, o autor utiliza modelos NARMAX polinomiais para representar a dinâmica do forno. Em seguida, estas equações, obtidas no domínio do tempo discreto, são mapeadas no domínio da frequência. Novamente, um modelo contínuo é obtido a partir do mapeamento inverso, do domínio da frequência para o domínio do tempo. A validação do modelo foi feita por meio de análise estatística, sem considerar os distúrbios causados pelo forno na rede de distribuição elétrica. As simulações são realizadas no ambiente *MatLab*.

Esta dissertação prioriza os modelos no domínio do tempo, considerando que um dos objetivos principais é desenvolver e simular um modelo do forno elétrico a arco que descreva as características de corrente-tensão, bem como o seu impacto na rede elétrica devido a flutuações de tensão causadora do “*flicker*”. Os modelos foram implementados nos ambientes computacionais do *MatLab-Simulink* e *EMTP/ATP*, sendo que o modelo implementado no ambiente *EMTP/ATP* é trifásico.

Para a verificação dos resultados, principalmente em relação às flutuações de tensão, foram ainda estudados vários métodos para quantificar a flutuação de tensão causadora do efeito *flicker*. Optou-se, portanto, pelo mesmo critério internacional adotado para a avaliação da severidade de *flicker*, conforme a *International Union of Electroheat* (UIE). Ambos os modelos foram implementados nos ambientes de programação *MatLab* e *EMTP/ATP*, proporcionando análises comparativas e maior acessibilidade para a análise dos impactos dos fornos elétricos a arco pelas concessionárias/indústrias, normalmente usuários do programa *EMTP/ATP*.

Dentre os artigos citados, vale destacar aqueles que fazem menção a modelos de *flickermeter* seguindo as normas UIE tais como em [Robert 1993], [Robert 1994], [Varadan 1996], [Larson 1998], [Ramos 2000], [Zheng 2000], [Ozgun et al. 2002] e [Rogóz 2003].

Capítulo 3

3 – Fundamentos Teóricos Sobre a Identificação de Sistemas

3.1 – Introdução

A teoria de identificação de sistemas trata da construção de modelos matemáticos para representar os sistemas elaborados a partir de observações, usualmente, dos dados de entrada e saída. Várias formas e técnicas encontram-se disponíveis para a obtenção de modelos dos sistemas, os quais podem apresentar diferentes graus de formalização matemática [Ljung 1999] [Nelles 2000].

Dentre as várias formas de classificação, as técnicas de modelagem podem ser agrupadas em três grandes grupos denominados modelagem caixa branca, modelagem caixa preta e modelagem caixa cinza [Aguirre 2004].

A modelagem caixa branca também denominada modelagem pela física ou natureza do processo, exige o conhecimento profundo das relações matemáticas que descrevem o comportamento do sistema. Estes métodos demandam grande conhecimento e tempo para a elaboração dos modelos e, normalmente, tornam-se inviáveis à medida em que os sistemas tornam-se mais complexos.

Como uma alternativa à modelagem pela física do processo, a identificação de sistemas permite a construção de modelos matemáticos envolvendo pouco ou nenhum conhecimento sobre o comportamento do sistema. A identificação de sistemas é também denominada modelagem caixa preta ou empírica. Neste caso, os modelos baseiam-se,

exclusivamente, nos dados disponíveis à entrada e à saída dos sistemas, sem que sua estrutura e parâmetros guardem alguma relação com os parâmetros físicos do sistema.

Entre a modelagem pela física do processo e a identificação de sistemas, situa-se a modelagem caixa cinza, onde algum conhecimento prévio do sistema é utilizado. Esta informação auxiliar não se encontra nos dados disponíveis e pode ser utilizada de várias formas, permitindo a escolha dentre os métodos de identificação disponíveis e a partir daí, a família de modelos.

O passo inicial na modelagem dos sistemas baseia-se, essencialmente, no tipo de comportamento do sistema, considerando os aspectos de linearidades ou não-linearidade [Aguirre 2004].

3.2 – Considerações Básicas Sobre a Modelagem de Sistemas

O objetivo da identificação de sistemas é, portanto, a determinação de um modelo matemático capaz de representar as características de interesse do sistema, a partir de seus dados de entrada e saída. Algumas considerações são comumente necessárias e determinantes em relação à aproximação obtida entre os modelos e os sistemas que se deseja representar.

- Modelos dinâmicos

Um sistema é classificado como dinâmico se o valor atual de sua saída $y(t)$ depende do valor atual da entrada $u(t)$ aplicada e também da evolução temporal das entradas e das saídas. Ou seja, a saída $y(t)$ de um sistema dinâmico depende dos estados anteriores do sistema. Com isso, pode-se dizer que os sistemas dinâmicos possuem uma memória e seu comportamento pode ser descrito por um conjunto de equações diferenciais (domínio de tempo contínuo) ou equações de diferença (domínio de tempo discreto) [Ljung 1999] [Aguirre 2004].

- Linearidade

Um sistema é considerado linear quando atende ao princípio da superposição. Este princípio pode ser entendido através do seguinte exemplo: Se uma entrada $u_1(t)$ excita um sistema produzindo uma saída $y_1(t)$ e uma entrada $u_2(t)$ excita o mesmo sistema produzindo uma saída $y_2(t)$, o princípio da superposição garante que se o sistema for excitado por $a u_1(t) + b u_2(t)$ a sua saída será $a y_1(t) + b y_2(t)$, sendo a e b constantes reais. Um sistema linear possui o mesmo tipo de comportamento independentemente do seu ponto de operação [Aguirre 2004].

- Invariância no tempo

Um sistema é tido como invariante no tempo se um deslocamento no tempo no sinal de entrada causa um mesmo deslocamento no tempo no sinal de saída. Supondo que um sistema transforma um sinal de entrada $x(t)$ em um sinal de saída $y(t)$, então o sistema é invariante no tempo se, para todo t_0 , a seqüência de entrada com valores $x_1(t) = x(t - t_0)$ produz uma seqüência de saídas $y_1(t) = y(t - t_0)$ [Haykin et al. 2001] [Oppenheim 1999].

- Modelos determinísticos e estocásticos.

Um modelo determinístico é um modelo sobre o qual não existe nenhuma incerteza com respeito ao seu valor de saída em qualquer instante de tempo. Um modelo estocástico, por sua vez, é um modelo no qual há incertezas em relação ao seu valor em um determinado instante de tempo [Haykin et al. 2001].

3.3 – Etapas da Identificação de Sistemas

A partir do sinal de entrada $u(t)$ e sinal de saída $y(t)$ de um determinado sistema, o objetivo da identificação é encontrar um modelo matemático que descreva as características de interesse do sistema em questão. Isto é feito a partir da análise de causa e efeito entre suas

entradas e saídas.

O processo de identificação de um sistema pressupõe, de uma maneira geral, a coleta e processamento dos sinais de entrada e saída, a escolha de um conjunto de modelos e a seleção, dentre estes, do modelo que melhor representa o sistema [Ljung 1999].

As diversas etapas necessárias à modelagem de um sistema, através das técnicas de identificação de sistemas, podem ser resumidas em:

- Coleta e pré-processamento de dados
- Detecção de não-linearidades do sistema
- Escolha da representação do sistema
- Escolha da estrutura do modelo
- Ajuste dos parâmetros do modelo
- Validação do modelo

O diagrama abaixo destaca as principais tarefas desenvolvidas nas diversas etapas da identificação de sistemas.

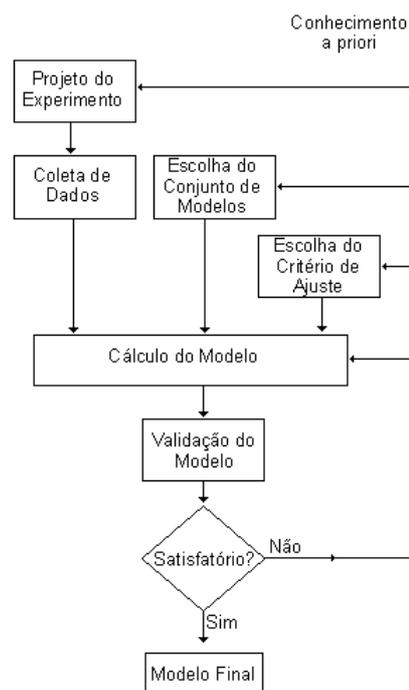


Figura 3.1. Etapas da identificação de sistemas.

3.3.1 – Coleta e Pré-processamento de Dados

A coleta e pré-processamento de dados, ou experimentação, envolvem a escolha do sinal de excitação, intervalo de amostragem, filtragem e armazenamento de dados [Ljung 1999].

Para escolher os sinais de excitação é necessário algum conhecimento prévio do processo e objetivos do modelo. Na modelagem caixa preta ou caixa cinza, as medições das entradas/saídas são as principais fontes de informação do sistema e devem ser projetadas para garantir a adequabilidade dos dados ao conjunto de propriedades, capaz de representar o sistema a ser modelado [Aguirre et al. 1995] [Rodrigues 1996].

Em relação à escolha dos sinais de excitação dos sistemas deve-se, em princípio, garantir que o espectro de frequência e o perfil de amplitudes dos sinais de teste possibilitem a excitação de toda a dinâmica do sistema e a presença dos efeitos das não-linearidades nos dados coletados, no caso de sistemas não-lineares [Rodrigues 1996] [Aguirre et al. 1995].

A escolha da taxa de amostragem é de fundamental importância na identificação de sistemas, pois taxas de amostragem diferentes podem gerar modelos diferentes. A taxa de amostragem deve ser tal que garanta que os dados coletados contenham informações suficientes para a determinação de um modelo. Neste sentido, a taxa de amostragem deve ser rápida para garantir que todas as frequências de interesse estejam bem representadas nos dados, mas não exageradamente alta, a ponto de tornar os dados altamente correlacionados, a ponto de causar um mau condicionamento da matriz de regressores e assim dificultar a determinação da estrutura do modelo [Billings et al. 1995] [Aguirre 1995] [Mendes et al. 2001].

Um método auxiliar para a escolha da taxa de amostragem é obtido pela aplicação das funções de auto-correlação sobre o sinal de saída do sistema conforme as seguintes expressões [Haber 1985] [Aguirre 1995]:

$$\phi_{y,y}(\tau) = E[(y(k) - \overline{y(k)})(y(k - \tau) - \overline{y(k)})] \quad (3.1)$$

$$\phi_{y^2, y^2}(\tau) = E[(y^2(k) - \overline{y^2(k)})(y^2(k - \tau) - \overline{y^2(k)})] \quad (3.2)$$

onde $y(k)$ é o sinal de saída do sistema, $\phi_{y, y}$ é a auto-correlação linear, ϕ_{y^2, y^2} é a auto-correlação não-linear, $\overline{y(k)}$ e $\overline{y^2(k)}$ são os valores médios, $E[.]$ é a esperança matemática e τ é o deslocamento no tempo. O apóstrofo nos subscritos indica a remoção dos valores médios nos cálculos das funções de correlação. A partir das funções de correlação acima, pode-se calcular um parâmetro dado por [Aguirre 2004],

$$\tau_m = \min\{\tau_{y, y}, \tau_{y^2, y^2}\} \quad (3.3)$$

onde $\tau_{y, y}$ é o instante em que ocorre o primeiro mínimo de $\phi_{y, y}(\tau)$ e τ_{y^2, y^2} é o instante em que ocorre o primeiro mínimo de $\phi_{y^2, y^2}(\tau)$. A partir daí, o intervalo de amostragem T_s pode ser estimado através da seguinte relação:

$$\frac{\tau_m}{20} \leq T_s \leq \frac{\tau_m}{10} \quad (3.4)$$

3.3.2 – Detecção de Não-Linearidades do Sistema

Um primeiro passo antes da escolha da estrutura do modelo é a análise do grau de não-linearidade do sistema, o que pode ser avaliado através da observação dos dados de entrada e saída. Os testes de não-linearidades não devem exigir um tempo computacional muito longo, devem ser independentes da estrutura não-linear e da ordem do sistema, já que tais testes serão realizados antes da detecção de estrutura. Vários métodos de detecção de não-linearidades podem ser citados, como o teste no domínio do tempo, teste no domínio da frequência, teste do valor médio da saída, teste em regime permanente e testes da correlação e correlação cruzada. O teste no domínio do tempo e de correlação destacam-se por serem eficientes e simples. A seguir, são apresentados os princípios fundamentais do teste no

domínio do tempo, métodos da correlação cruzada não-linear e método da auto-correlação não-linear [Haber 1985]:

– Teste no domínio do tempo

Excitando-se o sistema com um sinal $u_1(k)$ obtêm-se a saída $y_1(k)$ correspondente. Através do mesmo procedimento, uma entrada $u_2(k)$ é aplicada, inserindo-se uma constante γ :

$$u_2(k) = \gamma u_1(k) \quad (3.5)$$

Medindo-se o termo constante y_0 presente na saída a partir de um sinal de entrada igual a zero, e subtraindo-se este valor dos sinais amostrados $y_1(k)$ e $y_2(k)$, pode-se calcular a seguinte razão:

$$\delta(k) = \frac{y_2(k) - y_0}{y_1(k) - y_0} \quad (3.6)$$

Se $\delta(k)$ é constante e igual a γ então o sistema é linear. Baseando-se no mesmo procedimento, outro índice de avaliação é mostrado abaixo,

$$\nu = \max_k \left\{ \left| \frac{\delta(k) - \gamma}{\gamma} \right| \right\} \quad (3.7)$$

através do qual avalia-se o sistema com um maior grau de linearidade à medida em que ν se aproxima de zero.

– Método da correlação cruzada não-linear

Inicialmente, os sinais de entrada e saída são normalizados calculando-se,

$$u'(k) = \frac{[u(k) - \overline{u(k)}]}{\text{var}(u(k))} \quad (3.8)$$

$$y'(k) = \frac{[y(k) - \overline{y(k)}]}{\text{var}(y(k))} \quad (3.9)$$

onde $u'(k)$ e $y'(k)$ são os valores de entrada e saída normalizados e, $\overline{u(k)}$ e $\overline{y(k)}$ representam os valores médios da entrada e saída do sistema, respectivamente e $\text{var}(\cdot)$ é a variância dos sinais.

Posteriormente, definiu-se uma variável $x(k)$ com base nos valores quadráticos dos sinais de entrada como,

$$x(k) = \frac{[u'^2(k) - \overline{u'^2(k)}]}{\text{var}(u'^2(k))} \quad (3.10)$$

A partir da correlação $\phi_{xy'}(\tau)$ entre a variável $x(k)$ e o sinal normalizado da saída,

$$\phi_{xy'}(\tau) = E[x(k + \tau)y'(k)] \quad (3.11)$$

o sistema poderá ser considerado linear se [Haber 1985],

$$\phi_{xy'}(\tau) = 0, \quad \forall \tau \quad (3.12)$$

– Método da auto-correlação não-linear

Considerando a função de correlação:

$$\phi_{v,y'}(\tau) = E[v(k + \tau) y'(k)] \quad (3.13)$$

onde,

$$v(k) = \frac{[y'^2(k) - \overline{y'^2(k)}]}{\text{var}(y'^2(k))} \quad (3.14)$$

De forma análoga, o sistema poderá ser considerado linear se [Haber 1985],

$$\phi_{v,y'}(\tau) = 0, \quad \forall \tau \quad (3.15)$$

Um intervalo de confiança probabilístico pode ser calculado, delimitando a região onde a função de correlação deve permanecer para ser considerada desprezível. Os limites do intervalo de confiança, de aproximadamente 95% são dados por $\pm \frac{1,96}{\sqrt{N}}$, onde N é o número de amostras de dados disponíveis [Billings et al. 1983] [Aguirre 2004].

Cabe ressaltar que o teste de correlação para a detecção de não-linearidades só poderá ser utilizado se o sistema for excitado por um sinal aleatório ou pseudo-aleatório. Caso isso não aconteça, não será possível saber se os resultados encontrados são originados a partir da correlação entre os ruídos presentes nos dados ou nas não-linearidades do sistema.

3.3.3 – Escolha da Representação do Sistema: O Modelo NARMAX Polinomial

A escolha do tipo de representação dependerá dos objetivos do modelo, das ferramentas disponíveis para sua obtenção e das informações disponíveis *a priori* sobre o sistema a ser identificado. Dentre as várias representações de sistemas não-lineares destacam-se a série de Volterra, modelos de Hammerstein e de Wiener, funções de base radial, redes neurais artificiais, modelos polinomiais contínuos ou discretos, dentre outros [Aguirre 2004] [Nelles 2000].

O conhecimento *a priori* sobre o processo é uma informação auxiliar que pode ser utilizada na decisão da arquitetura do modelo. Cada uma dessas representações será mais ou menos indicada, considerando-se principalmente as não-linearidades presentes no comportamento do sistema [Cassini 1999] [Corrêa et al. 2002] [Furtado et al. 2002].

As vantagens e desvantagens das diversas representações não-lineares ainda vêm sendo freqüentemente pesquisadas na atualidade, em função das peculiaridades de cada sistema e de não se dispor de ferramentas que determinem, previamente, a estrutura mais adequada para os modelos de um sistema [Nelles 2000].

Tradicionalmente, os modelos lineares discretos no tempo são construídos através de equações de diferenças lineares nos parâmetros, que relacionam as variáveis de entrada e saída do sistema como, por exemplo, os modelos auto-regressivos com entradas exógenas (ARX) e auto-regressivos de média móvel com entradas exógenas (ARMAX).

De forma análoga, os sistemas não-lineares podem ser descritos através de modelos não-lineares auto-regressivos com entradas exógenas (NARX) ou não-lineares auto-regressivos com média móvel e entradas exógenas (NARMAX) que mapeiam os sinais prévios da entrada e saída em relação à saída atual do sistema. Este último pressupõe a inclusão de termos de ruído no modelo, a fim de se evitar a polarização dos parâmetros.

Em outras palavras, a saída $y(k)$ de um sistema dinâmico não-linear e a entrada $u(k)$ podem ser relacionadas através de uma função de grau l , composta por termos que contêm informações das entradas atual e anteriores e das saídas passadas do sistema. A estrutura denominada modelo NARMAX pode ser representada, genericamente, por uma função não-linear $F^l(\cdot)$ como,

$$y(k) = F^l \left[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), e(k), e(k-1), \dots, e(k-n_e) \right] \quad (3.16)$$

onde o termo $e(k)$ representa o ruído e n_y , n_u e n_e são, respectivamente, os atrasos máximos associados aos sinais de saída, entrada e modelo de ruído [Billings 1980] [Aguirre 2004].

Uma das possíveis escolhas para a parametrização da equação (3.16) é fazer a expansão polinomial da função $F^l(\cdot)$, constituindo o modelo NARMAX polinomial. Procedendo à expansão de $F^l(\cdot)$ como um polinômio de grau l , obtêm-se:

$$\begin{aligned} y(k) = & \theta_0 + \sum_{i_1=1}^n \theta_{i_1} x_{i_1}(k) + \sum_{i_1=1}^n \sum_{i_2=i_1}^n \theta_{i_1 i_2} x_{i_1}(k) x_{i_2}(k) + \dots \\ & + \sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_l=i_{l-1}}^n \theta_{i_1 \dots i_l} x_{i_1}(k) \dots x_{i_l}(k) + e(k) \end{aligned} \quad (3.17)$$

sendo

$$\begin{aligned} x_1(k) &= y(k-1), \dots, x_{n_y} = y(k-n_y), \\ x_{n_y+1} &= u(k-1), \dots, x_{n_y+n_u} = u(k-n_u), \\ x_{n_y+n_u+1} &= e(k-1), \dots, x_{n_y+n_u+n_e} = e(k-n_e), \\ n &= n_y + n_u + n_e \end{aligned}$$

onde θ_i são os parâmetros e x_i constituem os regressores do modelo.

O conjunto de termos candidatos de um modelo NARMAX de grau l é a união de todas as combinações de termos possíveis até o grau de não-linearidade l . O número de

termos possíveis (n_θ) pode ser determinado através das seguintes expressões [Rodrigues 1996]:

$$\begin{aligned} n_\theta &= M + 1, \\ M &= \sum_{i=1}^l \frac{n_{i-1}(n_y + n_u + n_e + i - 1)}{i}, \quad n_0 = 1. \end{aligned} \quad (3.18)$$

3.3.4 – Escolha da estrutura do modelo

A escolha da estrutura do modelo é a tarefa mais importante e ao mesmo tempo a mais difícil no processo de identificação de sistemas, responsável principal pela representação das características dinâmicas e estáticas do sistema. Algum conhecimento prévio sobre o sistema e sensibilidade por parte do projetista devem ser combinados para se determinar as propriedades requeridas do modelo [Ljung 1999].

O número de termos para representar a dinâmica do sistema deve ser o menor possível, evitando-se termos desnecessários que possam causar instabilidade numérica e a inclusão de dinâmicas não contidas no comportamento do sistema. O problema da detecção de estrutura está associado a quantos e quais termos, dentre os termos candidatos, devem ser usados na estrutura. Várias técnicas podem ser citadas para a escolha dos termos mais adequados tais como, taxa de redução de erro (*ERR*) [Billings et al. 1983] [Rodrigues 1996] [Mendes et al. 2001] [Aguirre 2004], o critério de informação de Akaike [Akaike 1974], agrupamento de termos [Aguirre 2004] e “zeroing-and-refitting” [Cassini 1999]. A seguir serão apresentados os aspectos fundamentais necessários à aplicação desses critérios.

No caso dos modelos não-lineares esta tarefa torna-se mais complexa, sendo aconselhável a combinação dos critérios citados para se buscar a ordenação dos regressores mais significativos, escolher o número de termos a serem envolvidos e posteriormente, realizar a análise dos agrupamentos desses termos [Aguirre 2004].

A taxa de redução do erro mede a fração da soma dos erros quadráticos atribuídos a cada termo, isto é, quantifica a redução no erro de saída devido à introdução de cada termo. Essa média ordena um conjunto de termos candidatos, em ordem crescente de importância, a serem incluídos no modelo. Seja um modelo polinomial linear nos parâmetros, descrito da seguinte forma,

$$\bar{y} = W\bar{\theta} + E\{\bar{\xi}(k)\} \quad (3.19)$$

onde \bar{y} é o vetor das saídas do sistema, W constitui a matriz dos regressores ortogonais, $\bar{\theta}$ é o vetor de parâmetros e $E\{\bar{\xi}(k)\}$ é a esperança matemática do erro de modelagem. Se $E\{\bar{\xi}(k)\} = 0$, pode-se definir a variância do erro de modelagem $\bar{\xi}(k)$ como,

$$Var\{\bar{\xi}(k)\} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \bar{\Xi}^T \bar{\Xi} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \left[\bar{y}^T \bar{y} - \sum \theta_i^2 w_i^T w_i \right] \quad (3.20)$$

onde θ_i e w_i indicam os elementos do vetor de parâmetros e as colunas da matriz de regressores ortogonais W , respectivamente.

Se nenhum termo for incluído no modelo, a variância de $\bar{\xi}(k)$ será igual ao erro quadrático médio da saída \bar{y} , uma vez que tal modelo não descreveria o comportamento presente nos dados observados. A cada novo termo incluído no modelo, a variância de $\bar{\xi}(k)$ é decrescida de um fator $1/N(\theta_i^2 w_i^T w_i)$, onde w_i indica o termo incluído e θ_i o seu respectivo parâmetro. A redução no valor da variância pode ser normalizada com relação ao erro quadrático médio do sinal de saída. Assim, o *ERR* de cada termo é definido formalmente como [Rodriguez et al. 1997]:

$$[ERR]_i = \frac{\theta_i^2 w_i^T w_i}{Y^T Y}, \quad i = 1, \dots, n_\theta \quad (3.21)$$

onde n_θ é o número de regressores.

Quanto maior o índice *ERR*, maior será a importância desse termo no modelo a ser construído. Da mesma forma, os termos que apresentarem baixos valores de *ERR* poderão ser descartados do modelo, evitando-se termos desnecessários. Com isto, uma forma de se determinar a estrutura do modelo pode ser fixando um número de termos e a partir deste número incluir, dentre os possíveis termos candidatos, os termos com os maiores índices de *ERR*.

Após os termos terem sido ordenados por ordem de importância segundo o *ERR*, é necessário ter uma estimativa de quantos termos dever ser acrescentados ao modelo para que o mesmo consiga representar corretamente a dinâmica do sistema original. Com isto um outro critério para auxiliar a escolha do número adequado de termos é aplicado.

O critério de informação de Akaike é um critério estatístico, onde a redução na variância dos resíduos é verificada à medida que termos são acrescentados ao modelo, possibilitando determinar o número adequado de termos para o modelo de identificação. O critério de informação de Akaike é definido como:

$$AIC = N \log[Var(\vec{\xi})] + 2n_{\theta} \quad (3.22)$$

onde N é o comprimento do vetor de dados observado, $Var(\vec{\xi})$ corresponde à variância dos resíduos (erro de predição de um passo a frente) e n_{θ} é o número máximo de termos [Akaike 1974] [Aguirre 2004].

À medida que os termos são adicionados ao modelo o valor do *AIC* é calculado segundo a equação (3.22). Ao se encontrar um mínimo local, tem-se um indicativo da região onde o número de termos mais adequado pode estar situado. Com isso, através desse critério obtém-se uma redução na busca do espaço de estruturas possíveis do modelo.

Finalmente, após ter sido escolhida a estrutura do modelo, é necessário analisar se dentre os termos escolhidos existe um conjunto de termos que separadamente são significativos mas que, quando analisados dentro de uma mesma classe, tornam-se irrelevantes.

