

**UNIVERSIDADE METODISTA DE PIRACICABA**

**CAMPUS SANTA BÁRBARA D'OESTE**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**PROPOSTA DE MODELO NARMA DE REPRESENTAÇÃO E PREDIÇÃO DA  
DINÂMICA DOS RUÍDOS NO PROCESSO DE PRODUÇÃO DE AÇO INOX**

**MARCOS CÍCERO FARIA DA SILVA**

**ORIENTADOR: PROF. DR. FERNANDO CELSO DE CAMPOS**

**SANTA BÁRBARA D'OESTE**

**2021**

**UNIVERSIDADE METODISTA DE PIRACICABA**

**CAMPUS SANTA BÁRBARA D'OESTE**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MARCOS CÍCERO FARIA DA SILVA**

**PROPOSTA DE MODELO NARMA DE REPRESENTAÇÃO E PREDIÇÃO DA  
DINÂMICA DOS RUÍDOS NO PROCESSO DE PRODUÇÃO DE AÇO INOX**

**MARCOS CÍCERO FARIA DA SILVA**

**ORIENTADOR: PROF. DR. FERNANDO CELSO DE CAMPOS**

**TESE DE DOUTORADO APRESENTADA AO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO, CAMPUS  
SANTA BÁRBARA D'OESTE, UNIVERSIDADE  
METODISTA DE PIRACICABA – UNIMEP,  
COMO REQUISITO PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO  
DE DOUTOR EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO.**

**SANTA BÁRBARA D'OESTE**

**2021**

Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Bibliotecas da UNIMEP  
Bibliotecário: Fábio Henrique dos Santos Corrêa – CRB: 8/10150

S586p Silva, Marcos Cícero Faria da  
Proposta de modelo NARMA de representação e predição da  
dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox / Marcos  
Cícero Faria da Silva. – 2021.  
119 fls.; il.; 30 cm.

Orientador (a): Prof. Dr. Fernando Celso de Campos.  
Tese (Doutorado) – Universidade Metodista de Piracicaba,  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Santa  
Bárbara D'Oeste, 2021.

1. Modelagem estocástica. 2. Identificação de sistema. 3. Ruído  
industrial. 4. Forno de indução. 5. Análise de sinais. I. Campos,  
Fernando Celso de. II. Título.

CDD – 620.23

## **BANCA DE DEFESA**

**Proposta de Modelo NARMA de Representação e Predição  
da Dinâmica dos Ruídos no Processo de Produção de Aço Inox**

**MARCOS CÍCERO FARIA DA SILVA**

Tese de Doutorado defendida e aprovada, em 24/02/2021, pela Banca Examinadora constituída pelos Professores:

Prof. Dr. Fernando Celso de Campos, Presidente  
PPGEP/UNIMEP - Orientador

Prof. Dr. Iris Bento da Silva  
SEM-EESC/USP – Examinador Externo

Prof. Dr. Antonio Carlos Pacagnella Jr.  
FCA/UNICAMP – Examinador Externo

Prof. Dr. Milton Vieira Jr.  
PPGEP/UNIMEP – Examinador Interno

Prof. Dr. Manoel Orlando Alvarez Mendez  
PPGEP/UNIMEP – Examinador Interno

## DEDICATÓRIA

À minha esposa, Carla, companheira de todas as horas,  
pela paciência, incentivo e apoio incondicional para  
finalizar esse trabalho;

À minha filha, Luana, que me fortalece e motiva  
seguir em frente...

À minha mãe, Elza, que sempre sonhou com  
esse momento.

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por me amparar na fé e guiar pelos caminhos da vida;

Ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. Fernando Celso de Campos, um agradecimento especial pela oportunidade, confiança e as constantes palavras de incentivo e encorajamento, delineando e balizando uma orientação dedicada, sensível e profissional que tornou possível a conclusão desse trabalho. Minha eterna e mais sincera gratidão. Professor, muito obrigado;

Ao Prof. Eduardo Mazoni Mendes, por disponibilizar um pacote de rotinas computacionais de sua autoria;

Aos Profs. do programa, pela disponibilidade e convivência durante o período de realização do curso;

Aos Profs. que compuseram as bancas de defesa de tese e qualificação, pelo aceite e as valiosas contribuições para o trabalho;

Aos Engenheiros: Me. Arísio de Abreu Barbosa e Nelson Lucas Alves Jr., funcionários da empresa Aperam South America que forneceu os dados para essa pesquisa;

Aos funcionários do PPGEP, pela solicitude e presteza;

Ao CEFET-MG pelo apoio parcial;

Aos companheiros, Carlos, Rom e Quaider, que suavizaram as viagens para Santa Bárbara d'Oeste com momentos de alegria e descontração;

À minha família que torceu por mim todo tempo.

SILVA, M. C. F. **Proposta de modelo NARMA de representação e predição da dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox.** 2021. 119 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção). Campus Santa Bárbara D'Oeste, Universidade Metodista de Piracicaba - UNIMEP, Santa Bárbara d'Oeste, SP.

## RESUMO

Os malefícios à saúde causados pelos ruídos no ambiente de trabalho, dependendo da sua intensidade e frequência, podem ser extremamente danosos ao trabalhador. Inclusive, a Organização Mundial da Saúde, passou a tratar o ruído como problema de saúde pública. O comportamento dinâmico dos ruídos no processo de produção de aço inox é a problematização a ser investigada, no presente trabalho, usando técnicas polinomiais de identificação de sistemas não lineares. Para tanto, o objetivo é propor um modelo NARMA (“Nonlinear Auto-regressive Moving Average model”) para representar e prever a dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox em uma aciaria. A abordagem metodológica utilizou a revisão sistemática da literatura e projeto experimental. A revisão sistemática da literatura serviu para o levantamento dos quatro tópicos da fundamentação teórica. O projeto experimental serviu para definir o fluxo metodológico partindo-se de dados coletados no campo até se chegar ao modelo proposto. A validação desse modelo proposto foi de acordo com os procedimentos predição k passos à frente, análise de resíduos, índices estatísticos RMSE (“Root Mean Square Error”) e MAPE (“Mean Absolute Percent Error”) e princípio da parcimônia. O modelo provou ser capaz de capturar e prever a dinâmica do ruído em diversos horizontes, apresentou resultados consistentes em todos critérios de validação utilizados. Por intermédio da FFT (“Fast Fourier Transform”) foi realizada uma análise de sinais no modelo NARMA proposto a fim de evidenciar faixas mais intensas de energia sonora associada aos ruídos do processo no seu espectro de frequência. Em decorrência dessa análise, foi possível comprovar e ratificar a característica tonal do ruído nesse ambiente fabril, além de embasar tecnicamente a sugestão de se projetar um filtro passa alta com frequência de corte especificada em cento e cinquenta Hertz que agregaria, em futura implementação, significativa contribuição para atenuar os ruídos aos níveis normativos pertinentes.

**Palavras-chaves:** Modelagem estocástica, Identificação de sistema, Ruído industrial, Forno de indução, Análise de sinais.

SILVA, M. C. F. **Proposal of a NARMA model for the representation and prediction of noise dynamics in the stainless steel production process.** 2021. 119 f. Thesis (Doctoral Degree in Production Engineering) Santa Bárbara d'Oeste Campus, Methodist University of Piracicaba - UNIMEP, Santa Bárbara d'Oeste, Brazil.

### **ABSTRACT**

Harm to health caused by noise in the work environment, depending on its intensity and frequency, can be extremely harmful to the worker. The World Health Organization has even started to treat noise as a public health problem. The dynamic behavior of noise in the stainless-steel production process is the problem to be investigated, in the present work, using polynomial techniques for the identification of non-linear systems. Therefore, the objective is to propose a NARMA model ("Nonlinear Auto-regressive Moving Average model") to represent and predict the dynamics of noise in the stainless-steel production process in a steel mill. The methodological approach used a systematic literature review and experimental design. The systematic review of the literature served to survey the four topics of the theoretical foundation. The experimental project served to define the methodological flow starting from data collected in the field until reaching the proposed model. The validation of this proposed model was according to the prediction  $k$  steps ahead procedures, residue analysis, statistics indexes RMSE ("Root Mean Square Error") and MAPE ("Mean Absolute Percent Error") and parsimony principle. The model proved to be capable of capturing and predicting the dynamics of noise in different horizons, presenting consistent results in all validation criteria used. Through the FFT ("Fast Fourier Transform") a signal analysis was carried out in the proposed NARMA model in order to show more intense ranges of sound energy associated with the process noise in its frequency spectrum. As a result of this analysis, it was possible to prove and ratify the tonal characteristic of the noise in this factory environment, in addition to technically supporting the suggestion of designing a high-pass filter with a cutoff frequency specified in one hundred and fifty Hertz that would add, in future implementation, significant contribution to attenuating noise to the relevant normative levels.

**Keywords:** Stochastic modeling, System identification, Industrial noise, Induction furnace, Signal analysis.

# SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS .....</b>	<b>I</b>
<b>LISTA DE TABELAS.....</b>	<b>II</b>
<b>LISTA DE SÍMBOLOS.....</b>	<b>III</b>
<b>1.INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1.CONTEXTUALIZAÇÃO .....	1
1.2.OBJETIVO DA TESE .....	5
1.2.1.OBJETIVO GERAL .....	6
1.2.2.OBJETIVO ESPECÍFICO.....	6
1.3.JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA.....	6
1.4.VISÃO GERAL DA PESQUISA .....	10
1.5.ESTRUTURA DO TRABALHO .....	11
<b>2.FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>12</b>
2.1.ONDAS SONORAS E PROPRIEDADES FÍSICAS DO SOM .....	12
2.2.FORNO DE INDUÇÃO E RUÍDO INDUSTRIAL.....	21
2.2.1.PERDAS MAGNÉTICAS E RENDIMENTO .....	24
2.2.2.CARACTERÍSTICAS DOS FORNOS DE INDUÇÃO.....	30
2.2.3.CARGA LINEAR E NÃO LINEAR, HARMÔNICAS E INTER-HARMÔNICAS .....	32
2.3.MODELAGEM E IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS .....	38
2.3.1.MODELOS DE BOX E JENKINS.....	39
2.3.1.1.MODELOS AUTO-REGRESSIVOS (AR).....	40
2.3.1.2.MODELOS DE MÉDIAS MÓVEIS (MA) .....	40
2.3.1.3.MODELOS AUTO-REGRESSIVOS E DE MÉDIA MÓVEIS (ARMA).....	41
2.3.2.MODELOS NARMA POLINOMIAIS .....	41
2.3.3.IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS: ETAPAS SEQUENCIAIS.....	43
2.3.3.1.COLETA DE DADOS .....	43
2.3.3.2.SELEÇÃO DE ESTRUTURA .....	44
2.3.3.3.ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS .....	47
2.3.3.4.VALIDAÇÃO DE MODELOS .....	51
2.4.SINAIS DIGITAIS E VIBRAÇÕES SONORAS .....	56
2.4.1.SINAIS DIGITAIS .....	57
2.4.2.FILTROS DIGITAIS .....	59
2.4.3.CONTROLE ATIVO.....	61
<b>3.ABORDAGEM METODOLÓGICA.....</b>	<b>64</b>
3.1.PROCEDIMENTO DA REVISÃO DE LITERATURA .....	67
3.2.PROCEDIMENTO TÉCNICO: MODELAGEM.....	68
3.3.MATERIAIS E MÉTODOS.....	69
3.3.1.MATERIAIS UTILIZADOS .....	71
3.3.2.MÉTODOS APLICADOS .....	71
<b>4.PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL E SIMULAÇÃO .....</b>	<b>75</b>
4.1.PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL .....	76
4.2.SIMULAÇÃO E VALIDAÇÃO .....	78
4.2.1.MODELO NARMA.....	79
<b>5.ANÁLISE DE RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>84</b>
5.1.ANÁLISE DE RESULTADOS .....	84

5.1.1.MODELO NARMA .....	85
<b>6.CONCLUSÃO .....</b>	<b>92</b>
6.1.PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS .....	94
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>95</b>
<b>APÊNDICE - A    ROTINAS COMPUTACIONAIS .....</b>	<b>105</b>

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - ESBOÇO DA PESQUISA.....	10
FIGURA 2 - RESPOSTA EM FREQUÊNCIA DO OUVIDO HUMANO.....	14
FIGURA 3 – RUÍDOS: (A) CONTÍNUO, (B) FLUTUANTE OU INTERMITENTE, E (C) IMPACTO OU IMPULSIVO.....	19
FIGURA 4 - CURVAS DE AUDIBILIDADE OU ISOFÔNICAS.....	19
FIGURA 5 - CURVAS DE PONDERAÇÃO. ....	20
FIGURA 6 - FORNO DE INDUÇÃO A CANAL. ....	23
FIGURA 7 - FORNO DE INDUÇÃO A CADINHO.....	24
FIGURA 8 - DIAGRAMA DE BLOCOS DE UM FORNO DE INDUÇÃO. ....	31
FIGURA 9 - TÍPICO ESPECTRO DE FREQUÊNCIA DE UM FORNO DE INDUÇÃO.....	31
FIGURA 10 - ESPECTROS HARMÔNICOS TÍPICOS: .....	36
FIGURA 11 - SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE SONS DIGITAIS.....	57
FIGURA 12 - PROCESSO DE AMOSTRAGEM. ....	58
FIGURA 13 - MEDIDOR DIGITAL.....	59
FIGURA 14 - DIAGRAMA EM BLOCOS DE UM DSP. ....	61
FIGURA 15 - SUPERPOSIÇÃO DE SINAIS DE SOMA NULA. ....	62
FIGURA 16 - REPRESENTAÇÃO DOS PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS. ....	65
FIGURA 17 - VISÃO GERAL DO TRABALHO.....	66
FIGURA 18 - FLUXOGRAMA DA IDENTIFICAÇÃO DO MODELO PROPOSTO. ....	68
FIGURA 19 - ESQUEMA DA ABRANGÊNCIA DO TRABALHO.....	69
FIGURA 20 - FLUXO DE PROCEDIMENTOS ADOTADOS. ....	75
FIGURA 21 - LOCAL DA COLETA DOS DADOS. ....	76
FIGURA 22 - RUÍDOS MEDIDOS NA ÁREA DE CIRCULAÇÃO DOS OPERADORES.....	84
FIGURA 23 – SIMULAÇÃO LIVRE DO MODELO NARMA E COMPARAÇÃO COM A SAÍDA REAL. ....	86
FIGURA 24 – SIMULAÇÃO K PASSOS À FRENTE DO MODELO NARMA E COMPARAÇÃO COM A SAÍDA REAL. ....	86
FIGURA 25 - SIMULAÇÃO MODELO NARMA E COMPARAÇÃO COM SAÍDA REAL.....	87
FIGURA 26 - ANÁLISE DE RESÍDUOS DO MODELO NARMA.....	88
FIGURA 27 - DENSIDADE ESPECTRAL DOS RUÍDOS. ....	89

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - CAPACIDADE VERSUS FREQUÊNCIA.....	29
TABELA 2 - SÉRIE E TRANSFORMADA DE FOURIER.....	34
TABELA 3 - INDICADORES BIBLIOMÉTRICOS .....	67
TABELA 4 - TEMPO MÁXIMO DIÁRIO DE EXPOSIÇÃO PERMISSÍVEL EM FUNÇÃO DO NÍVEL DE RUÍDO. ....	70
TABELA 5 - TERMOS CANDIDATOS POSSÍVEIS. ....	80
TABELA 6 - SELEÇÕES DE ESTRUTURAS DE MODELOS NARMA PELO CRITÉRIO ERR, E RESPECTIVAS ESTIMAÇÕES DE PARÂMETROS. ....	81
TABELA 7 - LIMITES SUPERIOR E INFERIOR DOS INTERVALOS DE CONFIANÇA. ....	83
TABELA 8 - ÍNDICES ESTATÍSTICOS. ....	83

## LISTA DE SÍMBOLOS

$B$	Densidade de fluxo magnético;
$e(k)$	Erro no instante $k$ , pode ou não ser branco;
$f$	Freqüência de magnetização;
$f_a$	Freqüência de amostragem dos dados;
$f_o$	Freqüência do sinal original;
$F^\ell$	Função polinomial com grau de não-linearidade $\ell$ ;
$J_{MQ}$	Função de custo;
$k$	Tempo discreto;
$n_e$	Máximo atraso do regressor de ruído;
$n_u$	Máximo atraso do regressor de entrada;
$n_y$	Máximo atraso do regressor de saída;
$n_\theta$	Número de termos lineares ou não-lineares do processo;
$N$	Espaço dos números naturais;
$q^{-1}$	Operador de atraso ou deslocamento;
$r_{uy}$	Função de covariância cruzada;
$r_{yy}$	Função de autocovariância;
$\top$	Vetor ou matriz transposta;
$u(k)$	Entrada de sistema no instante $k$ ;
$u(k-j)$	Regressor de entrada; $j = 1,2,3,\dots$
$v(k)$	Ruído branco;
$v(k-i)$	Regressor de ruído; $i = 1,2,3,\dots$

$\mathbf{y}$	Vetor de dados de saída;
$y(k)$	Sinal de saída no instante $k$ ;
$y(k-i)$	Regressor de saída; $i = 1,2,3,\dots$
$\bar{y}$	Valor médio do sinal medido;
$\hat{\phantom{x}}$	Indica valor estimado;
$\delta$	Densidade de corrente elétrica;
$\mathbf{E}$	Operador esperança matemática;
$\xi(k)$	Erro de modelagem ou resíduos;
$\tau$	Atraso ou defasagem;
$\Psi$	Matriz de regressores.

## **1. INTRODUÇÃO**

A engenharia está constantemente diante de novos desafios. A evolução da tecnologia, as demandas industriais, as novas variáveis envolvidas e incorporadas à processos e sistemas exigem estratégias e soluções inovadoras para enfrentar as complexidades e dificuldades desses novos tempos.

Nesse contexto, em ambiente fortemente interdisciplinar, esse estudo embasado na modelagem e identificação de sistemas propõe um modelo NARMA representativo e preditivo da dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox.

A efetiva atenuação dos ruídos, no ambiente fabril, para níveis estabelecidos pelas normas reguladoras necessitaria de implementação complementar por meio de um projeto de controle ativo cuja lei de controle a ser fornecida ao atuador seria uma contribuição dada a partir dos resultados obtidos decorrentes dessa pesquisa.

Finalmente, a especificação da frequência de corte de um filtro passa-alta, por intermédio da análise de sinais para minimizar os efeitos dos ruídos e, as rotinas computacionais desenvolvidas para ampliar os recursos de análise quantitativa justificaram o esforço em tentar tornar essa pesquisa relevante.

### **1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO**

O importante ramo da física que procura compreender a produção, transmissão e detecção do som é a acústica. Este por sua vez, estabelece uma área de conhecimento que está alicerçada sob dois enfoques: O primeiro é denominado acústica física, que quantifica e trata as vibrações sonoras e ondas mecânicas. O segundo é conhecido por acústica fisiológica, que avalia as sensações que essas vibrações causam nas pessoas.

Qualquer som tem a possibilidade de ser considerado um ruído, já que por definição subjetiva o ruído é um som indesejável que se enquadra no

segundo enfoque. Normalmente, os sons com intensidades sonoras inferiores à voz humana são bem aceitos, confortáveis e não causam perturbação, enquanto os sons que apresentam níveis sonoros superiores à voz humana podem ser considerados ruídos, são produzidos por fornos, máquinas, equipamentos diversos, são indesejáveis e causam perturbação ao homem.

O ruído no ambiente de trabalho, dependendo da sua intensidade e frequência, pode ser extremamente danoso à saúde do trabalhador. Um exemplo peculiar é dado no artigo de Johansson *et al.* (2016) que constatam, além de níveis elevados de ruídos em uma unidade de terapia intensiva, o conhecimento limitado da parte dos profissionais da área da saúde em relação aos efeitos nocivos dos ruídos.

A Organização Mundial da Saúde, a partir de 1989, passou a tratar o ruído como problema de saúde pública (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2001). De fato, o ruído excessivo não afeta apenas o aparelho auditivo. O ruído atinge todo o corpo, influenciando o funcionamento dos principais órgãos. Algumas das alterações fisiológicas e bioquímicas que podem ocorrer devido ao ruído são:

- Dilatação das pupilas;
- Hipertensão sanguínea;
- Mudanças gastrointestinais;
- Reação da musculatura do esqueleto;
- Vasoconstrição das veias;
- Mudanças na produção de cortisona;
- Mudanças na produção de hormônio da tireoide;
- Mudança na produção de adrenalina;
- Fracionamento dos lipídios do sangue;
- Mudança na glicose sanguínea.

A utilização dos metais nas mais variadas aplicações industriais subentende sempre a necessidade prévia de derretê-los para tornar possível o processo de moldagem. Os ruídos inerentes ao processo são provenientes,

principalmente, dos fornos que são imprescindíveis para fusão dos metais que, por si só, também é fonte de ruídos.

Yonemori *et al.* (2014) discutiram, em seu artigo, a origem de ruídos a partir da vibração de uma estrutura decorrente de um aquecimento por indução.

O início da década de 1930 é um marco na utilização dos fornos de indução a cadinhos em alta frequência nos processos industriais. Foram largamente instalados em países da Europa, USA e Rússia. A partir da segunda guerra mundial com o desenvolvimento tecnológico, os fornos passam majoritariamente a operar em média frequência e de forma incipiente também em baixa frequência (HABASHI, 2010).

Na década de 1970, o aquecimento por indução se estabelece como alternativa tecnológica economicamente viável e com a evolução dos inversores de frequência nos anos oitenta o custo da capacidade operacional é reduzido à 50% (HABASHI, 2010; GANDHEWAR; BANSOD; BORADE, 2011).

Atualmente, os fornos que utilizam a frequência de linha levam uma vantagem comparativa em sua capacidade de operação de 300% em relação aos primeiros fornos de alta frequência. Este tipo de forno opera basicamente como um transformador com secundário em curto-circuito e por indução (lei de Faraday) aquece o metal até o seu ponto de fusão. A frequência gerada pelo conversor estático cc/ca que alimenta o forno definirá o grau de penetração da corrente induzida no metal. Este é um parâmetro fundamental para a definição da rapidez do aquecimento, do controle da temperatura e da seleção de regiões da peça metálica a ser aquecida. Todavia, é importante observar que o chaveamento do conversor de frequência é uma fonte natural e potencial de harmônicas e inter-harmônicas (DÖTSCH, 2009).

As frequências médias e baixas inerentes a este processo estabelecerão comprimentos de ondas grandes que somados às altíssimas temperaturas envolvidas praticamente inviabilizam as técnicas tradicionais de controle passivas (GERGES, 1992).

Desta forma, tem-se uma visão histórica e simplificada do processo industrial composto por forno de indução e os ruídos presentes nesse sistema. Em relação à dinâmica desses ruídos algumas iniciativas já foram realizadas e são descritas a seguir.

Nos dias atuais, raramente há tempo e conhecimento suficiente para desenvolver um modelo a partir das equações diferenciais que, normalmente, regem a física do processo. Savioja e Xiang (2019) admitem essa dificuldade de descrever o comportamento do som pela equação diferencial parcial de segunda ordem representativa de uma onda acústica.

Ogata (1998) reforça esta dificuldade quando enfatiza que não existe apenas um único modelo matemático para um dado sistema, mas uma família de modelos candidatos a detectar as principais características desejáveis da dinâmica do processo.

Alternativamente, novos métodos de modelagem matemática são desenvolvidos estabelecendo nova área de conhecimento que se caracteriza por necessitar de pouca ou nenhuma informação prévia do sistema a ser modelado.

Ljung (1987) associa identificação de sistema ao conjunto de técnicas que criam, analisam modelos de sistemas dinâmicos baseados em dados medidos, ou seja, observações.

Essas técnicas permitem representar matematicamente um modelo por diversas formas: um polinômio, razão de polinômios (modelo racional), uma rede neural, lógica nebulosa (*fuzzy*), entre outras. Como exemplo, GU *et al.* (2019) propuseram um modelo que reúne a facilidade da representação NARMAX em explicar o processo com a maior capacidade de predição das redes neurais.

O ponto comum de todas essas técnicas de modelagem são as contribuições sinérgicas da matemática, estatística, engenharia de sistemas e controle, computação aplicada, otimização e processamento de sinais que foram determinantes para impulsionar esta original e incipiente forma de modelar sistemas e processos (WANG; LAI; GREBOGI, 2016; YAN; DELLER JR, 2015).

Com a indústria se empenhando em desenvolver computadores mais potentes a um custo menor, placas de aquisição de dados mais confiáveis para coleta de dados nos processos e os algoritmos experimentando grande evolução, todos esses esforços se combinavam para sedimentar os pilares da área de conhecimento denominada modelagem empírica ou identificação de sistemas (BOX; JENKINS, 1976; LJUNG, 1987).

Diante do exposto, a solução mais indicada para adequar os ruídos aos níveis aceitáveis pelas normas regulamentadoras brasileiras (NR-15, NR-07 e NR-09) é o desenvolvimento de um projeto embasado em técnicas de controle ativo.

Essas técnicas caracterizam-se pelo cancelamento total ou parcial dos ruídos, portanto, torna-se necessária, *a priori*, a identificação de um modelo representativo do comportamento dos ruídos no processo.

Portanto, é sabido que os ruídos são prejudiciais à saúde, a fusão de metais em fornos de indução produzem ruídos, as tentativas de modelagem desses sistemas e processos desembocaram no cancelamento dos ruídos via controle ativo. Porém, o controle ativo não é universal para todos os casos, então é necessário identificar o comportamento específico do ruído no processo em estudo. Logo, há uma lacuna no sentido de representar a dinâmica característica do ruído no processo de produção de aço inox.

A partir dessas considerações, apresenta-se o problema da pesquisa: ***Como identificar a dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox em uma aciaria?***

## **1.2. OBJETIVO DA TESE**

Em consonância com o problema da pesquisa, os objetivos norteadores do estudo foram assim estabelecidos como um objetivo geral e um objetivo específico para dar suporte aos detalhes para se atingir de maneira ampla a resposta à lacuna identificada.

### **1.2.1. OBJETIVO GERAL**

Propor um modelo NARMA (“Nonlinear Auto-regressive Moving Average model”) para representar e prever a dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço inox em uma aciaria.

### **1.2.2. OBJETIVO ESPECÍFICO**

Realizar uma filtragem digital nos ruídos do modelo proposto por meio da Transformada Rápida de Fourier (“Fast Fourier Transform”, ou **FFT**) a fim de identificar picos e faixas de frequências com maiores densidades de energia sonora para contribuir na atenuação dos ruídos por intermédio da especificação da frequência de corte de um filtro.

### **1.3. JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA**

Os ruídos podem gerar debilidades e afastamentos impactando na competitividade das empresas, causando potencial perda no espaço de mercado e, não raramente, estão envolvidas com onerosos processos trabalhistas. São os responsáveis por diversas doenças ocupacionais que influem diretamente na qualidade de vida, causando até um possível aumento do *turn over* nas empresas, e/ou na produtividade dos trabalhadores.

Corroborando com isso, Pueyo, Valero e Berghe (2016) realizaram uma revisão da literatura sobre os efeitos na saúde devido à exposição ao ruído ocupacional. Ao final, selecionaram vinte e cinco artigos que forneceram informações de distúrbios e alterações diversas nos humanos consequentes da exposição aos ruídos.

Em um ambiente fabril como, por exemplo, uma aciaria, não é tarefa simples e nem de baixo custo manter o ruído dentro de limites instituídos pela Norma Regulamentadora, NR-15, que estabelece uma exposição máxima ao ruído, contínuo ou intermitente, de 85 dB para uma jornada de trabalho de 8 horas diárias (ENIT, 2019). Inclusive a NR-07 estabelece princípios e

procedimentos para o desenvolvimento do Programa de Controle Médico de Saúde Ocupacional (PCMSO) nas organizações, com o objetivo de proteger e preservar a saúde dos trabalhadores, em relação aos riscos gerados pelo trabalho, sendo que prevê parâmetros de monitorização à exposição de ruídos. Esses parâmetros definem que se façam exames audiométricos de referência e sequenciais, no mínimo, todos os trabalhadores que exerçam ou exercerão suas atividades em ambientes cujos níveis de pressão sonora estejam acima dos níveis de ação, conforme informado no Programa de Gerenciamento de Risco (PGR) da organização, independentemente do uso de protetor auditivo (ENIT, 2020a). A NR-09 estabelece os requisitos para a avaliação das exposições ocupacionais a agentes físicos, químicos e biológicos. Consideram-se agentes físicos as diversas formas de energia a que possam estar expostos os trabalhadores, tais como: ruído, vibrações, entre outros. Na ausência de limites de tolerância previstos na NR-15 e seus anexos, devem ser utilizados como referência para a adoção de medidas de prevenção aqueles previstos pela American Conference of Governmental Industrial Hygienists – ACGIH (ENIT, 2020b). Dessa forma, existe na legislação brasileira uma atenção e preocupação com essa questão de exposição do trabalhador aos ruídos industriais e há todo um regramento para acompanhar sua atuação sobre a saúde ocupacional em geral. Complementando esses níveis de detalhes Lida (2005) realizou um estudo abrangente e detalhado sobre ruído nos aspectos ergonômicos de um posto de trabalho destacando: os limites toleráveis, tempo de exposição, a surdez provocada por ele, influência no desempenho e propõe seis medidas para controle do ruído industrial. A primeira medida que o autor destaca é atuar na fonte do ruído, o que justamente está sendo proposto nesse trabalho ao tentar compreender como é o comportamento do ruído na fonte.

Os fornos de indução, uma das fontes principais de ruídos na produção de aço, apresentam um comprimento de onda relativamente alto em função das baixas e médias frequências fornecidas pelos conversores estáticos usados para sua alimentação, inviabilizando a utilização das técnicas tradicionais de controle passivo, tais como, enclausuramento, absorvedores acústicos, barreiras acústicas, etc., pois exigiriam dispositivos grandes e materiais muito pesados.

Acrescenta-se ainda, a dificuldade inerente do processo representada pelas altíssimas temperaturas que esses fornos estão submetidos nesses ambientes fabris.

Segundo Shirdel *et al.* (2014) a indústria cada vez mais precisa produzir produtos com alta qualidade e baixo custo. Como proposta, o artigo trata os modelos de predição estocástica como alternativa para aumentar a competitividade delas, em especial as do setor de mineração.

O espectro de frequência dos fornos de indução apresenta um ruído do tipo tonal, ruído caracterizado por suas frequências discretas representadas idealmente por uma única frequência tonal. Essa é uma consideração das mais importantes, pois sugere que processos dinâmicos modelados por métodos estocásticos podem ser bem-sucedidos (ZHANG; ZHAO; CUI, 2015).

Mikalauskas e Volkovas (2015) apontam duas soluções para o problema do ruído industrial: a primeira foca a modelagem e predição dos campos acústicos, a segunda relaciona-se às ferramentas e implementações. Este trabalho se encontra no limite da primeira solução, e aborda a representação e predição da dinâmica dos ruídos no processo utilizando técnicas polinomiais não-lineares de sistemas.

Tendo em vista que a identificação de sistema é uma área de conhecimento que permite criar e analisar modelos matemáticos de sistemas dinâmicos baseados em dados medidos, as equações diferenças representativas dos métodos polinomiais lineares e não lineares são muito apropriadas e recomendadas para essa situação.

As técnicas de modelagem de processos utilizadas nesse trabalho têm aplicabilidade em várias áreas do conhecimento. Todavia, essas áreas apresentam um ponto em comum: a incorporação das tecnologias digitais nos seus respectivos domínios de atuação.

Neste ponto, evidencia-se que métodos de controle passivos em um ambiente siderúrgico são inviáveis pelos motivos apresentados. Por outro lado,

técnicas de controle ativo acenam com possíveis soluções para o problema dos ruídos nos fornos de indução.

Esse é o ponto fundamental a ser considerado: os modelos propostos a partir de métodos estocásticos é que tornam possível este referido controle ativo. Zhang, Zhao e Cui (2015), em seu artigo, demonstram, claramente, a possibilidade da modelagem estocástica ser representada por modelos auto-regressivos para estimar a variância dos ruídos presentes em um alto forno de uma siderúrgica.

Um projeto completo de controle ativo envolve muitas áreas de conhecimento, é extenso e bastante complexo.

Portanto, a contribuição principal desse trabalho é ser, possivelmente, uma parte de um projeto de controle ativo fornecendo o modelo representativo do comportamento dos ruídos nos fornos de indução da aciaria.

Um procedimento complementar, após identificado o modelo, foi a realização de uma filtragem digital utilizando a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para evidenciar faixas de frequências com maiores densidades de potência com a finalidade de facilitar futuras implementações.

A empresa de posse desse modelo poderá defasar e amplificar um sinal visando atenuar e manter os ruídos em níveis aceitáveis e estabelecidos nas normas regulamentadoras.

Finalmente, verifica-se a interdisciplinaridade no presente trabalho, pois áreas de conhecimento da mecânica, elétrica e computação se somam à engenharia de produção a fim de tornar possível a construção de modelos preditivos para enfrentar os complexos problemas relacionados aos sistemas de produção (FLEURY, 2008).

A originalidade dessa tese está no modelo proposto que cobre a lacuna que foi identificada. Também, evidenciou-se que a partir desse modelo

identificado pode-se dar continuidade ao trabalho chegando-se à soluções de controle ativo para essa dinâmica do ruído no processo de produção de aço inox.

#### 1.4. VISÃO GERAL DA PESQUISA

Para alcançar os objetivos desta pesquisa, os procedimentos adotados foram de natureza experimental. Todos os métodos utilizados foram quantitativos com amplo suporte computacional.

Os temas de literatura revisados foram: acústica, forno de indução, ruídos, modelagem e identificação de sistemas.

A Figura 1 representa o esboço da pesquisa realizada e, o detalhamento da abordagem metodológica é apresentado no capítulo 3.

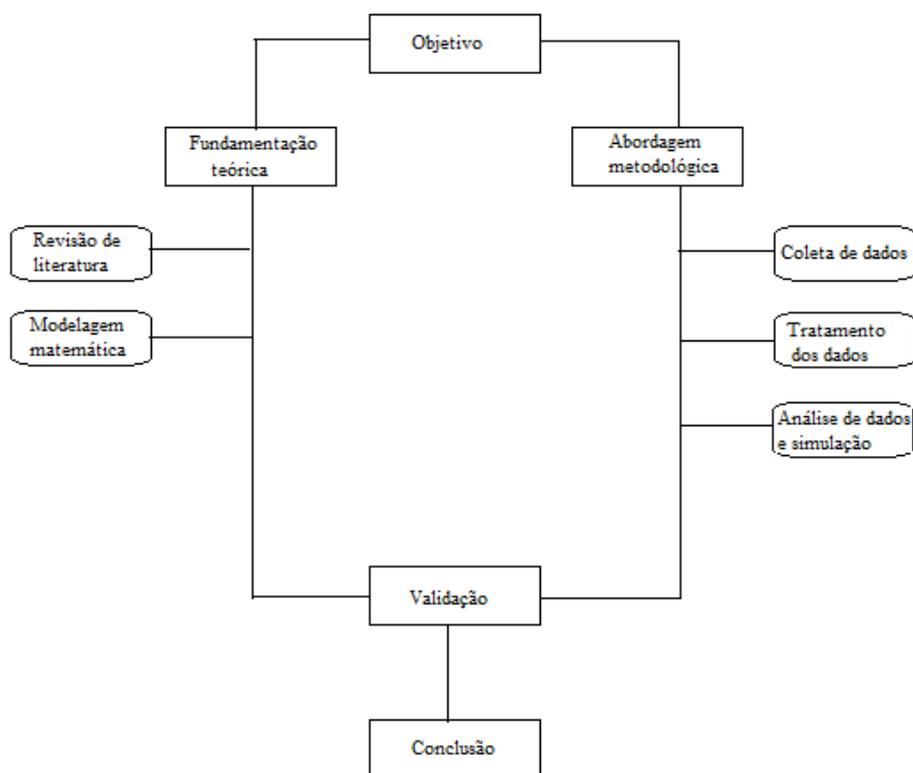


Figura 1 - Esboço da pesquisa.

## 1.5. ESTRUTURA DO TRABALHO

O desenvolvimento do presente trabalho, a partir do projeto de pesquisa, pautou-se pela seguinte estrutura:

- O capítulo um é a introdução geral do trabalho, contextualiza o assunto estudado, destaca as justificativas, relevâncias e contribuições pretendidas. Os objetivos do trabalho são claramente definidos e a visão geral da pesquisa e a estrutura do trabalho são apresentadas.
- O capítulo dois faz uma revisão das literaturas relacionadas às áreas que embasam esta pesquisa. Em particular, apresenta os aspectos básicos da modelagem de sistemas dinâmicos, aborda, em maior profundidade, alguns tópicos relacionados à identificação de sistemas. As etapas que constituem uma seção de identificação de sistemas são tratadas em detalhes. Técnicas polinomiais lineares e não-lineares são discutidas em seus aspectos principais.
- O capítulo três descreve a metodologia empregada na pesquisa e detalha os procedimentos e técnicas utilizadas para o desenvolvimento do trabalho.
- O capítulo quatro apresenta o processo objeto da pesquisa, os softwares e rotinas computacionais utilizados para sustentar as simulações, validação e análises de resultados, estabelece uma sequência de tratamento dos dados, condicionando-os e adequando-os para um melhor aproveitamento.
- O capítulo cinco analisa, compara e apresenta graficamente os resultados obtidos com o modelo NARMA proposto nesse trabalho.
- O capítulo seis tece as conclusões e ponderações finais desse trabalho e sugere algumas propostas de continuidade.
- O apêndice relaciona e registra as principais rotinas computacionais utilizadas nesse trabalho.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Inicialmente, é feita uma abordagem nos fundamentos de acústica necessários ao bom entendimento do trabalho. A seguir, uma breve apresentação dos principais tópicos relacionados aos fornos de indução. Na sequência, é feita uma revisão dos aspectos básicos da modelagem de processos dinâmicos por intermédio da ótica da identificação de sistemas. Finalmente, é exposto os conceitos mais relevantes dos sinais digitais a fim de facilitar a compreensão das técnicas de processamentos de sinais que foram aplicadas aos ruídos do forno.

### **2.1. ONDAS SONORAS E PROPRIEDADES FÍSICAS DO SOM**

Acústica é definida de acordo com a norma ANSI como a Ciência do Som, incluindo sua produção, transmissão e efeitos (PIERCE, 2019).

Quando uma estrutura vibra transfere essas vibrações ao ar que a envolve. São essas vibrações que o nosso sistema auditivo capta e que são designadas por som. No ar, as vibrações sonoras propagam-se nas três dimensões.

Medeiros (2002) apresenta os conceitos básicos da acústica além de uma descrição histórica do seu desenvolvimento, enfatizando o viés multidisciplinar e os princípios norteadores dos projetos relacionados a essa importante área do conhecimento.

O movimento harmônico simples (MHS) conhecido como movimento senoidal ou movimento circular uniforme é a forma mais particular de um movimento vibratório.

Movimento ondulatório é uma perturbação ou distúrbio que se propaga por meio do vácuo ou dos meios elásticos (BERANEK; VER, 1992). O meio elástico (gases, líquidos e sólidos) é aquele que deformado, volta ao seu estado primitivo, logo que cessa a causa deformadora. Assim, vários são os tipos de

ondas: ondas do mar, ondas numa corda ou mola, ondas eletromagnéticas, ondas sonoras, etc.

Essas ondas diferem em muitos aspectos, mas todas possuem a característica comum de transportar energia em forma de ondas pelo o espaço sem necessariamente transportar matéria (GERGES, 1992).

A representação gráfica de um movimento ondulatório se assemelha ao movimento senoidal. Essa forma de onda não representa apenas o movimento de partículas em função do tempo. Pode representar variáveis, tais como: velocidade, pressão, luminosidade, calor, etc.

Portanto, com a sofisticação dos processadores digitais e avanços na teoria do aprendizado das máquinas, o estudo destas grandezas sofreu grande impulso, em particular, a análise acústica de qualquer tipo de som e sua interação em ambientes e com sistemas diversos (IMOTO, 2018).

Em relação à natureza, as ondas se diferenciam em ondas mecânicas que se propagam em meios deformáveis ou elásticos. As partículas vibram somente ao redor de suas posições de equilíbrio, sem se deslocarem junto com a onda, a ondas sonora, que é movimento ondulatório, é um exemplo (MÖSER, 2009).

Já as ondas não mecânicas, conhecidas, também, por ondas eletromagnéticas não necessitam de um meio material para se propagar e são constituídas por interações de campos elétricos e magnéticos, este é o caso das ondas de rádio (BARRADAS, 1995).

A presença e os efeitos do ruído no ambiente fabril são consequência direta da combinação dessas duas formas de onda (BARRON, 2002).