Tomando-se a equação 3.16, inserindo-se um atraso puro de tempo τ_d e isolando o termo $e(k)$ na função $F^l(\cdot)$, de tal forma a não se ter nenhum parâmetro a ser estimado associado diretamente a $e(k)$, a equação (3.16) pode ser reescrita como,

$$y(k) = F^l[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-\tau_d), \dots, u(k-\tau_d-n_u+1), e(k-1), \dots, e(k-n_e)] + e(k) \quad (3.23)$$

onde $e(k)$ representa comportamentos não modelados do sistema através de $F^l(\cdot)$. A equação (3.23) agora possui uma parcela determinística e uma outra parcela estocástica. A partir daí, a parcela determinística pode ser expandida em um somatório de termos, variando-se o grau de não linearidade na faixa de $1 \leq m \leq l$. Assim, cada termo poderá conter um regressor do tipo $y(k-i)^p$ e $u(k-i)^{m-p}$, ambos associados a um parâmetro dado por $c_{p,m-p}(n_1, \dots, n_m)$. A expressão pode ser expandida como,

$$y(k) = \sum_{m=0}^l \sum_{p=0}^m \sum_{n_1, n_m}^{n_y, n_u} c_{p,m-p}(n_1, \dots, n_m) \prod_{i=1}^p y(k-n_i) \prod_{i=p+1}^m u(k-n_i) \quad (3.24)$$

onde

$$\sum_{n_1, n_m}^{n_y, n_u} \equiv \sum_{n_1=1}^{n_y} \dots \sum_{n_m=1}^{n_u} \quad (3.25)$$

Usando um período de amostragem suficientemente pequeno, os pontos na massa de dados estarão muito próximos uns dos outros, sendo aproximados da seguinte forma,

$$\begin{aligned} y(k-1) &\approx y(k-2) \approx \dots \approx y(k-n_y), \\ u(k-1) &\approx u(k-2) \approx \dots \approx u(k-n_u). \end{aligned} \quad (3.26)$$

Ao se aplicar (3.26) à expressão (3.24) chega-se à equação,

$$y(k) \approx \sum_{n_1, n_m}^{n_y, n_u} c_{p,m-p}(n_1, \dots, n_m) \sum_{m=0}^l \sum_{p=0}^m y(k-1)^p u(k-1)^{m-p} \quad (3.27)$$

onde os termos do tipo $y(k-1)^p u(k-1)^{m-p}$ são os agrupamentos de termos, representados por $\Omega_{y^p u^{m-p}}$ ($m = 0, \dots, l$ e $p = 0, \dots, m$).

Na aplicação da técnica de agrupamento de termos, o conjunto de termos candidatos é o conjunto de todos os possíveis agrupamentos de termos até o grau de não-linearidade l , definidos como,

$$\{\text{termos candidatos}\} = \bigcup_{\substack{p=0, \dots, m \\ m=0, \dots, l}} \Omega_{y^p u^{m-p}} \quad (3.28)$$

onde \cup é a união de todos os agrupamentos.

O agrupamento de termos pode ser definido como um conjunto de termos do mesmo tipo, sendo seus coeficientes a soma dos coeficientes de todos os termos pertencentes a este agrupamento. Através deste método, dois ou mais termos que separadamente possuam coeficientes significativos, ao serem agrupados podem apresentar um coeficiente aproximadamente nulo e, portanto, serem desnecessários. A importância de um agrupamento de termos em um modelo não-linear pode ser quantificada pelo coeficiente do seu agrupamento, diminuindo o número de termos candidatos e a chance do modelo gerar dinâmicas não existentes no sistema original [Aguirre et al. 1995b] [Cassini 1999] [Aguirre 2004].

Uma característica que pode ser notada a partir da redução do intervalo de amostragem, ($T_s \rightarrow 0$) é que todos os termos de um mesmo agrupamento se “fundem” num só e todos os coeficientes de agrupamentos tornam-se iguais a zero, com exceção de \sum_y que no limite, é igual a um:

$$\begin{aligned} \lim_{T_s \rightarrow 0} \sum_y &= 1 \\ \lim_{T_s \rightarrow 0} \sum_y y^p u^{m-p} &= 0 \end{aligned} \quad (3.29)$$

Na prática, os agrupamentos de termos são determinados principalmente em função dos intervalos de amostragem T_s e do atraso máximo n_y da saída.

Os métodos citados podem ser separados nas categorias de detecção através de técnicas de crescimento de estrutura e detecção através de técnicas de eliminação. As técnicas de eliminação são mais susceptíveis a problemas numéricos enquanto as técnicas construtivas tendem a selecionar termos desnecessários na presença de ruído [Aguirre 2004].

Neste trabalho optou-se pela aplicação das técnicas de crescimento de estrutura.

3.3.5 – Estimação dos Parâmetros

Após determinar a estrutura de um modelo, o próximo passo na identificação de um sistema é fazer a estimação dos parâmetros do modelo que melhor aproximem o comportamento dinâmico da estrutura escolhida ao sistema. A aproximação é feita através de uma função de custo que minimize a diferença entre a saída do sistema e a saída estimada pelo modelo. Esta fase pode ser caracterizada como uma solução de um problema de otimização.

A expressão do modelo polinomial com $f(\cdot)$ de grau l dada pela equação (3.17) pode ser representada através da seguinte equação de regressão linear,

$$y(k) = \sum_{i=1}^M p_i(k)\theta_i + e(k), \quad k = 1, \dots, N \quad (3.30)$$

onde $p_i(k)$ são os regressores selecionados para a estrutura correspondente do modelo.

Fazendo a expansão da equação (3.30) através de N representações, tem-se:

$$\begin{aligned}
y(1) &= P^T(1)\Theta + e(1) \\
y(2) &= P^T(2)\Theta + e(2) \\
&\vdots \\
y(N) &= P^T(N)\Theta + e(N)
\end{aligned} \tag{3.31}$$

onde

$$\Theta = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_M]^T \tag{3.32}$$

$$P^T(k) = [p_1(k) \quad p_2(k) \quad \dots \quad p_M(k)] \tag{3.33}$$

Desprezando-se o termo de ruído, o sistema de equações pode ser representado na forma matricial, como:

$$\vec{y}(k) = P\Theta \tag{3.34}$$

onde,

$$\vec{y}(k) = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} p^T(1) \\ p^T(2) \\ \vdots \\ p^T(N) \end{bmatrix} \tag{3.35}$$

O erro encontrado entre a diferença da predição de um passo a frente e o valor medido é denominado resíduo, representado pela seguinte expressão,

$$\vec{\xi}(k) = \vec{y}(k) - P^T \hat{\Theta} = \vec{y}(k) - \hat{\vec{y}}(k). \tag{3.36}$$

A partir daí, a solução pelo método dos mínimos quadrados permite a estimação de θ através da minimização da seguinte função custo:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \xi^2(N) = \frac{1}{2} \xi^T \xi = \frac{1}{2} \|\xi\|^2 \tag{3.37}$$

onde $\|\cdot\|$ indica norma euclidiana.

Usualmente, há presença de ruído nos dados e uma possibilidade para solucionar esta questão é utilizar um número de amostras maior que o número de regressores. Com isso, a matriz de regressores P não será quadrada, o que impede a determinação do vetor de parâmetros Θ diretamente através da equação (3.36). Após algumas manipulações matemáticas, a solução a partir do método dos mínimos quadrados é obtida através da seguinte expressão:

$$\hat{\Theta} = (P^T P)^{-1} P^T \vec{y}(k) \quad (3.38)$$

Regressores Ortogonais

Quando a estimação de parâmetros de um modelo qualquer é feita utilizando todos os possíveis termos candidatos, a sua matriz de regressores é normalmente mal condicionada, indicando que as colunas de regressores da matriz P são correlacionadas. Técnicas de ortogonalização podem ser aplicadas para se tentar contornar este problema, tornando as colunas de P não-correlacionadas e assim, formando uma base ortogonal para o espaço vetorial da solução da equação (3.34).

Existem diferentes algoritmos para a solução de problemas de mínimos quadrados para a construção da matriz P . Podemos citar o procedimento de Gram-Schmidt (clássico e modificado), o método de transformação de Householder e a decomposição de Cholesky [Ljung 1999] [Aguirre 2004] [Lawson et al. 1995].

O método da transformação de Householder será descrito a seguir [Rodrigues 1997].

Se a matriz P possui posto pleno de colunas, poderá ser decomposta da seguinte forma,

$$P = QR \quad (3.39)$$

sendo $Q \in \mathfrak{R}^{N \times n_\theta}$ uma matriz ortonormal ($Q^T Q = I$) e $R \in \mathfrak{R}^{n_\theta \times n_\theta}$ uma matriz triangular superior.

Aumentando a matriz Q , chega-se a

$$\begin{aligned}\bar{Q} &= [Q | q_{n_\theta+1} \dots q_N], \\ P &= \bar{Q} \cdot \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix},\end{aligned}\tag{3.40}$$

onde \bar{Q} tem dimensão $N \times N$ e possui posto pleno de colunas.

Fazendo o produto de \bar{Q}^T pelo vetor de saídas Y do sistema, tem-se,

$$\bar{Q}^T Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix}\tag{3.41}$$

onde y_1 e y_2 possuem dimensões $n_\theta \times 1$ e $(N - n_\theta) \times 1$, respectivamente.

Tomando-se, novamente a equação 3.34:

$$\|Y - P\Theta\| = \left\| \bar{Q}^T (Y - P\Theta) \right\| = \|y_1 - R\Theta\| + \|y_2\|\tag{3.42}$$

A estimação dos parâmetros pode ser obtida resolvendo-se o sistema linear triangular,

$$R\Theta = y_1\tag{3.43}$$

sendo que os parâmetros podem ser estimados por,

$$\hat{\Theta} = R^{-1} y_1\tag{3.44}$$

e a soma dos quadrados dos resíduos por,

$$\|y_2\|^2 \tag{3.45}$$

A fatoração QR da matriz P pode ser implementada utilizando as transformações de Householder.

3.3.6 – Validação do modelo

Após a seleção do modelo e o cálculo dos coeficientes pelo processo de estimação de parâmetros, é necessário verificar a qualidade do modelo através de técnicas de validação. A fase de validação permitirá determinar se o modelo consegue representar adequadamente as características do sistema original, ou seja, se o modelo é “bom o suficiente” para o seu propósito.

A validação de modelos pode ser dividida em duas linhas: validação estatística e validação dinâmica.

A validação estatística utiliza as funções de correlação para verificar a existência de alguma dinâmica não modelada nos resíduos. Para sistemas lineares é necessário verificar se os resíduos $\xi(k)$ são brancos e não-correlacionados com a entrada. Isto pode ser feito calculando-se as funções de auto-correlação dos resíduos e correlação cruzada dos resíduos com a entrada. Para sistemas não-lineares esses testes não são adequados por não detectarem termos cruzados de ruído [Ljung 1999].

Assim, na validação de modelos não-lineares é necessária a utilização de funções de auto-correlação não-lineares, o que pode ser verificado através das seguintes relações [Billings et al. 1983]:

$$\begin{aligned}
\phi_{\xi\xi}(\tau) &= E\{\xi(k)\xi(k-\tau)\} = \delta(\tau), \\
\phi_{\xi u}(\tau) &= E\{\xi(k)u(k-\tau)\} = 0, \forall \tau, \\
\phi_{u^2\xi}(\tau) &= E\{(u^2(k) - E\{u^2(k)\})\xi(k-\tau)\} = 0, \forall \tau, \\
\phi_{u^2\xi^2}(\tau) &= E\{(u^2(k) - E\{u^2(k)\})\xi^2(k-\tau)\} = 0, \forall \tau, \\
\phi_{\xi^2\xi^2}(\tau) &= E\{(\xi^2(k) - E\{\xi^2(k-\tau) - E\{\xi^2(k)\}\})\} = \delta(\tau), \forall \tau, \\
\phi_{\xi\xi^2}(\tau) &= E\{(\xi(k) - E\{\xi(k)\})(\xi^2(k-\tau) - E\{\xi^2(k)\})\} = 0, \forall \tau, \\
\phi_{\xi\xi\xi}(\tau) &= E\{(\xi(k) - E\{\xi(k)\})(\xi(k-\tau) - E\{\xi(k)\})\} = \delta(\tau), \forall \tau, \\
\phi_{(y\xi)u^2}(\tau) &= E\{(y(k)\xi(k) - E\{y(k)\xi(k)\})(u^2(k-\tau) - E\{u^2(k)\})\} = 0, \forall \tau, \\
\phi_{(y\xi)\xi^2}(\tau) &= E\{(y(k)\xi(k) - E\{y(k)\xi(k)\})(\xi^2(k-\tau) - E\{\xi^2(k)\})\} = 0, \forall \tau.
\end{aligned} \tag{3.46}$$

Nestas expressões, $\delta(\tau)$ é a função impulso ou delta de Dirac e o apóstrofe usado nos subscritos, indica que a média foi subtraída dos sinais.

Se o comprimento do registro de dados é finito e igual a N , pode-se estabelecer intervalos de confiança nos quais tais funções devam estar limitadas ao invés de verificar se as funções de correlação são nulas. Para o intervalo de confiança de 95% os limites podem ser estabelecidos como $\pm 1,96/\sqrt{N}$.

A validação acima é denominada estatística por se basear em critérios estatísticos e garante a não existência de correlação nos resíduos de identificação, ou seja, nas parcelas não modeladas do sistema.

Porém, os modelos validados desta forma podem não apresentar o mesmo comportamento dinâmico que os sistemas originais, sendo necessário um outro critério de validação: a validação dinâmica [Aguirre et al. 1995a].

A validação dinâmica verifica se o modelo identificado apresenta características dinâmicas semelhantes à dinâmica do sistema original, comparando-se a saída do sistema à saída do modelo. Para este tipo de validação a massa de dados usada na excitação do sistema e do modelo deve ser diferente dos dados utilizados nas demais fases de identificação.

3.4 – Conclusão

Este capítulo apresentou os fundamentos teóricos e as principais etapas do processo de identificação de sistemas. Como o sistema a ser estudado apresenta características não-lineares, buscou-se evidenciar os conceitos da identificação de sistemas voltados às técnicas de identificação não-linear.

A coleta e pré-processamento dos dados são feitos para garantir que a massa de dados de entrada e saída do sistema contenha informações suficientes para representar adequadamente as características dinâmicas do sistema original.

Mostrou-se que os testes de detecção de não-linearidades permitem, por meio do grau de não-linearidade encontrado, analisar se os dados referentes ao sistema possuem não-linearidades e com isso verificar a necessidade da utilização de modelos lineares ou não-lineares.

A partir daí, pode-se buscar a representação a ser adotada, quando é necessário determinar qual estrutura, dentre as várias possíveis, melhor representará o sistema a ser modelado. A detecção de estrutura pode ser auxiliada por métodos como a taxa de redução do erro, o critério de Akaike e o agrupamento de termos. Esses métodos determinarão quais termos, dentre os termos candidatos, serão os mais adequados para a representação do sistema.

Com a representação e a estrutura já definidas, procede-se à estimação de parâmetros do modelo, que deverão aproximar a saída do modelo à saída do sistema real. Foram apresentadas as técnicas de estimação de parâmetros através da minimização do erro entre a saída do sistema e a saída do modelo. Diante de modelos que apresentem mau condicionamento da matriz de regressores, foram estudadas técnicas de ortogonalização.

Após a conclusão das etapas anteriores, chega-se a um modelo final que precisa ser validado. A validação do modelo consiste em verificar se o modelo encontrado consegue descrever adequadamente o comportamento dinâmico do sistema real e suas características estáticas. Caso o modelo não obtenha sucesso, é necessário retomar ao procedimento de

identificação, na tentativa de se encontrar um novo modelo que proporcione uma melhor aproximação.

Capítulo 4

4 – Modelagem de um Forno Elétrico a Arco – Um Estudo de Caso

4.1 – Introdução

Nas últimas décadas, os fornos elétricos a arco vêm sendo utilizados em uma escala crescente na indústria siderúrgica, implicando em uma demanda cada vez maior da geração de energia elétrica [Bellido et al. 1997] [Ozgun et al. 2002].

Estes fornos transformam energia elétrica em energia térmica na forma de um arco elétrico e têm por finalidade principal derreter sucata (material cru) para a produção de aço. O calor, gerado a partir do arco, é transferido para a carga por radiação e convecção [Zheng 2000].

A implantação de um forno elétrico a arco gera empregos e atrai novas instalações industriais, promovendo o desenvolvimento econômico, principalmente nas regiões de menor grau de desenvolvimento industrial. Entretanto, do ponto de vista da qualidade de energia, estes fornos correspondem a cargas elétricas com grande influência sobre a produção de distúrbios de tensão, como: harmônicos de tensão, harmônicos de corrente e flutuações de tensão causadoras do efeito *flicker*. Esses distúrbios afetam diretamente outras cargas conectadas nas imediações da rede de distribuição elétrica.

4.2 – Princípios Básicos do Comportamento do Arco Elétrico

O arco elétrico é caracterizado por baixos valores de tensão associados a altos valores de corrente e é estabelecido entre os eletrodos do forno e o material a ser derretido. Sua ignição se dá quando a tensão de alimentação dos eletrodos, dentro de um semiciclo, eleva-se além de um determinado valor, tornando-se capaz de romper a rigidez dielétrica do meio onde os eletrodos se encontram. Quando a corrente passa por zero o arco se extingue, voltando à ignição no semiciclo seguinte.

Há fases distintas na operação de um forno elétrico a arco, desde o carregamento inicial do forno até o final, quando o aço já está no estado líquido. Este trabalho tem por objetivo a análise do comportamento do arco elétrico onde, sob o ponto de vista da modelagem do arco, são consideradas, normalmente, apenas as fases de fusão e refino [Bellido et al. 1997] [Sollero et al. 1999] [Leandro 2001].

No início da fase de fusão, após o carregamento da sucata, os três eletrodos são abaixados através de um sistema de atuadores com o intuito de se tentar obter um arco mais estável possível e estabelecer-se um curto-circuito entre, pelo menos, dois destes eletrodos.

A partir daí, na fase de ignição, introduz-se a corrente e o regulador do forno começa a levantar um ou mais eletrodos para estabelecer o arco elétrico. No início da fusão, a sucata apresenta uma superfície muito irregular, acarretando em grandes flutuações de corrente já que os reguladores dos eletrodos não respondem suficientemente rápido às variações da corrente. Além disso, é comum a queda de porções de sucata das paredes do forno nos eletrodos, o que provoca outros curtos-circuitos entre os eletrodos e a superfície da sucata. Nessa fase de fusão, o forno a arco demanda uma quantidade muito alta de potência ativa do sistema de alimentação.

Durante a fase de refino, a operação do forno se estabelece através de um arco mais longo e mais constante. Este comportamento, entretanto, será fortemente dependente do fator de potência de operação do forno. Como o arco extingue a cada passagem por zero da

corrente, sua re-ignição depende da tensão entre os eletrodos num determinado instante. Com um fator de potência acima de 0,9, a tensão no instante da extinção do arco é suficiente para a re-ignição imediata, resultando em um arco praticamente estável. Por outro lado, para fatores de potência da ordem de 0,7 a 0,8, a tensão durante a extinção do arco não é suficiente para sua re-ignição imediata, levando a um arco mais instável. Isso gera uma alta demanda de reativos que deve ser compensada com o aumento do fator de potência da planta [Leandro 2001] [Carrilo et al. 1999].

Do ponto de vista da qualidade da energia elétrica, dois aspectos apresentam maior relevância na modelagem do arco: as flutuações de tensão causadas pelas variações do arco que causam o efeito *flicker* e o aparecimento de harmônicos de corrente.

Nesta seção serão descritas, sucintamente, três propostas de modelos de fornos elétricos a arco correntes na literatura atual [King et al. 1994] [Bellido et al. 1997] [Zheng et al. 2000] [Alves et al. 2003]. De uma maneira geral, estas propostas buscam representar a característica fortemente não-linear e a imprevisibilidade, intrínseca ao comportamento do arco elétrico.

Vários outros modelos foram pesquisados, porém como o objetivo principal deste trabalho é a modelagem de um forno elétrico a arco sobre o ponto de vista de sua característica de corrente-tensão e as flutuações de tensão na rede de distribuição, optou-se pelo estudo de modelos que pudessem ser implementados no domínio do tempo. A modelagem de características não-lineares no domínio da frequência é mais difícil e portanto os modelos desenvolvidos no domínio da frequência não serão descritos neste trabalho, apesar de representarem bem algumas características dos fornos a arco, como, por exemplo, a geração de harmônicos de tensão e de corrente [Zheng 1998].

4.3 – Modelo baseado no comportamento aleatório do raio do arco elétrico

Vários trabalhos representam a não-linearidade da dinâmica do arco elétrico através da característica de corrente-tensão do arco, conforme apresentado na figura 4.1. Assume-se que se a corrente é não-nula, então a queda de tensão é constante para comprimentos de arco fixos, indicados como $\varphi(k)$ [Bellido et al. 1997] [Leandro 2001].

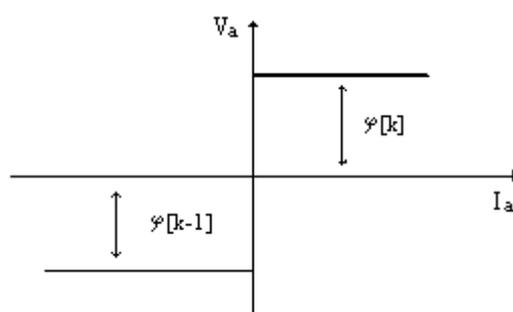


Figura 4.1. Curva característica $v-i$ do arco elétrico.

O parâmetro $\varphi(k)$ assume diferentes valores toda vez que o arco elétrico é re-iniciado, ou seja, a cada passagem por zero da corrente I_a . O índice k é o indicador do sinal de tempo discreto cujo período é $T_s = 8,33 \times 10^{-3}$ s correspondendo à duração de meio ciclo no caso de sistemas de 60 Hz.

Em algumas propostas, é acrescentada a este modelo, uma variação aleatória oriunda das tensões de alimentação trifásicas dos eletrodos, o que pode ser feito através da associação de modelos ARX, modelos auto-regressivos com entrada externa ou exógena, excitados através de um ruído branco ou pseudo-aleatório. A figura 4.2 apresenta o diagrama em blocos proposto em [Bellido et al. 1997].

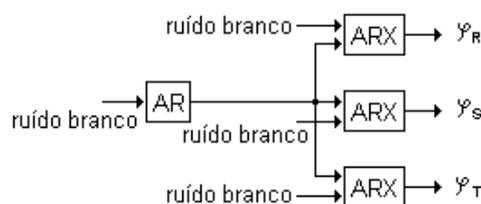


Figura 4.2. Modelo Polinomial para as seqüências $\varphi_R(k)$, $\varphi_S(k)$ e $\varphi_T(k)$.

Nestes modelos auto-regressivos, a saída no instante k depende dos valores anteriores da saída e um ou mais sinais de excitação de entrada, composto a partir de uma série temporal aleatória. Em ambos os casos, o ruído branco representa a característica aleatória do comprimento do arco envolvendo, ainda, todos os distúrbios presentes no processo, tais como a variação da distribuição da sucata no interior do forno.

Considerando os sistemas de alimentação trifásicos, pode-se estimar o comprimento médio do arco, ou seja,

$$\varphi [k] = \frac{\varphi_R[k] + \varphi_S[k] + \varphi_T[k]}{3} \quad (4.1)$$

A figura 4.3 mostra o circuito equivalente do sistema de alimentação do forno composto através da tensão de alimentação V_m , indutância L e resistência R da rede e tensão do arco elétrico V_a .

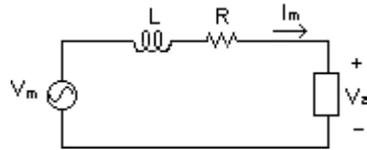


Figura 4.3. Circuito elétrico equivalente considerando a conexão do forno à rede de distribuição elétrica.

Através de técnicas de estimação, busca-se determinar os parâmetros $\varphi(k)$ para cada uma das fases, de tal forma a satisfazer a equação,

$$V_m = V_a(I_m, \varphi[k]) + R I_m + L \dot{I}_m \quad (4.2)$$

onde V_m e I_m são, respectivamente, a tensão e corrente no secundário do transformador do forno, \dot{I}_m é a derivada primeira da corrente e $V_a(I_m, \varphi[k])$ representa uma função para estimar V_a a cada semi-ciclo a partir dos valores de I_m e $\varphi(k)$.

Deve-se ressaltar que os procedimentos de estimação para a determinação dos parâmetros devem considerar as medidas acessíveis no primário do transformador [Bellido 1997].

A estimativa da tensão do arco é feita a partir da diferença entre a tensão medida no primário do transformador do forno e a queda de tensão na série de impedâncias estimadas.

Esse modelo só leva em consideração as características de tensão e corrente do forno a arco sendo que nenhum distúrbio causado pelo forno é explicitado diretamente.

4.4 – Modelo Baseado na Resistência Controlada por Corrente

Este modelo, proposto por [Zheng 2000], considera o processo de fundição dividido em três períodos.

1) No primeiro período, o arco começa a re-ignição considerada a extinção anterior. Quando a tensão do arco torna-se zero, a corrente do arco também se aproxima de zero. Até que a tensão do arco alcance a tensão de re-ignição, o circuito equivalente age como um circuito aberto considerando, porém, uma pequena corrente de fuga que atravessa a espuma da escória de fundição, paralela ao arco. A escória da fundição é representada por uma resistência de valor constante e a tensão de re-ignição é considerada proporcional ao comprimento do arco.

2) No segundo período, o arco é estabelecido. A partir de um transitório na forma de onda de tensão, no começo do processo de fundição, a tensão do arco cai repentinamente da tensão de ignição para um valor constante. Esta fase pode ser caracterizada por uma função exponencial com constante de tempo τ_1 .

3) Durante o terceiro período, o arco começa a se extinguir. A tensão do arco começa a cair suavemente, com exceção de uma mudança brusca, logo após a extinção do arco. Este

processo também pode ser caracterizado através de uma função exponencial, com constante de tempo τ_2 .