A onda sonora é um fenômeno vibratório resultante de variações da pressão no ar e os sons decorrentes dessas vibrações podem ser classificados em três tipos fundamentais (RUSSO, 1999):

- tons puros: compostos por uma única frequência. É o caso mais simples;

- sons musicais: compostos por uma frequência fundamental (define a tonalidade) e várias frequências de valor múltiplo inteiro da fundamental (harmônicas) dependendo do timbre. É o caso dos sinais de voz;
- ruído: composto por inúmeras frequências sem que exista um padrão que as relacionem diretamente. O resultado é um sinal complexo sem uma frequência fundamental fixa, portanto, é um sinal não periódico. Esses sinais têm um comportamento imprevisível e, conseqüentemente, são difíceis de serem analisados com precisão.

Os sons com menos de 20 Hz são chamados de infra-sons e os sons com mais de 20.000 Hz são chamados de ultra-sons. Esta faixa de frequências entre 20 e 20 kHz é definida como faixa audível de frequências ou banda audível. A Figura 2 representa a resposta em frequência do ouvido humano (BISTAFA, 2006).

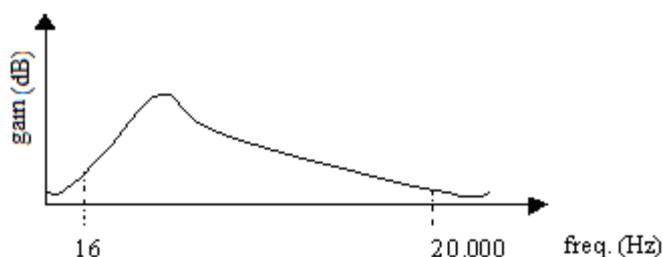


Figura 2 - Resposta em frequência do ouvido humano.

Fonte: Sistema de telecomunicações – UFRN.

Dentro da faixa audível, verifica-se que o ouvido percebe as frequências de uma maneira não linear. De acordo com a Lei de Fechner-Weber, a sensação de som varia com o logaritmo do estímulo sonoro que o produziu. Portanto, intervalo entre frequências não se mede pela diferença de frequências, mas pela relação entre elas. Desta maneira, se define uma oitava como sendo o intervalo entre frequências cuja relação é igual a dois (ASTETE, 1978).

A onda sonora tem o seu comprimento de onda ( $\nu$ ) definido em função da frequência ( $f$ ) e da velocidade de propagação ( $v$ ). A equação abaixo relaciona estas variáveis (SALIBA, 2011):

$$v = \lambda \cdot f \quad (\text{Eq.1})$$

O forno de indução, no presente trabalho, pode ser admitido como sendo de baixa e média frequência, conseqüentemente implica em comprimentos de onda mais altos no ambiente fabril.

A intensidade sonora é quantidade de energia que atravessa uma área de um metro quadrado em um segundo. Essa intensidade relaciona-se com a amplitude da onda sonora. Quanto maior essa amplitude maior será a energia da onda e conseqüentemente a sensação auditiva do som aumenta. Para um som de média intensidade essa amplitude é da ordem de centésimos de milímetros (BISTAFA, 2006).

Lathadevi e Guggarigoudar (2018) propuseram uma metodologia de baixo custo que torna possível a medição dessas variáveis acústicas utilizando equipamentos de gravação acessível e software livre.

Pode ser demonstrado matematicamente que a energia contida em um sinal senoidal é igual à metade do quadrado da amplitude da senoide (HAYKIN; VEEN, 2001).

É comum quantificar essa energia por meio da força que as partículas materiais exercem sobre uma superfície. Essa força por unidade de área é conhecida por pressão sonora. Como essa pressão varia instantaneamente, a pressão efetiva ou eficaz tem maior significado prático.

Desta forma, o nível de intensidade sonora (NIS) pode ser definido por (GERGES, 1992):

$$NIS = 10 \cdot \log\left(\frac{I}{I_{ref}}\right) \text{ (dB)} \quad (\text{Eq.2})$$

sendo  $I_{ref}$  é o menor valor de intensidade de energia audível: igual a  $10^{-16} \text{ Watt/cm}^2$ .

Semelhantemente, o nível de pressão sonora (NPS) pode ser definido por (GERGES, 1992):

$$NPS = 20 \cdot \log\left(\frac{P}{P_{ref}}\right) \text{ (dB)} \quad (\text{Eq.3})$$

sendo  $P_{ref}$  é o menor valor de pressão sonora audível: igual a 20  $\mu\text{Pa}$ .

O timbre permite diferenciar e reconhecer as fontes sonoras geradoras de som, estabelece uma forma gráfica de onda específica para cada uma dessas fontes.

Uma forma de onda complexa é na realidade uma distorção harmônica, isto é, se uma onda senoidal pura for somada a uma ou mais harmônicas, a curva resultante mostrará claramente a distorção provocada na curva inicial, que não será mais uma senoide perfeita (HAYKIN; VEEN, 2001).

Assim, o método de Análise de Fourier demonstra que qualquer forma de onda pode ser decomposta em uma soma de ondas senoidais. As frequências destas ondas senoidais que formam o espectro guardam uma relação numérica com a frequência mais baixa da série que, por este motivo, é chamada de frequência fundamental ( $f_0$ ). As demais frequências, que forem múltiplos inteiros da frequência fundamental, com valores iguais a  $2f_0$ ,  $3f_0$ ,  $4f_0$ ,  $5f_0$ , são os sobretons de  $f_0$  e são conhecidas como tons harmônicos ou frequências harmônicas, sendo registradas por  $f_1$ ,  $f_2$ ,  $f_3$ , ...,  $f_n$ . (WILLSKY; OPPENHEIM, 2010).

O ouvido humano reconhece mais facilmente os harmônicos de ordem ímpar ( $3^\circ$ ,  $5^\circ$ ,  $7^\circ$ , etc.) do que os harmônicos de ordem par ( $2^\circ$ ,  $4^\circ$ ,  $6^\circ$ , etc.). Os

harmônicos de maior ordem (6º ou 7º) são mais identificados que os de menor ordem (2º ou 3º) (RUSSO, 1999).

A análise espectral é a representação gráfica da amplitude em função das frequências que compõem um sinal ou som complexo.

Fazer a análise espectral, por exemplo, de um sinal sonoro é verificar a intensidade sonora existente em cada banda de frequências. Essa análise é realizada pela Transformada de Fourier, que são equações matemáticas criadas pelo francês Jean Baptiste Fourier (1768 – 1830).

Estas equações foram transformadas em algoritmos (programas de computador), chamados de FFT (Fast Fourier Transform), tais algoritmos tornaram-se imprescindíveis nos estudos do processamento de sinais (AVARGEL; COHEN, 2009).

É importante salientar que a FFT é a implementação da DFT (Discrete Fourier Transform) que é a transformada de Fourier para dados discretos (WEEKS, 2012).

O ruído pode ser definido subjetivamente como uma sensação desagradável e não desejável. Por outro lado, uma definição física para o ruído é: fenômeno ou sinal não periódico, sem componentes harmônicos definidos (WANG; PEREIRA; HUNG, 2005).

A análise de Fourier do ruído mostra que é um sinal de grande complexidade, resultante da superposição de infinitas frequências de sinais de fontes variadas. Seu espectro sempre será uma confusa composição de harmônicas sem qualquer classificação ou ordem de composição. Normalmente seu espectro é de banda larga (de frequências), compacto e uniforme, sendo comum aparecer uma maior predominância de uma faixa de frequências (graves, médias ou agudas). O espectro de frequências de um ruído tem uma difícil interpretação, preferindo-se a densidade espectral (BIES; HANSEN, 2009).

Por conter um grande número de frequências, alguns ruídos foram padronizados, sendo usados em testes e calibração de equipamentos eletroacústicos. Os principais são (BISTAFA, 2006):

- ruído branco;
- ruído rosa.

O ruído branco ou gaussiano é uma onda sonora aperiódica que contém igual energia em todas as frequências em seu espectro e sua amplitude se mantém constante para todas as frequências audíveis.

Caracteriza-se por apresentar média zero, distribuição uniforme e variância muito pequena.

Por sua vez, o ruído rosa é uma filtragem do ruído branco, sua energia é contínua, mas limitada a uma faixa do espectro e sua amplitude decai ao longo das frequências audíveis.

De acordo com o nível de intensidade e o período de observação, os ruídos podem ser classificados em:

- contínuo ruído que apresenta uma faixa de variação menor que 3dB;
- flutuante ou intermitente quando há uma variação significativa do ruído;
- impacto ou impulsivo quando ocorrem picos de energia com duração inferior a um seg. É um dos mais nocivos à audição. Intensidade típica de 100 a 140dB.

A Figura 3 é a representação gráfica desses três ruídos.

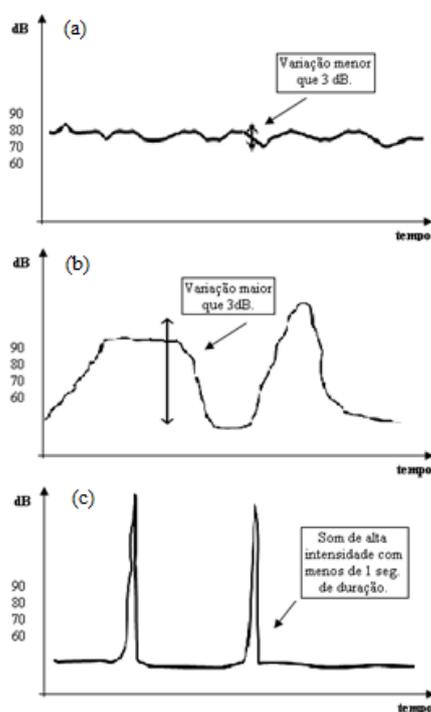


Figura 3 – Ruídos: (a) contínuo, (b) flutuante ou intermitente, e (c) impactivo ou impulsivo.

Fonte: Adaptado de Fernandes (2002).

Como esses ruídos podem se manifestar em uma ampla faixa de frequência, foram criadas as curvas de audibilidade ou isofônicas que são gráficos da frequência versus nível de pressão sonora que retratam o comportamento da audição humana quando a frequência varia (SALIBA, 2011). A Figura 4 representa estas curvas.

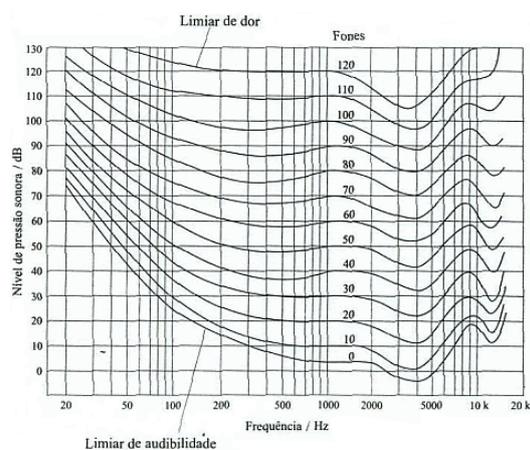


Figura 4 - Curvas de audibilidade ou isofônicas.

Fonte: Norma ISO R-226.

Por sua vez, os medidores de ruídos são parametrizados segundo as curvas ponderadas (A, B, C, D) da Figura 5 que são obtidas por meio de circuitos internos de filtragem dos medidores a fim de assemelhar a captação dos níveis sonoros à percepção auditiva humana pela ponderação das frequências (BIES; HANSEN, 2009).

Neste trabalho a curva utilizada foi do tipo A que apresenta maior sensibilidade nas médias frequências e é mais apropriada quando os ruídos são contínuos e intermitentes.

A Figura 5 ilustra estas curvas de ponderação.

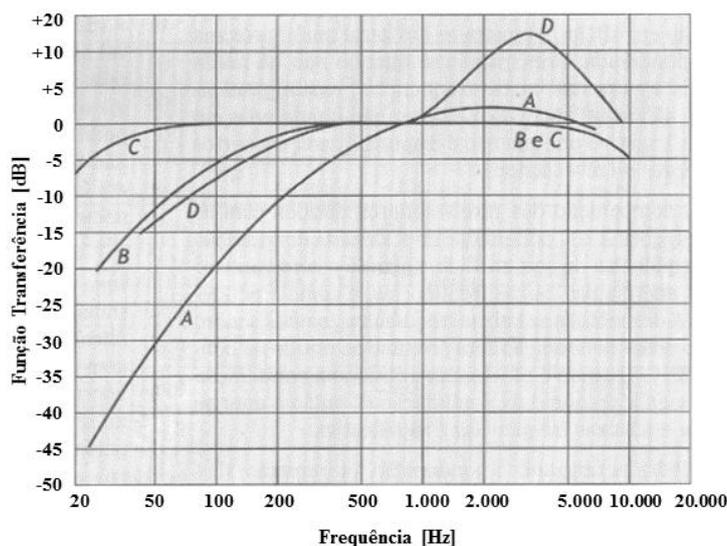


Figura 5 - Curvas de ponderação.

Fonte: Magrab (1975).

Para facilitar a compreensão dos ruídos, o nível equivalente de pressão sonora  $L_{eq}$  é um importante conceito, pois equivale a um valor médio dos níveis de ruídos em um intervalo de tempo com potencial lesivo a audição humana similar às lesões auditivas provocadas por variações instantâneas do ruído. Matematicamente, o  $L_{eq}$  é definido de acordo com a equação abaixo (GERGES, 1992).

$$L_{eq} = 10 \log \left[ \left( \frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} p^2(t) dt \right) / p_{ref}^2 \right] [dB] \quad (\text{Eq.4})$$

sendo  $L_{eq}$  o nível de pressão sonora equivalente referente ao intervalo de integração,  $p(t)$  a pressão sonora instantânea e  $p_{ref}$  pressão sonora de referência, igual a  $20\mu\text{Pa}$ .

## 2.2. FORNO DE INDUÇÃO E RUÍDO INDUSTRIAL

Um recipiente isolado termicamente com material refratário envolvido por uma bobina onde no seu interior produz ou mantém a fusão de metais por meio do aquecimento característico decorrente da indução eletromagnética é denominado forno de indução (FILHO, 2007).

Gandhewar, Bansod e Borade (2011) fizeram uma revisão bibliográfica relacionada ao desenvolvimento dos fornos de indução desde a descoberta do princípio da indução eletromagnética por Michael Faraday. Enfatizaram a evolução dos fornos de indução a partir de meados da década de 1980, destacando as unidades de potência que incorporaram as fontes retificadoras controladas que elevaram a eficiência elétrica acima de 97% frente aos 85% da década de 1970. Ainda, constataram a necessidade de estudar a variação dos diversos parâmetros associados aos fornos a fim de melhorar a produtividade.

O princípio de funcionamento do forno de indução está baseado na mesma teoria do transformador elétrico que é construída a partir da lei de Faraday.

Assim, a bobina de indução do forno representada pelo primário do transformador quando percorrida por uma corrente alternada cria um fluxo magnético variável na carga metálica do forno que é associada à bobina do secundário em curto-circuito do transformador. Um esquema simplificado de um forno de indução é apresentado na Figura 8 (capítulo 2).

O fluxo magnético variável concatenará com a bobina do secundário induzindo nesta uma tensão com polaridade estabelecida pela lei de Lenz (LUCÍA et al., 2014).

Na realidade essa polaridade é manifestada na massa metálica, assim como nos fornos de indução a corrente de carga se confunde com a corrente de Foucault.

Desta forma, o circuito magnético está devidamente caracterizado com suas correntes: de carga, parasitas ou de Foucault, pela histerese magnética, todas variáveis que são responsáveis diretas pelo o aquecimento e fusão dos materiais metálicos que estão no interior do forno.

O ciclo de histerese pode ser devidamente descrito utilizando técnicas polinomiais de sistemas (MARTINS; AGUIRRE, 2016).

Os fornos de indução, em função da aplicação desejada, podem ser classificados em três tipos, a saber:

- fornos de indução a canal ou com núcleo magnético;
- fornos de indução de cadinho ou sem núcleo – *coreless*;
- fornos de indução para aquecimento de tarugos.

Os fornos de indução a canal com núcleo normalmente são utilizados para manter a temperatura de metais que foram fundidos por outros fornos, como por exemplo, o ferro e suas ligas e são empregados na fusão de alumínio, cobre, zinco, bronze, etc. A frequência de operação deste tipo de forno é geralmente 60 Hz não ultrapassando o limite de 200 Hz. A desvantagem deste forno é apresentar a necessidade de permanecer em funcionamento vinte e quatro horas por dia para evitar a solidificação do metal fundido que se encontra no canal, fato que acarretaria um custo de manutenção muito alto. Também não é um forno apropriado para fundir tipos diferentes de metais já que necessitaria de um forno auxiliar para o vazamento do metal fundido no canal.

A Figura 6 mostra as partes que constituem um forno de indução a canal.

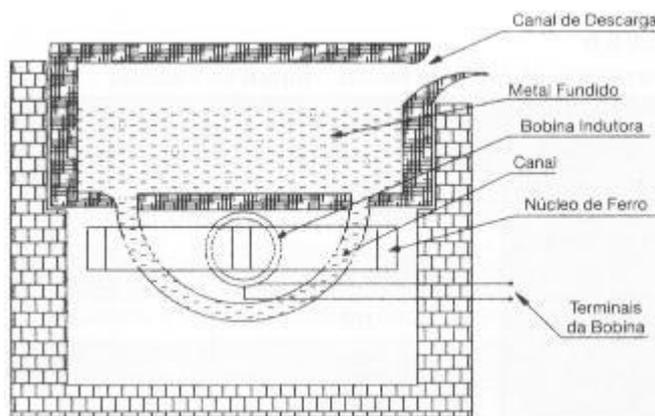


Figura 6 - Forno de indução a canal.

Fonte: Mamede Filho (2007).

Os fornos de indução de cadinho (*coreless*) são utilizados para fusão de ferro, aço inox, aços carbonos especiais, alumínio, cobre e suas ligas, ouro, prata, etc. São fornos adequados para cargas sólidas e para cargas diferentes, desde que as cargas obedeçam uma sequência corretamente estabelecida para um mínimo de contaminação (YILMAZ; ERMIS; CADIRCI, 2012).

Esses fornos precisam de conversores estáticos de potência para funcionar já que trabalham muitas vezes com frequência acima da rede e, portanto, geram e injetam forte conteúdo harmônico no sistema.

A classificação desses fornos sem núcleo em função da frequência de operação é: 50 ou 60 Hz são os fornos de linha, menores que 300 Hz são os de baixa frequência, compreendidos na faixa 300 a 800 Hz são os de média frequência e maiores que 1000 Hz são os de alta frequência (RUDNEV; LOVELESS; COOK, 2017).

A Figura 7 é uma representação de forno de indução a cadinho.

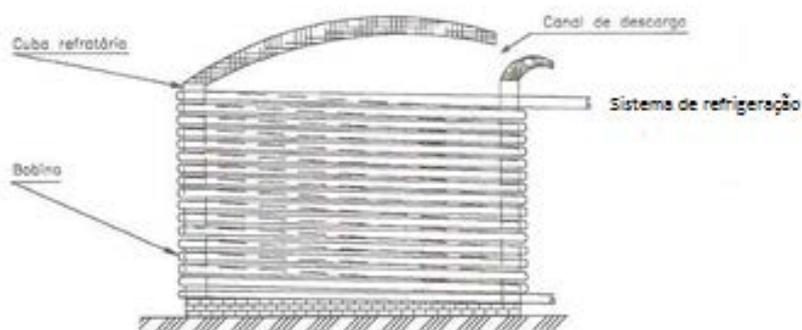


Figura 7 - Forno de indução a cadinho.

Fonte: Mamede Filho (2007).

Entretanto, e de acordo com Levshin (2019), um forno de indução de dupla frequência a cadinho revestido por indutor tubular de cobre especial de camada única com resfriamento por água apresenta custo de fabricação do indutor elevado e vibração de dupla frequência em função de sua alimentação dupla que gera ruídos que enfraquecem a estrutura do forno.

Os fornos de aquecimento de tarugos são particularmente utilizados nas siderúrgicas para a produção de ferro para a construção civil, forjarias e usinagem.

### 2.2.1. PERDAS MAGNÉTICAS E RENDIMENTO

Neste ponto, é inequívoca a importância das correntes parasitas ou de Foucault e da histerese magnética no processo de fusão dos materiais magnéticos que ocorre em um forno de indução.

Lembrando que um forno de indução pode ser visto como um transformador cujo primário representa a bobina de indução do forno e o secundário em curto com a carga metálica a ser fundida, a análise e o comportamento térmico de um transformador podem ser aplicados sem prejuízo ao forno de indução, desde que oportunamente algumas adequações sejam admitidas.

Por outro lado, o forno de indução pode ser entendido como um transformador projetado para converter energia elétrica em energia térmica.