A partir das aproximações acima, o autor propõe um modelo para o arco expresso como uma resistência não-linear controlada por corrente, como mostra a figura 4.4.

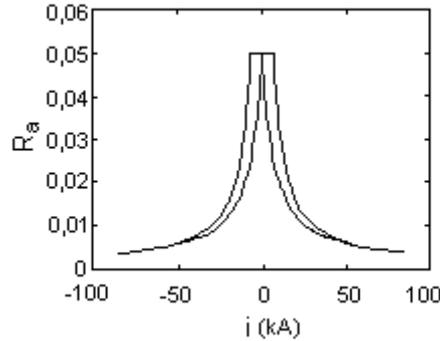


Figura 4.4. Curva característica da resistência não-linear controlada por corrente.

A forma de onda mostrada na figura 4.4 pode ser representada por:

$$R_a = \begin{cases} R_g; & 0 \leq |i| < i_{ig} \quad e \quad \frac{d|i(t)|}{dt} = 0 \\ \frac{\left(V_d + (V_{ig} - V_d) e^{-\frac{(|i| - i_{ig})}{\tau_1}} \right)}{|i|} & |i| \geq i_{ig} \quad e \quad \frac{d|i(t)|}{dt} > 0 \\ \frac{\left(V_t + (V_{ig} - V_t) e^{-\frac{|i|}{\tau_2}} \right)}{(|i| + i_{ig})} & \frac{d|i(t)|}{dt} < 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

onde R_a é a resistência não-linear, R_g é um valor constante que representa a espuma da escória de fundição, i_{ig} é a corrente de ignição, V_{ig} é a tensão de ignição e V_d é uma tensão constante proporcional à média do comprimento do arco.

Alguns parâmetros da equação acima podem ser calculados fazendo uma aproximação a partir da condição contínua da resistência do arco para corrente máxima e formulas experimentais:

$$\begin{aligned}
V_{ig} &\approx 1.15 * V_d \\
i_{ig} &= \frac{V_{ig}}{R_g} \\
V_t &= \frac{I_{\max} + i_{ig}}{I_{\max}} V_d
\end{aligned}
\tag{4.4}$$

onde I_{\max} é a corrente máxima nos eletrodos.

Este estudo também mostra a possibilidade de se integrar esquemas de controle juntamente com o modelo do forno para representar diferentes condições de operação. O trabalho proposto é, principalmente, voltado ao controle de operação do forno sem destacar os distúrbios causados na rede de distribuição de energia elétrica, seja do ponto de vista da geração de harmônicos ou da flutuação de tensão causadora do *flicker*.

Os dois modelos apresentados anteriormente fazem várias simplificações ao se tentar modelar um forno elétrico a arco. Ambos tentam descrever a relação de corrente-tensão do forno, mas não retratam com maiores detalhes os distúrbios que tais fornos causam na rede de distribuição de energia. Dentre os modelos estudados, optou-se pelo modelo que aplica a teoria do caos à modelagem de um forno elétrico a arco por levar em consideração a modelagem da característica de corrente-tensão e a flutuação de tensão imposta pelo forno na rede de distribuição.

4.5 – Aplicação da Teoria do Caos à Modelagem do Arco Elétrico

Com base na teoria do caos novas proposições vêm sendo feitas em relação aos aspectos não-lineares e de imprevisibilidade do forno elétrico. De acordo com [King et al. 1994], a teoria do caos tornou-se uma saída para o problema de modelagem do forno a arco após ter sido provada a natureza caótica das flutuações elétricas na tensão do forno a partir da análise de dados experimentais.

Nesta classe de modelos a tensão do arco é simulada a partir da solução das equações diferenciais que reproduzem a característica dinâmica de tensão-corrente do forno a arco associada ao comportamento do raio do arco. Um sinal caótico de baixa frequência é gerado, usando o circuito de Chua ou através das equações de Lorenz, com o intuito de simular o comportamento das flutuações de tensão causadas pelo arco [Acha et al. 1990] [Kennedy 1993a] [Kennedy 1993b] [King et al. 1994] [Ozgun et al. 2002] [Alves et al. 2003].

A dinâmica da característica de corrente-tensão da carga do forno a arco é obtida a partir das equações diferenciais propostas em [Ozgun et al. 2002], que permitem incluir mudanças em função das diferentes condições de operação do sistema. Neste modelo, a operação do forno pode ser alterada para a fase de refino ou de fusão modificando-se alguns parâmetros que influenciam diretamente o raio e o comprimento do arco elétrico.

A seguir serão detalhados alguns aspectos fundamentais para a modelagem do forno elétrico a arco com base na teoria do caos, a ser implementado neste trabalho.

4.5.1 – A Dinâmica do Forno a Arco

A equação diferencial que representa a dinâmica geral do modelo do arco se baseia no princípio da conservação da energia. A equação de balanço energético do arco é dada por [Acha et al. 1990],

$$p_1 + p_2 = p_3 \quad (4.5)$$

onde:

p_1 representa a transmissão de energia em forma de calor para o ambiente externo,

p_2 representa a energia interna do arco que afeta diretamente o raio do arco e,

p_3 representa a energia total desenvolvida no arco e convertida em calor.

O efeito de resfriamento também é função da temperatura mas essa dependência é considerada pouco significativa. Com isso somente o raio do arco aparece como uma variável de estado. Na equação (4.5) assumindo-se tal suposição, tem-se que,

$$p_1 = k_1 r^n \quad (4.6)$$

onde k_1 é uma constante aleatória, n representa a constante de resfriamento através do arco e r o raio do arco elétrico.

Se a temperatura ambiente em volta do arco é alta, o resfriamento não irá depender do arco e neste caso $n = 0$. Se não for esse o caso e o arco for longo, então a área de resfriamento será principalmente a superfície lateral, então $n = 1$. Se o arco é curto, o resfriamento será proporcional à secção transversal dos eletrodos, assumindo-se $n = 2$.

O termo p_2 é proporcional à derivada da energia interna do arco que, por sua vez, é proporcional ao quadrado do raio e assim,

$$p_2 = k_2 r \frac{dr}{dt} \quad (4.7)$$

e finalmente, a energia total desenvolvida no arco e convertida em calor será dada por,

$$p_3 = \frac{k_3 / r^m}{r^2} i^2 \quad (4.8)$$

onde k_2 e k_3 são constantes aleatórias.

Nessa expressão, a resistência na coluna do arco é inversamente proporcional a r^m , onde a constante m varia de 0 a 2 para refletir o fato de que o arco pode apresentar temperaturas mais altas em seu interior se ele possuir um diâmetro maior. Com isso, se o raio possui diâmetro maior $m = 0$ e se o diâmetro for menor $m = 2$.

Substituindo as equações (4.6) a (4.8) em (4.5) obtêm-se a equação diferencial do arco,

$$k_1 r^n + k_2 r \frac{dr}{dt} = \frac{k_3}{r^{m+2}} i^2 \quad (4.9)$$

A tensão do arco v é dada por,

$$v = \frac{i}{g} \quad (4.10)$$

onde g é a condutância do arco e é dada pela seguinte expressão,

$$g = \frac{r^{m+2}}{k_3} \quad (4.11)$$

É possível representar os diferentes estágios de funcionamento do forno a arco modificando os parâmetros de m e n . A combinação completa desses parâmetros para os diferentes estágios de funcionamento do arco pode ser encontrada em [Acha et al. 1990] [Ozgun et al. 2002]. Os valores de $m = 0$ e $n = 2$ representam a operação do forno no estágio de fusão e para a operação no estágio de refino são adotados $m = 2$ e $n = 2$.

A figura 4.5 mostra a característica de corrente-tensão obtida a partir dos parâmetros apresentados no Anexo I e da solução da equação (4.10), vale destacar seu comportamento fortemente não-linear.

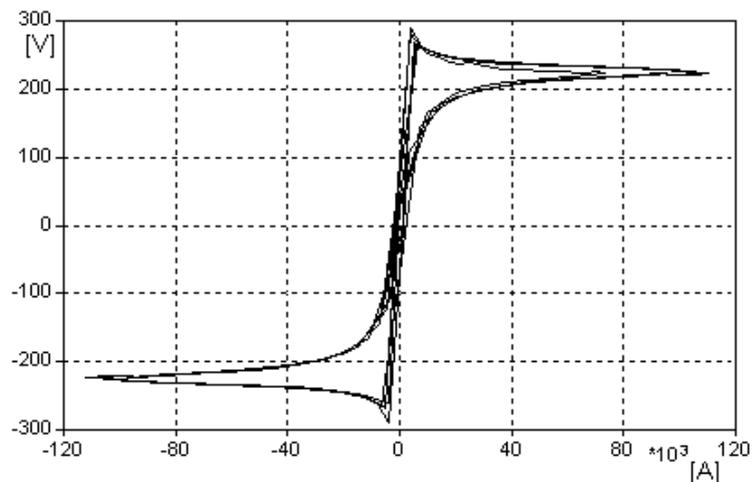


Figura 4.5. Característica dinâmica de corrente-tensão do arco elétrico.

4.5.2 – O Modelo Através do Circuito de Chua

Neste modelo, um sinal caótico de baixa frequência é gerado, a partir do circuito de Chua para expressar o comportamento não-linear e imprevisível do arco elétrico [Kennedy 1993a] [Kennedy 1993b] [Ozgun et al. 2002].

Em linhas gerais, a representação do arco elétrico através do comportamento caótico determinístico implica nas seguintes características [Ferrara 1994]:

- Imprevisibilidade, isto é, o conhecimento do estado do sistema durante um tempo arbitrariamente longo não permite prever, de maneira imediata, sua evolução posterior.
- Espectro contínuo de frequência, o que caracteriza um comportamento aperiódico.
- Estacionaridade, isto é, embora aperiódicamente, os padrões tendem à repetição.

Em outras palavras, a irregularidade das oscilações associadas aos processos caóticos não implica que elas sejam completamente arbitrárias. Estas oscilações apresentam amplitude limitada e o período de oscilação ou pseudo-período varia apenas ligeiramente ao longo do tempo, embora as oscilações sejam erráticas.

O circuito de Chua mostrado na figura 4.6 é composto por componentes lineares (dois capacitores, um indutor e um potenciômetro) à exceção do diodo de Chua, que é um dipolo com característica linear por partes e se comporta como uma resistência negativa como mostra a figura 4.7.

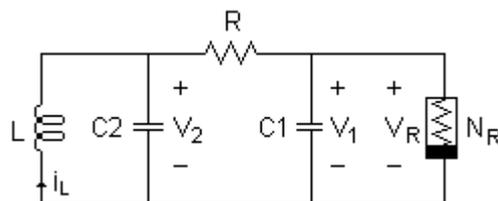


Figura 4.6. Circuito de Chua.

As equações dinâmicas do circuito de Chua são dadas por,

$$\begin{aligned}
C_1 \frac{dv_{C_1}}{dt} &= \frac{v_{C_2} - v_{C_1}}{R} - I_r(v_{C_1}), \\
C_2 \frac{dv_{C_2}}{dt} &= \frac{v_{C_1} - v_{C_2}}{R} - i_L, \\
L \frac{di_L}{dt} &= -v_{C_2},
\end{aligned} \tag{4.12}$$

onde v_{C_1} e v_{C_2} são as tensões sobre os capacitores C_1 e C_2 , respectivamente, I_r é a corrente no diodo de Chua e i_L é a corrente no indutor.

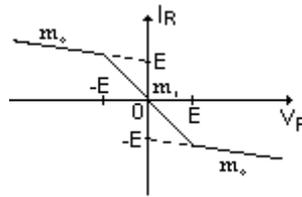


Figura 4.7. Característica corrente-tensão medida para o diodo de Chua.

Os valores dos parâmetros são escolhidos para o circuito possuir três pontos de equilíbrio (um na origem com inclinação negativa ou condutância m_1 e outros dois em $(-E, E)$ e $(E, -E)$ em regiões com condutância negativa local m_0), sendo todos os três pontos de equilíbrio instáveis. I_r e V_r são, respectivamente, a corrente e a tensão no diodo de Chua, sendo que a característica corrente-tensão para o diodo de Chua pode ser dada como:

$$I_r(v_{C_1}) = \begin{cases} m_0 V_r + E(m_0 - m_1), & V_r < -E \\ m_1 V_r, & |V_r| \leq E \\ m_0 V_r + E(m_1 - m_0), & V_r > E \end{cases} \tag{4.13}$$

Sendo m_0 e m_1 parâmetros referentes às inclinações dos seguimentos de reta na curva da figura 4.7. Variando-se os parâmetros RLC escolhidos, o circuito pode apresentar diferentes regimes dinâmicos, tais como pontos fixos estáveis, oscilações periódicas ou dinâmica caótica [Kennedy 1993a] [Kennedy 1993b] [Aguirre 2004].

4.6 – A Implementação do Modelo no *MatLab*

O circuito de Chua implementado no *MatLab-Simulink*, mostrado na figura 4.8, é responsável pela geração de um sinal caótico de baixa frequência para representar juntamente com as equações (4.10) e (4.11) a flutuação de tensão do forno a arco causadora do *flicker*.

Para os valores de $C1 = 200 \text{ nF}$, $C2 = 0,2 \text{ }\mu\text{F}$, $L = 3,6 \text{ H}$ e $G = 5.442 \text{ E} - 4 \text{ mho}$ ajustados no circuito de Chua, o regime dinâmico caótico é mostrado na figura 4.9. O atrator espiral foi obtido a partir de 1772 observações da tensão sobre o capacitor C1.

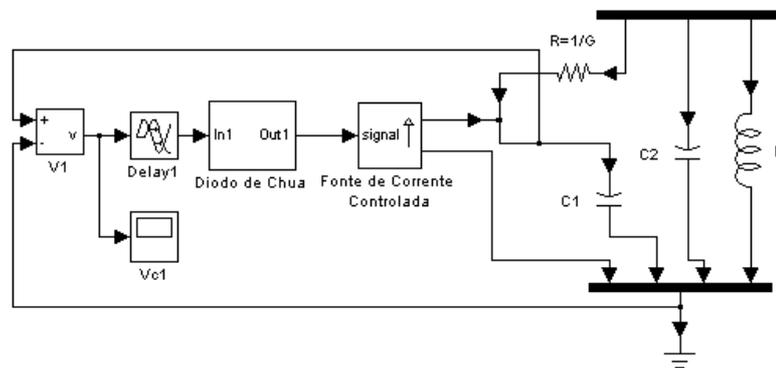


Figura 4.8. Circuito de Chua implementado no *MatLab*.

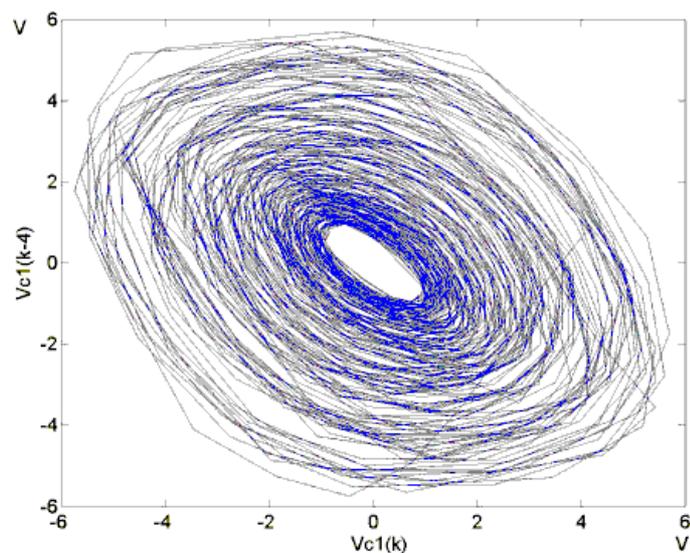


Figura 4.9. Atrator Espiral

A corrente absorvida do barramento de baixa tensão do transformador do forno é utilizada como a entrada do modelo, figura 4.11. A tensão do forno a arco é calculada através da solução das equações diferenciais dadas em (4.9) e (4.10) e através do sinal caótico de baixa frequência gerado a partir do circuito de Chua. Da modulação desses dois sinais produz-se a tensão resultante no barramento de alimentação do forno a arco. O modelo se comporta como uma fonte de tensão controlada por corrente, ou seja, o modelo utiliza a corrente do sistema como entrada e determina o valor da tensão do arco, como sinal de saída do sistema.

O ponto de acoplamento comum (*PAC*) corresponde ao primário do transformador da indústria.

A implementação das equações dinâmicas do forno a arco, no estágio de fusão ($m = 0$ e $n = 2$), associadas ao oscilador de Chua, no ambiente *MatLab-Simulink*, é mostrada na figura 4.10.

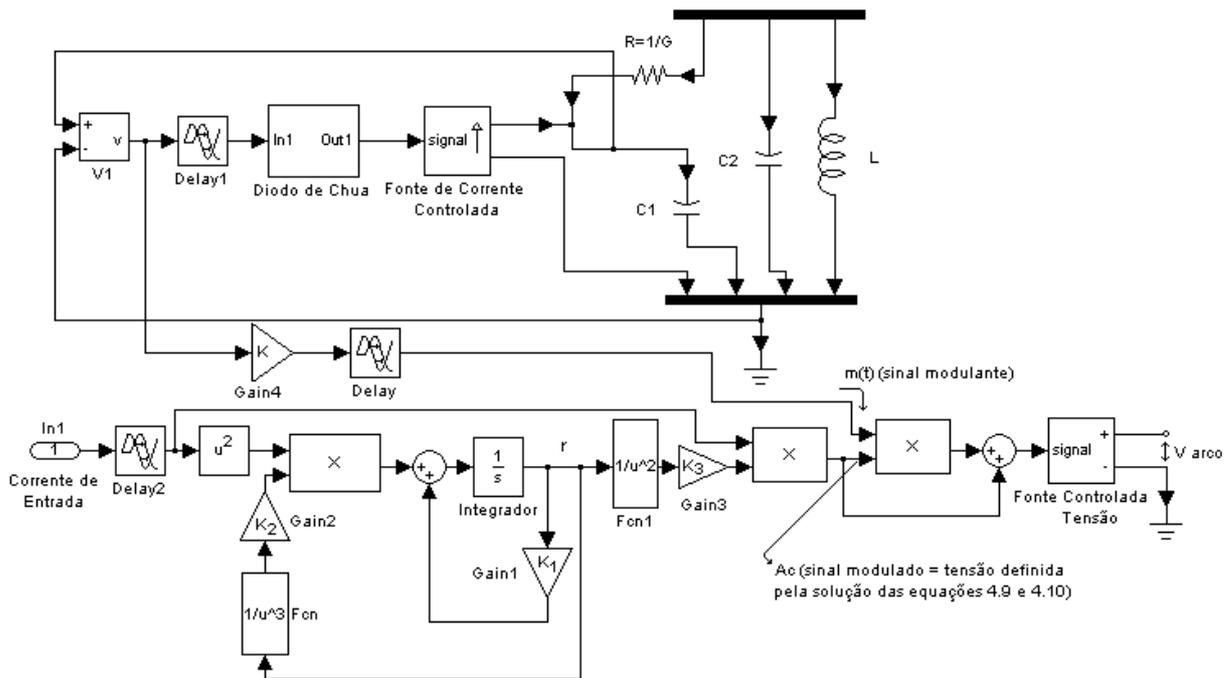


Figura 4.10. Diagrama de blocos do modelo do forno a arco no ambiente *MatLab-Simulink*.

Modificando-se o valor do bloco nomeado ‘Gain4’ da figura 4.10, o nível de *flicker* pode ser ajustado para aumentar ou diminuir a amplitude da perturbação no sistema. Já a frequência dominante do efeito *flicker* é obtida ajustando os valores dos parâmetros L e C do circuito de Chua. O Apêndice I mostra os valores utilizados para esta simulação.

No intuito de se validar o sinal gerado pelo circuito de Chua, foram calculados os expoentes de Lyapunov por meio do método de Wolf encontrando como maior expoente positivo $\lambda = 0.04$ [Wolf et al. 1985] [Ferrara 1994].

A modulação da tensão de saída do forno elétrico a arco através do sinal gerado pelo circuito de Chua é feita segundo a equação,

$$S(t) = A_c (1 + k_a m(t)), \quad (4.14)$$

onde $S(t)$ é o sinal modulado, A_c é a onda portadora, $m(t)$ o sinal modulador (sinal de saída do circuito de Chua) e k_a é uma constante que representa a sensibilidade à amplitude do modulador [Oppenheim et al. 1994] [Haykin et al. 2001].

A figura 4.11 mostra a conexão do forno a arco em uma rede de distribuição de energia elétrica equivalente à da concessionária. Os valores dos parâmetros utilizados na simulação do sistema podem ser encontradas no Apêndice II.

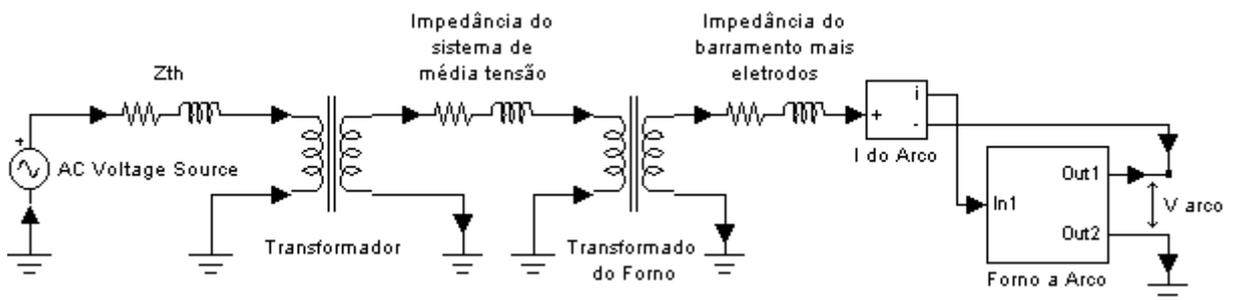


Figura 4.11. Conexão do forno a arco na rede de distribuição elétrica.

4.6.1 – Resultados de simulação – Ambiente *MatLab*

A seguir são mostradas as formas de onda obtidas através de simulações, em um dos estágios de funcionamento do forno a arco, no caso, o estágio de fusão. Observa-se o efeito da modulação sobre os sinais de corrente e tensão através do sinal gerado pelo sistema caótico.

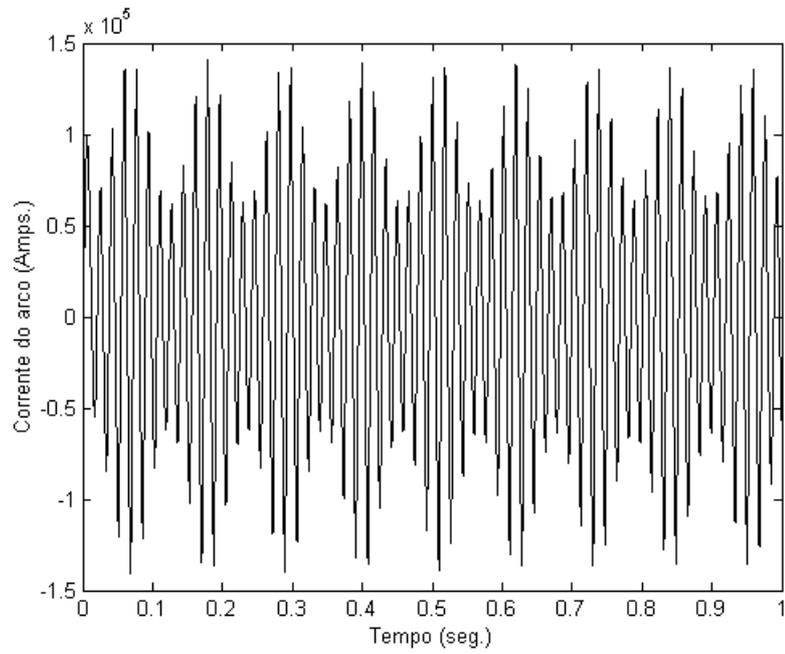


Figura 4.12. Forma de onda da corrente.

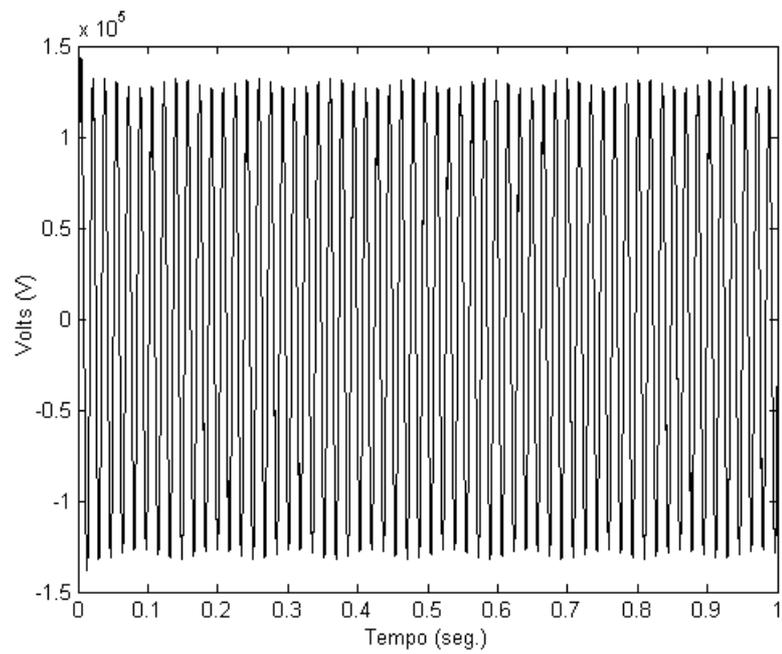


Figura 4.13. Forma de onda da tensão no primário do transformador de entrada.

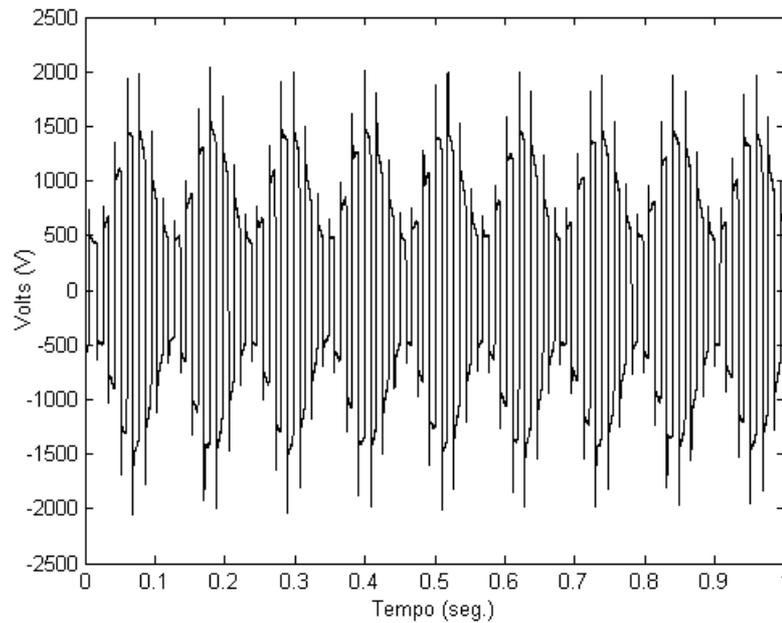


Figura 4.14. Forma de onda da tensão de saída do forno a arco.

A figura 4.15 mostra os resultados da simulação anteriores durante um menor intervalo de tempo para uma melhor visualização da forma de onda característica na saída do forno.

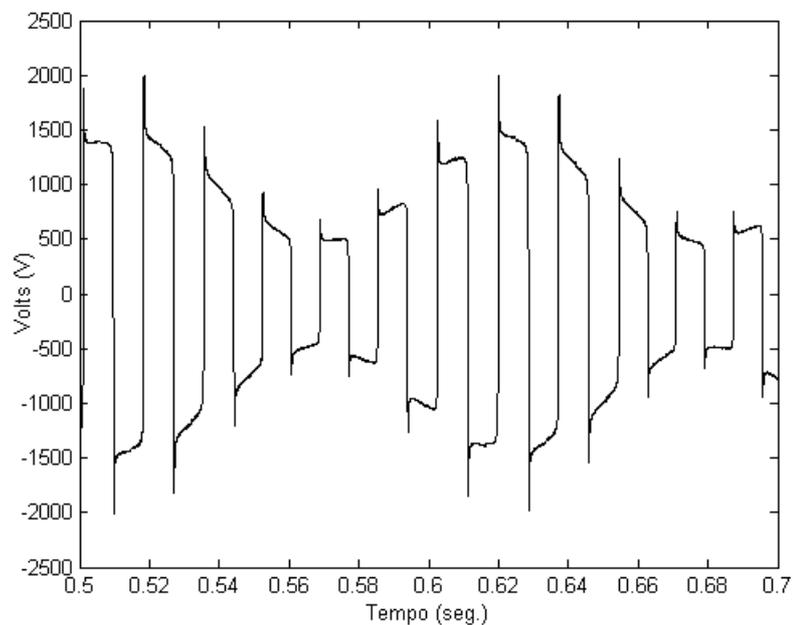


Figura 4.15. Detalhes na forma de onda da tensão de saída do forno a arco.

Com o intuito de verificar a presença das componentes subharmônicas na forma de onda do PAC trinta ciclos foram analisados. Um histograma com os principais componentes

harmônicos na faixa de frequência de interesse, normalizados com relação a componente de 60 Hz, foi realizado como mostram as figuras 4.16 e 14.17.

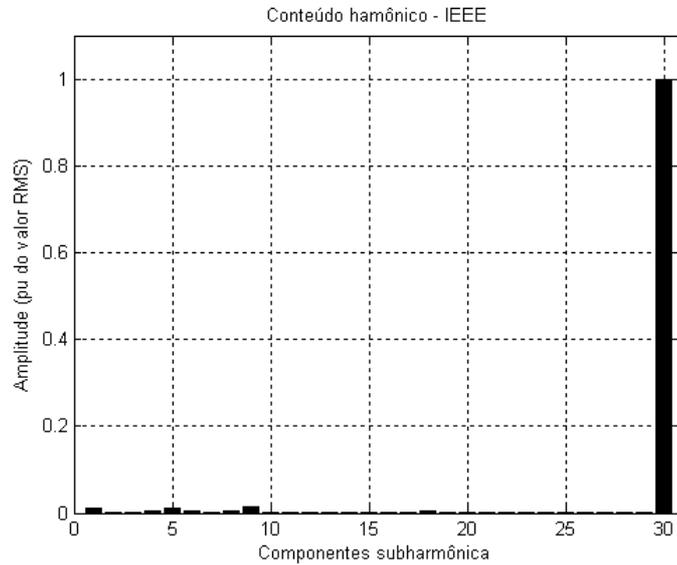


Figura 4.16. Espectro harmônico da tensão no primário, fase de fusão.

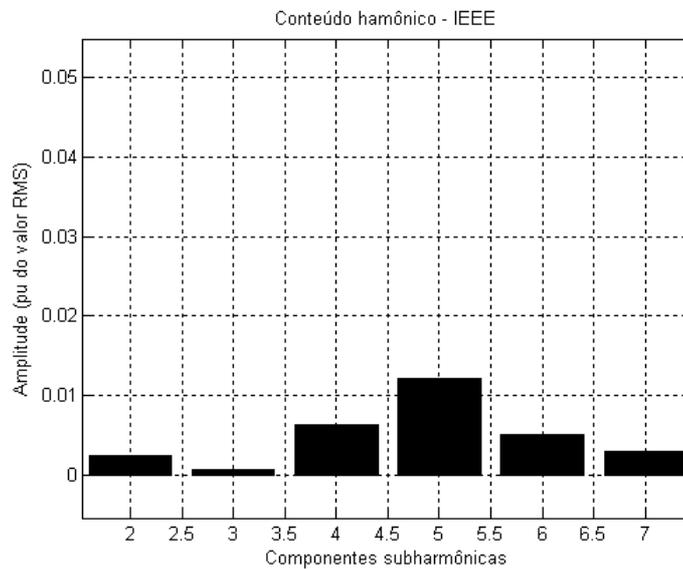


Figura 4.17. Espectro harmônico na faixa de interesse, fase de fusão.

A frequência de resolução utilizada para executar a análise harmônica da tensão no primário foi 2 Hz. Assim, no histograma da figura 4.17 a componente subharmônica indicada em 5 corresponde a 10 Hz.

A *International Union of Electroheat* (UIE) desenvolveu, em 1988, um *flickermeter* internacional usando dois critérios para julgar a severidade do *flicker*: P_{st} (*st* referindo a *short term*, ou seja, 10 min) e P_{lt} (*lt* referindo a *long term*, ou seja, 2 h). O P_{st} é um índice de quantificação estatística da sensação instantânea de *flicker* e será descrito com maiores detalhes a seguir.

Através de análises estatísticas do *flicker* causado por um grande número de instalações de fornos a arco, é possível ter uma idéia antecipada do nível de *flicker* esperado P_{st} em uma nova instalação de forno a arco. Os dados necessários para essa estimativa são os valores das impedâncias da rede de distribuição e do forno a arco [Robert et al. 1993] [Robert et al. 1994] [Larsson 1998]. A equação que representa tal estimativa pode ser escrita através de:

$$P_{st(99\%)} = K_{st} \frac{X_{rede}}{X_{rede} + X_{forno}} \quad (4.15)$$

$$P_{st(95\%)} = \frac{1}{1,25} P_{st(99\%)} \quad (4.16)$$

onde K_{st} é um coeficiente obtido através de análises estatísticas compreendido na faixa de 48 a 85, X_{rede} é a impedância da rede até o PAC e X_{forno} é a impedância do transformador e das linhas e cabos entre o PAC e o arco. Os valores de K_{st} estão associados diretamente à potência do forno elétrico a arco, possibilitando representar fornos que causam mais ou menos distúrbios na rede elétrica [Robert 1993].

O nível de P_{st} aceitável para instalações industriais não pode ultrapassar uma unidade, a partir desse valor já se pode perceber os efeitos da flutuação de tensão causadora do *flicker*.

Os dados correspondentes para o estudo de caso foram: $X_{rede} = 0,0313 pu$ e $X_{forno} = 0,5326 pu$. O nível de *flicker* esperado para esta instalação situa-se entre $P_{st(95\%)} = 2,1314$ e $P_{st(99\%)} = 3,7740$ dependendo da potência escolhida para o forno elétrico a arco.

4.7 – Implementação do *Flickermeter*

Com o intuito de verificar a estimativa do cálculo do P_{st} , apresentada anteriormente, foi desenvolvido um *flickermeter*, seguindo as normas da UIE.

Vários métodos e medidores de cintilação luminosa (Método Britânico, Método Francês, Método Alemão, Método Japonês e outros) foram desenvolvidos para tentar quantificar a flutuação de tensão causadora do efeito *flicker* [Mirra et al. 1997]. Mas os resultados encontrados para cada método (medidor) geralmente eram incompatíveis entre si. A necessidade de se criar um critério internacional para a avaliação da severidade de *flicker* motivou a UIE a desenvolver um método e um medidor de cintilação luminosa de aceitação internacional. O trabalho foi iniciado em 1979, resultando em 1982 na publicação do documento “*Functional and Design Specifications for the Flickermeter*”, adotado pela IEC (*International Electrotechnical Commission*), na IEC Publication 868 (1986) [Medeiros et al. 2002] [Medeiros 2003].

O *flickermeter* proposto pela UIE/IEC é composto de cinco blocos fundamentais, conforme mostra figura 4.18, que têm como objetivo medir flutuações na tensão que causam a cintilação luminosa, ou seja, medir o grau de severidade do *flicker*. O bloco 1 é responsável pela adaptação de amplitude do sinal de entrada. Os blocos 2 a 4 destacam-se por serem responsáveis pela simulação da resposta do sistema lâmpada/olho/cérebro, sendo a saída do bloco 4 uma representação de um sinal análogo à sensação do *flicker* instantâneo. O bloco 5 utiliza o sinal de saída obtido pelo bloco 4 para realizar uma análise estatística.

Esse mecanismo é descrito pela IEC 61000-4-15 [IEC 1997], que tem na figura 4.18 sua representação esquemática.

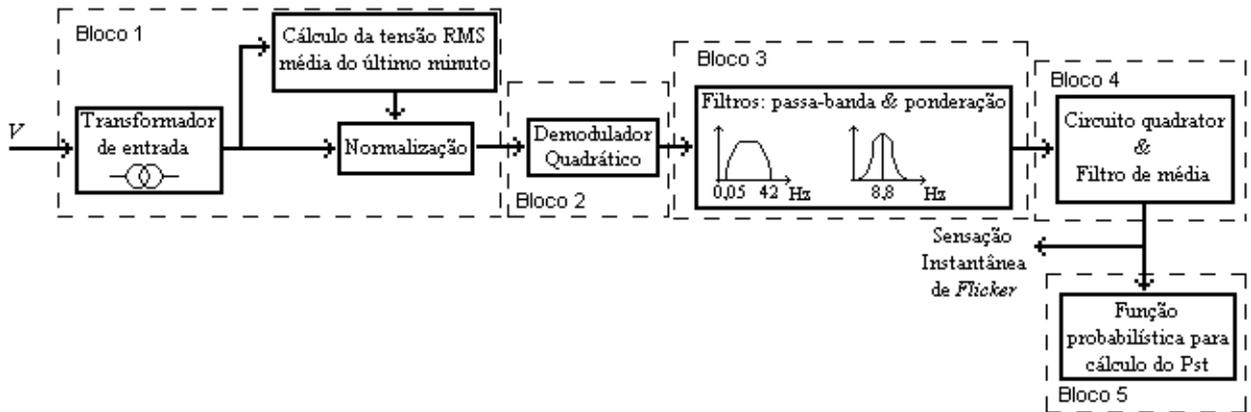


Figura 4.18. Diagrama em blocos simplificado do *flickermeter* IEC.

4.7.1 Bloco 1 – Adaptação do sinal de entrada e circuito de calibração

Este bloco produz um sinal de saída que contém informações das relativas mudanças da tensão eficaz (RMS) do sinal de entrada [Rogóz 2003].

O circuito adaptador de tensão tem a finalidade de normalizar a tensão de entrada pelo valor da média móvel do último minuto. Desta forma, as medidas podem ser realizadas independentemente da magnitude real da tensão, permitindo a comparação direta entre as medições realizadas em diferentes níveis.

Antes de se dar início ao cálculo do *flicker* é necessário que se adapte o sinal a níveis de referência do *flickermeter*, o que é conseguido com a ajuda de um transformador acoplado entre o barramento e o primeiro bloco.

Um segundo nível de adaptação do sinal é feito neste bloco, que tem como saída um valor eficaz de 10V. A média é realizada através de um filtro passa-baixas de primeira ordem, com tempo de resposta de 10% a 90% do valor final em 1 minuto para uma variação em degrau do valor eficaz da entrada [Larson 1998]. O sistema não pode ser prejudicado devido a constante de tempo τ , pois a constante deve ser suficientemente longa para que o sinal de

saída seja insensível a mudanças rápidas no sinal modulado e suficientemente curta para perceber mudanças lentas. A figura 4.19 mostra a representação esquemática do Bloco 1.

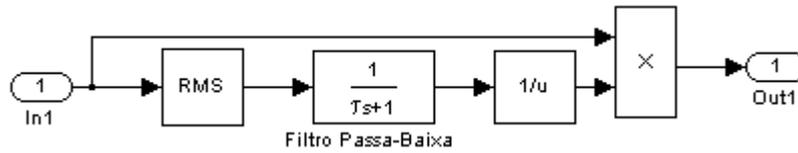


Figura 4.19. Bloco 1 – Adaptação do sinal de entrada

4.7.2 Bloco 2 – Demodulação por Operação Quadrática

A tensão normalizada é a entrada do bloco 2 que é um demodulador. A flutuação de tensão pode ser vista como uma superposição de uma onda modulante ao sinal fundamental de 60 Hz. Este sinal modulante, que conduz às variações luminosas (*flicker*), deve ser recuperado ou extraído da onda fundamental efetuando-se uma demodulação do sinal.

A demodulação pode ser feita elevando-se o sinal ao quadrado e reproduzindo as flutuações do quadrado dos valores eficazes da tensão, o que é diretamente relacionado à absorção de potência pelas lâmpadas incandescentes. Obtém-se, desta forma, a simulação das variações do fluxo luminoso emitidas por estas.

A figura 4.20 mostra o bloco utilizado para a demodulação quadrática.

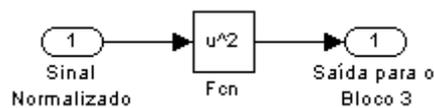


Figura 4.20. Bloco 2 – Demodulador Quadrático

4.7.3 Bloco 3 – Filtragem

A finalidade do Bloco 3 é filtrar o sinal quadrático da saída do bloco 2, completando assim o processo de demodulação, e ponderar o sinal em frequência a fim de simular a dependência da resposta do sistema iluminação/olho humano com esta variável.

Esse bloco é composto por três filtros, sendo que para frequências próximas de zero e acima de 42 Hz o ganho resultante dos filtros é próximo de zero. Essa aproximação pode ser feita porque a sensibilidade do olho humano é muito pequena nas faixas de frequência citadas anteriormente.

O primeiro filtro é um filtro passa-altas de 1ª ordem com frequência de corte igual a 0,05 Hz. Esse filtro tem como objetivo eliminar o nível CC do sinal de saída do bloco 2.

O segundo filtro é um filtro passa-baixas tipo Butterworth de 6ª ordem e com corte em 35 Hz para uma frequência da rede de 50 Hz e em 42 Hz, para 60Hz. O objetivo desse filtro é eliminar as componentes de dupla frequência da portadora. A resposta em frequência desse filtro leva em conta o fato de que a componente de dupla frequência é também atenuada pelo próximo filtro.

O terceiro filtro é um filtro passa-banda cuja finalidade é simular a função de transferência lâmpada-olho. Para tal, ajusta-se a frequência de corte em $f_c = 8,8 \text{ Hz}$, que é a máxima percepção olho-lâmpada. Essa função de transferência assume a seguinte forma [Larson 1998] [Rogóz 2003]:

$$G(s) = \frac{k\omega_1 s}{s^2 + 2\lambda s + \omega_1^2} \frac{1 + s/\omega_2}{(1 + s/\omega_3)(1 + s/\omega_4)} \quad (4.17)$$

As constantes da equação acima são definidas conforme a lâmpada considerada, segundo a tabela 1.

Tabela 1 - Constantes para os tipos de lâmpadas

Constantes	Lâmpada de 230V,60W	Lâmpada de 120V,60W
k	1,74802	1,6357
λ	25,50853854	26,18438937
w1	57,5221845	57,03353489
w2	14,32434303	18,47194905
w3	7,699101116	8,761700849
w4	137,6017582	108,7941076

O diagrama do Bloco 3 no Simulink é mostrado na figura 4.21.

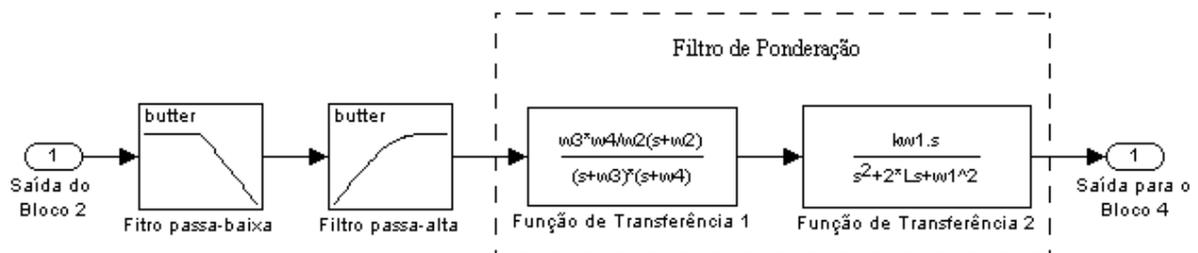


Figura 4.21. Bloco 3 – Filtragem

4.7.4 Bloco 4 – Média Móvel Quadrática

O objetivo desse bloco é elevar ao quadrado o sinal da flutuação de tensão ponderado para simular o processo de percepção não-linear do sistema olho/cérebro e realizar uma operação de média móvel do sinal quadrático para representar o efeito de memorização do cérebro.

Esse bloco eleva ao quadrado a saída do bloco 3 e realiza uma operação de média através de um filtro passa-baixas de 1ª ordem com constante de tempo $\tau = 300$ ms ou, equivalente, com $f_c = 0,530$ Hz que tem a finalidade de simular a memória do cérebro.

A sua função de transferência é dada por:

$$H(s) = \frac{1}{\tau s + 1} \quad (4.18)$$

O último elemento deste bloco ajusta um ganho de forma a obter a calibração de todo o sistema de medição.

A saída desse bloco corresponde à sensibilidade lâmpada/olho/cérebro e é o nível instantâneo de *flicker* registrado pelo cérebro [Larson 1998] [Mañana 2001].

A composição do Bloco 4 no *Simulink* pode ser vista na figura 4.22.

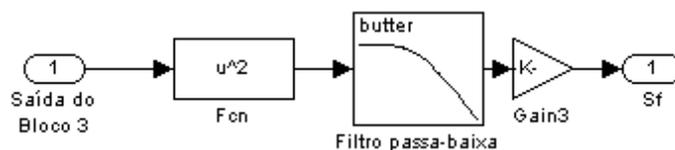


Figura 4.22. Bloco 4 – Média Móvel Quadrática

4.7.5 Bloco 5 – Análise Estatística

A saída do quarto bloco fornece a “sensação instantânea de *flicker*” (S_f) registrada pelo cérebro. Uma saída unitária corresponde ao chamado “limite de percepção do *flicker*”. Contudo é necessário um tratamento estatístico destes valores que leve em conta o crescimento acumulativo do grau de perturbação.

O Bloco 5 tem a finalidade de realizar uma avaliação estatística do sinal de saída do Bloco 4 a fim de se determinar o grau de irritação provocado pela cintilação. O tratamento estatístico consiste em ordenar as saídas do bloco 4, subdividindo-as em no mínimo 64 classes. A partir desta ordenação uma função de probabilidade acumulada (*CPF – Cumulative Probability Function*) é criada e os valores correspondentes aos percentis complementares de 0,1; 0,7; 1; 1,5; 2,2; 3; 4; 6; 8; 10; 13; 17; 30; 50 e 80% são calculados. Com isto torna-se possível verificar que determinados níveis de cintilação são excedidos de certas percentagens

em relação ao intervalo de observação. A partir da análise estatística, os indicadores de severidade de *flicker* podem ser calculados.

O P_{st} é um índice de quantificação estatística da sensação instantânea de *flicker*, obtido a partir da *CPF*, que por sua vez, fornece níveis de $S_f(t)$ que foram excedidos por determinadas percentagens do tempo de observação ou intervalo de cálculo do P_{st} , usualmente de 10 minutos (*Shor-term flicker severity*).

Com isso pode-se medir a severidade das flutuações (P_{st}) a partir da seguinte equação,

$$P_{st} = \sqrt{\kappa_{0,1}P_{0,1} + \kappa_1P_1 + \kappa_3P_3 + \kappa_{10}P_{10} + \kappa_{50}P_{50}} \quad (4.19)$$

onde P_{st} é a medida de severidade das flutuações baseada em um período de 10 minutos, $P_{0,1}$, P_1 , P_3 , P_{10} e P_{50} são níveis de *flicker* em 0,1, 1, 3, 10 e 50% do tempo de medição. Os termos da equação (4.19) são obtidos a partir das relações dadas pelas equações em (4.20):

$$\begin{aligned} P_1 &= \frac{P_{0,7} + P_1 + P_{1,5}}{3} \\ P_3 &= \frac{P_{2,2} + P_3 + P_4}{3} \\ P_{10} &= \frac{P_6 + P_8 + P_{10} + P_{13} + P_{17}}{5} \\ P_{50} &= \frac{P_{30} + P_{50} + P_{80}}{3} \end{aligned} \quad (4.20)$$

Onde os coeficientes $k_{0,1}$ a k_{50} são dados por:

$$k_{0,1} = 0,341$$

$$k_1 = 0,0525$$

$$k_3 = 0,0657$$

$$k_{10} = 0,28$$

$$k_{50} = 0,08$$

Um outro indicador para o nível de flutuação é o chamado P_{lt} , onde o subscrito lt significa longa duração (*Long Term*). O P_{lt} é calculado a partir do P_{st} sendo que o tempo de medição necessário para a produção de um valor é de 2 horas. Devido ao alto tempo de processamento e geração de arquivos grandes para o cálculo da severidade da flutuação de tensão, no presente trabalho somente os valores de P_{st} são calculados.

Na norma IEC 61000-4-15 [IEC 1997], vários testes são propostos para verificar se os resultados encontrados pelo *flickermeter* estão de acordo com o esperado. Tais testes consistem na análise da modulação de dois sinais pré-estabelecidos (sinal modulante e sinal fundamental) sendo que o *flickermeter* implementado conseguiu atingir os resultados esperados pela norma.

4.8 – A Implementação do Modelo no *ATPDraw*

O mesmo modelo proposto no ambiente *MatLab* foi desenvolvido no ambiente *ATPDraw*, programa para a análise de transientes mundialmente utilizado na área industrial e adotado pela CEMIG.

O modelo desenvolvido no *ATP* seguiu os mesmo passos do modelo implementado no *MatLab*, como foi mostrado no item 4.6. Para um melhor acompanhamento e comparação de resultados o caso exemplo considerado é o mesmo.

Um primeiro modelo foi implementado para um sistema monofásico para compararmos os resultados obtidos com aqueles do modelo no *MatLab*. Após a verificação dos resultados, um modelo trifásico passou a ser desenvolvido, conforme pode ser visto a seguir, na figura 4.24:

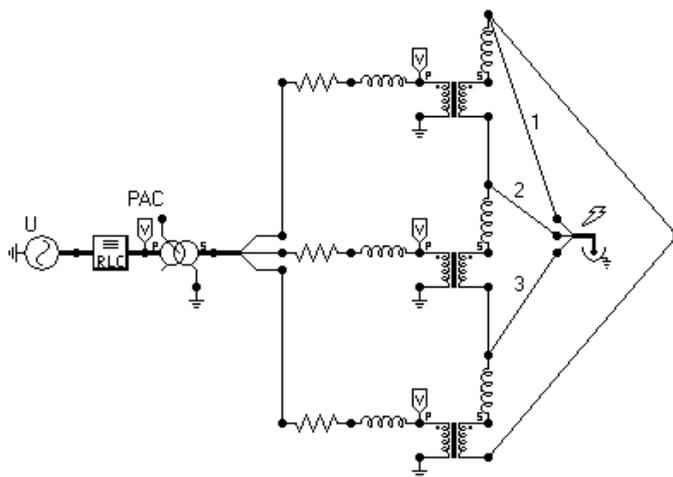


Figura 4.24. Modelo trifásico do forno, no ambiente EMT/ATP.

Para este caso exemplo, foi utilizada uma fonte trifásica com tensão de 138 kV e frequência de 60 Hz representando a concessionária. Assumiu-se um circuito RLC para representar a impedância da rede de distribuição com valores de 100 mH e $0,007\Omega$. Utilizou-se um medidor de tensão no ponto de acoplamento comum para visualizar a forma de onda na rede da concessionária já com os distúrbios provenientes do forno a arco.