Ora, no transformador as perdas por efeito joule e perdas magnéticas são as causadoras do seu aquecimento e, conseqüentemente, influem diretamente também no seu rendimento.

Portanto, pelo o que foi exposto acima, torna-se recomendável detalhar um pouco mais essas perdas, já que são as responsáveis pelo o aquecimento e fusão dos materiais metálicos no interior do forno.

A seguir uma adequação da classificação das perdas será realizada para associá-las aos fornos de indução.

Assim, as perdas podem ser classificadas de acordo com sua origem e natureza (FITZGERALD; KINGSLEY; KUSKO, 1975):

*Perdas por efeito Joule* são perdas que são dadas por  $ri^2$  sendo  $r$  a resistência,  $i$  a corrente, portanto, originam na intensidade de corrente elétrica, conseqüentemente, ocorrem em todos os enrolamentos dos equipamentos.

*Perdas magnéticas* consistem na soma das perdas verificadas por histerese magnética e correntes parasitas (Foucault) que se originam devido à variação da densidade de fluxo magnético no ferro dos fornos devido a alteração da indutância e das harmônicas associadas ao processo de fusão dos metais.

*Perdas por atrito* e ventilação são conhecidas também por perdas mecânicas, estão relacionadas com os atritos nas escovas, que não é o caso dos fornos, e mancais dos equipamentos, juntamente com a potência necessária para ventilação e refrigeração. Quando a intenção é apenas de determinar o rendimento do equipamento, a soma das perdas mecânicas com as perdas magnéticas recebe o nome de perdas rotacionais (FITZGERALD; KINGSLEY; KUSKO, 1975).

*Perdas suplementares* estão relacionadas com a distribuição não uniforme da corrente elétrica (efeito pelicular) e com as distorções do fluxo

magnético que podem ocorrer em função da geometria do circuito magnético, tipo e permeabilidade do material processado, como também, por uma causa elétrica: harmônicas que geram perdas adicionais nas imediações do entreferro. É importante ressaltar que essas perdas são difíceis de serem determinadas com precisão.

Um material quando percorrido por uma corrente alternada tende a apresentar uma resistência maior do que quando percorrido por corrente contínua. Esta diferença se torna mais pronunciada à medida que a frequência aumenta. Este fenômeno é conhecido como efeito pelicular (NETO *et al.*, 1989).

Esta é uma das explicações dos fornos com núcleo (baixa frequência) possuírem um rendimento superior aos fornos sem núcleo (média frequência) (DÖTSCH, 2009).

Uma atenção especial deve ser dada ao entendimento das perdas magnéticas, pois são as principais responsáveis pelo o aquecimento e fusão das massas metálicas no interior dos fornos.

Quando uma corrente alternada circula na bobina de um forno de indução, a lei de Ampere diz que um fluxo magnético variável  $\phi(t)$  é criado. Este fluxo concatena com os materiais magnéticos e nestes é induzida uma tensão  $\varepsilon(t)$  denominada força eletromotriz induzida (fem). Esta tensão pode ser expressa pela seguinte equação, conhecida como lei de Faraday (HALLIDAY; RESNICK; WALKER, 2013):

$$\varepsilon(t) = -N \frac{d\phi(t)}{d(t)} \quad (\text{Eq.5})$$

sendo  $N$  o número de espiras e o sinal negativo indica a polaridade instantânea da tensão induzida no sentido de opor-se ao fluxo que a originou. Em suma, esse sinal negativo nada mais é do que a lei de Lenz (HALLIDAY; RESNICK; WALKER, 2013).

Os materiais magnéticos formam um percurso fechado de baixa impedância, a corrente que passa a circular neles é extremamente alta, causando seu aquecimento até atingir o ponto de fusão. Essa corrente é denominada corrente parasita ou de Foucault (LOBOSCO; DIAS, 1988).

Soma-se à essa observação, o fato de normalmente esses materiais serem ferromagnéticos e por apresentarem uma permeabilidade magnética ( $\mu$ ) muito alta, conseqüentemente, tem uma capacidade enorme de concentrar as linhas de força do campo magnético (FITZGERALD; KINGSLEY; KUSKO, 1975).

O resultado final desse processo é um fluxo magnético variável muito intenso no interior do forno de indução.

Como foi dito, esse fluxo além de intenso é variável. Essa mudança de direção e sentido do fluxo estabelece um tipo de perda conhecida como histerese magnética. Essa perda pode ser associada à um aquecimento extra que ocorre nos materiais magnéticos quando estão submetidos aos fluxos magnéticos variáveis (FITZGERALD; KINGSLEY; KUSKO, 1975).

Portanto, a perda magnética é a soma dessas duas perdas (LOBOSCO; DIAS, 1988):

- perda devido à histerese magnética;
- perda devido às correntes parasitas (Foucault),

sendo:

$$p_{fe} = p_h + p_f , \quad (\text{Eq.6})$$

e ainda aproximadamente,

$$p_h = k f B^2 , \quad (\text{Eq.7})$$

$$p_f = k_\ell f^2 B^2 , \quad (\text{Eq.8})$$

sendo:

$p_{fe}$  perda magnética no ferro;

$p_h$  perda por histerese;

$p_f$  perda por correntes parasitas (Foucault);

$k$  constante que depende do material magnético;

$k_\rho$  constante que depende do material magnético;

$f$  frequência de magnetização;

$B$  densidade de fluxo magnético.

Os materiais metálicos ferromagnéticos nos fornos, intrinsecamente, subtraem a uniformidade do campo magnético provocando uma variação contínua no vetor densidade campo magnético, não apenas em função da indutância associada a eles, mas também em função das turbulências geradas por esses metais quando são fundidos (DÖTSCH, 2009).

As harmônicas e suas múltiplas frequências, também, contribuem para deformar o fluxo magnético no interior dos fornos (DUGAN; CONRAD, 1999).

Dawara; Vashista e Khanyusufzai (2019) desenvolveram uma metodologia para medição de ruídos em uma amostra de aço. Concluíram e verificaram a dificuldade de generalizar os resultados, mas recomendaram descrever e controlar um processo de usinagem considerando o comportamento estocástico do ruído.

Uma das principais fontes de ruído em uma aciaria são as vibrações causadas pelas forças de Lorentz  $F$  nos fornos de indução. A força de Lorentz é a soma das forças exercidas, em uma carga em movimento, pelo campo magnético  $B$  mais o campo elétrico  $E$ , é representada por (HALLIDAY; RESNICK; WALKER, 2013):

$$F = qE + qvB , \quad (\text{Eq.9})$$

sendo  $q$  e  $v$  , respectivamente, a carga e a velocidade da partícula.

Como explicado anteriormente, o aquecimento por indução surge principalmente devido às perdas magnéticas que por sua vez dependem da frequência e da densidade do fluxo magnético envolvido no processo (BARRON, 2002).

O vetor densidade campo magnético (B) resultante passa a ser a combinação dessas distorções mencionadas anteriormente.

Pelo exposto, o fluxo magnético e a frequência variam continuamente gerando perdas magnéticas que variam ao longo do ciclo de operação do forno de indução.

O rendimento dos fornos de indução pode ser considerado alto. Nos fornos com núcleo o rendimento está na faixa de 95% a 98%, já nos fornos de indução sem núcleo situa-se em torno de 75% a 85%. O efeito pelicular influi no rendimento dos fornos (DÖTSCH, 2009).

A Tabela 1 associa a capacidade do forno sem núcleo à frequência da tensão de operação desejável.

Tabela 1 - Capacidade versus frequência.

<b>Capacidade (kg)</b>	<b>Frequência (Hz)</b>
1 - 25	10000
5 - 250	3000
100 - 2000	1000
1500 - 7000	180 (150)
4000 - 10000	60 (50)

Fonte: Siegel (1975).

Na prática, muitas vezes a escolha do forno recai no de mais baixa frequência mesmo que a aplicação não seja favorável, obviamente que é uma decisão em função do custo mais baixo. Como consequência tem-se um forno operando com dificuldade, desgaste prematuro do refratário podendo diminuir sua durabilidade a 1/3 da normal e excesso turbulências que certamente intensificarão os ruídos no ambiente fabril (SIEGEL, 1982).

Em se tratando de fenômenos magnéticos e por uma análise qualitativa, pode-se afirmar que o fluxo magnético e a frequência são proporcionais à tensão que por sua vez é proporcional à potência.

Assim, no caso do forno com núcleo por apresentar permeabilidade magnética alta, seu fluxo magnético é intenso e proporciona altas potências. Já o forno sem núcleo compensa o fluxo magnético baixo com a elevação da frequência para ser capaz de disponibilizar altas potências.

Finalmente, a corrente de penetração nos materiais metálicos tem uma variação inversamente proporcional com a frequência, fato que justifica a escolha de uma frequência mais baixa quando a carga a ser fundida for grande (NETO *et al.*, 1989).

A Tabela 1 ilustra essa última afirmação.

### **2.2.2. CARACTERÍSTICAS DOS FORNOS DE INDUÇÃO**

Os modernos fornos de indução necessitam de conversores estáticos de potência para gerar uma tensão alternada com frequência variável para alimentar a bobina do forno. A frequência depende do tipo e da quantidade do material a ser fundido.

Nakagawa e Yonemori (2019) confirmaram experimentalmente que quando se altera a frequência e a amplitude da fonte estática semicontrolada a energia faz a estrutura vibrar e gerar ruídos.

No diagrama da Figura 8 o capacitor forma com a bobina um circuito ressonante, maximizando a energia envolvida no processo de aquecimento do forno.

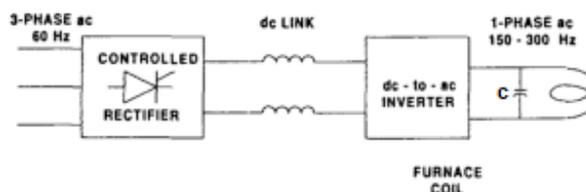


Figura 8 - Diagrama de blocos de um forno de indução.

Fonte: Dugan e Conrad (1999).

A função do retificador simplesmente é estabelecer um barramento de tensão contínua e por intermédio do circuito PWM (Pulse Width Modulation) disponibilizar tensão e frequência variável na saída do inversor. Uma faixa típica de frequência de um forno para fundir aço está entre 150 a 300 Hz.

A Figura 9 apresenta um típico espectro da frequência de operação  $f_0$  da corrente de alimentação de um forno de indução e os pares de harmônicas geradas decorrente do chaveamento do inversor. A resultante da sobreposição desses sinais é caracterizada como um espectro de ruído tonal dominante.

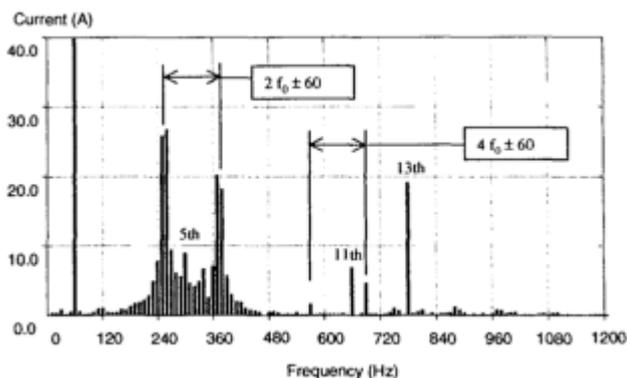


Figura 9 - Típico espectro de frequência de um forno de indução.

Fonte: Dugan e Conrad (1999).

O chaveamento do inversor fixa a frequência de operação  $f_0$  do forno produzindo pequenas perturbações na sua estrutura dinâmica, assim como define um mapeamento acústico dominado por um ruído tonal como está evidenciado na Figura 9.

Se a frequência de operação for  $f_0$ , pares de componentes de frequências são gerados e representados por:

$$2f_0 \pm 60 ; 4f_0 \pm 60 \dots \quad (\text{Eq.10})$$

Esses pares se movem em uma ampla faixa de frequência enquanto o forno completa o ciclo de derretimento do material. Em termos práticos, dentre dessa faixa, o forno pode assumir qualquer frequência (GUNTHER, 2001).

### **2.2.3. CARGA LINEAR E NÃO LINEAR, HARMÔNICAS E INTER-HARMÔNICAS**

O consumo de energia elétrica no Brasil até o final da década de setenta era demandado por três tipos distintos de consumidores, a saber:

- residencial;
- comércio/serviço;
- industrial.

Os aparelhos eletrônicos de uma residência típica, daquela época, limitavam-se, normalmente, a uma televisão. Não obstante, um ou outro motor, como por exemplo, o motor de refrigerador não impedia as cargas de serem consideradas resistivas.

Por sua vez, tanto o comércio como a indústria, também, naquele tempo, tinham uma tecnologia, em suas instalações elétricas, que permitia considerar as suas cargas como sendo lineares.

Essas cargas absorvem uma corrente que mantém a mesma forma senoidal da fonte de tensão, ou seja, são regidas por uma relação linear entre a

tensão e a corrente nos seus terminais, que pode ser representada por uma simples equação diferencial linear.

A partir da década de oitenta, esse contexto energético começa a sofrer profunda alteração, todos os tipos de consumidores passam a ter cargas que são comandadas eletronicamente. Atualmente, as cargas elétricas não lineares assumem uma importância cada vez maior. A diversificação e disseminação dessas cargas pioraram a qualidade da energia em decorrência dos harmônicos gerados por estes tipos de cargas (KAWASAKI; OGASAWARA, 2017).

Para tornar possível o controle dessas cargas a eletrônica de potência desenvolveu inúmeros circuitos compostos por vários componentes tais como: diodos, transistores, tiristores, etc., que operam numa específica frequência de chaveamento.

Como consequência desse chaveamento, todas essas cargas absorvem uma corrente distorcida, ou seja, não mantém mais a forma senoidal da tensão da fonte.

Portanto, essas cargas são projetadas para absorver essas correntes distorcidas decorrentes do chaveamento dos componentes semicondutores.

Essa característica de absorver correntes e tensões não senoidais definiu um novo tipo de carga denominada carga não linear.

Ahmed *et al.* (2019) utilizaram uma plataforma e demonstraram como um cicloconversor e uma carga não-linear geram e injetam harmônicas no sistema.

Uma das formas de analisar quantitativamente essas cargas não lineares está embasada na série de Fourier que demonstra que todas as funções periódicas não senoidais podem ser representadas por uma soma de termos senoidais, onde o primeiro termo com sua específica frequência recebe o nome de fundamental e os demais termos com as suas frequências múltiplas da fundamental são chamados de harmônicos. Uma componente contínua pode estar presente nesse somatório.

O conceito que envolve as harmônicas se aplica em todos os fenômenos periódicos independentemente de sua natureza. É importante salientar que uma extrapolação desse conceito abrange os fenômenos ou funções não periódicas.

Nesse caso, a representação matemática desses fenômenos não periódicos não é mais realizada pela série de Fourier, mas sim pelas transformadas de Fourier.

O perfeito entendimento da abordagem acima é fundamental para a modelagem dos ruídos do forno de indução proposta nesse trabalho, já que um ambiente rico em harmônicos aumenta significativamente os ruídos audíveis (DUGAN; CONRAD, 1999).

A Tabela 2 resume as equações utilizadas para calcular as séries e as transformadas de Fourier.

Tabela 2 - Série e Transformada de Fourier.

Série	Transformada
$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left( a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sen \frac{n\pi x}{L} \right)$	$f(x) = \int_0^{\infty} (A(\omega) \cos x\omega + B(\omega) \sen x\omega) d\omega$
$a_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(t) \cos \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n \geq 0,$	$A(\omega) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cos \omega t dt, \quad \omega \geq 0,$
$b_n = \frac{1}{L} \int_{-L}^L f(t) \sen \frac{n\pi t}{L} dt, \quad n \geq 1.$	$B(\omega) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \sen \omega t dt, \quad \omega \geq 0.$

Fonte: Adaptado de Haykin e Veen (2001).

O grau de distorção de uma quantidade alternada presente em um dado ponto de uma instalação é representado pela taxa de distorção harmônica (TDH) que pode ser expressa de duas maneiras:

$$TDH_f = \frac{\sqrt{h_2^2 + h_3^2 + h_4^2 + \dots + h_n^2}}{h_1} \times 100\% \quad (\text{Eq.11})$$

ou

$$TDH_r = \frac{\sqrt{h_2^2 + h_3^2 + h_4^2 + \dots + h_n^2}}{\sqrt{h_1^2 + h_2^2 + h_3^2 + h_4^2 + \dots + h_n^2}} \times 100\% \quad (\text{Eq.12})$$

sendo  $h_1, h_2, \dots, h_n$  representam o valor eficaz das harmônicas de ordem 1,2,..., n.

A  $TDH_r$  representa o grau de distorção harmônica total em relação ao sinal total, enquanto que a  $THD_f$  indica a distorção harmônica total em relação à componente fundamental.

Verifica-se nas equações que na ausência das componentes harmônicas a TDH é igual a zero, o que torna esse valor o ideal nas instalações elétricas.

A seguir é listado alguns exemplos de cargas não lineares, deformantes que geram harmônicos:

*Residencial* - computadores, lâmpadas fluorescentes, dimmers, tv, micro-ondas, fornos elétricos com controle de potência, etc.

*Industrial* - inversores de frequência, soft-start, fornos de indução eletromagnética, fornos por arco voltaico, controladores de tensão estáticos, grupo de retificadores, entre outros.

Vale ressaltar que cargas que operam curto-circuitadas apresentam também componentes inter-harmônicas no seu espectro de frequência, ou seja, componentes de correntes com múltiplos não inteiros da fundamental.

O forno de indução avaliado nesse trabalho enquadra-se nesse caso.

A Figura 10 ilustra, respectivamente, os espectros harmônicos típicos de um forno de indução a canal e de um forno de indução de média frequência.

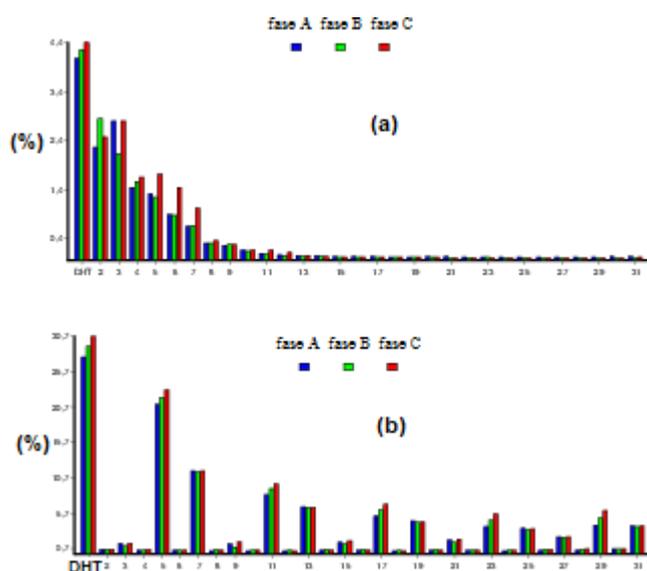


Figura 10 - Espectros harmônicos típicos:

(a) forno de indução a canal, e (b) forno de indução de média frequência.

Fonte: Iesa Acessado 05/04/2020).

Nos dias atuais (década de 2020), o conhecimento da natureza das cargas tornou-se uma necessidade vital para viabilizar o uso dos diversos equipamentos da instalação. Kumar e Kumar (2019) demonstraram a inter-relação diretamente proporcional existente entre as cargas não-lineares, harmônicos e custo anual da energia.

O chaveamento de bancos de capacitores para operacionalizar a correta utilização das instalações elétricas, não raramente, geram sinais harmônicos cujas frequências se encontram na mesma faixa dos sinais gerados pelo forno de indução. Métodos tradicionais como aumento e localização dos capacitores não funcionam para cargas que geram inter-harmônicas. A indústria tem um bom domínio das técnicas para evitar as frequências de ressonâncias de sinais harmônicos, especialmente, as harmônicas ímpares. Entretanto, não tem o mesmo domínio para as cargas que são capazes de injetar no sistema ou instalação sinais com inter-harmônicas (DUGAN; CONRAD, 1999).

Os modernos fornos de indução controlados eletronicamente são um exemplo típico, pois são capazes de produzir uma ampla faixa de frequências inter-harmônica e harmônicas (IAGAR; POPA; SORA, 2009).

Essas cargas lineares quando conectadas no sistema podem trazer consequências indesejáveis e imprevisíveis ao próprio sistema, equipamentos e usuários (TAN et al., 2013).

Constata-se a presença das inter-harmônicas quando se torna perceptível alguns dos seus possíveis efeitos listados abaixo:

- ruídos em transformadores e fornos;
- ruídos em capacitores;
- vibrações em estruturas;
- luzes piscando;
- alarmes disparando.