Na entrada da indústria foi adotado um transformador Δ -Y de 40 MVA com relação de transformação de 138 kV para 33 kV e reatância de 9%. A impedância do sistema de média tensão foi de $0,26\text{ mH}$. Na alimentação do forno, para cada fase, foi adotado um transformador de 10 MVA com relação de transformação de 33 kV para 140V e reatância de 7%. A ligação entre eles foi Y- Δ como mostra a figura 4.25. A impedância da ligação em delta dos transformadores foi de $1,1\mu\text{H}$ e a impedância dos eletrodos foi de $5,57\mu\text{H}$ e $0,1\text{ m}\Omega$. Os dados utilizados para esta simulação foram obtidos a partir de informações disponíveis de instalações industriais existentes e usualmente citados na literatura corrente.

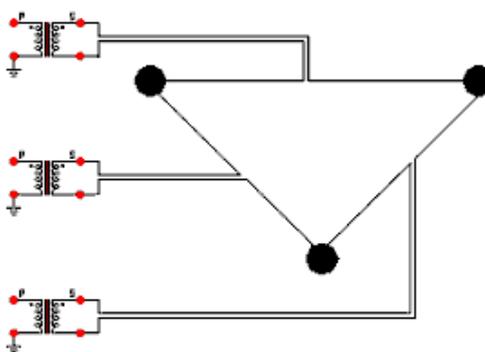


Figura 4.25. Ligações dos transformadores na alimentação do forno elétrico a arco.

As equações dinâmicas do forno a arco associadas ao oscilador de Chua, implementados no ambiente *ATP*, são mostradas na figura 4.26.

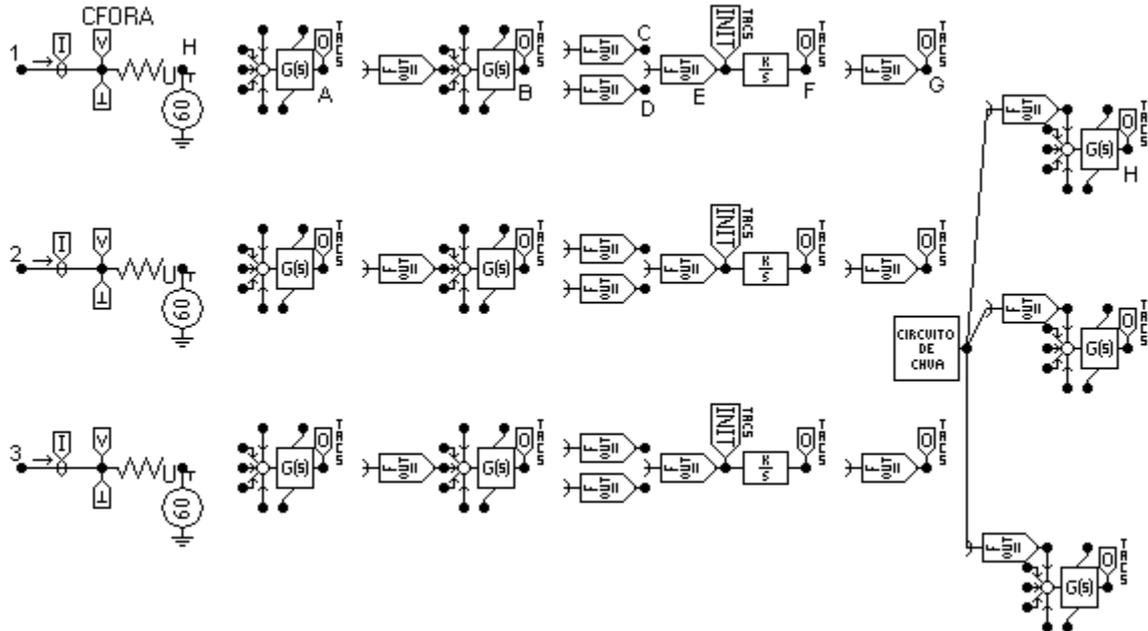


Figura 4.26. Modelo do Forno a Arco no ambiente *ATP*.

Para a figura 4.26 podemos detalhar os blocos A a H da seguinte forma:

- A - Atraso para se evitar erros numéricos.
- B - Elevação do sinal de entrada (corrente) ao quadrado.
- C - Ganho para o ajuste da saída do bloco B $((1/(\text{saída do bloco F})^3) * 12.5)$
- D - Ganho para o ajuste da saída do bloco F (-3000).
- E - Soma das saídas dos blocos C e D.
- F - Integração do sinal de saída do bloco E para obtenção do valor do raio do arco elétrico.
- G - Tensão de saída do forno a arco (equações (38) e (39)).
- H - Tensão do forno a arco modulada pelo sinal do Circuito de Chua.

As equações que regem o comportamento do Circuito de Chua estão representadas na figura 4.27 pelo bloco denominado Circuito de Chua. O desenvolvimento das equações no *ATP* segue a seguinte forma:

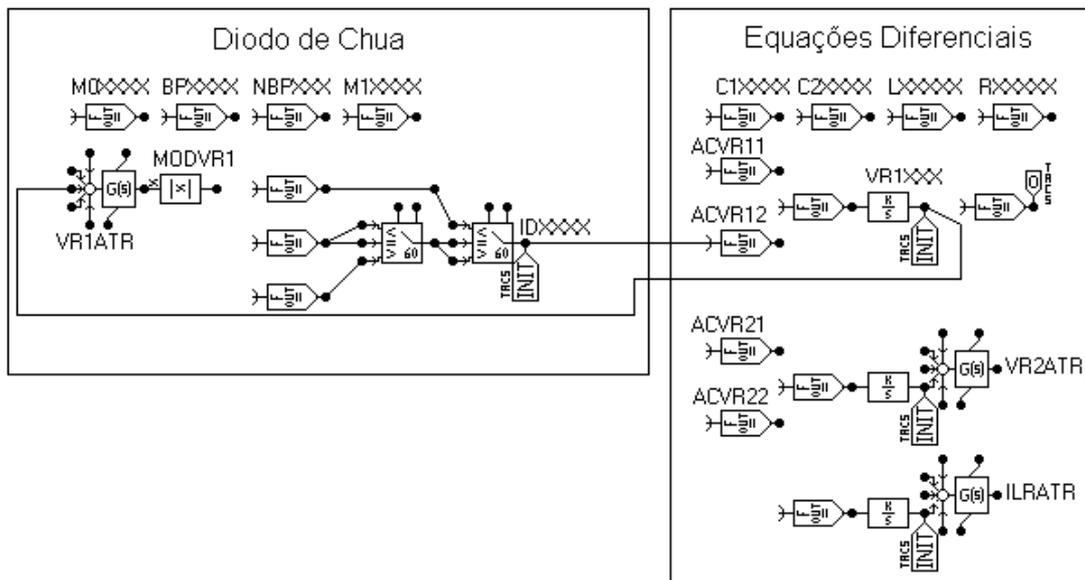


Figura 4.27. Desenvolvimento do Circuito de Chua

Para a figura 4.27 podemos detalhar os blocos acima como sendo a resolução das equações (4.12) e (4.13) representadas pela figura 4.8.

Abaixo serão mostradas as formas de onda obtidas através de simulações, no ambiente *ATP*, para o estágio de fusão do forno a arco ($m = 0$ e $n = 2$).

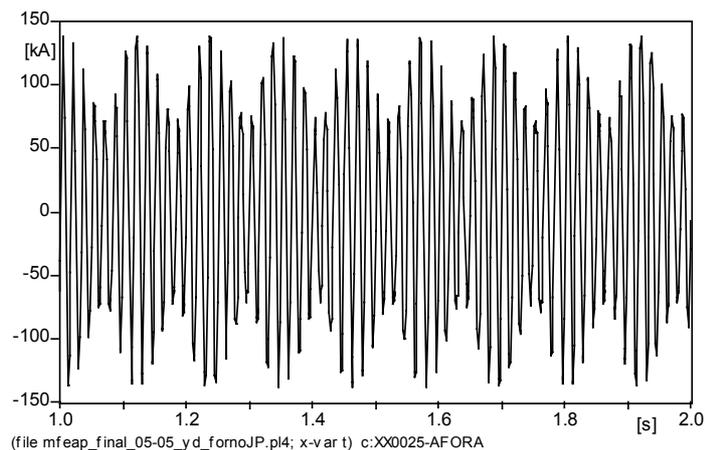


Figura 4.28. Forma de onda da corrente de linha no forno, para uma fase.

As fases A, B e C estão representadas respectivamente pelas cores vermelho, verde e azul nas figuras onde são mostradas as formas de ondas trifásicas.

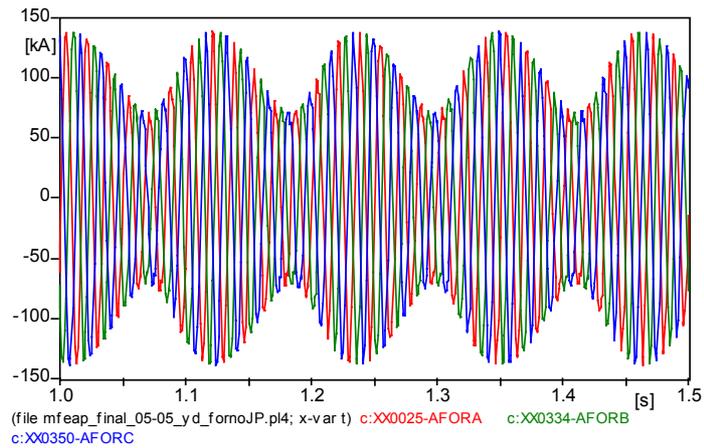


Figura 4.29. Forma de onda da corrente de linha, no forno, para as três fases.

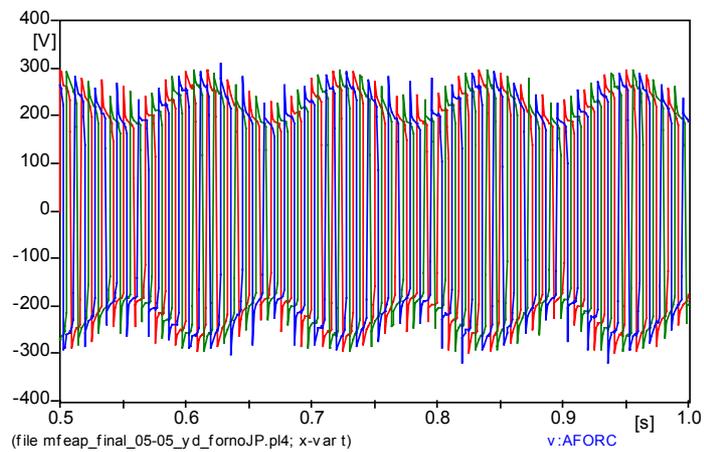


Figura 4.30. Forma de onda da tensão do forno para as três fases.

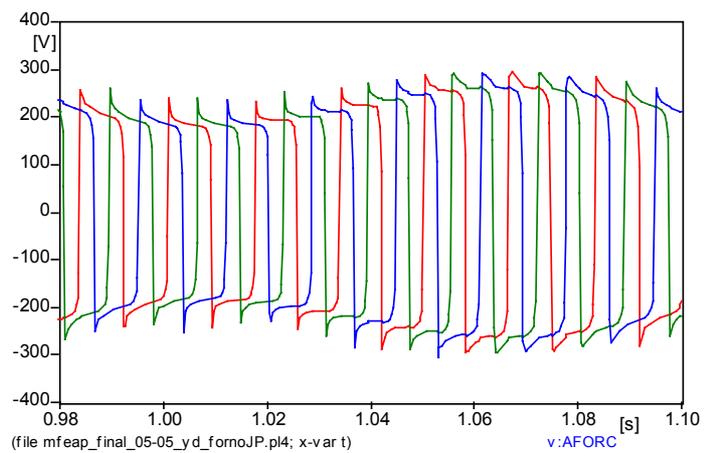


Figura 4.31. Detalhes na forma de onda da tensão do forno para as três fases.

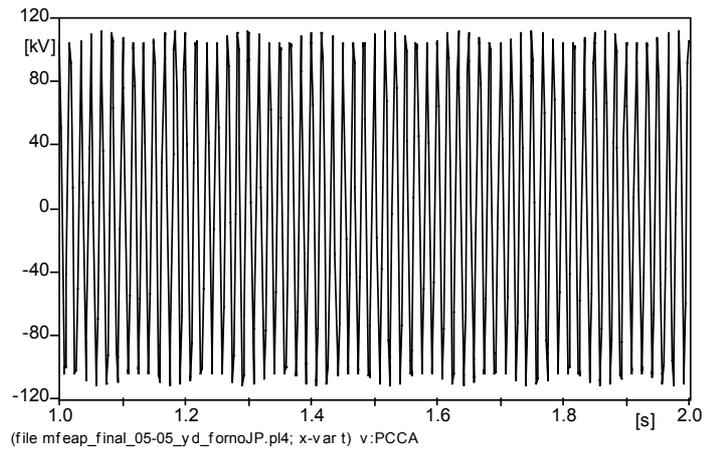


Figura 4.32. Forma de onda da tensão, no PAC, para uma fase.

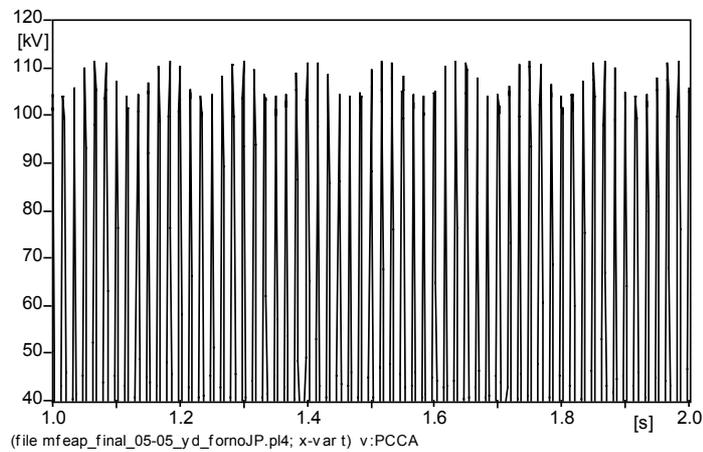


Figura 4.33. Detalhes na forma de onda da tensão, no PAC, para uma fase.

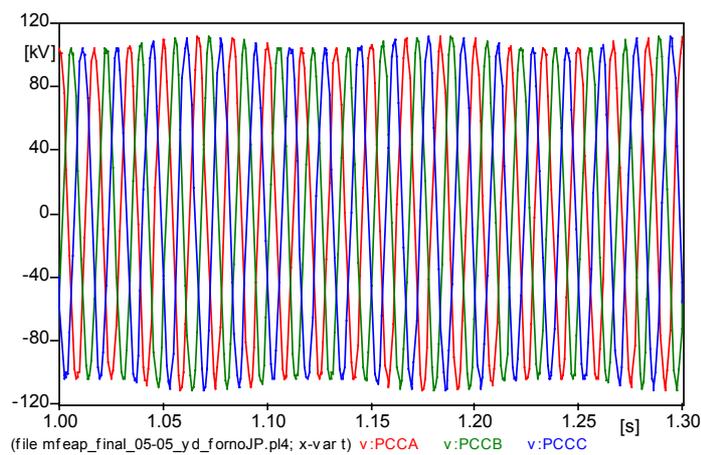


Figura 4.34. Forma de onda da tensão no PAC, para as três fases.

Após o modelo ter sido desenvolvido e ajustado, o nível de P_{st} encontrado no PAC para a simulação de 10 minutos foi igual a 3,33, muito acima do nível aceitável de uma unidade.

4.9 – Conclusão

O modelo utilizando uma combinação das características dinâmicas do arco e uma modulação de natureza caótica, obtida via circuito de Chua, mostrou-se capaz de reproduzir as flutuações de tensão associadas ao efeito *flicker*. Este efeito pode ser demonstrado pela faixa de ocorrência das sub-harmônicas (6 a 10 Hz) e através das formas de onda típicas do forno elétrico a arco.

Pôde-se observar ainda, que os modelos desenvolvidos tanto no ambiente *MatLab* quanto no *EMTP/ATP*, conseguiram representar, de forma análoga, as características de corrente-tensão do forno a arco.

O *flickermeter* implementado e calibrado segundo a norma IEC 61000-4-15, indicou um índice de P_{st} próximo da estimativa feita por meio da equação (4.16). Estes dois resultados permitiram a verificação do *flickermeter* desenvolvido em relação à estimativa proposta em [Robert et al. 1993] [Robert 1994].

Como contribuição deste trabalho, pode-se destacar o fato de que os modelos de fornos a arco desenvolvidos neste capítulo foram construídos no domínio do tempo e podem ser conectados, com relativa facilidade, a um barramento específico como um componente de circuito, facilitando a sua utilização em diversos ambientes computacionais. Trabalhos futuros poderão ser desenvolvidos, como a modelagem direta da flutuação de tensão causadora do *flicker* através de técnicas não-lineares e a análise da compensação dos distúrbios na rede elétrica através de filtros ativos.

Capítulo 5

5 – Aplicação da Representação NARMAX Polinomial à Modelagem do Forno Elétrico a Arco

Será apresentada, nesta seção, o desenvolvimento de um modelo para o forno elétrico a arco utilizando a representação NARMAX polinomial. Os dados utilizados foram obtidos a partir do modelo anteriormente descrito no Capítulo 4 e implementado no ambiente *MatLab*. Neste caso, os dados de entrada serão a corrente absorvida do barramento de baixa tensão do transformador do forno e os dados de saída do modelo, a tensão de saída do forno a arco.

A seguir serão mostrados os passos seguidos para o procedimento de identificação do forno a arco.

5.1 – Escolha do Período de Amostragem

As figuras 5.1 e 5.2 apresentam os dados de entrada e saída obtidos a partir do modelo do forno elétrico a arco, baseado no oscilador de Chua, correspondentes à corrente e tensão no secundário do transformador de alimentação do forno, respectivamente.

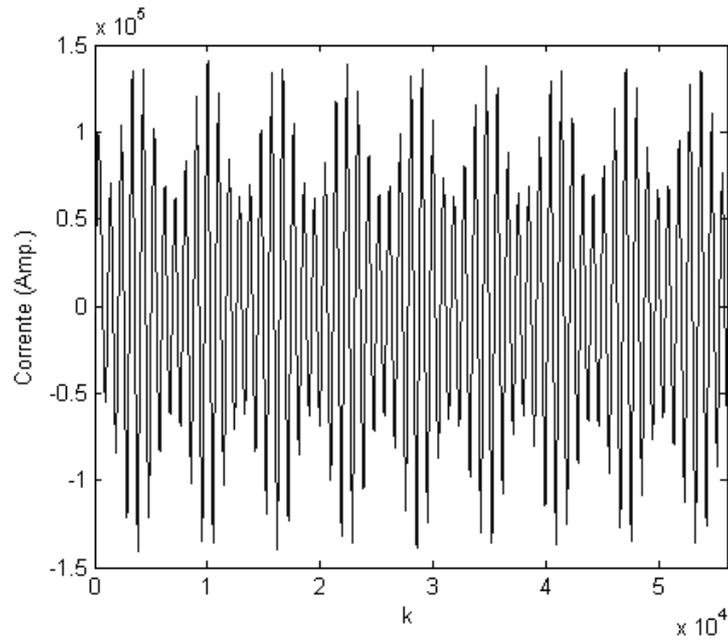


Figura 5.1. Massa de dados de entrada - corrente de alimentação do forno.

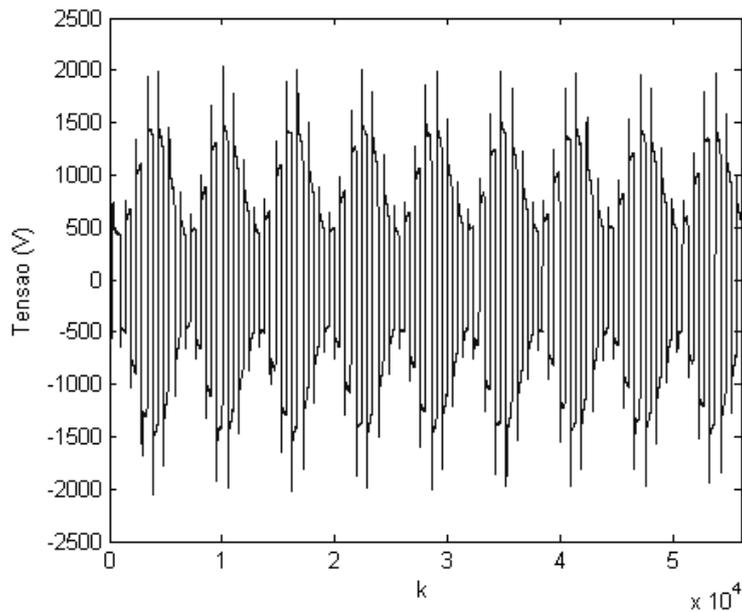


Figura 5.2. Massa de dados de saída - tensão de saída do forno.

A escolha da taxa de amostragem (T_s) é feita a partir das funções de correlações, dadas pelas equações (3.1) e (3.2). Para uma maior facilidade, estas equações são reescritas a seguir.

$$\phi_{y,y}(\tau) = E[(y(k) - \overline{y(k)})(y(k - \tau) - \overline{y(k)})]$$

$$\phi_{y^2,y^2}(\tau) = E[(y^2(k) - \overline{y^2(k)})(y^2(k - \tau) - \overline{y^2(k)})]$$

A partir destas equações são calculadas as funções de auto-correlação linear e auto-correlação não-linear, cujos resultados são mostrados nas figuras 5.3 e 5.4. O passo de integração das séries temporais apresentadas nas figuras 5.1 e 5.2 foi de 5,85 μ s.

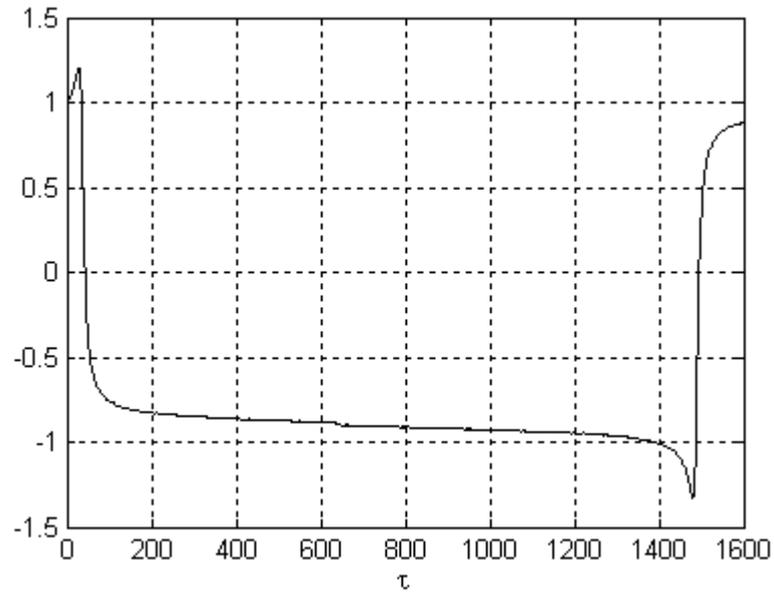


Figura 5.3. Função de auto-correlação linear.

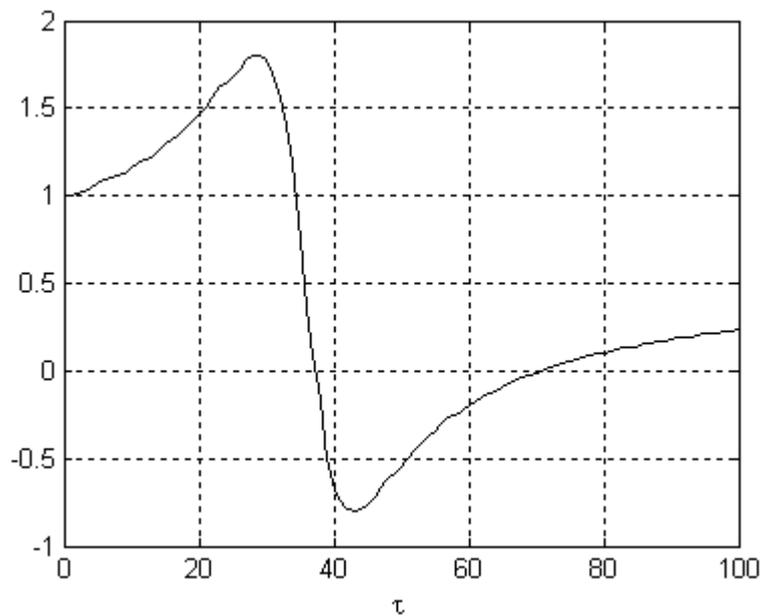


Figura 5.4. Funções de auto-correlação não-linear.

Observando-se a figura 5.3, o primeiro mínimo da função de auto-correlação linear ocorre em $\tau_{y'} \approx 1482 \times 5,85 \times 10^{-6} = 8,68 \text{ ms}$. Por outro lado, segundo a figura 5.4, o primeiro mínimo da correlação não-linear ocorre em $\tau_{y^2} \approx 43 \times 5,85 \times 10^{-6} = 0,25 \text{ ms}$.

Das equações (3.3) e (3.4) sabe-se que,

$$\tau_m = \min\{\tau_{y'}, \tau_{y^2}\}$$

$$\frac{\tau_m}{20} \leq T_s \leq \frac{\tau_m}{10},$$

ou seja, $\tau_m = \min\{8,68 \text{ ms}, 0,25 \text{ ms}\} = 0,25 \text{ ms}$. Escolhendo $T_s = 17,87 \text{ } \mu\text{s}$, os dados para o processo de identificação serão obtidos tomando-se os valores de entrada/saída a cada 3 amostras dos dados originais. A frequência fundamental do sistema a ser modelado é de 60 Hz, tendo sido selecionadas 55941 amostras que correspondem a 1 segundo de funcionamento do forno elétrico a arco. Esta janela de tempo escolhida contém informações suficientes sobre a presença do efeito *flicker*, principal objetivo da aplicação das técnicas de identificação de sistemas neste trabalho.

Da massa de dados amostrada as primeiras 25000 amostras serão utilizadas nos procedimentos de seleção de estrutura e estimação de parâmetros do modelo enquanto o intervalo de 30001 – 50000 amostras serão utilizadas na fase de validação do modelo.

5.2 – Detecção de Não-Linearidades

Sinais que apresentam termos constantes além dos termos lineares ou não-lineares, podem encobrir os verdadeiros resultados dos testes de não-linearidade [Haber 1990]. Com isto, a fim de se prevenir, caso as médias dos sinais sejam diferentes de zero, os métodos de correlação cruzada e auto-correlação foram realizados com os dados filtrados e normalizados e não diretamente com os dados medidos.

A partir dos dados, após a amostragem e filtragem, foi feito o cálculo da função de correlação cruzada entre os dados de entrada e saída e, em seguida, o cálculo da auto-correlação dos dados de saída.

As figuras 5.5 e 5.6 mostram os resultados gráficos das funções de correlação, equações (3.11) e (3.13), repetidas aqui para maior facilidade.

$$\phi_{xy'}(\tau) = E[x(k + \tau)y'(k)]$$

$$\phi_{yy'}(\tau) = E[v(k + \tau)y'(k)]$$

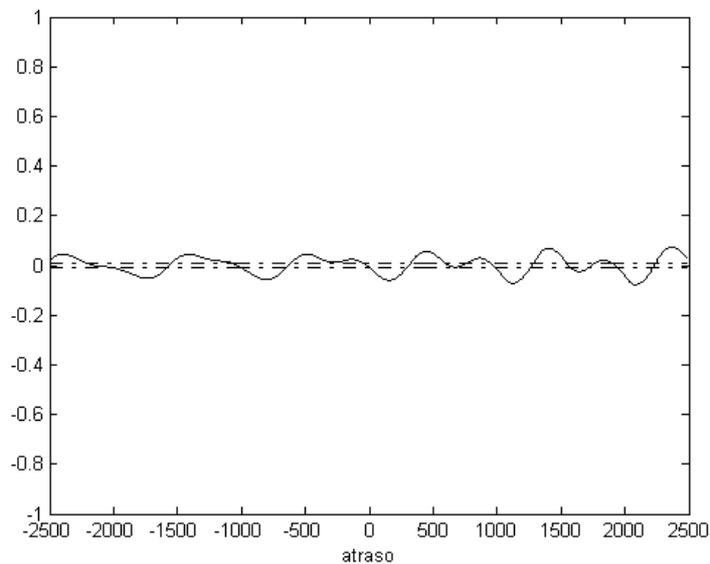


Figura 5.5. Correlação cruzada entre os dados de entrada e saída.

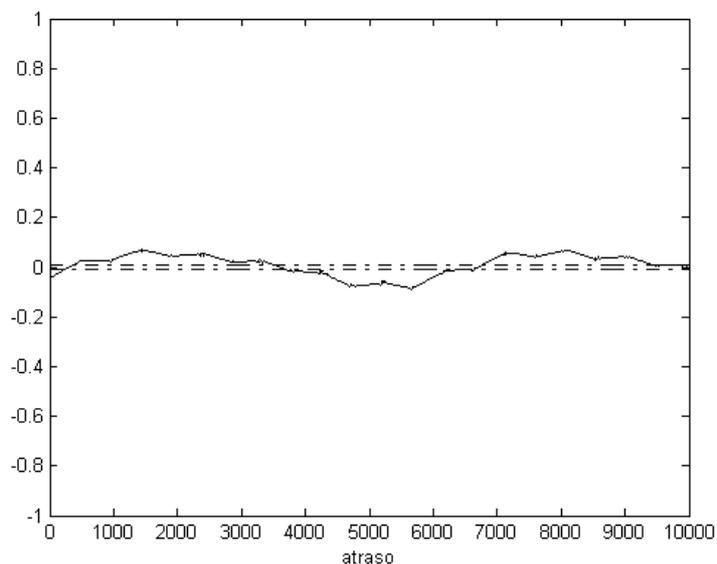


Figura 5.6. Auto-correlação dos dados de saída, conforme a equação (3.12).

A partir da análise das figuras 5.5 e 5.6 pode-se perceber que as funções de correlação indicam a presença de não-linearidades no sistema, visto que os valores se situam fora do intervalo de confiança de 95%.

5.3 – Detecção de Estrutura e Estimação de Parâmetros

A partir da constatação da presença de não-linearidades no comportamento do sistema, optou-se pelo modelo NARMAX polinomial para a representação do comportamento dinâmico do forno elétrico a arco, especificamente, para a representação do efeito *flicker*.

Com base em algumas experimentações prévias, optou-se por apresentar os resultados do modelo NARMAX polinomial para um grau de não-linearidade $l = 3$ e atrasos máximos nos sinais de entrada, saída e erro, $n_u = n_y = n_e = 2$, respectivamente. Um conjunto de modelos NARMAX polinomiais foi gerado, variando-se o número de termos de processo “ n_p ” de 4 a 25. Os termos dos modelos foram seleccionados considerando um total de 84 termos candidatos, resultantes da combinação de todos os termos de saída e entrada com seus possíveis atrasos.

Em linhas gerais, optou-se pelo critério da taxa de redução do erro (*ERR*) para a detecção de estrutura do modelo, o método dos mínimos quadrados ortogonal para a estimação dos parâmetros incluindo-se, ainda, um modelo linear de ruído com 10 termos, de forma a minimizar a polarização dos parâmetros.

A partir da taxa de redução de erro o conjunto de termos candidatos foi previamente ordenado na forma decrescente, de acordo com o valor do *ERR* de cada termo (quanto maior o *ERR* resultante, melhor qualificado o termo).

O critério de informação de Akaike também foi utilizado para estimar o número adequado de termos para a identificação do forno elétrico a arco, conforme a equação (3.22), reescrita a seguir para maior facilidade:

$$AIC = N \log[Var(\xi)] + 2n_{\theta}$$

Neste modelo, $N = 25000$ e n_{θ} corresponde ao número de termos considerados, variando de 4 a 25. Nem sempre este critério mostra qual o melhor número de termos a ser utilizado, porém permite delimitar uma região de busca no espaço de estruturas possíveis para o modelo [Aguirre 2004].

A partir do conjunto de termos previamente ordenado, uma série de modelos NARMAX com número de termos crescente foi identificada. Os resultados obtidos pelo AIC são mostrados na figura 5.7:

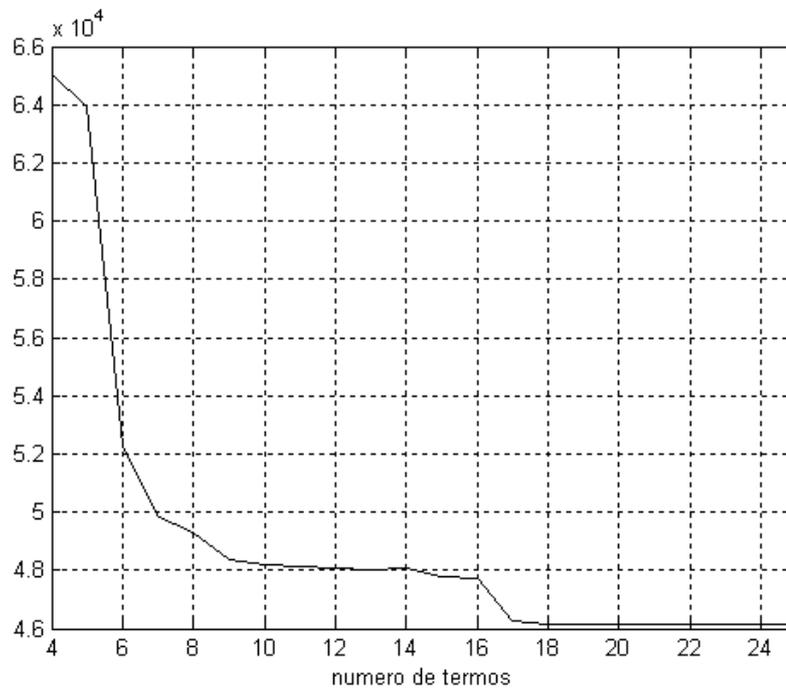


Figura 5.7. Critério de Akaike na detecção de estrutura de modelos NARMAX.

O primeiro mínimo do critério de Akaike indica a estrutura de modelo que minimiza a variância dos resíduos de identificação para aquela disposição de termos gerada pelo ERR , lembrando que o número de termos escolhido pelo critério AIC dependerá das seleções realizadas pelo algoritmo ERR . Analisando a figura 5.7 percebe-se que o primeiro mínimo não está bem definido, sendo a curva decrescente praticamente em toda a sua extensão até 16 termos de processo. A partir de 17 termos de processo a curva é praticamente constante.

A análise de agrupamento de termos permite detectar agrupamentos espúrios. Estes agrupamentos, além de aumentar a complexidade do modelo, podem inserir comportamentos não existentes na dinâmica real do sistema. Após a determinação dos agrupamentos candidatos do modelo são traçados gráficos que permitirão fazer a análise destes agrupamentos detectando quais são os efetivos e quais são espúrios. Esses gráficos mostram as variações dos coeficientes de agrupamentos de termos à medida que novos termos são inseridos no modelo. Pode-se perceber quando um agrupamento é espúrio se [Aguirre et al. 1995a]:

- o coeficiente associado possui valor irrelevante em relação aos demais coeficientes,
- o coeficiente associado oscila em torno de zero à medida que novos termos são inseridos no modelo,
- o agrupamento só ocorre para um número elevado de termos.

A primeira condição reflete o fato de alguns termos possuírem coeficientes significativos mas à medida que o agrupamento aumenta, estes coeficientes vão se cancelando tornando o agrupamento espúrio. A segunda condição mostra que se o coeficiente de agrupamento oscila em torno de zero seus parâmetros estimados são inconsistentes. Já a terceira condição tenta evitar problemas de mau condicionamento numérico, uma vez que as chances de ocorrência de tais problemas aumentam à medida que o número de termos no modelo aumenta.

As figuras 5.8, 5.9 e 5.10 mostram a variação dos valores dos coeficientes associados aos agrupamentos à medida que o número de termos é acrescentado ao modelo.

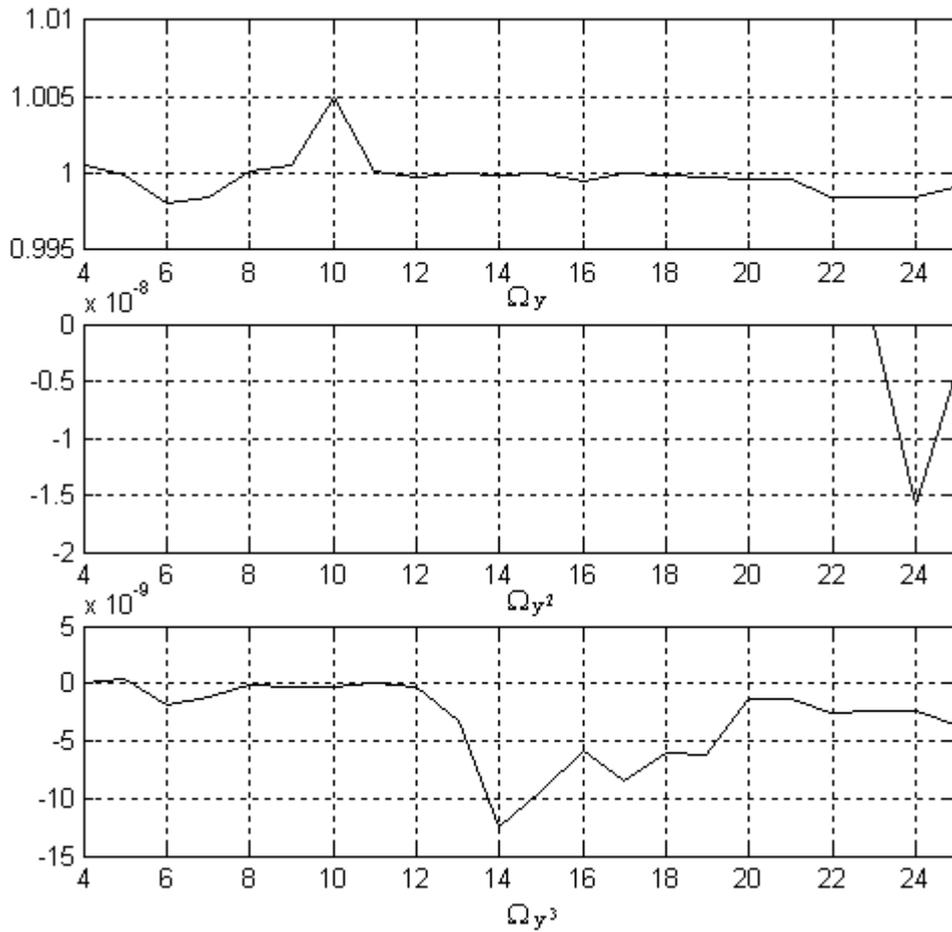


Figura 5.8. Coeficientes de agrupamentos em y em função do número de termos.

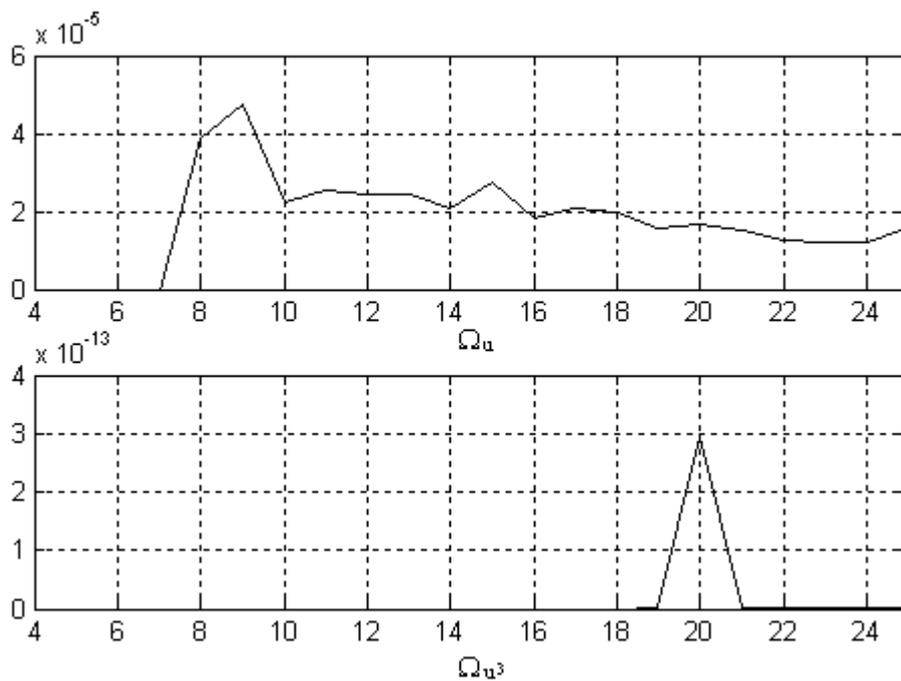


Figura 5.9. Coeficientes de agrupamentos em u em função do número de termos.

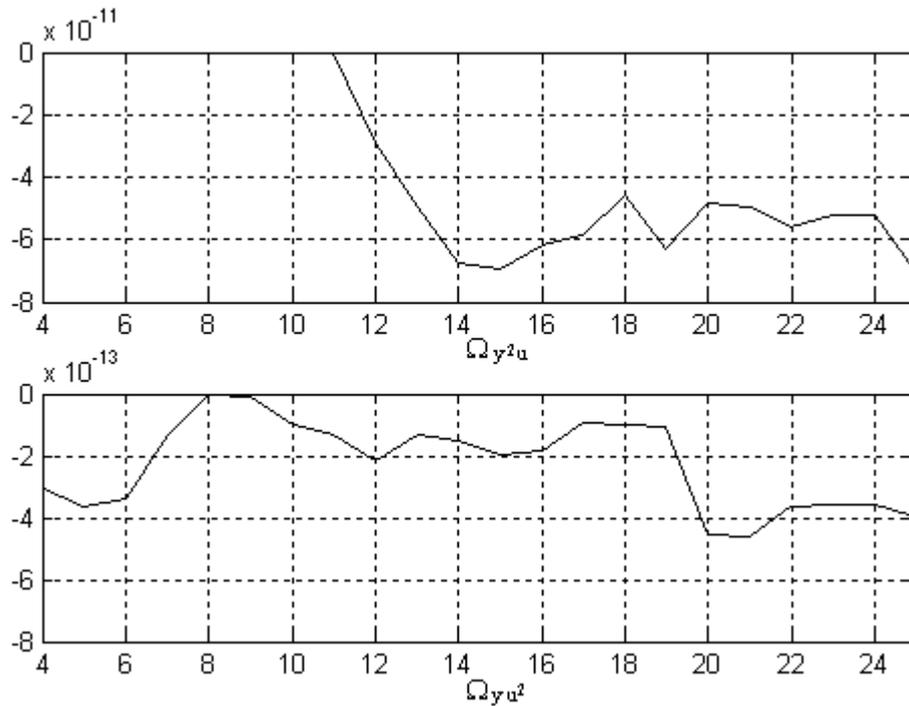


Figura 5.10. Coeficientes de agrupamentos em yu em função do número de termos.

O agrupamento Ω_0 (termo constante) não aparece em nenhum momento nos modelos identificados. De acordo com a figura 5.8 os agrupamentos Ω_y e Ω_{y^3} podem ser considerados efetivos já que não se enquadram em nenhuma das restrições mencionadas anteriormente. Já o agrupamento Ω_{y^2} aparece apenas com um número elevado de termos, a partir do 24º termo, podendo assim ser considerado desnecessário. Pela análise da figura 5.9, o agrupamento Ω_u também só aparece a partir de um número elevado de parâmetros, a partir do 19º termo. Apesar do agrupamento Ω_u possuir coeficiente muito baixo, pode-se considerá-lo como agrupamento efetivo, levando em consideração que as entradas do modelo a ser identificado possuem uma magnitude 100 vezes maior que os dados de saída, fazendo com que os termos cruzados de entrada possuam coeficientes muito baixos. Tomando a figura 5.10, os agrupamentos Ω_{y^2u} e Ω_{yu^2} , apesar de também possuírem coeficientes de agrupamento baixos, podem ser considerados efetivos levando-se em consideração a mesma observação feita para o agrupamento com termos cruzados de entrada.

A partir das análises dos coeficientes de agrupamento feitas acima considerou-se como agrupamentos mais significativos: Ω_y , Ω_{y^3} , Ω_{y^2u} , Ω_u e Ω_{yu^2} .

Os resultados obtidos através da análise dos agrupamentos de termos devem ser encarados como uma ferramenta de apoio ao processo de seleção da estrutura dos modelos, não sendo esta análise a que determina a estrutura final de um modelo NARMAX.

Pode-se perceber tanto pelo critério do *ERR* quanto pela análise de agrupamentos de termos que o grau de não-linearidade escolhido para a representação NARMAX foi adequada, pois nos dois métodos percebe-se a presença de termos de 3ª ordem entre os termos com maior variância no erro de saída e agrupamento de termos efetivos.

Abaixo serão mostrados alguns modelos encontrados variando-se o número de termos de processo.

- Modelo não-linear com grau de não linearidade $l = 3$, $n_u = n_y = n_e = 2$, 14 termos de processo e 10 termos lineares de ruído com tempo de amostragem $T_s = 17,87 \mu s$ para os primeiros 25000 pontos da massa de dados.

$$\begin{aligned}
 y(k) = & 1,6905 y(k-1) - 0,69068 y(k-2) - 1,7017 \times 10^{-9} y(k-2) u(k-2)^2 - \\
 & - 6,2381 \times 10^{-8} y(k-1) u(k-1)^2 + 2,8271 \times 10^{-6} y(k-2)^3 - 2,3737 \times 10^{-6} y(k-1)^3 + \\
 & + 6,9118 \times 10^{-6} y(k-2) y(k-1)^2 + 2,0939 \times 10^{-5} u(k-2) - 7,3776 \times 10^{-6} y(k-2)^2 y(k-1) - \\
 & - 5,8939 \times 10^{-8} y(k-1) u(k-2)^2 + 1,6383 \times 10^{-9} y(k-2) u(k-1)^2 - \\
 & - 5,5592 \times 10^{-8} y(k-2)^2 u(k-1) + 5,5524 \times 10^{-8} y(k-1)^2 u(k-2) + \\
 & + 1,2138 \times 10^{-7} y(k-1) u(k-2) u(k-1) + \\
 & \sum_{i=1}^{10} \theta_i \xi(k-i) + \xi(k)
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

A tabela 2 mostra o agrupamento de termos com seus correspondentes coeficientes para um modelo com 14 termos de processo.

Nas figuras 5.11 a 5.16 os dados de simulação obtidos no capítulo 4 serão denominados como sistema original.

Tabela 2 - Agrupamento de termos e seus correspondentes coeficientes.

Agrupamentos	Coefficientes
Ω_y	$\sum_y = C_{1,0}(1) + C_{1,0}(2) = 0,9999$
Ω_{yu^2}	$\sum_{yu^2} = C_{1,2}(2,2,2) + C_{1,2}(1,1,1) + C_{1,2}(1,2,2) + C_{1,2}(2,1,1) + C_{1,2}(1,2,1)$ $= -1,4892 \times 10^{-13}$
Ω_{y^3}	$\sum_{y^3} = C_{3,0}(2,2,2) + C_{3,0}(1,1,1) + C_{3,0}(2,1,1) + C_{3,0}(2,2,1) = -1,2456 \times 10^{-8}$
Ω_u	$\sum_u = C_{0,1}(2) = 2,0939 \times 10^{-5}$
Ω_{y^2u}	$\sum_{y^2u} = C_{2,1}(2,2,1) + C_{2,1}(1,1,2) = -6,7485 \times 10^{-11}$

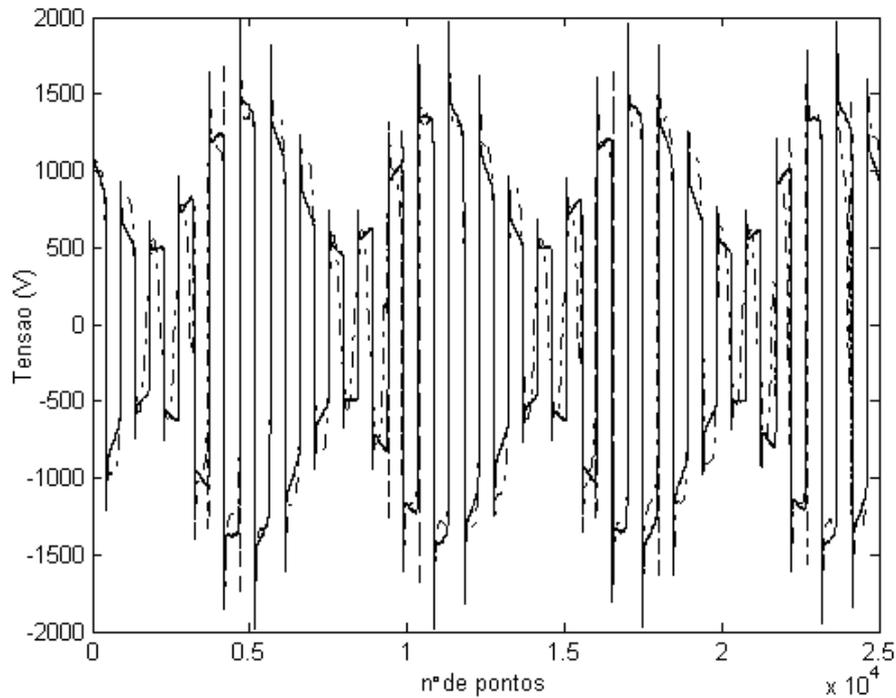


Figura 5.11. Aproximação através do modelo NARMAX com 14 termos de processo: (—) sistema original, (---) modelo NARMAX polinomial.

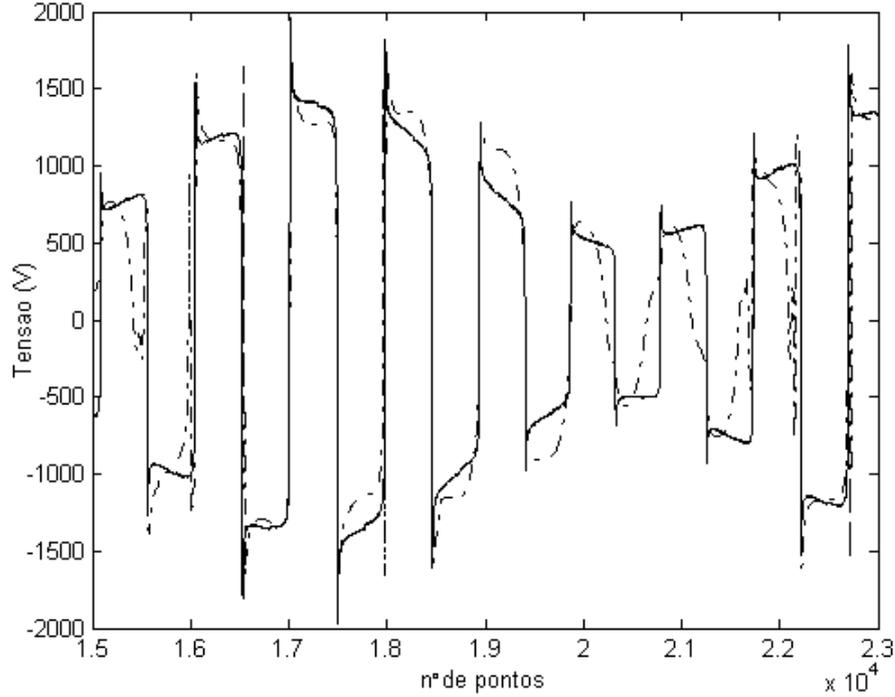


Figura 5.12. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 14 termos de processo: (–) sistema original, (– –) modelo NARMAX polinomial.