A solução para os problemas das inter-harmônicas é mais difícil do que os decorrentes das harmônicas, pois são variáveis no tempo com um espectro de frequência mais amplo (SANTOSO; HANSEN, 2007).

Os atuais analisadores da qualidade de energia não são capazes de detectar esses sinais que contem inter-harmônicas.

A indústria está diante de um enorme desafio de extrema complexidade que é desenvolver técnicas e conhecimento a fim de conseguir controlar as cargas não lineares, especialmente, as que são capazes de gerar sinais com inter-harmônicas.

### 2.3. MODELAGEM E IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

A proposição de equações e modelos para representar comportamentos de sistemas e processos, sempre é desafiador para engenharia, especialmente, quando os processos apresentam elevado grau de aleatoriedade.

Particularmente, os fornos quando operam na sua condição de funcionamento normal já apresentam elevada complexidade para serem equacionadas a partir da física do processo, conhecida também por modelagem fenomenológica (DOEBELIN, 1980; KLAMKIN, 1987). Este tipo de abordagem torna sua aplicação bastante restrita, pois exige conhecimento aprofundado, normalmente, representado por um sistema de equações diferenciais (SIMIDJIEVSKI *et al.*, 2020).

Modelos descrevem relações entre sinais medidos na entrada e na saída. Normalmente, as saídas são determinadas a partir das entradas. Na grande maioria dos casos, verifica-se que a saída é composta de sinais adicionais, além das entradas medidas. Estas entradas não medidas que afetam a saída são conhecidas como ruídos ou distúrbios. Estes podem ser entendidos como parte da saída que o modelo não foi capaz de reproduzir (AGUIRRE, 2000). A maneira como se trata esses ruídos é de grande importância em identificação de sistemas, pois caracteriza tipos de modelos diferentes. A modelagem de sistema tenta estabelecer procedimentos com a finalidade de compreender como esses três sinais se relacionam (LJUNG, 1987).

Yassin, Taib e Adnan (2013) realizaram uma revisão sistemática de identificação de sistemas apontando metodologias, avanços e o estado da arte.

Inicialmente, as técnicas de identificação de sistemas se limitavam basicamente aos modelos matemáticos lineares de Box e Jenkins, não obstante, a grande maioria dos processos e sistemas apresentar propriedades dinâmicas não-lineares. Obviamente, que representações lineares modelando sistemas não-lineares trazem algum prejuízo, porém, as dificuldades teóricas e computacionais à época, impunham a aceitação de tal simplificação mediante linearização de uma faixa de operação (HONG *et al.*, 2008).

Nas últimas seis décadas, com o avanço extraordinário dos computadores, a modelagem de sistemas dinâmicos não-lineares experimentou enorme desenvolvimento com a implementação de novos algoritmos facilitadores para procedimentos de análise, controle e predição dos sistemas modelados (SEBORG, 1994).

Para ilustrar, em Kadir *et al.*, (2014) é apresentado um exemplo de um modelo NAR (“Nonlinear Autoregressive”) que falha nos testes de autocorrelação e correlação cruzada por apresentar insuficiente representatividade dinâmica do processo. Ao adicionar a componente MA (“Moving Average”) ao modelo este se torna robusto ao ruído e com tratamento estocástico adequado passa nos testes de validação.

Em 2019, Novara e Milanese propuseram um novo método de controle de sistema não-linear ao identificar um algoritmo baseado em um modelo de predição polinomial.

A seguir é apresentada técnicas polinomiais para modelar sistemas lineares e não lineares e, as etapas sequenciais que compõem uma seção completa de identificação de sistemas são descritas em detalhes.

Quando imprescindível para um bom entendimento do trabalho, procedimentos, critérios e métodos receberam esclarecimentos especiais.

### **2.3.1. MODELOS DE BOX E JENKINS**

O método sugerido por Box e Jenkins utiliza-se de uma representação genérica e compacta capaz de modelar uma ampla classe de sistemas dinâmicos abrangendo áreas como economia, biologia, física, controle, etc (PRIYAMVADA; R. WADHVANI, 2017).

O comportamento estocástico de um sistema ou processo pode ser descrito por modelos auto-regressivos. Tais modelos admitem que a predição de

determinada observação possa ser representada por uma combinação linear de observações passadas.

### 2.3.1.1. MODELOS AUTO-REGRESSIVOS (AR)

Em um modelo AR (“Auto-regressive”), o valor presente do processo é expresso como uma combinação linear e finita dos valores passados do processo mais um ruído branco. Admitem-se intervalos de tempo igualmente espaçados entre observações.

Uma representação para o modelo AR pode ser dada por:

$$A(q)y(k) = v(k) \quad (\text{Eq.13})$$

sendo  $q^{-1}$  o operador de atraso, de forma que  $y(k)q^{-1} = y(k-1)$ ,  $v(k)$  é ruído branco,  $A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_y}q^{-n_y}$  e  $n_y$  representa o número de parâmetros auto-regressivos ou a ordem do modelo.

### 2.3.1.2. MODELOS DE MÉDIAS MÓVEIS (MA)

Em um modelo MA (“Moving Average”), o valor presente do processo é linearmente dependente de um número finito de valores passados do ruído  $v(k)$ . Assim, um modelo MA pode ser representado por:

$$y(k) = C(q)v(k), \quad (\text{Eq.14})$$

sendo  $C(q) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_e}q^{-n_e}$  e  $n_e$  representa o número de parâmetros médias móveis ou a ordem do modelo.

### 2.3.1.3. MODELOS AUTO-REGRESSIVOS E DE MÉDIA MÓVEIS (ARMA)

Este modelo é resultante da fusão de um modelo auto-regressivo com um modelo média móvel. Consequentemente, o modelo ARMA (“AutoRegressive-Moving Average”) apresenta uma maior facilidade em ajustar valores provenientes de uma série de um sistema real. Neste modelo o valor presente do processo é uma combinação linear dos valores passados das observações e dos valores passados do ruído  $v(k)$ .

Uma representação para o modelo ARMA pode ser dada por:

$$A(q)y(k) = C(q)v(k) \quad (\text{Eq.15})$$

As séries temporais estacionárias provenientes dos processos e sistemas reais são, normalmente, representadas por um dos três modelos acima citados. Todavia, na prática, séries históricas não-estacionárias são, não raramente, descritas por um desses modelos. Provavelmente, nestes casos, o modelo ARIMA (integrated autoregressive models of moving averages) seria mais apropriado (XIONG; LU, 2017).

### 2.3.2. MODELOS NARMA POLINOMIAIS

Os modelos NARMA e NARMAX polinomiais (Leontaritis e Billings, 1985b) são uma extensão dos modelos de Box e Jenkins para modelagem de sistemas não-lineares.

Qualquer função contínua pode ser representada por um polinômio de grau  $\ell$ . Esta constatação matemática inspirou o uso de modelos dinâmicos polinomiais para representar sistemas não-lineares (CORRÊA, 1997).

Em analogia com a seção anterior, aqui também o valor presente da saída  $y(k)$  será em função dos valores passados da própria saída, do sinal de entrada

e do ruído do sistema. Em se tratando de modelos autônomos desconsidera-se o sinal de entrada.

Uma modelagem genérica polinomial NARMAX (“Nonlinear Autoregressive Moving Average model with exogenous inputs”) pode ser representada por (LEONTARITIS; BILLINGS, 1985b):

$$y(k) = F^{\ell}[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-1), \dots, u(k-n_u), e(k-1), \dots, e(k-n_e)] + e(k), \quad (\text{Eq.16})$$

sendo  $y(k)$ ,  $u(k)$  e  $e(k)$  os sinais de saída, entrada e o ruído do sistema, respectivamente, e  $n_y$ ,  $n_u$  e  $n_e$  os seus respectivos atrasos máximos.  $F^{\ell}$  é uma função polinomial qualquer com grau de não-linearidade  $\ell$ ,  $k = 1, \dots, N$ , onde  $N$  é o número de pontos dos dados usados para identificar o modelo.

Extraindo as entradas exógenas do modelo NARMAX, chega-se a representação NARMA, sendo representada por:

$$y(k) = F^{\ell}[y(k-1), \dots, y(k-n_y), e(k), \dots, e(k-n_e)] \quad (\text{Eq.17})$$

É interessante observar que se  $F$  for uma função linear tem-se o modelo ARMA.

Cheng *et al.* (2011) propõem um eficiente procedimento de identificação de um modelo polinomial não-linear.

Neste trabalho, o modelo proposto baseado em técnicas polinomiais de identificação de sistemas foi um modelo NARMA.

### 2.3.3. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS: ETAPAS SEQUENCIAIS

Os passos que devem ser dados sequencialmente para identificar um modelo representativo de um sistema são (BARBOSA *et al.*, 2011):

- coleta de dados;
- escolha da representação matemática;
- seleção da estrutura do modelo;
- estimação de parâmetros;
- validação do modelo.

Quando se chega à etapa de validação, o modelo é examinado para constatar se houve a captura das principais características e propriedades do sistema. Se sim, o modelo já está em sua forma final e pode ser utilizado. Caso contrário, deve-se voltar à etapa de seleção da estrutura e repetir o procedimento até que a verificação seja satisfatória.

A seguir é realizada uma discussão detalhada de cada uma das etapas.

#### 2.3.3.1. COLETA DE DADOS

Os dados a serem utilizados em uma seção de identificação de sistemas devem receber atenção especial no que se relaciona com a amostragem (ZHENG; CHEN, 2012). Sabe-se que um sinal amostrado para manter as principais características do sinal original, deve ter um tempo de amostragem relativamente curto. Entretanto, há um limite a ser considerado, posto que se a frequência de amostragem for extremamente alta, haverá sobreposição de frequências, distorcendo assim o espectro do sinal amostrado, isto é, perda de informações do sinal original, além de passar a existir problemas de ordem numérica no que diz respeito ao condicionamento da matriz de regressores. Pelo exposto acima, deve-se garantir que a frequência de amostragem seja maior que o dobro da frequência do sinal original (SHANNON, 1948).

Uma sugestão a seguir é amostrar os dados o mais rápido possível e, posteriormente, decimá-los para estabelecer a frequência de amostragem do modelo (LJUNG, 1987).

Na prática esta frequência de amostragem situa-se na seguinte faixa de valores:

$$10.f_o \leq f_a \leq 30.f_o ,$$

sendo  $f_a$  é a frequência de amostragem e  $f_o$  é a frequência fundamental do sinal original (BOSCH; KLAUW, 1994).

Admitindo-se que os dados foram devidamente amostrados, estes ainda devem receber, ao menos, um tratamento da extração de sua média. Este procedimento torna o conjunto de dados medidos mais homogêneo diminuindo a dispersão, isto é, o efeito dos valores extremos no conjunto de dados é reduzido, já que a referência agora é tomada em relação à média dos valores.

### **2.3.3.2. SELEÇÃO DE ESTRUTURA**

Esta é uma das etapas de maior importância, pois a capacidade de predição e representação dinâmica do modelo está diretamente associada com a escolha feita nessa etapa. Escolher uma ordem e um número de termos para caracterizar um determinado modelo, é realizar um procedimento de selecionar uma específica estrutura de um sistema linear. Caso a opção seja por uma representação não-linear, ainda deve-se acrescentar a escolha do grau de não-linearidade do modelo (WEI; BILLINGS, 2008).

A escolha da ordem do modelo requer uma atenção especial, já que se a ordem deste for muito menor que a ordem efetiva do sistema real, tal modelo não possuirá a complexidade estrutural necessária para reproduzir a dinâmica do sistema, e se a ordem do modelo for muito maior do que a necessária, é provável que a estimação de parâmetros seja mal condicionada.

O número de estrutura candidatas para representar sistemas lineares cresce linearmente com a ordem do sistema, e este número cresce muito mais rapidamente quando os sistemas são não-lineares. Uma outra importante consideração é o fato dos termos redundantes induzirem cancelamentos de pólos e zeros na função de transferência de um sistema linear, enquanto que em modelos não-lineares tais termos destroem a dinâmica original do sistema. Assim, pode-se concluir que a determinação da ordem e do número de termos é mais simples nos sistemas lineares do que nos não-lineares (GU; WEI; BALIKHIN, 2018).

Um aumento no grau de não-linearidade  $\ell$ , também aumentará significativamente o número de termos candidatos possíveis para uma representação polinomial não-linear.

É conveniente observar o princípio da parcimônia<sup>1</sup> a fim de conseguir uma representação matemática livre de instabilidade numérica e sobreparametrização que é fonte de regimes dinâmicos espúrios: regimes dinâmicos não apresentados pelo sistema original (AGUIRRE; BILLINGS, 1995a).

Normalmente, o número de termos possíveis em modelos polinomiais é elevado, muito embora, na grande maioria dos casos, uma quantidade reduzida de termos já é suficiente para caracterizar satisfatoriamente a dinâmica do processo.

Uma maneira simples de avaliar a ordem de sistemas lineares é monitorar as singularidades e verificar se há cancelamento de pólos e zeros à medida que aumenta a ordem (AGUIRRE, 2000).

No caso dos sistemas não-lineares, a definição da ordem do modelo apresenta um nível de dificuldade significativamente maior, tendo em vista o elevado número de termos candidatos, mesmo para valores relativamente

---

<sup>1</sup> Estabelece a escolha de um modelo com o menor número de parâmetros possíveis para uma adequada representação matemática.

baixos da ordem. Portanto, é conveniente tentar identificar um modelo que inclua os termos importantes e exclua os termos que não contribuem efetivamente para a representação da dinâmica do processo.

Alguns métodos e critérios de informação permitem estimar a estrutura de modelos dinâmicos a partir de dados, por exemplo: o critério de informação de Akaike (AIC) segundo Akaike, (1974) indica um número ótimo de termos e é definido por:

$$AIC(n_\theta) = N \ln[\sigma_{erro}^2(n_\theta)] + 2n_\theta \quad (\text{Eq.18})$$

sendo N o número de dados,  $\sigma_{erro}^2(n_\theta)$  é a variância do erro de modelagem e  $(n_\theta)$  é o número de parâmetros no modelo.

Vários desses critérios foram inicialmente aplicados em sistemas lineares, não obstante, os mesmos critérios quando utilizados em sistemas não-lineares apresentam, normalmente, resultados consistentes para um grande número de aplicações.

Um segundo critério de informação igualmente importante é a **taxa de redução de erro** (“error reduction ratio”) ou (ERR). Billings, Chen e Korenberg (1989) associaram a cada termo candidato um número que indica a melhoria da variância dos dados de saída quando este termo é incluído. Um algoritmo baseado na ERR gera uma lista com os termos dispostos hierarquicamente de acordo com as suas respectivas contribuições na representação do sistema.

A variância do erro de modelagem  $\xi(k)$  pode ser definida como:

$$\text{Var}\{\xi(k)\} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \left[ y^T y - \sum_{i=1}^{n_\theta} g_i^2 w_i^T w_i \right], \quad (\text{Eq.19})$$

sendo  $g_i$  os elementos do vetor parâmetros  $g$ ,  $w_i$  os regressores e  $y$  os dados da saída.

Considerando que nenhum termo seja incluído no modelo, a variância  $\xi(k)$  é igual ao erro quadrático médio da saída. A variância decresce de um fator  $\frac{1}{N}(g_i^2 w_i^T w_i)$  a cada termo incluído no modelo. A redução no valor da variância pode ser normalizada com relação ao erro quadrático médio do sinal de saída. Deste modo, o ERR de cada termo é definido como sendo:

$$[ERR]_i = \frac{g_i^2 w_i^T w_i}{y^T y}, \quad 1 \leq i \leq n_\theta \quad (\text{Eq.20})$$

De posse da classificação decrescente gerada por um algoritmo que implementa o critério de informação ERR em função da contribuição de cada termo, deve-se decidir pelos termos que realmente irão compor o vetor de regressor do modelo. Neste momento, é importante desconfiar de taxas de redução de erro e parâmetros que apresentam ordens de grandezas extremamente baixas, isto pode ser indício de regressores espúrios.

Também, para auxiliar a definição do número de termos, pode utilizar o critério de informação de Akaike, assim como determinar empiricamente o número de termos desejado, escolhendo aqueles termos com os maiores valores de ERR. Ainda é possível associar um critério à um método matemático-estatístico para determinar a ordem do modelo. Uma combinação do critério de AIC com o filtro de Kalman é apresentado no artigo de (CIDOTÃ, 2010).

Vale salientar que todos esses procedimentos acima descritos para estabelecer o ponto de corte da lista gerada são complementares, contêm em comum o intuito de otimizar a escolha dos termos que melhor incorporam a dinâmica do sistema.

### 2.3.3.3. ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

Selecionada a estrutura do modelo, o próximo passo deve ser a estimação dos parâmetros para conseguir reproduzir a dinâmica do sistema original.

Os métodos que consistem em tentar minimizar a diferença entre a saída medida do processo e a saída predita do modelo são conhecidos por métodos de erro de predição (“prediction error methods”) ou PEMs (ANNERGRENN *et al.*, 2017; PADHEE; PATI; MAHAPATRA, 2018).

A solução para este problema da minimização na maioria das vezes é, geralmente, encontrada utilizando o método dos mínimos quadrados e suas variações. Os modelos polinomiais não fogem à regra, e normalmente as técnicas dos mínimos quadrados são utilizadas para estimar seus parâmetros. Tem-se um exemplo do uso de técnica polinomial para estimar parâmetros em (RONG; YUAN; CHENG, 2018).

Como uma das premissas do método de mínimos quadrados é a garantia da linearidade, cabe ressaltar que os modelos não-lineares polinomiais são lineares nos parâmetros, fato este que torna possível a utilização de algoritmos de estimação de parâmetros para sistemas lineares (RASHID *et al.*, 2012).

Assim, para se estimar os parâmetros de um modelo polinomial com grau de não-linearidade  $\ell \in N$ , a equação (Eq.17) deve ser reescrita na seguinte forma:

$$y(k) = \psi^T(k-1)\hat{\theta} + \xi(k), \quad (\text{Eq.21})$$

sendo  $k$  o instante considerado,  $\psi(k-1)$  o vetor de regressores com  $n_\theta$  combinações lineares e não-lineares de termos de processo (entrada e saída) e de ruído tomados até o instante  $(k-1)$ ,  $\hat{\theta}$  o vetor de parâmetros do modelo e  $\xi(k)$  são os resíduos ou erros de predição, definidos como a diferença entre os dados medidos  $y(k)$  e a predição de um passo à frente  $\psi^T(k-1)\hat{\theta}$ :

$$\xi(k) = y(k) - \hat{y}(k) = y(k) - \psi(k)\hat{\theta} \quad (\text{Eq.22})$$

A equação (Eq.21) quando o processo é dinâmico, é reescrita na forma matricial:

$$\mathbf{y} = \mathbf{\Psi}\hat{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{\zeta} \quad (\text{Eq.23})$$

A matriz  $\mathbf{\Psi}$  é denominada matriz de regressores, onde cada coluna dessa matriz é um regressor<sup>2</sup>.

Comparando a saída predita do modelo com a saída medida do processo, obtém-se o erro de predição ou resíduo conforme (Eq.22). Este contém todos os erros de medição, modelagem e incerteza de qualquer natureza (ENQVIST; SCHOUKENS; PINTELON, 2007).

Um modelo pode ser considerado bom quando este erro é suficientemente pequeno. Acontece que este erro varia ao longo do tempo, podendo apresentar-se pequeno ou razoavelmente grande.

Logo, a função capaz de medir a qualidade do modelo pelo ajuste de  $\hat{y}$  ao vetor de dados  $\mathbf{y}$ , e que eleva o erro de predição ao quadrado para eliminar a possibilidade de cancelamento de valores positivos e negativos do resíduo, é denominada função de custo e definida por:

$$J_{MQ} = \sum_{k=1}^N \xi(k)^2 \quad (\text{Eq.24})$$

Um modelo ideal é aquele que possui um resíduo igual à zero, porém, na prática, isto não ocorre. Contudo, a estimação dos parâmetros se deve orientar pela tentativa de encontrar o menor resíduo possível. Para tanto, basta minimizar a função de custo em relação ao vetor de parâmetros, o que se consegue derivando (Eq.24) e igualando a zero e, posteriormente, verificar se a derivada segunda é maior do que zero.

Feito isto, chega-se ao seguinte resultado:

---

<sup>2</sup> É um dos termos escolhidos dentre todos os termos candidatos para compor o modelo. Pode assumir valores passados até o instante imediatamente anterior ao presente.

$$\hat{\theta} = [\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T \mathbf{y}, \quad (\text{Eq.25})$$

sendo  $[\Psi^T \Psi]^{-1} \Psi^T$  chamada de matriz pseudo-inversa e  $[\Psi^T \Psi]$  de matriz informação. Portanto, a equação (Eq.25) é o estimador que fornece a solução obtida pelo método de mínimos quadrados. Ela é conhecida como o *estimador de mínimos quadrados clássico* (BAI, 2010).

Um exemplo que demonstra as inúmeras e diversas possibilidades de aplicações para este estimador é dado em Kim *et al.* (2016) que utilizam o estimador clássico dos mínimos quadrados para identificar os parâmetros de um modelo NARMA proposto para prever vibrações mecânicas em edifícios inteligentes provocadas por excitações ambientais.

O estimador de mínimos quadrados (MQ) não está, em várias situações, imune à polarização<sup>3</sup>. Para a polarização ser nula é necessário que o ruído seja branco e que o vetor de resíduos esteja descorrelacionado dos regressores, isto é, o modelo foi capaz de explicar toda a dinâmica do processo.

Caso seja possível modelar o sistema apenas com regressores de entrada, o estimador MQ não será polarizado, mesmo na presença de ruído colorido.

Um procedimento para diminuir ou mesmo eliminar por completo a polarização é incluir regressores de ruído (parte MA) na matriz de regressores, ou seja, tentar modelar a parte explicável do erro.

Assim, os parâmetros nos modelos polinomiais são estimados, todavia, ressalta-se que a parte (MA) estocástica normalmente é ignorada no modelo final.

Algoritmos que tratam a indesejável polarização são denominados estimadores não polarizados. Em Aguirre (2000), p, 244) encontra-se uma

---

<sup>3</sup> É o desvio entre o valor esperado (modelado) de um sinal e o seu valor real.

descrição detalhada do estimador estendido de mínimos quadrados (EMQ) que foi utilizado, neste trabalho, para estimar o modelo NARMA proposto.

#### **2.3.3.4. VALIDAÇÃO DE MODELOS**

Esta é a etapa que finaliza o processo de identificação. Neste ponto, tem-se um modelo ou uma família de modelos. A questão agora é avaliar se o modelo é suficientemente bom, se incorpora as características dinâmicas principais do processo e/ou dentre uma família de modelos, qual o modelo que deve ser escolhido. Buscar respostas para tais considerações é o objeto central que trata essa etapa de validação (VALARMATHI; GURUPRASATH, 2017).

Geralmente, não é tarefa fácil escolher um modelo para representar um determinado sistema. A finalidade e a utilização de um modelo devem estar claramente definidas, antes mesmo de iniciar uma seção de identificação de sistema. Isto por que, admitir um modelo como válido, envolve o contexto para o qual está sendo obtido. Assim, um modelo pode ser conveniente para predição e ser inadequado para análise e projeto de controladores.

Em Han *et al.* (2017); Marginean; Marginean e Trifa, (2012); Lakshmi, Srinivas e Ramesh (2016) têm-se três exemplos de processos diferentes com dinâmicas não-lineares representadas, inicialmente, por modelos NARMA devido às suas características peculiares de alta precisão de aproximação e rápida velocidade de convergência. Sequencialmente, esses modelos são incorporados à três projetos de controladores distintos não-lineares NARMA L2, conhecido também por controlador de linearização por realimentação. Após simulação é verificada, nas três plantas com recursos de redes neurais nas suas estratégias de controle, maior eficiência e superioridade quando comparadas aos resultados obtidos pelo o tradicional método de controle PID.

Um bom procedimento para investigar a qualidade de um modelo é simulá-lo com um novo conjunto de dados e comparar com a saída medida. Entretanto, caso não seja possível obter duas realizações de dados

independentes, deve-se dividir o único conjunto de dados em duas partes (não necessariamente iguais), sendo que a primeira é usada para a estimação e a segunda para validação.

Embora seja largamente utilizada, a predição de um passo à frente não é a melhor forma de validar um modelo. Esta técnica não utiliza predições anteriores para determinar uma nova predição. Portanto, o erro de predição é o resíduo. Como a maioria dos algoritmos de estimação de parâmetros minimiza o resíduo, não raramente, é possível conseguir predição de um passo à frente condizente e o modelo ser impróprio para explicar a dinâmica do sistema.

Alternativamente, reaproveitar predições passadas para compor o vetor de regressores com o intuito de obter uma nova predição, é uma forma conveniente de constatar se a dinâmica do sistema foi capturada pelo o modelo.

A simulação livre ou infinitos passos à frente inicializa com os dados medidos de saída e entrada nos respectivos regressores de saída e entrada. Os regressores de saída são atualizados apenas com as predições passadas e com as novas predições, enquanto que os regressores de entrada são renovados exclusivamente com dados medidos de entrada (SCHOUKENS; LJUNG, 2019).

O preditor de  $k$  passos à frente situa-se entre o preditor de um passo à frente e a simulação livre. Este preditor consiste em usar o modelo como preditor livre apenas por  $k$  intervalos de amostragem, reinicializando-o em seguida com dados medidos de saída e entrada nos respectivos regressores de saída e entrada.

Neste trabalho, as três técnicas de predição acima descritas, os dois índices estatísticos que são comentados a seguir e o procedimento de análise de resíduos que é discutido no fim da seção, se somaram para complementar o processo de validação do modelo NARMA representativo do forno de indução.

O **índice RMSE** (“root mean square error”) é definido por:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}} \quad (\text{Eq.26})$$

sendo  $y(k)$  são os dados medidos,  $\hat{y}(k)$  é a simulação livre e  $\bar{y}$  é o valor médio do sinal medido. Caso existam dois conjuntos independentes de dados a média é calculada com os dados de validação. Este índice compara simplesmente as predições do modelo com o preditor trivial, ou seja, com a média dos dados. Valores menores que um significa que o modelo obteve desempenho melhor que o preditor trivial.

O **índice MAPE** (“mean absolute percent error”) é definido por:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|y(k) - \hat{y}(k)|}{y(k)} \cdot 100\% \quad (\text{Eq.27})$$

sendo  $N$  a quantidade de observações preditas,  $y(k)$  são os dados medidos,  $\hat{y}(k)$  é a simulação livre. Este índice calcula o erro percentual em relação aos dados medidos. Uma interpretação possível para o índice é o quanto que o modelo identificado consegue capturar da dinâmica do sistema, ou opcionalmente expressa percentualmente um grau de acerto das predições.

A **análise de resíduos** é um conjunto de testes que são feitos com o objetivo de avaliar a qualidade de um modelo obtido. Primeiramente, essa análise verifica se na etapa de estimação de parâmetros, os valores estimados são aceitáveis ou se há indício de polarização no estimador de parâmetros. Em um segundo momento, investiga se o modelo foi capaz de capturar todas as informações explicáveis contidas nos dados (KOLODZIEJ; MOOK, 2011).

A fim de quantificar o procedimento de análise de resíduos, duas funções matemáticas a seguir serão definidas, embora não sejam as únicas, são as mais utilizadas:

- **Função de autocovariância (FAC)** de um sinal  $\mathbf{y}$  é definida por:

$$r_{yy} = \mathbf{E}\{[y(k) - \bar{y}] \cdot [y(k - \tau) - \bar{y}]\} \quad (\text{Eq.28})$$

sendo  $y(k)$  dados medidos,  $\bar{y}$  é o valor médio do sinal medido,  $\tau$  são os atrasos ou defasamentos e  $\mathbf{E}$  é o operador esperança definido por (Bosch e Klauw, 1994):

$$\mathbf{E} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \quad (\text{Eq.29})$$

logo,

$$\bar{y} = \mathbf{E}\{y(k)\} \quad (\text{Eq.30})$$

significa, simplesmente, a média dos dados medidos.

• *Função de covariância cruzada (FCC)* entre dois sinais  $\mathbf{u}$  e  $\mathbf{y}$  é definida por:

$$r_{uy} = \mathbf{E}\{[u(k) - \bar{u}] \cdot [y(k - \tau) - \bar{y}]\} \quad (\text{Eq.31})$$

sendo  $u(k)$  o segundo conjunto de dados medidos e  $\bar{u}$  é o valor médio do segundo sinal medido. Os demais termos já foram previamente mencionados.

Vale ressaltar que as funções FAC e FCC são robustas ao ruído, característica que é desejável, pois as funções comportam como um filtro de ruídos isolando assim as informações que interessam.

Na literatura especializada é comum encontrar referências a essas funções como sendo a função de autocorrelação e a função de correlação cruzada. Não há distinção entre essas denominações, desde que a média dos sinais seja nula (BOSCH; KLAUW, 1994).

É difícil interpretar essas funções. Entretanto, é conveniente pensar na FAC como uma função que estabelece uma imagem transladada dela mesma utilizando os defasamentos. Já a FCC é uma função que expressa um grau de semelhança entre as variáveis que podem estar correlacionadas ou não.

Sabe-se que um sinal aleatório branco, mais conhecido por ruído branco, caracteriza-se por conter potência distribuída igualmente em todo o seu espectro de frequência, além de apresentar média zero e variância de ordem baixa. Isto significa que o ruído é completamente imprevisível.

Nos sistemas autônomos, ou seja, sem entradas, ao aplicar a FAC no vetor de resíduos e constatar que essa função apresenta valores próximos de zero para atrasos maiores ou iguais a um dentro de um intervalo de confiança, significa que o ruído é branco. Conseqüentemente, o estimador de parâmetros não está polarizado, e o modelo conseguiu identificar toda a informação útil existente nos dados.

Os sistemas não autônomos são aqueles com pelo menos uma entrada. Para verificar se os parâmetros foram estimados corretamente, o procedimento é o mesmo: aplica-se a FAC no vetor de resíduos e analisa se o ruído é branco ou não. Se o ruído for branco, o estimador não está polarizado. Nestes sistemas, é desejável que os resíduos sejam independentes das entradas, isto é, descorrelacionados (SJÖBERG *et al.*, 1995). Para verificar se os resíduos estão ou não correlacionados com as entradas, deve-se aplicar a FCC aos vetores de resíduos e de entradas. Se a função assumir valores próximos de zero para atrasos maiores ou iguais a um dentro de um intervalo de confiança, significa que na saída o ruído é branco e descorrelacionado com as entradas. Logo, o modelo extraiu toda informação possível dos dados para explicar a dinâmica do sistema.

Finalmente, a validação por ser a etapa conclusiva em admitir ou não um modelo, é prudente avaliar a qualidade deste com técnicas e procedimentos diferentes.

## 2.4. SINAIS DIGITAIS E VIBRAÇÕES SONORAS

As técnicas de modelagem de processos utilizadas nesse trabalho têm aplicabilidade em várias áreas do conhecimento. Todavia, essas áreas apresentam um ponto em comum: a incorporação das tecnologias digitais nos seus respectivos domínios de atuação.

O artigo de Volfson, Eshach e Ben-Abu (2020) avalia a integração dessas tecnologias aos princípios básicos e fundamentais da acústica.

O presente trabalho, por sua vez, corrobora com esta integração, pois os avanços tecnológicos verificados em áreas como modelagem e processamento de sinais tornaram possível identificar o comportamento dos ruídos no forno de indução.

Gokozan *et al.* (2015) utilizaram a transformada rápida de Fourier para encontrar os harmônicos dominantes injetados no sistema elétrico pelo forno de indução em diferentes condições de carga.

Assim, é bastante oportuno discutir resumidamente a associação dos sinais digitais às ondas sonoras.

Esse trabalho não tem por objetivo e não contempla um estudo aprofundado do controle ativo e dos filtros digitais.

Contudo, uma breve abordagem se faz necessária, uma vez que técnicas de processamento de sinais serão utilizadas para refinar a análise do modelo obtido por meio da identificação de sistemas, assim como, a avaliação de várias variáveis envolvidas no processo siderúrgico, tais como: ruído tonal, comprimento de onda, temperatura, etc, apontam o controle ativo como a solução mais adequada para lidar com os ruídos nos fornos de indução.

### 2.4.1. SINAIS DIGITAIS

Quando um objeto vibra transfere essas vibrações ao ar e estas se manifestam como sons ou ruídos ao sistema auditivo. Estes sons podem ser captados por microfones que convertem os sinais sonoros em sinais elétricos. Estes sinais elétricos podem, por exemplo, ser processados por circuitos analógicos (amplificadores, filtros, etc.) e armazenados em um meio magnético (fita, vinil, etc.) qualquer ou reproduzidos por algum transdutor (alto falante). Por muitos anos, esse procedimento analógico de trabalhar os sinais foi o mais amplamente utilizado (HAYKIN; VEEN, 2001).

Com o aparecimento da tecnologia digital, os sinais sonoros passaram a ser representados e armazenados em um formato digital. Esse formato basicamente é a utilização do sistema binário (zeros e uns) para representar qualquer grandeza ou sinal. Portanto, em um sistema digital o som é captado pelo microfone onde será convertido em sinais analógicos. O conversor Analógico Digital converterá os sinais analógicos em seqüências de dígitos binários (zeros e uns) (SAMIMIAN; MOUSAZADEH; KHOIE, 2019). A Figura 11 abaixo ilustra esse processo.

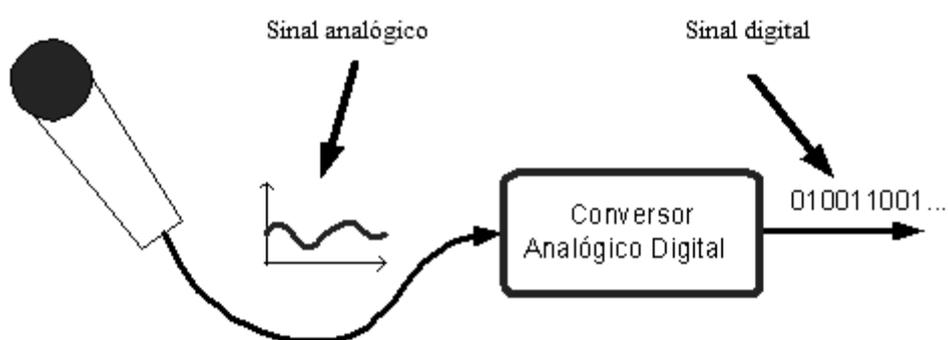


Figura 11 - Sistema de aquisição de sons digitais.

Fonte: O próprio Autor.

A partir deste ponto, é admitido que um sinal sonoro pode ser representado como uma seqüência de números que representam a sua amplitude em instantes de tempo espaçados regularmente.

A operação de conversão dos sinais elétricos captados por um microfone para uma seqüência de números é denominada amostragem. Esta consiste em substituir um sinal que é contínuo por amostras retiradas periodicamente. Na Figura 12 é possível verificar esse processo. O sinal original é representado pela curva cheia que foi amostrada de uma forma uniforme, tendo sido utilizado um período  $T$  entre as amostras. As amostras são representadas pelos pequenos círculos e indicam os instantes em que a amplitude do sinal foi amostrada.

De acordo com Figwer (2014), os atuais sistemas de aquisição de dados por quantizarem os dados que são utilizados para a identificação dos modelos dos processos impõem a necessidade de adaptar as técnicas de modelagem para levar em consideração a digitalização das variáveis do processo.

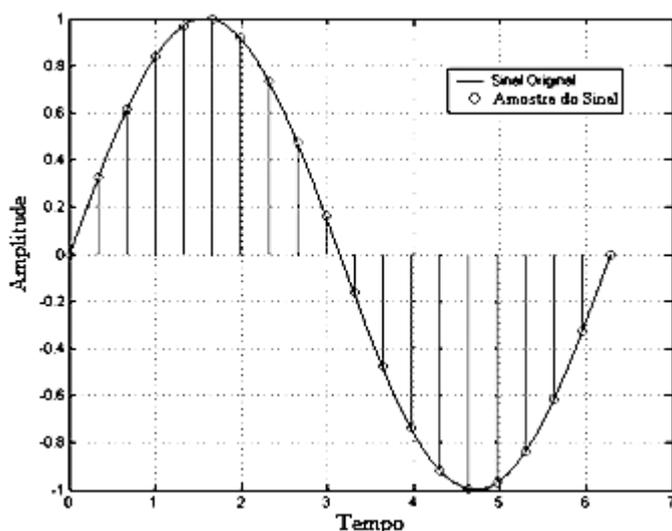


Figura 12 - Processo de amostragem.

Fonte: O próprio Autor.

Pelo exposto, já é possível compreender o diagrama de blocos típico de um medidor de pressão sonora digital como o utilizado neste trabalho para realizar as medições dos ruídos no forno. A Figura 13 representa o diagrama de um medidor digital característico.

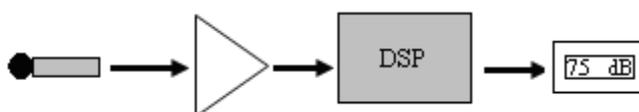


Figura 13 - Medidor digital.

Fonte: O próprio Autor.

Inicialmente, um microfone sensível capta os sons e ruídos do meio ambiente. Esses sons serão convertidos em sinais elétricos analógicos. Posteriormente, o amplificador condiciona o sinal de forma a adequá-lo para ser utilizado convenientemente pelo o processador digital de sinais (DSP). Assim, o processador digital converte os sinais analógicos em sinais digitais e envia estes sinais diretamente para um mostrador de cristal líquido. É importante ressaltar que todos valores medidos são armazenados na memória interna do medidor. Portanto, ao final das medições um conjunto de dados digitalizados está disponível para ser manipulado e modelado. Este foi um procedimento utilizado neste trabalho.

#### 2.4.2. FILTROS DIGITAIS

Como foi dito, o DSP converte os sinais analógicos em sinais digitais a fim de poder realizar o processamento digital por intermédio dos filtros digitais que nada mais são do que uma prévia programação para uma finalidade específica (BOGDAN; PANU, 2015).

O conceito de filtro envolve a capacidade de alterar um sinal. Por esta ótica, um simples obstáculo no meio de propagação de uma onda sonora pode atuar como um filtro mecânico.

Os filtros transformam, segundo certos critérios, um sinal de entrada em um outro sinal de saída. Portanto, é possível associar um operador de transformação aos filtros. Já que é verificada esta relação do sinal de entrada com o sinal de saída, pode-se pensar em uma função de transferência do sistema que matematicamente é definida como sendo a transformada de

Laplace da resposta ao impulso para os sistemas contínuos ou a transformada Z para os sistemas discretos.

Os filtros utilizados no controle dos processos industriais podem ser analógicos ou digitais. Os filtros analógicos são constituídos por componentes passivos arranjados numa particular configuração de acordo com a aplicação. Por sua vez, os filtros digitais nada mais são do que uma prévia programação implementada na forma de algoritmos para uma finalidade específica (MOTTA; FAÚNDES, 2016).

O aparecimento de ruídos e perturbações aleatórias nos processos industriais dificulta sobremaneira a modelagem, identificação e procedimentos de análise dos mesmos. Os ruídos nos processos industriais, como visto anteriormente, surgem de diferentes fontes, tais como: dispositivos de medição, equipamentos eletrônicos ou o próprio processo (SINVULA; ABO-AL-EZ; KAHN, 2019).

Neste trabalho, admite-se que o ruído advém apenas do próprio processo, já que o forno de indução quando em operação impõem uma desuniformidade ao fluxo magnético, além da variação da indutância decorrente das turbulências dos metais que ocorrem quando estes são fundidos no interior do forno.

Assim, a filtragem digital consiste em permitir a passagem de sinais em determinada faixa de frequência ao mesmo tempo que procura atenuar os sinais (ruídos) indesejados que, se não filtrados, deterioram e mascaram a dinâmica do processo (RODE; LADHAKE, 2011).

É possível sintetizar os tipos de filtros digitais basicamente em duas principais formas que geralmente são implementadas nos processadores digitais de sinais (DSP):

- filtros de resposta finita ao impulso (FIR);
- filtros de resposta infinita ao impulso (IIR).

Finalmente, o DSP é o componente que torna possível, na prática, a implementação dos filtros digitais.

A seguir, na Figura 14, tem-se um diagrama representativo deste importante componente.

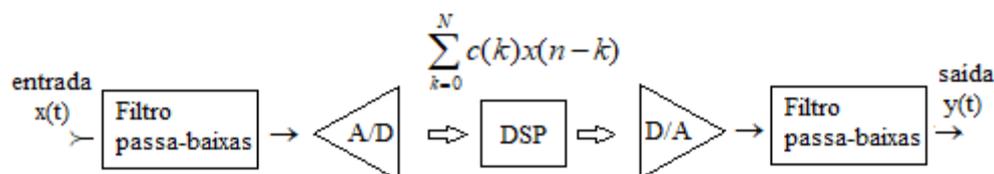


Figura 14 - Diagrama em blocos de um DSP.