Outros dois modelos, sem os agrupamentos espúrios e com 15 e 16 termos de processo, foram analisados para a representação NARMAX polinomial aplicada ao forno elétrico a arco.

- Modelo não-linear com grau de não linearidade $l = 3$, $n_u = n_y = n_e = 2$, 15 termos de processo e 10 termos lineares de ruído com tempo de amostragem $T_s = 17,87 \mu s$ para os primeiros 25000 pontos da massa de dados.

$$\begin{aligned}
 y(k) = & 1,7034 y(k-1) - 0,70335 y(k-2) + 6,4224 \times 10^{-7} y(k-2) u(k-2)^2 - \\
 & - 6,8761 \times 10^{-7} y(k-1) u(k-1)^2 + 2,5138 \times 10^{-6} y(k-2)^3 - 2,1819 \times 10^{-6} y(k-1)^3 + \\
 & + 6,3305 \times 10^{-6} y(k-2) y(k-1)^2 + 2,7553 \times 10^{-5} u(k-2) - 6,6717 \times 10^{-6} y(k-2)^2 y(k-1) - \\
 & - 6,8169 \times 10^{-7} y(k-1) u(k-2)^2 + 6,4807 \times 10^{-7} y(k-2) u(k-1)^2 - \\
 & - 3,8839 \times 10^{-8} y(k-2)^2 u(k-1) + 3,877 \times 10^{-8} y(k-1)^2 u(k-2) + \\
 & + 1,3694 \times 10^{-6} y(k-1) u(k-2) u(k-1) - 1,2904 \times 10^{-6} y(k-2) u(k-2) u(k-1) + \\
 & \sum_{i=1}^{10} \theta_i \xi(k-i) + \xi(k)
 \end{aligned} \tag{5.2}$$

A tabela 3 mostra o agrupamento de termos com seus correspondentes coeficientes para um modelo com 15 termos de processo.

Tabela 3 - Agrupamento de termos com seus correspondentes coeficientes.

Agrupamentos	Coefficientes
Ω_y	$\sum_y = C_{1,0}(1) + C_{1,0}(2) = 1,000$
Ω_{yu^2}	$\sum_{yu^2} = C_{1,2}(2,2,2) + C_{1,2}(1,1,1) + C_{1,2}(1,2,2) + C_{1,2}(2,1,1) + C_{1,2}(1,2,1) + C_{1,2}(2,2,1)$ $= -1,944 \times 10^{-13}$
Ω_{y^3}	$\sum_{y^3} = C_{3,0}(2,2,2) + C_{3,0}(1,1,1) + C_{3,0}(2,1,1) + C_{3,0}(2,2,1) = -9,3348 \times 10^{-9}$
Ω_u	$\sum_u = C_{0,1}(2) = 2,7553 \times 10^{-5}$
Ω_{y^2u}	$\sum_{y^2u} = C_{2,1}(2,2,1) + C_{2,1}(1,1,2) = -6,9698 \times 10^{-11}$

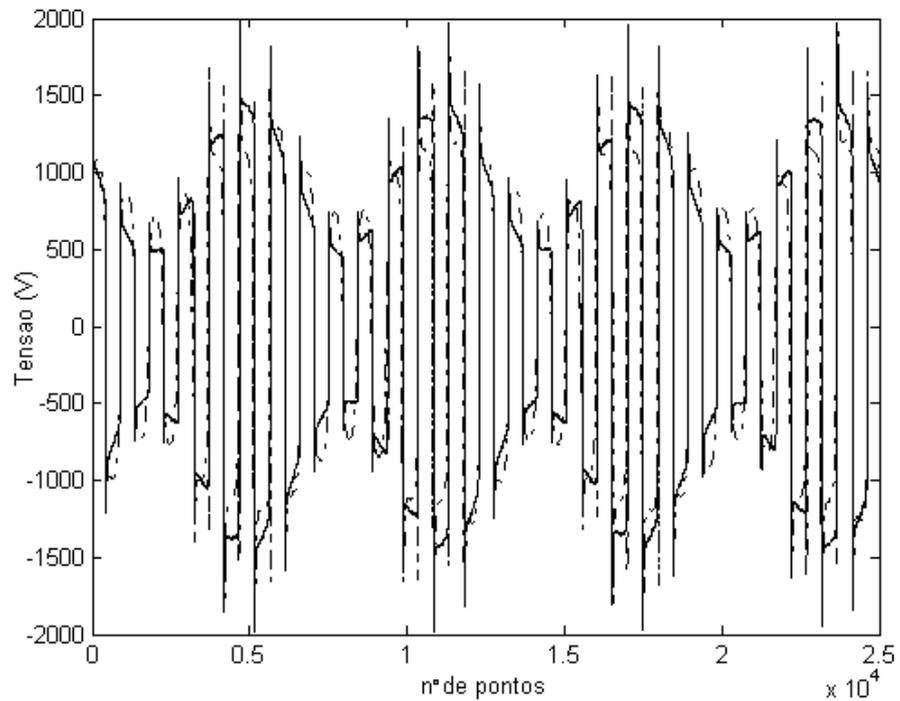


Figura 5.13. Aproximação através do modelo NARMAX com 15 termos de processo: (–) sistema original, (—) modelo NARMAX polinomial.

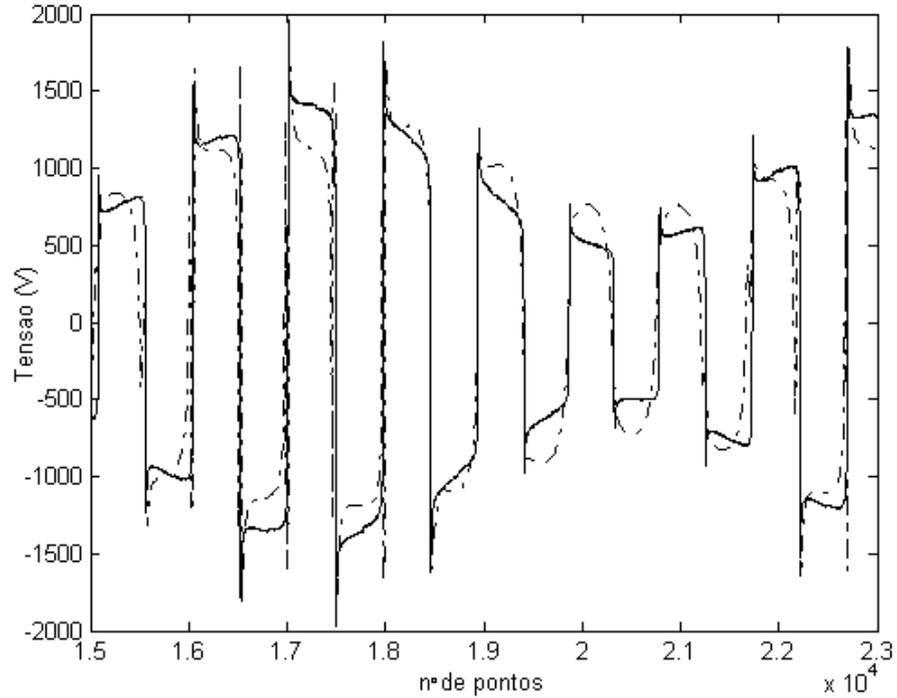


Figura 5.14. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 15 termos de processo: (–) sistema original, (– –) modelo NARMAX polinomial.

- Modelo não-linear com grau de não linearidade $l = 3$, $n_u = n_y = n_e = 2$, 16 termos de processo e 10 termos lineares de ruído com tempo de amostragem $T_s = 17,87 \mu s$ para os primeiros 25000 pontos da massa de dados.

$$\begin{aligned}
 y(k) = & 1,6917 y(k-1) - 0,69228 y(k-2) + 1,9731 \times 10^{-6} y(k-2) u(k-2)^2 - \\
 & - 2,0166 \times 10^{-6} y(k-1) u(k-1)^2 + 3,0804 \times 10^{-6} y(k-2)^3 - 2,3758 \times 10^{-6} y(k-1)^3 + \\
 & + 7,4629 \times 10^{-6} y(k-2) y(k-1)^2 + 1,824 \times 10^{-5} u(k-2) - 8,1734 \times 10^{-6} y(k-2)^2 y(k-1) - \\
 & - 1,9949 \times 10^{-6} y(k-1) u(k-2)^2 + 1,9947 \times 10^{-6} y(k-2) u(k-1)^2 - \\
 & - 2,3649 \times 10^{-8} y(k-2)^2 u(k-1) + 2,6211 \times 10^{-8} y(k-2)^2 u(k-2) + \\
 & + 4,0115 \times 10^{-6} y(k-1) u(k-2) u(k-1) - 3,9678 \times 10^{-6} y(k-2) u(k-2) u(k-1) - \\
 & - 2,624910^{-9} y(k-1)^2 u(k-2) + \\
 & \sum_{i=1}^{10} \theta_i \xi(k-i) + \xi(k)
 \end{aligned} \tag{5.3}$$

A tabela 4 mostra o agrupamento de termos com seus correspondentes coeficientes para um modelo com 16 termos de processo.

Tabela 4 - Agrupamento de termos com seus correspondentes coeficientes.

Agrupamentos	Coeficientes
Ω_y	$\sum_y = C_{1,0}(1) + C_{1,0}(2) = 0,9995$
Ω_{yu^2}	$\sum_{yu^2} = C_{1,2}(2,2,2) + C_{1,2}(1,1,1) + C_{1,2}(1,2,2) + C_{1,2}(2,1,1) + C_{1,2}(1,2,1) + C_{1,2}(2,2,1)$ $= -1,8604 \times 10^{-13}$
Ω_{y^3}	$\sum_{y^3} = C_{3,0}(2,2,2) + C_{3,0}(1,1,1) + C_{3,0}(2,1,1) + C_{3,0}(2,2,1) = -5,8766 \times 10^{-9}$
Ω_u	$\sum_u = C_{0,1}(2) = 1,824 \times 10^{-5}$
Ω_{y^2u}	$\sum_{y^2u} = C_{2,1}(2,2,1) + C_{2,1}(2,2,2) + C_{2,1}(1,1,2) = -6,1984 \times 10^{-11}$

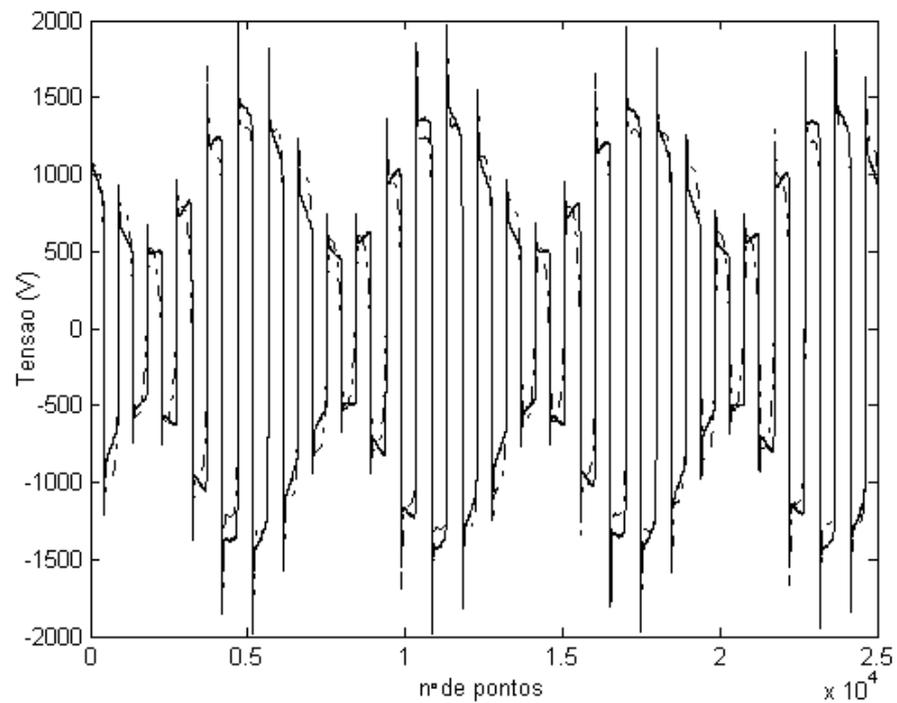


Figura 5.15. Aproximação através do modelo NARMAX com 16 termos de processo: (–) sistema original, (—) modelo NARMAX polinomial.

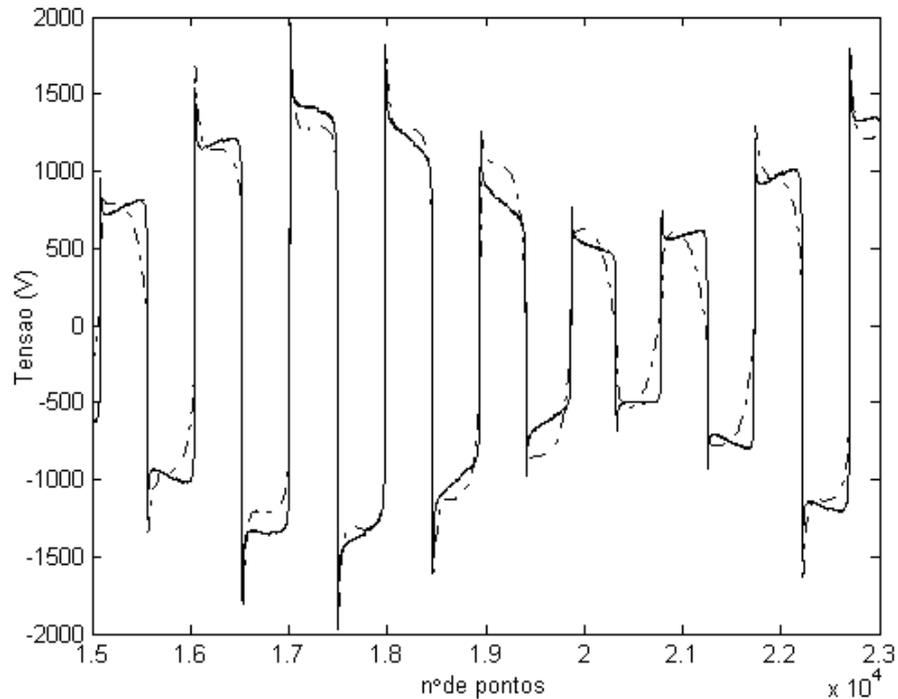


Figura 5.16. Detalhes na aproximação através do modelo NARMAX com 16 termos de processo: (—) sistema original, (--) modelo NARMAX polinomial.

Comparando-se as respostas dos modelos, apresentadas nas figuras 5.11 a 5.16, observa-se uma aproximação razoável entre a saída do modelo NARMAX polinomial gerado a partir do modelo de forno elétrico a arco com base no oscilador de Chua e os dados originais.

Nos dois primeiros casos, os modelos NARMAX apresentaram uma rápida oscilação durante algumas transições do sinal e um desempenho inferior na reprodução dos ciclos de menor amplitude do sinal modulado.

A aproximação com 16 termos apresenta melhor desempenho, a perda de informação na forma de onda é menor e não há oscilações do sinal de saída do modelo nas transições dos dados de validação. Para os modelos acima de 16 termos de processo, não houve convergência para a saída desejada, mostrando que o critério AIC indicou uma região coerente para a escolha do número de termos de processo na construção dos modelos.

5.4 – Validação do Modelo

O último passo na identificação de algum sistema é a validação dos modelos obtidos. Na validação estatística de um modelo, pretende-se verificar se os seus resíduos de identificação são brancos ou não. Já na validação dinâmica, pretende-se verificar se o modelo é capaz de reproduzir as propriedades dinâmicas do sistema original.

5.4.1 – Validação Estatística

Após a construção do modelo, é necessário verificar o quanto o modelo consegue explicar o sistema real. Uma maneira de se fazer isso é por meio da análise dos resíduos. Ou seja, se os resíduos do modelo forem brancos pode-se concluir que o resíduo contém apenas parcelas que não são explicáveis. Uma forma de analisar este fato é através da função de correlação cruzada entre o vetor de resíduos e os dados de entrada. Se o resultado estiver dentro do intervalo de confiança (item 3.9), pode-se considerar que o vetor de resíduos não está correlacionado ao sinal de entrada ou seja, as previsões de um passo à frente do modelo possuirão características semelhantes se forem realizadas para uma outra massa de dados.

A figura 5.15 mostra a função de correlação calculada para o sinal de erro, sendo que na figura 5.15 o gráfico (a) refere-se a correlação $r_{\xi\xi}(\tau)$, (b) refere-se a correlação $r_{\xi^1\xi^1}(\tau)$, (c) refere-se a correlação $r_{\xi^2\xi^2}(\tau)$ e (d) refere-se a correlação $r_{\xi^1\xi^2}(\tau)$.

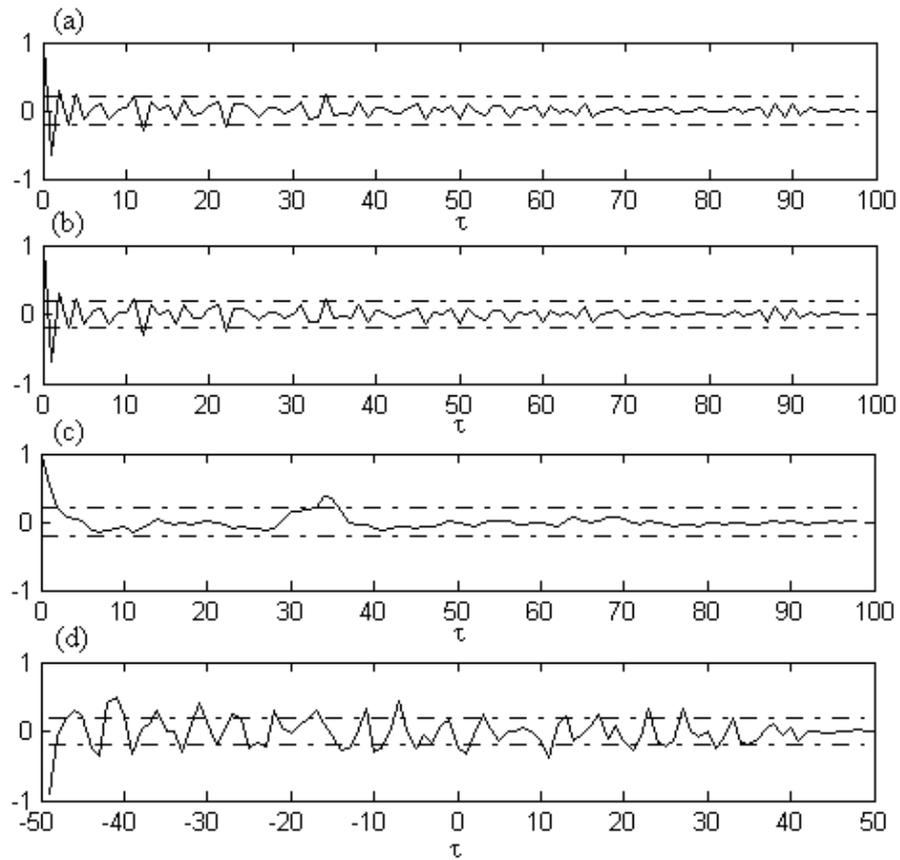


Figura 5.15. Validação estatística dos resíduos.

Observa-se pela análise das funções de correlação calculadas, mostradas pela figura 5.15, que as correlações permanecem dentro do intervalo de confiança.

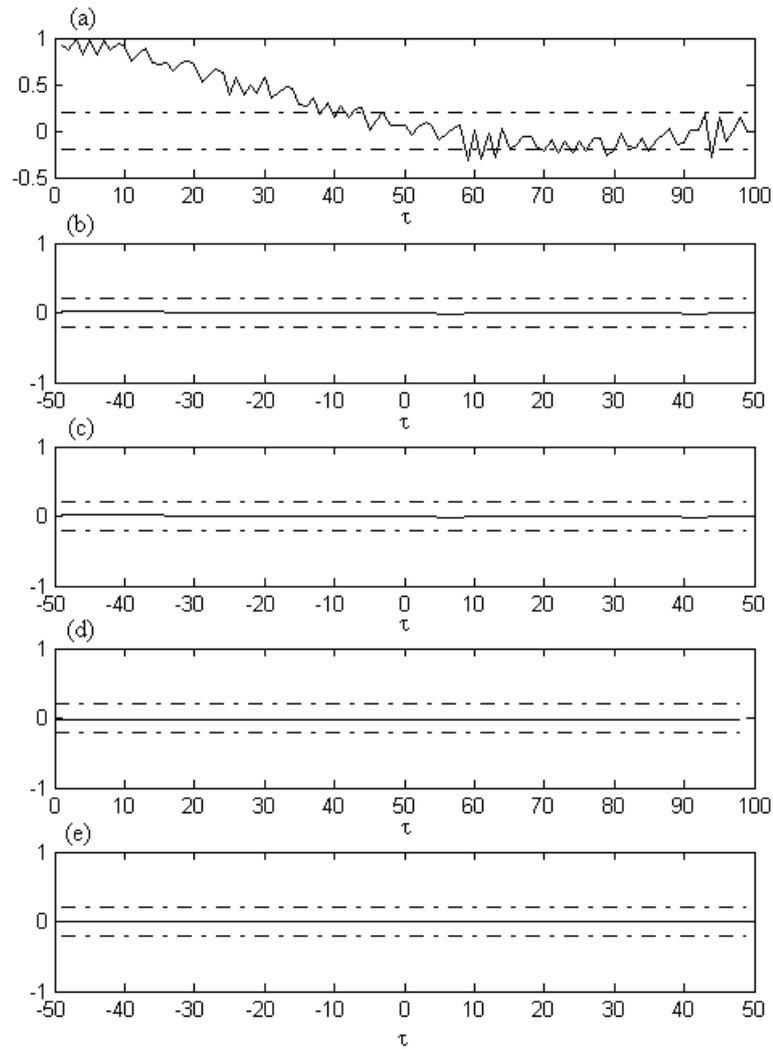


Figura 5.16. Validação estatística dos resíduos com as entradas e saídas.

A figura 5.16 apresenta os resultados da correlação entre o erro, saída e entrada, sendo que, (a) refere-se a correlação $r_{\zeta u}(\tau)$, (b) refere-se a correlação $r_{u^2 \xi}(\tau)$, (c) refere-se a correlação $r_{u^2 \xi^2}(\tau)$, (d) refere-se a correlação $r_{(y\xi)' \xi^2}(\tau)$ e (e) refere-se a $r_{(y\xi)' u^2}(\tau)$.

Percebe-se pela análise das funções de correlação calculadas, mostradas pela figura 5.16, que as correlações permaneceram dentro do intervalo de confiança, com exceção da correlação $r_{\zeta u}(\tau)$. As figuras 5.16 e 5.17 indicam um desempenho satisfatório do modelo encontrado para o forno elétrico a arco.

5.4.2 – Validação Dinâmica

Para a validação dinâmica do modelo, os dados utilizados são diferentes dos dados utilizados para a construção dos modelos mostrados anteriormente. Para a massa de dados levantada, os pontos compreendidos entre 30001 e 55000 pontos foram utilizados para a validação dinâmica.

As figuras 5.17 e 5.18 mostram os resultados encontrados para a validação dinâmica do melhor modelo identificado, o modelo com $l = 3$, $n_u = n_y = n_e = 2$, 16 termos de processo e 10 termos lineares de ruído. O modelo foi simulado com os dados de entrada do sistema e a sua saída foi comparada com a saída do conjunto de dados correspondente ao sistema original.

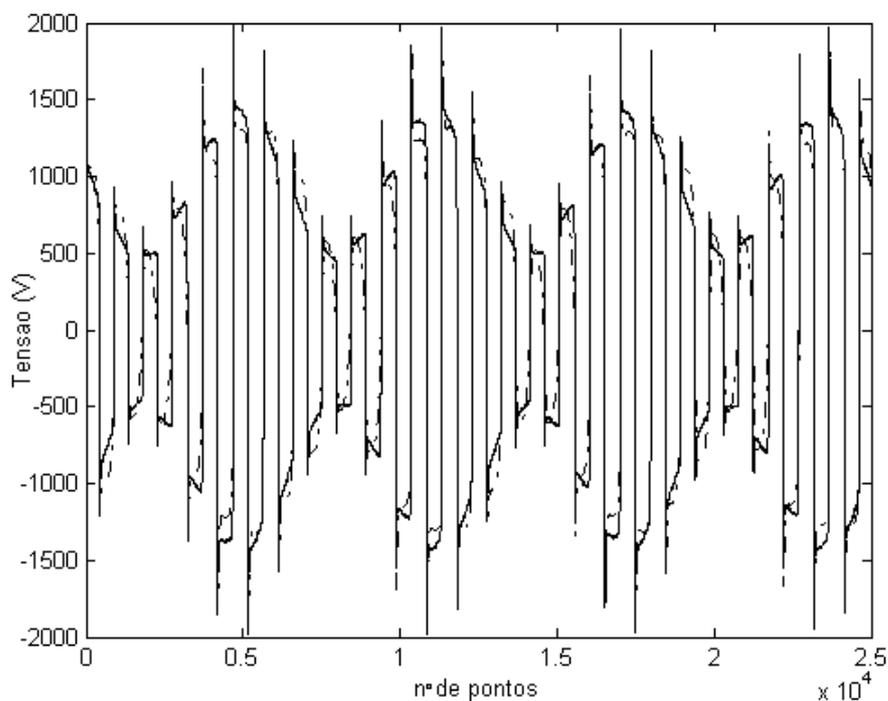


Figura 5.17. Validação dinâmica, (—) sistema original, (--) modelo NARMAX polinomial.