Fonte: O próprio Autor.

Resumidamente, o sinal de entrada é convertido de analógico para a forma digital, um microprocessador com memória trabalha esses sinais, a filtragem está indicada pelo o símbolo do somatório e o circuito de saída converte o sinal digital para a forma analógica, atenuando componentes de alta frequência por intermédio do filtro passa-baixas.

É oportuno salientar que a filtragem desse trabalho foi realizada pelas transformadas rápidas de Fourier para, a partir do modelo proposto, identificar faixas de frequências dos ruídos cujas as amplitudes são mais intensas.

### 2.4.3. CONTROLE ATIVO

As técnicas usadas para atenuar os ruídos nos diversos ambientes definem dois tipos possíveis de controle: passivo e ativo.

O controle passivo, basicamente, apresenta soluções que envolvem enclausuramento da fonte, barreiras acústicas, tratamento da absorção sonora, silenciadores. Normalmente, é mais indicado quando as médias e altas frequências são predominantes nos espectros dos ruídos. A baixa frequência implicaria em maiores comprimentos de ondas, conseqüentemente, os materiais teriam que ser maiores e mais pesados inviabilizando sua utilização. Por sua vez, o controle ativo é uma técnica cujo método atenua ou mesmo cancela os sons indesejáveis com a inserção de fontes secundárias controláveis em

situações que são verificadas as correlações dos ruídos com as fontes primárias (ASWAL; PAL, 2018).

Sabe-se que ondas acústicas de amplitudes menores que 140 dB podem ser tratadas como processos lineares (ELLIOT; NELSON, 1995).

Portanto, o princípio da superposição pode ser aplicado ao ruído e ao antiruído que é um sinal de igual amplitude e defasado de  $180^\circ$ . O resultado final é o cancelamento mútuo dos sinais como mostra a Figura 15.

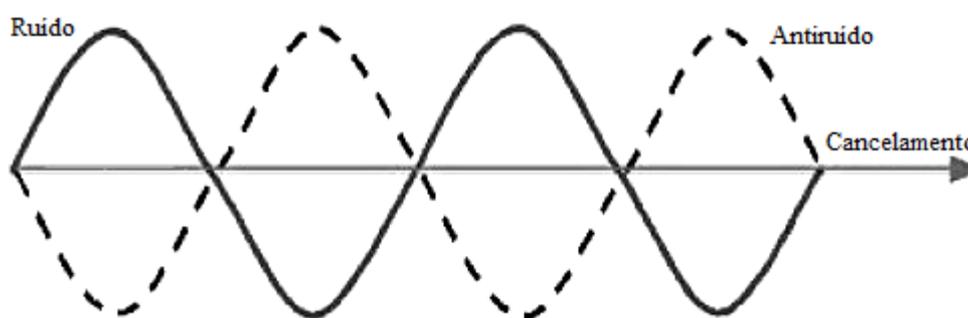


Figura 15 - Superposição de sinais de soma nula.

Fonte: O próprio Autor.

O artigo de Elliot e Nelson (1995) enfatiza a necessidade de identificar o campo acústico a fim de equalizar e correlacionar a fonte secundária com a fonte primária.

A modelagem proposta neste trabalho contribui na identificação do campo acústico existente no forno de indução da aciaria utilizando técnicas de identificação de sistemas.

De acordo com Douglas (1999), uma boa modelagem do trajeto secundário induz um controle mais eficiente, portanto, simulações do sistema acústico para otimizar o posicionamento dos alto falantes e microfones devem ser realizados.

A partir da década de oitenta, os processadores digitais de sinais (DSP) possibilitaram implementar filtros e algoritmos a baixo custo, desde então, o controle ativo experimentou um avanço significativo.

Uma das características fundamentais do controle ativo é não ter uma solução universal. A pesquisa é desenvolvida para uma aplicação específica, não raramente, envolvendo as áreas de processamento de sinais e modelagem (BIES; HANSEN, 2009).

Vale ressaltar que essa característica de não universalidade do controle ativo favoreceu o surgimento de um nicho, bem delineado, de mercado para suprir as necessidades particulares associadas aos mais variados processos.

Isto posto, constata-se um número significativo de empresas comerciais existentes que atuam no ramo do controle ativo para atender essa demanda.

Um sistema de controle ativo consegue atenuar satisfatoriamente um ruído quando a distância entre as fontes primária e secundária é bem menor que o comprimento de onda  $\lambda$  do ruído, ou seja, o desempenho do controle ativo é melhor em baixa frequência (ELLIOT; NELSON, 1995).

Assim, como as frequências dos fornos de indução se encontram em uma faixa favorável de média para baixa frequência, o controle ativo se torna muito recomendado para tratar os ruídos nesse tipo de processo.

### **3. ABORDAGEM METODOLÓGICA**

Apresenta-se, neste capítulo, os procedimentos metodológicos que implementaram a proposta da tese. Vários dos seus aspectos são abordados no tocante aos objetivos, métodos de pesquisa, procedimentos técnicos, revisão bibliográfica, coleta e análise de dados.

A abordagem geral desta pesquisa, de natureza iminente aplicada, fundamentou-se basicamente nas vertentes das pesquisas quantitativas. Os dados coletados, nesse trabalho, foram amplamente tratados por métodos e técnicas matemáticas e estatísticas.

As pesquisas exploratória e explicativa deram sustentação para contemplar os objetivos propostos.

A pesquisa exploratória foi realizada por meio de uma revisão bibliográfica via uma RSL – revisão sistemática da literatura.

Por sua vez, a pesquisa explicativa contextualizou-se no limite da pesquisa experimental, que segundo Gil (2007) um objeto de estudo é determinado, variáveis selecionadas são capazes de influenciá-lo e, por fim, define-se o controle e a observação dos efeitos da variável sob o objeto.

A pesquisa experimental realizada caracterizou esse trabalho a partir da estruturação de um fluxo metodológico a partir dos dados coletados e fornecidos pela Aperam South America e chegando-se ao resultado do modelo do comportamento do ruído. A coleta dos dados no forno da Aperam South America não contou com a participação direta do autor e foi realizado por funcionários da própria empresa.

A modelagem foi o método que suportou o estudo experimental desse trabalho visto que, de acordo com Berto e Nakano (1998), representa um processo que faz uso de técnicas matemáticas para descrever a dinâmica de um sistema.

A Figura 16 é uma representação dos procedimentos metodológicos adotados no trabalho. Depreende-se dela que o desenvolvimento quantitativo do trabalho, a partir dos dados iniciais, foi conduzido por métodos matemáticos e estatísticos respaldados por procedimentos técnicos usuais das áreas de modelagem e identificação de sistemas, conforme constatado na revisão bibliográfica.

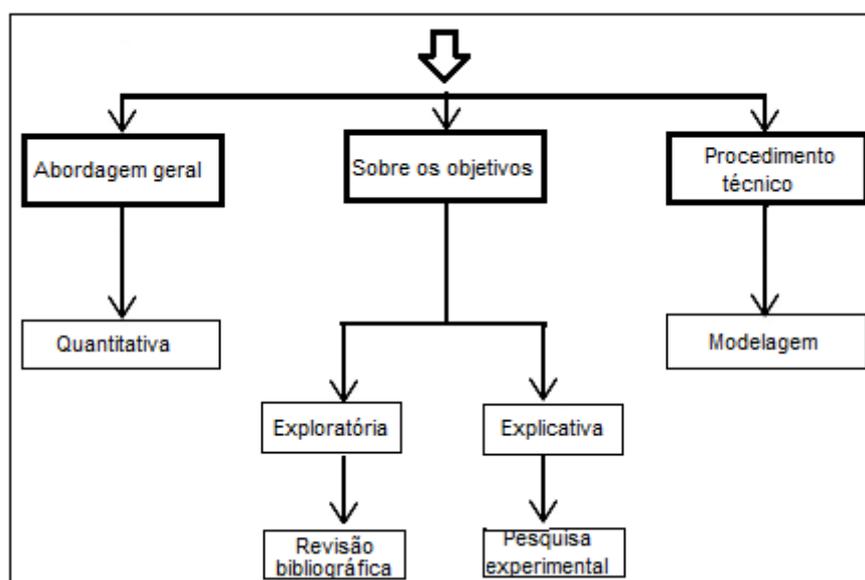


Figura 16 - Representação dos procedimentos metodológicos.

Em consonância com a abordagem metodológica, a Figura 17 estabelece e possibilita uma visualização geral do trabalho a fim de auxiliar o seu entendimento.

É oportuno ressaltar que essa visão simplificada do trabalho, permite antecipar e evidenciar com muita clareza, os três resultados obtidos com essa pesquisa:

- proposição de um modelo NARMA para representar e prever os ruídos no processo de produção de aço inox;
- especificação da frequência de corte de um filtro passa-alta para contribuir na atenuação dos ruídos no ambiente fabril;

- desenvolvimento e disponibilização de duas rotinas computacionais – infest e predkpf – àqueles que se interessarem e necessitarem de semelhantes recursos.

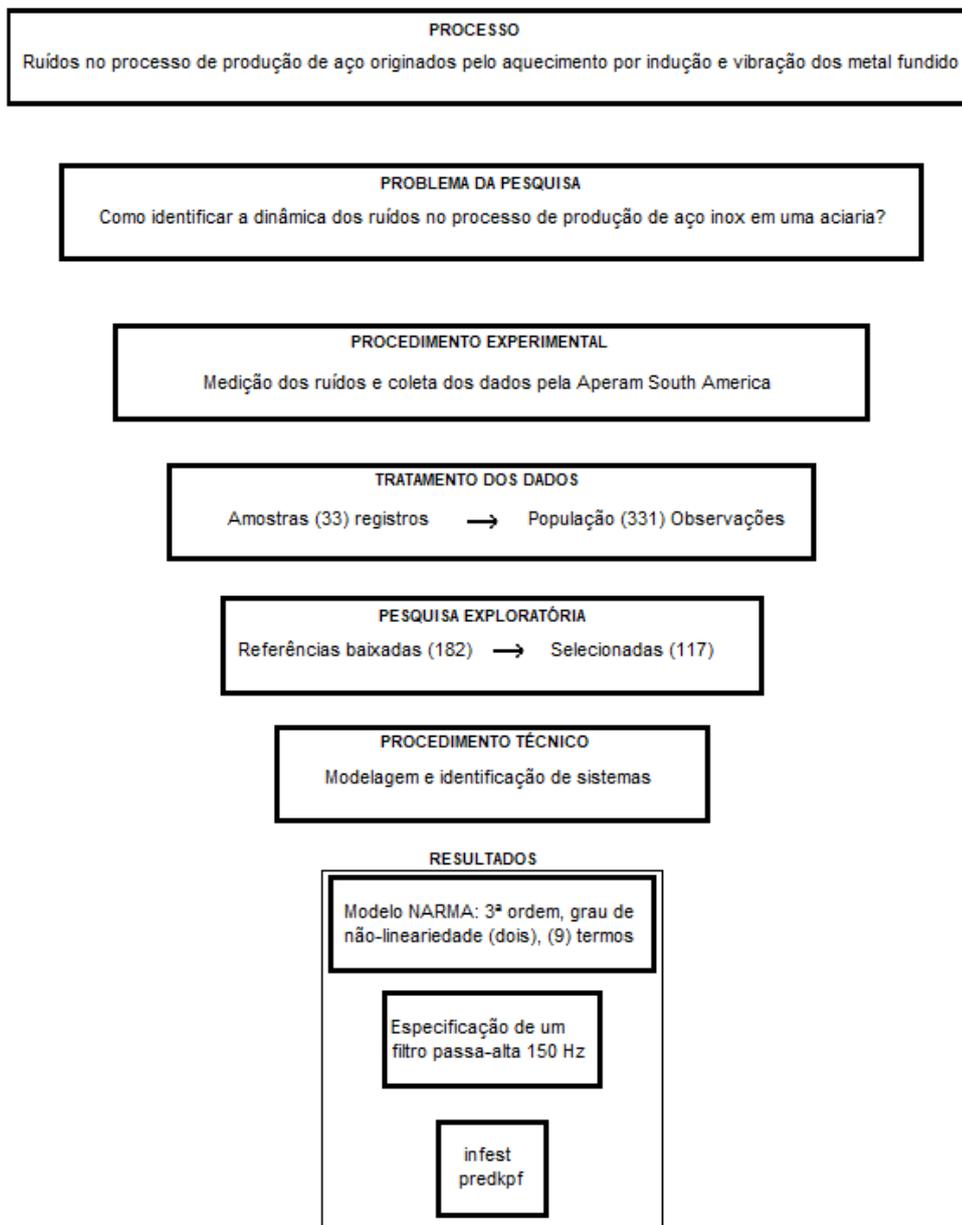


Figura 17 - Visão geral do trabalho.

A seguir são descritos os procedimentos da revisão de literatura e, resumidamente, a pesquisa experimental que será abordada em detalhes no capítulo quatro.

### 3.1. PROCEDIMENTO DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Respeitando as fases que compõem uma revisão sistemática de literatura (RSL), inicialmente, foram estabelecidos os objetivos e as questões da pesquisa.

As fontes de informações utilizadas, nesse trabalho, são originárias das seguintes bases de dados: Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, Scopus, Emerald, Compendex, Google Scholar.

Um filtro foi aplicado às buscas para limitar os resultados nos últimos cinco anos. Todavia, não conseguindo um número satisfatório de artigos, este período foi estendido para dez anos.

A pesquisa em cada base de dados iniciou com as palavras-chaves (acoustics, noise, heating induction, furnace, melt, harmonics, modeling). Uma triagem era feita nos artigos com a leitura dos títulos e se fossem promissores, seus resumos eram lidos. Constatada uma possibilidade de aproveitamento, era realizado o download do artigo completo.

De um total de cento e oitenta e duas referências baixadas, cento e dezessete foram selecionadas, armazenadas e agrupadas por áreas no gerenciador de referência Zotero.

A Tabela 3 a seguir, apresenta alguns indicadores bibliométricos da base de dados pesquisada nesse trabalho.

Tabela 3 - Indicadores bibliométricos

	Nos últimos (5) anos	Entre (5) e (10) anos	Acima de (10) anos	Artigos em inglês	Média	Desvio padrão
<i>Número de artigos</i>	41	24	55	90		
<i>Representatividade dos artigos na base de dados (%)</i>	34,17	20,00	45,83			
<i>Periodicidade da base de dados (anos)</i>					13,41	12,82

Esse conjunto de 120 referências selecionadas serviram de base para a fundamentação teórica do Capítulo 2, adequadamente inseridas nas suas respectivas seções e tópicos.

### 3.2. PROCEDIMENTO TÉCNICO: MODELAGEM

O modelo proposto nesse trabalho, foi identificado de acordo com as etapas sequenciais e necessárias que caracterizam uma seção completa de identificação de sistemas (LJUNG, 1987).



Figura 18 - Fluxograma da identificação do modelo proposto.

Fonte: O próprio Autor.

A Figura 18 apresenta o fluxograma da identificação do modelo concebido. No capítulo quatro, são apresentadas as principais justificativas para as escolhas assumidas em cada uma dessas etapas para identificação do modelo proposto.

### 3.3. MATERIAIS E MÉTODOS

Esta seção descreve em detalhes os materiais e metodologias utilizadas para atingir o objetivo principal do trabalho.

Portanto, é fundamental delinear, com clareza, os limites e fronteiras desse trabalho. Para tal, a Figura 19 apresenta um esquema do alcance pretendido com essa tese.

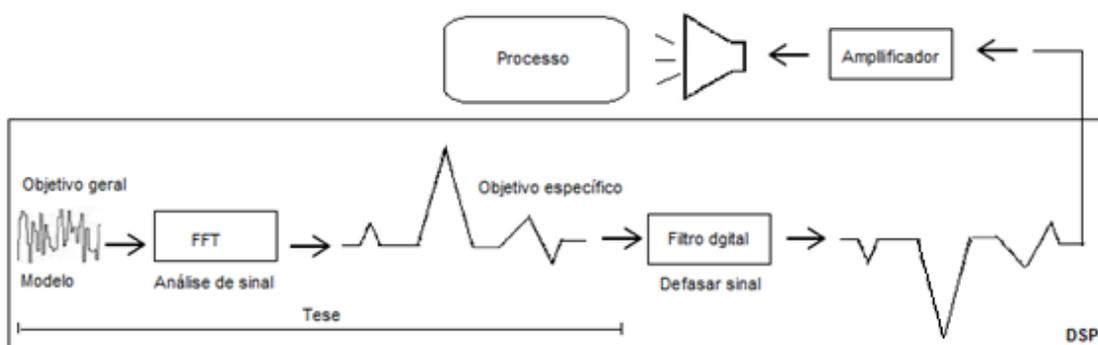


Figura 19 - Esquema da abrangência do trabalho.

Fonte: O próprio Autor.

A partir do referido esquema da Figura 19 este trabalho deve ser visto como parte, ou mesmo uma contribuição, para um projeto maior com foco exclusivamente no ruído industrial, não contemplando o ruído fisiológico.

A implementação prática dos resultados e proposta dessa tese depende de interesses fabris e da continuidade dos estudos em outras áreas de conhecimentos não contemplados neste trabalho.

A etapa inicial (objetivo geral) é a identificação do modelo da dinâmica do ruído (NARMA) e, após análise de sinal (FFT) na segunda etapa, foram evidenciadas as faixas de frequências que contêm as maiores intensidades de energias sonoras dos ruídos, chegando-se a um sinal que poderá ser tratado *a posteriori*, contemplando o objetivo específico.

O procedimento complementar para efetivamente atenuar os ruídos no processo deverá pautar-se pela seguinte sequência de ações: um processador

digital de sinal (DSP) gera um sinal defasado de  $180^\circ$  (cento e oitenta) graus em relação ao sinal do ruído fornecido pelo modelo proposto. Este sinal será condicionado por um amplificador a fim de elevar o nível de potência para valores condizentes com as reais intensidades sonoras dos ruídos envolvidos no processo. Por fim, a soma deste sinal amplificado com os ruídos do processo deve-se atenuar aos níveis regulamentados pela NR-15, portaria 3.214/78 do Ministério do Trabalho. O anexo 1 desta norma estabelece o nível de 85 dB(A) como limite máximo tolerável de ruído contínuo ou intermitente no período de 8 (oito) horas, conforme a Tabela 4 apresenta a seguir.

Tabela 4 - Tempo máximo diário de exposição permissível em função do nível de ruído.

Nível de ruído dB(A)	Tempo máximo diário permissível (Tn) (minutos)	Nível de ruído dB(A)	Tempo máximo diário permissível (Tn) (minutos)	Nível de ruído dB(A)	Tempo máximo diário permissível (Tn) (minutos)
80	1.523,90	92	95,24	104	5,95
81	1.209,52	93	75,59	105	4,72
82	960,00	94	60,00	106	3,75
83	761,95	95	47,62	107	2,97
84	604,76	96	37,79	108	2,36
85	480,00	97	30,00	109	1,87
86	380,97	98	23,81	110	1,48
87	302,38	99	18,89	111	1,18
88	240,00	100	15,00	112	0,93
89	190,48	101	11,90	113	0,74
90	151,19	102	9,44	114	0,59
91	120,00	103	7,50	115	0,46

Fonte: Giampaoli, Saad e Cunha (2001).

Neste ponto, é importante reiterar que o foco do trabalho é a modelagem dos ruídos no processo de produção de aço. Não obstante, a citação de alguma norma, portaria ou anexo não implica que este trabalho tenha enfoque normativo, legislativo ou pericial. Por tais razões, não há aprofundamento nesse sentido.

### 3.3.1. MATERIAIS UTILIZADOS

A lista de materiais utilizados, desde a etapa da aquisição de dados até a proposição do modelo NARMA representativo dos ruídos no processo de produção de aço, não é extensa, se limita a 5 (cinco) itens que são descritos na sequência.

Um dosímetro digital - marca 01 DB, modelo Solo SLM, Nº de série 30470, classe 1, escala dinâmica de 30 a 40 dB, software proprietário dBTRAIT - foi o principal equipamento utilizado para medir os níveis de pressão sonora. Foi configurado com curva de resposta ponderada em (A), tempo de resposta rápido, análise de frequência em tempo real 1/3 de oitava (de 12,5 à 20kHz), tempo de integração 1 (um) segundo, em conformidade com as normas IEC-61672 e ANSI-S1.4.

O dosímetro foi calibrado pelo calibrador: marca 01 DB, modelo CAL 2 e Nº de série 80490. Aferido antes e depois das medições segundo procedimento NHO-01.

A captação dos ruídos foi realizada pelo microfone - 1/2", 50mV/Pa, classe 1, windscreen integrado.