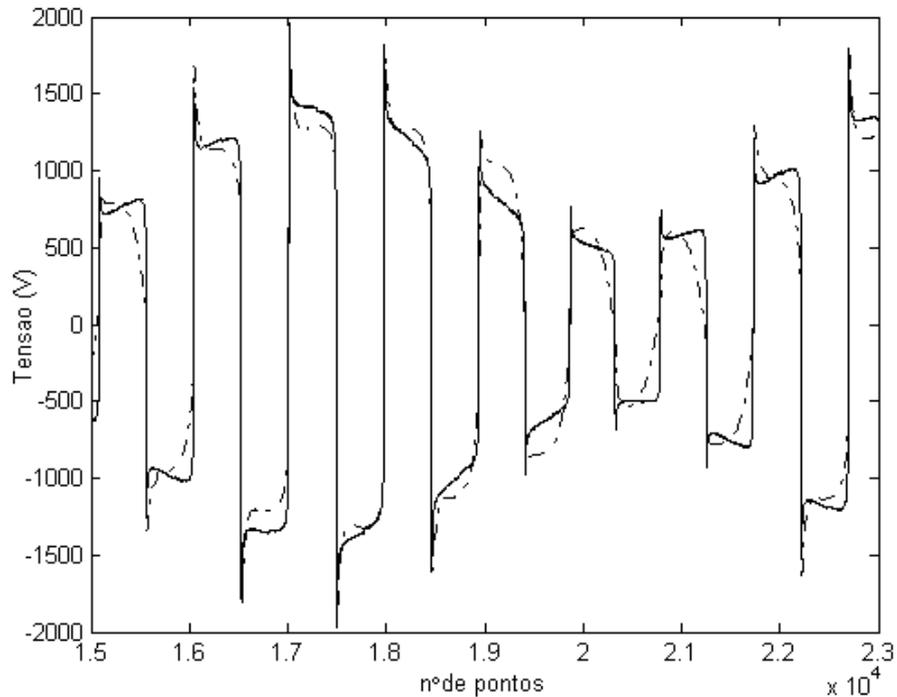


Figura 5.18. Detalhes da validação dinâmica, (—) sistema original, (--) modelo NARMAX polinomial.

Percebe-se que o modelo é capaz de reproduzir, descrever, a dinâmica do forno a arco satisfatoriamente, considerando tanto os aspectos relativos às variações de amplitude quanto em frequência do sinal modulado, ou seja, o efeito *flicker*.

5.5 – Conclusão

A taxa de amostragem utilizada foi escolhida em referência ao primeiro mínimo da correlação não-linear. O T_s escolhido se mostrou adequado, pois o sinal amostrado não se mostrou altamente correlacionado e possui características fundamentais do sistema original permitindo assim dados com informações suficientes para a identificação do forno.

A detecção de não-linearidades indicou a presença de não-linearidades. Com isto, justifica-se a escolha de uma representação não-linear para a identificação do sistema proposto.

O modelo NARMAX polinomial identificado utilizou o critério do *ERR*, o critério de informação de Akaike e o conceito de agrupamento de termos efetivos para a detecção da estrutura do modelo. O critério do *ERR* mostrou-se eficiente na seleção dos termos mais importantes para a construção do modelo, sendo que o critério de informação de Akaike e o conceito de agrupamento de termos efetivos auxiliaram nesta escolha. A utilização em conjunto destes três métodos proporcionou uma boa escolha de um conjunto de termos para a construção do modelo.

As correlações calculadas para a validação estatística mantiveram-se dentro do intervalo de confiança, saindo apenas em alguns instantes para as correlações $r_{u\xi}(\tau)$. Apesar disto, o modelo encontrado é capaz de explicar os regimes dinâmicos contidos nos dados de identificação do forno a arco. Na validação dinâmica, o modelo conseguiu descrever satisfatoriamente a dinâmica do forno a arco.

O modelo de melhor desempenho envolveu um número reduzido de termos, 16 termos, tendo em vista o número total de termos candidatos, 84 termos.

A modelagem a partir das técnicas de identificação de sistemas se mostrou eficiente na modelagem do forno elétrico a arco podendo ser utilizada na modelagem de fornos reais a partir das massas de dados disponíveis.

Capítulo 6

6 – Conclusão Geral

A obtenção de modelos é de fundamental importância para as mais diversas áreas do conhecimento, principalmente para a engenharia. A partir de um modelo é possível um melhor entendimento do processo, predição, diagnóstico de falhas e controle do mesmo. Este trabalho mostra o desenvolvimento de modelos para descrever as características não-lineares da relação corrente-tensão presentes em um forno a arco bem como a flutuação de tensão característica do *flicker*. Como a relação corrente-tensão do forno a arco é não-linear, a escolha de uma representação não-linear é coerente e justificada.

O modelo desenvolvido, com base no oscilador de Chua, foi implementado em diferentes ambientes computacionais e, em ambos os casos, apresentaram resultados próximos e satisfatórios para a descrição das características não-lineares da relação corrente-tensão do forno a arco bem como a flutuação de tensão causadora do *flicker*. Os dois modelos de forno elétrico a arco desenvolvidos foram construídos no domínio do tempo, possibilitando sua conexão a um barramento específico como um componente de circuito e assim facilitando a sua utilização em diversos ambientes computacionais. Os modelos desenvolvidos descreveram o comportamento de um forno a arco conectado à rede de distribuição de energia elétrica e seu impacto no PAC.

Também foi implementado o *flickermeter* proposto pela UIE/IEC para medição do nível de P_{st} no PAC, com o intuito de verificar se o modelo desenvolvido era capaz de descrever a flutuação de tensão causadora do *flicker*. Os resultados encontrados pela estimativa do índice P_{st} e através do *flickermeter* mostraram resultados satisfatórios quanto à representação da flutuação de tensão causadora do *flicker*.

A partir do modelo desenvolvido, com base no oscilador de Chua, foram extraídos os dados de entrada/saída para o desenvolvimento de um modelo polinomial NARMAX. O

levantamento dos dados utilizados na identificação do forno abrangeu um tempo de simulação de 1 segundo (60 ciclos). A escolha desta janela de tempo foi feita para se demonstrar, com maior clareza, as características não-lineares da relação corrente-tensão bem como a flutuação de tensão causadora do *flicker*.

A partir da massa de dados considerada, foram feitos testes para verificar qual taxa de amostragem seria mais adequada para a identificação do forno a arco por meio da representação polinomial NARMAX. Pôde-se verificar a importância do intervalo de amostragem que deve, sob o ponto de vista da identificação de sistemas, eliminar a correlação entre os dados e ao mesmo tempo, preservar as características fundamentais do sistema original, garantindo dados com informações suficientes para a identificação do forno.

A análise com base nas funções de correlação foram realizadas para verificar se os dados levantados indicavam a presença de não-linearidades. Os resultados comprovaram a presença de não-linearidades e com isto, optou-se pela escolha de uma representação não-linear.

Para o desenvolvimento do modelo NARMAX polinomial, utilizou-se o critério do *ERR*, o critério de Akaike e o conceito de agrupamento de termos efetivos para a detecção de estrutura. O critério do *ERR* mostrou-se eficiente na seleção dos termos mais importantes para a construção do modelo e o critério de Akaike e o conceito de agrupamento de termos efetivos auxiliaram esta escolha. A utilização em conjunto destes três métodos proporcionou uma escolha adequada do conjunto de termos para a construção do modelo. O modelo encontrado por meio destes métodos possui um número reduzido de termos, 16 termos, tendo em vista o número total de termos candidatos, 84 termos.

As correlações calculadas para a validação estatística mantiveram-se dentro do intervalo de confiança, indicando que o modelo polinomial encontrado foi capaz de explicar os regimes dinâmicos contidos nos dados de identificação do forno a arco. Na validação dinâmica, o modelo conseguiu descrever com exatidão satisfatória a dinâmica do forno a arco.

A partir dos resultados obtidos na utilização das técnicas de identificação de sistemas não-lineares pôde-se perceber que tais técnicas são apropriadas à modelagem de fornos elétricos a arco já existentes.

Ao final deste trabalho, foi possível contribuir para com o projeto Modelo de Forno a Arco Elétrico Compensado, que vem sendo desenvolvido pelo convênio técnico-científico PUC Minas-CEMIG.

A partir deste trabalho foram publicados os artigos [Sousa et al. 2005a] [Sousa et al. 2005b].

Propostas de continuidade:

- Aplicação do modelo de forno elétrico a arco desenvolvido no ambiente de programação ATP/EMTP, para a análise de dimensionamento de compensadores ativos.
- Aplicação de outras técnicas de identificação não-lineares, tais como NARMAX racionais, modelo de Hammestein e Winer, dentre outros, para a modelagem de fornos elétricos a arco.
- Análise do comportamento caótico sobre o sinal resultante obtido através do modelo NARMAX polinomial.
- Implementação do modelo NARMAX polinomial no ambiente ATP/EMTP.
- Análise da geração de harmônicos a partir dos fornos elétricos a arco.
- Desenvolvimento de protótipos do oscilador de Chua para a análise, com base em dados experimentais, das técnicas de identificação de sistemas não-lineares.

Apêndice I

Os parâmetros para o sistema estudado referente à figura 4.10 estão listados abaixo:

Forno a Arco (Parâmetros utilizados na correspondente equação diferencial):

$$k1 = -3000 \quad (\text{Gain 1})$$

$$k2 = 12.5 \quad (\text{Gain 2})$$

$$k3 = 12.5 \quad (\text{Gain 3})$$

$$m = 0$$

$$n = 2$$

Circuito de Chua:

$$C1 = 1 \eta F$$

$$C2 = 150 \mu F$$

$$L = 2 H$$

$$G = 5.6338 E - 4 \text{ mho}$$

Apêndice II

Os parâmetros para o sistema estudado referente à figura 8 estão listados abaixo:

A base em pu utilizada foi 100MVA.

Fonte: Fonte de Tensão ac senoidal ideal com amplitude = 138 kV.

Zth: resistência $R=0.73 \text{ m}\Omega$ e indutância $L=56 \text{ mH}$.

Impedância do sistema de média tensão: resistência $R = 0.1 \text{ m}\Omega$ e indutância $L = 0.26 \text{ mH}$.

Impedância do barramento mais eletrodos: resistência $R = 0.01 \text{ m}\Omega$ e indutância $L = 5.57 \text{ mH}$.

Transformador : Transformador com dois enrolamentos lineares.

Potência Nominal: $P_n=50$ MVA.

Parâmetros do 1º Enrolamento: $V_1(V_{rms})=138$ kV, $R_1(pu)=0.0022$, $L_1(pu)=0.11$

Parâmetros do 2º Enrolamento: $V_2(V_{rms})=33$ kV, $R_2(pu)=0.0022$, $L_2(pu)=0.11$

Resistência e Reatância de Magnetização: $R_m(pu)=40$, $L_m(pu)=50$.

Transformador do Forno a Arco: Transformador com dois enrolamentos lineares.

Potência Nominal: $P_n=40$ MVA.

Parâmetros do 1º Enrolamento: $V_1(V_{rms})=33$ kV, $R_1(pu)=0.0128$, $L_1(pu)=0.736570$

Parâmetros do 2º Enrolamento: $V_2(V_{rms})=700$ V, $R_2(pu)=0.0128$, $L_2(pu)=0.736570$

Resistência e Reatância de Magnetização: $R_m(pu)=50$, $L_m(pu)=50$.

Referências Bibliográficas

[Acha et al. 1990] Acha, E., Semlyen, A. e Rajaković, N. *A Harmonic Domain Computational Package for Nonlinear Problems and Its Application to Electric Arcs*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 5, No. 3, July 1990.

[Aguirre et al. 1995] Aguirre, L. A. e Billings, S. A. *Dynamical effects of overparametrization in nonlinear models*. Physica D, Vol. 80, pp 26-40.

[Aguirre 1995] Aguirre, L. A. *A nonlinear correlation function for selecting the delay time in dynamical reconstructions*. Physics Letters A, Vol. 203, pp 88-94, 1995.

[Aguirre et al. 1995a] Aguirre, L. A. e Billings, S. A. *Improved structure selection for linear models based on term clustering*. International Journal of Control, Vol. 62, No. 3, pp 569-587, 1995.

[Aguirre et al. 1995b] Aguirre, L. A. e Jácome, C. R. F. *Cluster analysis of NARMAX models for signal-dependent systems*. IEE Proc.-Control Theory Appl., Vol. 145, No. 4, pp. 409-414, July 1998.

[Aguirre 2004] Aguirre, L. A. *Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicados a Sistemas Reais*. Editora UFMG, Belo Horizonte, MG, 2004.

[Akaike 1974] Akaike, H. *A New Look at Statistical Model Identification*, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 19, No. 6, pp 716-723, Dec. 1974

[Alves et al. 2003] Alves, M. F., Peixoto, Z. M. A., Gomes, D. G., Souza, E. M. e Sousa, J. P. M. *Definição de modelo para o Arco Elétrico e dos Tipos de Compensação a Serem Implementados*. Relatório Técnico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade de Minas Gerais, Projeto: Modelo de Forno a Arco Compensado, outubro 2003.

[Billings 1980] Billings, S. A. *Identification of nonlinear systems – a survey*. IEE Proceedings Pt. D, Vol. 127, No 6, pp 272-285, 1980.

[Billings et al. 1983] Billings, S. A. et al. *Structure Detection and Model Validity tests in the identification of nonlinear Systems*. IEE Proceedings, Vol. 130, nº 4, July, 1983

[Billings et al. 1995] Billings, S. A. e Aguirre, L. A. *Effects of the sampling time on the dynamics and identification of nonlinear systems*. Int. J. Control, Vol. 49, No. 6, pp 2157-2189, 1995.

[Bellido et al. 1997] Bellido, R. C. e Gómez, T. *Identification and Modelling of a Three Phase Arc Furnace for Voltage Disturbances Simulations*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, No. 4, October 1997.

[Carrilo et al. 1999] Carrilo, E. O., Heydt, G. T., Kostelich, E. J., Venkata, S. S. e Sundaram, A. *Nonlinear Deterministic Modeling of Highly Varying Loads*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 2, April 1999.

[Cassini 1999] Cassini, C. C. S. *Estimação Recursiva de Características Estáticas Não-Lineares Utilizando Modelos Polinomiais NARMAX*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, abril 1999.

[Coelho et al. 1999] Coelho, L. S. e Coelho, A. A. *Algoritmos Evolutivos em Identificação e Controle de Processos: Uma Visão Integrada e Perspectivas*. SBA Controle & Automação, Vol. 10, No. 01, pp 13-30, abril 1999.

[Coelho 2002] Coelho, M. C. S. *Modelos de Hammerstein e de Wiener: Conexões com Modelos NARX e sua Aplicação em Identificação de Sistemas Não-Lineares*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, abril 2002.

[Corrêa 1997] Corrêa, M. V. *Identificação de Sistemas Dinâmicos Não Lineares Utilizando Modelos NARMAX Racionais*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em

Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, dezembro 1997.

[Corrêa 2001] Corrêa, M. *Identificação Caixa-Cinza de Sistemas Não-Lineares Utilizando Representações NARMAX Racionais e Polinomiais*. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, dezembro 2001.

[Corrêa et al. 2002] Corrêa, M. V., Aguirre, L. A. e Saldanha, R. R. *Using Steady-State Prior Knowledge to Constrain Parameter Estimates in Nonlinear Systems Identification*. IEEE Transactions on Circuits and Systems. Vol. 49, No 9, September 2002.

[Dorf et al. 2001] Dorf, R. C. e Bishop, R. H. *Sistemas de Controle Moderno*. Editora LTC, Rio de Janeiro, RJ, 2001.

[Fantauzzi 1968] Fantauzzi, G. *The Relation Between the Sampling Time and Stochastic Error for the Impulse Response of Linear Time-Independent Systems*. IEEE Transactions on Automatic Control, pp 426-428, August 1968.

[Ferrara 1994] Ferrara, N. F. e Prado, C. P. C. *Caos uma introdução*. Editora Edga Blücher Ltda, São Paulo, Brasil, 1994.

[Freitas 2001] Freitas, U. S. *Uso de Técnicas de Detecção de Estrutura na Identificação de Modelos Dinâmicos Contínuos Não-Lineares Polinomiais*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, outubro 2001.

[Furtado et al. 2002] Furtado, E. C. e Mendes, M. A. M. *Identificação de Sistemas Dinâmicos Não-Lineares Contínuos Utilizando Modelos NARMAX: Estudo de Caso e um Forno a Arco Elétrico*. XIV – Congresso Brasileiro de Automática, pp 2150-2155, Setembro 2002.

[Haber 1985] Haber, R. *Nonlinearity Tests for Dynamic Processes*. Identification and System Parameter Estimation, York, UK, 1985.

[Haber 1988] Haber, R. *Parametric identification of nonlinear dynamic systems based on nonlinear crosscorrelation functions*. IEE Proc. Pt. D., Vol. 135, No. 6, pp 405-420, 1988.

[Haykin et al. 2001] Haykin, S. e Veen, B. V. *Sinais e Sistemas*. Editora Bookman, Porto Alegre, 2001

[IEC 1997] IEC 61000-4-15. *Flickermeter – Functional and Design Specifications*. IEC 61000-4-15 International Standart, Electromagnetic Compatibility (EMC) – Part 4: Testing and Measurement Techniques – Section 15, 1st Ed., 1997.

[Jácome 1996] Jácome, C. R. F. *Uso de Conhecimento Prévio na Identificação de Modelos Polinomiais NARMAX*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, dezembro 1996.

[Jang et al. 2001] Jang, G., Wang, W., Heydt, G. T., Venkata, S.S. e Lee, B. *Development of Enhanced Electric Arc Furnace Models for Transient Analysis*. Electric Power Components and Systems. Vol. 29, No. 11, November 2001.

[Kennedy 1993a] Kennedy, M. P. *Three Steps to Chaos – Part I: Evolution*. IEEE Transactions on Circuits and Systems; Fundamental Theory and Applications , Vol. 40, No. 10, October 1993.

[Kennedy 1993b] M. P. Kennedy. *Three Steps to Chaos – Part II: A Chua’s Circuit Primer*. IEEE Transactions on Circuits and Systems. Fundamental Theory and Applications , Vol. 40, No. 10, October 1993.

[King et al. 1994] King, P. E., Ochs, T. L. e Hartman, A. D. *Chaotic Responses in Electric Arc Furnaces*. Journal Applied Physics, Vol. 76, No. 4, pp. 2059-2065, August 1994.

[Kukreja et al. 1998] Kukreja, S. L., Kearney, E. e Galiana, H. L. *Structure Detection of Nonlinear Dynamic Systems Using Bootstrap Methods*. IEEE Proceedings of the 20th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society. Vol. 20, No 6, pp. 3020-3024, 1998.

[Larson 1998] Larson, T. *Voltage Source Converters for Mitigation of Flicker Caused by Arc Furnaces*. Philosophy Doctor Thesis, Department of Electric Power Engineering, Division of High Power Electronics, Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden, may 1998.

[Lawson et al. 1995] Lawson, C. L., Hanson, R. J., *Solving Least Squares Problems*. Editora Siam, Philadelphia, PA, 1995.

[Leandro 2001] Leandro, C. A. S. *Fabricação de Aços em Fornos Elétricos. Programa de Educação Continuada, Siderurgia para não Siderurgistas*, Capítulo 7, pp. 123-133. Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, 2001.

[Li et al. 1999] Li, D., Shah, S. L., Chen, T. *System Identification Issues in Multirate Systems*. IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering Shaw Conference Center, Canada, pp. 9-12, May 1999.

[Ljung 1999] Ljung, L. *System Identification, Theory for the User*. Prentice Hall, New Jersey, 1999.

[Mañana 2001] Mañana, M. *Influence on Power Quality Measurement of the Simultaneous Presence of Different Disturbances*. Department of Electrical Engineering. E.T.S.I.I., University of Cantabria, 2001.

[Mayordomo et al. 1998] Mayordomo, J. G., Hernández, A., Asensi, R., Izzeddine, M. e Beites, L.F. *A Unified Theory of Uncontrolled Rectifiers, Discharge Lamps and Arc Furnaces*. 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power, IEEE, October, 1998.

[Medeiros et al. 2002] Medeiros, C. A. G. e Oliveira J. C. *Implementação Computacional do medidor de cintilação luminosa UIE/IEC para Calibração de Medidores Práticos*. XIV Congresso Brasileiro de Automática, pp. 329-334, setembro, 2002

[Medeiros 2003] Medeiros, C. A. G. *Contribuições para a Conceituação, Medição, Efeitos e Análise dos Limites Relacionados com Flutuações de Tensão*. Tese de doutorado, Programa

de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Brasil, 2003.

[Mendes et al. 2001] Mendes, E. M. A. M. e Billings, S. A. *An Alternative Solution to the Model Structure Selection Problem*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans, Vol. 31, No. 6, November 2001.

[Mirra et al. 1997] Mirra, C. and et al., *Flicker Measurement and Evolution*. Disturbances Working Group, Union Internationale d' Electrothernie, Tech. Rep., 2nd Revised Ed. 1997.

[Montanari et al. 1994] Montanari, G. C., Loggini, M., Cavallini, A., Pitti, L. e Zaninelli, D. *Arc-Furnace Modelo for the Study of Flicker Compensation in Electrical Networks*, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 9, No. 4, October 1994.

[Nelles 2000] Nelles, O. *Nonlinear System Identification*. Editora Springer, 2000.

[Oppenheim et al. 1994] Oppenheim, A. V. e Schafer, R. W. *Discrete-Time Signal Processing*. Editora Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 1999.

[Ogata 1998] Ogata, K. *Engenharia de Controle Moderno*. Prentice-hall do Brasil, Rio de Janeiro, RJ, 1998.

[Ozgun et al. 1999] Ozgun, O. e Abur, A. *Development of an Arc Furnace Model for Power Quality Studies*.

[Ozgun et al. 2002] Ozgun, O. e Abur, A. *Flicker Study Using a Novel Arc Furnace Model*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 17, No. 4, October 2002.

[Petersen et al. 1995] Petersen, H.M., Koch, R.G., Swart, P.H. e Heerden, R. *Modelling Arc Furnace Flicker and Investigating Compensation Techniques*. IEEE Transactions on Power Delivery, pp 1733 – 1740, 1995.

[Ramos et al. 2000] Ramos, B. N. e Parga, J. L. C. *An EMTP Study of Flicker Generation and Transmission in Power Systems due to the Operatyion of an AC Electric Arc Furnace*. 9th International IEEE Conference on Harmonics and Quality of Power, October 2000.

[Robert et al. 1993] Robert, A. e Couvreur, M. *Arc Furnace Flicker Assessment and Prediction*. CIREN, Paper 2.02, pp. 2.2.1-2.2.6, 1993.

[Robert et al. 1994] Robert, A. e Couvreur, M. *Recent Experience of Connection of Big Arc Furnaces With Reference to Flicker Level*. CIGRE, Paper 36-305, pp. 1-8, September 1994.

[Rodrigues 1996] Rodrigues, G. G. *Identificação de sistemas dinâmicos não lineares Utilizando modelos NARMAX polinomiais – Aplicação a sistemas reais*. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil, junho 1996.

[Rodriguez et al. 1997] Rodrigues, K. e Fleming, P. J. *A Genetic Programing/ NARMAX Aproach to Nonlinear Systems Identification*. Genetic Algorithms in Engineering Systems. IEE, No. 446, pp. 409-414. November 1997.

[Rogóz 2003] Rogóz, M. *The IEC Flickermeter Model*. AGH University of Science and Techonology AGH –UST. Project n° 8T10A05221, March 2003.

[Sadeghain et al. 1999] Sadeghain, A. R. e Lavers, J. D. *Application of Radial Basis Function Networks to Model Electric Arc Furnaces*. Neural Networks, 1999. IJCNN '99. International Joint Conference on , Vol. 6 , 1999.

[Sollero et al. 1999] Sollero, R. B., Ross, R. P.D. e VarriCChio, S. L. *Modelagem de Fornos a Arco para Estimativa de Flutuação de Tensão*. XV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, GSI/21, outubro 1999.

[Sousa et al. 2005a] Sousa, J. P. M., Alves, M. F., Peixoto, Z. M. A., Garcia, C. P. *An Electric Arc Furnace Model*. 5th WSEAS Int.Conf. On Power Engineering Systems (ICOPES 05), Abril 2005.

[Sousa et al. 2005b] Sousa, J. P. M., Alves, M. F., Peixoto, Z. M. A., Garcia, C. P. *Um modelo de forno a arco elétrico utilizando a teoria do caos*. VI SBQEE Seminário Brasileiro Sobre Qualidade da Energia Elétrica, agosto 2005, Belém – Pará.

[Varadan et al. 1996] Varadan, S., Makram, E. B. e Girgis, A. A. *A New Time Domain Voltage Sources Model for an Arc Furnace Using EMTP*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 3, July 1996.

[Wolf et al. 1985] Wolf, A., Swift, J. B., Swinney, H. L., Vastano, J. A. *Determining Lyapunov Exponents from a Time Series*. Physica D, 16, pp. 285-317, 1985.

[Zheng et al. 1998] Zheng, T., Makram, E. B. e Girgis, A. A. *Effect of Different Arc Furnace Models on Voltage Distortion*. 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power ICHQP, pp 1079-1085, October 1998.

[Zheng et al. 2000] Zheng, T. e Makram, E. B. *An Adaptive Arc Furnace Model*. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 3, July 2000.