Este conjunto foi montado em um tripé indicado na Figura 21 (capítulo 4).

Os softwares utilizados no trabalho que deram suporte computacional foram:

- Matlab (MATHWORKS, 1997);
- Genterms, Orthreg e Simodeld (APÊNDICE A);
- Infest e Predkpf (APÊNDICE A).

### 3.3.2. MÉTODOS APLICADOS

Pretende-se nesta seção, roteirizar de forma simplificada a sequência de passos que nortearam este trabalho, desde a coleta de dados até a validação final do modelo NARMA proposto.

Justificativas de escolhas e procedimentos adotados em cada etapa da identificação do modelo são apresentados mais detalhadamente no capítulo 4.

A seguir é realizada uma breve descrição da metodologia utilizada pela Aperam South America na medição do espectro de frequência dos ruídos na área de circulação dos operadores do forno. O tipo de forno de indução de cadinho utilizado é de média frequência, *coreless*. Não necessita ficar ligado vinte e quatro horas e os dados foram coletados com o forno em regime nominal.

Em conformidade com a NBR 10151 :2000, o dosímetro foi instalado a 1,2 metros do nível do piso com auxílio de um tripé. O microfone foi instalado segundo manual do fabricante com uma incidência de zero grau e, por existir uma fonte sonora principal, na mesma direção, sentido contrário e a aproximadamente 1 (um) metro de distância desta fonte, considerando a inexistência de barreira entre ambos. De acordo com a NHO-01 da FUNDACENTRO, foram realizadas aferições dos equipamentos para validação dos dados.

Cabe ressaltar que dessas medições originou-se o conjunto de dados iniciais disponíveis a serem tratados para dar suporte aos primeiros procedimentos necessários para modelar os ruídos presentes no processo de produção de aço.

Inicialmente, o dosímetro utilizado para medição foi parametrizado em 1/3 de oitava e os dados coletados resumiam-se em 33 (trinta e três) faixas de frequências de 12,5 a 20kHz *versus* a amplitude do nível de pressão sonora dos ruídos em dB(A).

Apenas este número restrito de observações não garantiria robustez ao modelo, ou seja, o modelo não conseguiria representar adequadamente os ruídos e nem incorporar satisfatoriamente os seus efeitos.

Portanto, diante dessa necessidade, o próprio autor desenvolveu uma rotina computacional em linguagem Matlab (Infest) (APÊNDICE A).

Esta rotina realizou uma inferência estatística segundo uma distribuição uniforme, ruído de média zero e variância muito pequena a fim de aumentar o número de amostras entre faixas e, conseqüentemente, definir um tempo de amostragem apropriado que assegurasse robustez ao modelo.

Desta forma, o conjunto de dados a ser trabalhado constituiu-se em 331 (trezentas e trinta e uma) observações.

Após coleta inicial dos dados, antes de adequá-los, foi construído um gráfico em escala de 1/3 de oitava de frequência para verificar a conveniência ou não de uma representação matemática linear ou não linear.

Assumida a não linearidade do processo, a próxima etapa, na prática, envolveu dois passos concomitantes: a seleção da estrutura e a estimação de parâmetros.

Esta implementação simultânea só foi possível porque teve o suporte computacional das rotinas Genterms e Orthreg (MENDES, 1995).

A rotina Genterms apresenta os termos candidatos amparada no método da taxa de redução de erro (ERR).

Por sua vez, a rotina Orthreg entre os valores que disponibiliza na sua saída estão os parâmetros do modelo estimados pelo estimador estendido de mínimos quadrados (EMQ) que atenua o problema da polarização e é embasado nos métodos de predição de erro (PEMs) que se baseiam na minimização da função de custo e, conseqüentemente, agrega ao estimador estendido dos mínimos quadrados a capacidade de tratar os ruídos.

Avançando para próxima etapa – validação – por intermédio da rotina computacional Simodeld (MENDES, 1995) foram comparados os dados medidos com a simulação livre ou infinitos passos à frente.

O resultado obtido não foi satisfatório e suficiente para assegurar a qualidade do modelo.

Portanto, mais uma vez, o próprio autor desenvolveu uma rotina computacional em linguagem Matlab – Predkpf – (APÊNDICE A) com a finalidade de realizar predições  $k$  passos à frente.

Assim, diante da dificuldade de validar o modelo, várias simulações foram testadas com suporte computacional das rotinas Infest, Genterms, Orthreg e Predkpf.

Avaliando os gráficos gerados a partir dos valores preditos fornecidos pela rotina Predkpf, foram considerados os seguintes valores ótimos para representar o modelo: número de amostras adicionais de 9 (nove), estabelecendo, conseqüentemente, o tempo de amostragem do modelo em 3 (três) milissegundos, grau de não linearidade 2 (dois), ordem do modelo 3 (três) e número de termos do modelo 9 (nove).

Desta vez, após comparação dos dados medidos com os valores preditos  $k$  passos à frente para 3 (três), 6 (seis) e 9 (nove) termos, o resultado foi satisfatório e animador para complementar com mais procedimentos a validação do modelo.

A seguir, o método de análise de resíduos foi utilizado, aplicou-se ao vetor de resíduos fornecido pela rotina Orthreg a função de autocovariância (FAC) a fim de constatar se esta apresentava valores próximos de zero e se estavam compreendidos dentro das faixas estabelecidas pelos intervalos de confiança de 95% e 99%. O resultado obtido ratificou os valores da função de autocovariância próximos de zero e dentro dos limites dos intervalos de confiança.

Portanto, foi possível concluir que os ruídos são brancos e, conseqüentemente, o estimador de parâmetros não está polarizado e o modelo conseguiu identificar e capturar toda informação útil existente nos dados.

Finalmente, foram calculados os índices estatísticos RMSE e MAPE em ambiente usual Matlab e confirmaram a qualidade do modelo proposto neste trabalho.

#### 4. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL E SIMULAÇÃO

Este capítulo procura registrar as principais iniciativas assumidas de caráter mais experimental e prático que foram necessárias para tornar viável a implementação do sistema. Não obstante, as justificativas de escolha em cada etapa da identificação de sistemas e pequenas ponderações teóricas são, oportunamente, mencionadas e consideradas para revelar o caminho percorrido até a validação do modelo proposto NARMA dessa tese.

A Figura 20 representa esse fluxo sequencial de procedimentos adotados até a validação.

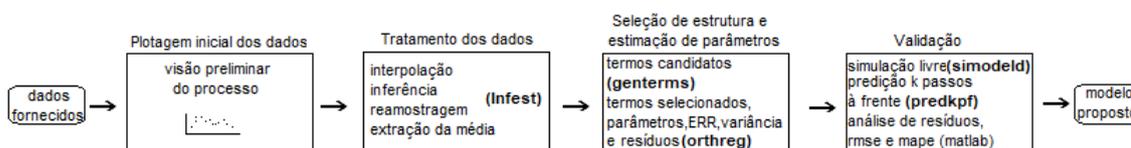


Figura 20 - Fluxo de procedimentos adotados.

Fonte: O próprio Autor.

Nesse trabalho, houve a preocupação de conciliar a constante de tempo do sistema com o número de observações coletadas a fim de apresentar um grau de liberdade<sup>4</sup> que assegurasse previsões robustas. Sabe-se que quanto maior o conjunto de dados, melhor é o resultado em termos de precisão. Contudo, mais tempo computacional é despendido para estimar os parâmetros (KODOGIANNIS; ANAGNOSTAKIS, 2002).

Os dados do processo medidos na área de circulação dos operadores em frente ao forno foram fornecidos pela Aperam South America. Posteriormente, foram plotados em um gráfico para visualização inicial dos ruídos no processo.

O passo seguinte envolveu o tratamento dos dados que sofreram interpolação<sup>5</sup>, inferência estatística, reamostragem e extração da média para o

<sup>4</sup>É o número de observações do conjunto de dados menos o número de parâmetros a estimar.

<sup>5</sup> É o aumento por software da frequência de amostragem dos dados para estabelecer a frequência de amostragem do modelo.

conjunto dos dados se tornar mais homogêneo e ter um melhor aproveitamento nas demais etapas.

Após descrição sucinta das duas etapas iniciais, considera-se os dados disponíveis e prontos para serem utilizados em batelada. A próxima seção discorre um pouco mais sobre essas etapas.

Os procedimentos utilizados para selecionar a estrutura, estimar os parâmetros e validar o modelo são apresentados em detalhes na seção 4.2.1.

A análise dos dados e as respectivas modelagens matemáticas foram feitas com um amplo suporte do software Matlab (MATHWORKS, 1997).

O objetivo desse capítulo é detalhar o procedimento experimental adotado, analisar e validar o modelo NARMA proposto.

#### 4.1. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Os dados experimentais desse trabalho foram obtidos no ambiente fabril representado pelo esquema a seguir:

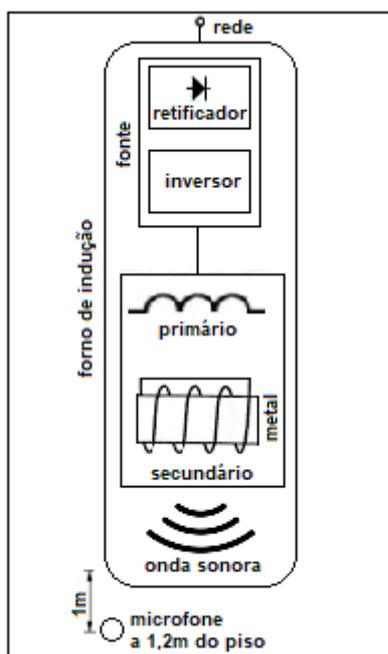


Figura 21 - Local da coleta dos dados.

A Figura 21 indica a posição da instalação dos equipamentos utilizados para medir os ruídos que são o objeto de estudo desse trabalho. Basicamente, o conjunto é composto por um tripé, microfone e medidor de nível de pressão sonora.

A coleta final dos dados foi obtida a partir do seguinte procedimento:

Inicialmente, os dados fornecidos pela Aperam South America resumiam-se em um espectro de frequência dos ruídos representados por 33 (trinta e três) faixas de  $1/3$  (um terço) de oitava em Hertz (Hz) versus a amplitude do nível de pressão sonora em dB(A).

Este pequeno número de observações não asseguraria previsões robustas por parte do modelo, ou seja, não seria capaz de lidar com os ruídos.

Tendo em vista esta restrição, o conjunto de dados foi considerado uma amostra contendo apenas uma parte dos dados necessários para tornar possível a identificação de um modelo representativo do processo. Como os dados iniciais não representa a população do processo, descartou-se métodos descritivos de estatística e o passo seguinte foi buscar uma alternativa embasada no conceito de inferência estatística.

Portanto, foi desenvolvido pelo próprio autor desse trabalho uma rotina computacional (infest) escrita em linguagem Matlab (Apêndice A) a fim de realizar uma inferência estatística nos dados amostrais com o intuito de generalizar o comportamento aleatório dos ruídos sob a ótica populacional. Para tal, foi utilizado o comando rand do Matlab que gera números aleatórios segundo uma distribuição uniforme.

O ruído é caracterizado pelo seu espectro de frequências, conseqüentemente, a geração das amostras adicionais nas trinta e três faixas do espectro dos dados iniciais foi baseada em uma distribuição uniforme, ruído de média zero e variância muito pequena, garantindo, assim, aleatoriedade característica de um ruído branco.

O número de amostras geradas entre as faixas no espectro é de grande importância, pois impacta diretamente no tempo de amostragem do modelo.

Particularmente, após várias simulações utilizando (infest) foi definido o número de 9 (nove) amostras adicionais entre as faixas, decisão que estabeleceu o tempo de amostragem do modelo em 3 (três) milissegundos e um total de 331 (trezentas e trinta e uma) observações que são suficientes para garantir robustez ao modelo.

Desta forma, chegou-se ao conjunto final dos dados experimentais desse trabalho.

#### **4.2. SIMULAÇÃO E VALIDAÇÃO**

O tempo de duração da realização experimental foi de 60 (sessenta) segundos. O dosímetro foi configurado em 1 (um) segundo para o tempo de integração, ou seja, a cada segundo um instantâneo gerado do espectro dos ruídos.

Portanto, o resultado final apresentado pelo o medidor é um espectro médio representativo dos sessenta registros ocorridos durante o tempo de medição.

Conforme descrição anterior, a partir da inferência estatística, os dados foram interpolados e reamostrados de forma que o número de observações e o período de amostragem do modelo foram, respectivamente, definidos em: 331 (trezentas e trinta e uma) observações e 3 (três) milissegundos.

Toda simulação e validação, dessa seção, foram desenvolvidas em ambiente computacional Matlab.

Os dados experimentais coletados, inicialmente, foram representados por uma curva como mostra a Figura 22 - mais a frente - a fim de se ter uma visão preliminar do processo, e tentar identificar as primeiras informações dinâmicas do sistema.

Toda a massa de dados estava disponível antes de começar a estimar os parâmetros em batelada, isto é, os dados foram processados todos de uma só vez após a definição da estrutura do modelo.

#### **4.2.1 MODELO NARMA**

Um conjunto composto por três rotinas computacionais codificadas em linguagem de programação própria Matlab que implementam algoritmos relacionados a sistemas polinomiais não lineares Mendes (1995), constituiu-se no principal suporte computacional utilizado para selecionar a estrutura, estimar parâmetros e realizar a simulação livre do modelo.

Diante da dificuldade de verificar a validação do modelo apenas com a simulação livre, o próprio autor desse trabalho desenvolveu uma rotina computacional em linguagem Matlab para realizar predição  $k$  passos à frente a fim de complementar os procedimentos de validação do modelo.

Somam-se à essas técnicas, incorporando aos métodos de validação do modelo, a análise de resíduos e os cálculos dos índices RMSE e MAPE que foram realizados em ambiente usual Matlab.

O gráfico da Figura 22 - que se encontra no capítulo seguinte - enfatiza e evidencia as características não linear dos ruídos no processo de produção de aço.

Assim, por ser uma extensão natural dos modelos de Box e Jenkins, a opção feita para representação não linear recaiu sobre modelos polinomiais NARMA, apropriados para sistemas autônomos.

Vale lembrar que, em se tratando de modelo não linear, a seleção da estrutura requer alguns cuidados especiais, a saber:

- a ordem do modelo não deve ser nem muito abaixo e nem muito acima da ordem real do sistema. Se a ordem for muito baixa, a estrutura não terá a complexidade necessária para capturar a

dinâmica do sistema, e se for muito alta os parâmetros provavelmente serão mal-condicionados;

- deve-se atentar para os termos redundantes, pois estes destroem a dinâmica do sistema.

Portanto, houve a preocupação de escolher, parcimoniosamente, os termos que efetivamente contribuíam para explicar a dinâmica do sistema a fim de evitar o problema da instabilidade numérica.

Com esse critério, foi admitido grau 2 (dois) de não linearidade e atraso máximo de 3 (três) para o regressor de saída.

De acordo com Korenberg *et al.* (1988), foram gerados os possíveis termos candidatos para compor a matriz regressora por intermédio da rotina computacional genterms (Apêndice A).

A Tabela 5 apresenta esses termos.

Tabela 5 - Termos candidatos possíveis.

<b>Termos</b>	
1	constante
2	$(y-1)$
3	$(y-2)$
4	$(y-3)$
5	$(y-1)^2$
6	$(y-2)(y-1)$
7	$(y-3)(y-1)$
8	$(y-2)^2$
9	$(y-3)(y-2)$
10	$(y-3)^2$

Não obstante, as etapas da seleção de estrutura e estimação de parâmetros serem distintas, na prática, os algoritmos e suas respectivas implementações, normalmente, são desenvolvidos para executar essas etapas simultaneamente.

A rotina computacional `orthreg` (Apêndice A) exemplifica essa simultaneidade.

A referida rotina foi usada para gerar listas com um específico número de termos em ordem decrescente de importância de acordo com as suas respectivas contribuições na representação do sistema (ERR).

Também, estimou e forneceu os parâmetros das estruturas candidatas via o estimador estendido dos mínimos quadrados (EMQ) que elimina o problema da polarização dos parâmetros.

A Tabela 6 apresenta os resultados das simulações de modelos NARMA realizadas respectivamente com nove, seis e três termos candidatos.

Tabela 6 - Seleções de estruturas de modelos NARMA pelo critério ERR, e respectivas estimações de parâmetros ( $\hat{\theta}_i$ ).

Regressor	9 (Nove) termos		6 (Seis) termos		3 (Três) termos	
	$\hat{\theta}_i$	ERR	$\hat{\theta}_i$	ERR	$\hat{\theta}_i$	ERR
(y-1)	0.4801	0.9991	0.3870	0.9991	0.6773	0.9991
(y-2)	0.4824	0.0001	0.2101	0.0001	0.3096	0.0001
constante	1.1196	0.0000	1.4715	0.0000	1.0910	0.0000
(y-3)	0.0223	0.0000	0.3816	0.0000		
(y-3)(y-1)	0.0336	0.0000	0.0039	0.0000		
(y-3)(y-3)	-0.0160	0.0000	-0.0038	0.0000		
(y-1)(y-1)	0.0148	0.0000				
(y-2)(y-1)	-0.0602	0.0000				
(y-2)(y-2)	0.0279	0.0000				

De posse das listas geradas, deve-se escolher aquela mais adequada para representar o sistema.

O critério utilizado nesse trabalho foi empírico, ou seja, decidiu-se dentro do possível pela lista com o menor número de termos e, ao mesmo tempo, foram verificados os valores de ERR associados a esses termos a fim de escolher os

maiores. Particularmente, essa tarefa ficou bastante facilitada, já que apenas dois termos apresentaram ERR diferentes de zero e iguais.

Diversas combinações foram simuladas variando o número de amostras geradas e os números de termos do modelo. As três rotinas computacionais – *infest*, *orthreg* e *predkpf* - foram utilizadas em conjunto e sempre monitorando a aproximação da curva predita à curva dos dados reais.

Este procedimento empírico computacional foi crucial para definir os nove (9) termos que compõem a equação do modelo.

Dessa forma, o modelo NARMA do sistema foi identificado de acordo com a equação (Eq 17).

Com o propósito de validar o modelo obtido, a saída medida foi comparada com a simulação livre ou predição de infinitos passos à frente por intermédio da rotina computacional *simodeld* (Apêndice A).

Pelo mesmo motivo, utilizando a rotina computacional (*predkpf*) (Apêndice A) a saída medida foi comparada à predição *k* passos à frente em vários horizontes.

A rotina *orthreg*, por fornecer também como saída o vetor de resíduos do modelo, facilitou sobremaneira a validação pelo procedimento da análise de resíduos.

Portanto, bastou calcular a função de autocovariância (FAC) desse vetor de resíduos para avaliar a qualidade do modelo.

A Tabela 7 apresenta os valores calculados da função de autocovariância (FAC) para os limites superior e inferior dos respectivos intervalos de confiança.

A complementação final da validação do modelo NARMA se encerrou com os cálculos dos dois índices estatísticos: RMSE e MAPE.

Tabela 7 - Limites superior e inferior dos intervalos de confiança.

<b>Intervalos de confiança</b>	<b>95%</b>	<b>99%</b>
<b>Limite superior</b>	0,5922	0,7776
<b>Limite inferior</b>	-0,5794	-0,7648

A Tabela 8 apresenta os valores calculados desses dois índices de acordo com as equações (Eq.26) e (Eq.27), respectivamente.

Tabela 8 - Índices estatísticos.

<b>RMSE</b>	0,0940
<b>MAPE (%)</b>	2,12

Pelo critério dos índices estatísticos, o modelo NARMA realmente está muito bom. O índice RMSE calculado aqui confirma desempenho superior do modelo NARMA em relação ao preditor trivial (média).

Finalmente, quanto ao índice MAPE, verifica-se um erro percentual em relação aos dados medidos de apenas 2,12%, ou seja, o modelo foi capaz de capturar aproximadamente 97,88% da dinâmica do sistema.

## 5. ANÁLISE DE RESULTADOS E DISCUSSÃO

O objetivo desse capítulo é realizar uma apresentação gráfica e analítica dos resultados referidos e encontrados no capítulo 4, assim como estabelecer análises quantitativas e qualitativas do modelo NARMA.

Mais uma vez, o ambiente computacional Matlab foi de grande valia ao respaldar, integralmente, a análise de resultados feita nesse capítulo.

### 5.1. ANÁLISE DE RESULTADOS

Com a finalidade de obter um esboço preliminar do processo e procurar identificar as primeiras informações dinâmicas do sistema, inicialmente, os dados experimentais coletados dos ruídos no processo de produção de aço inox foram representados por uma curva como a indicada no gráfico da Figura 22.

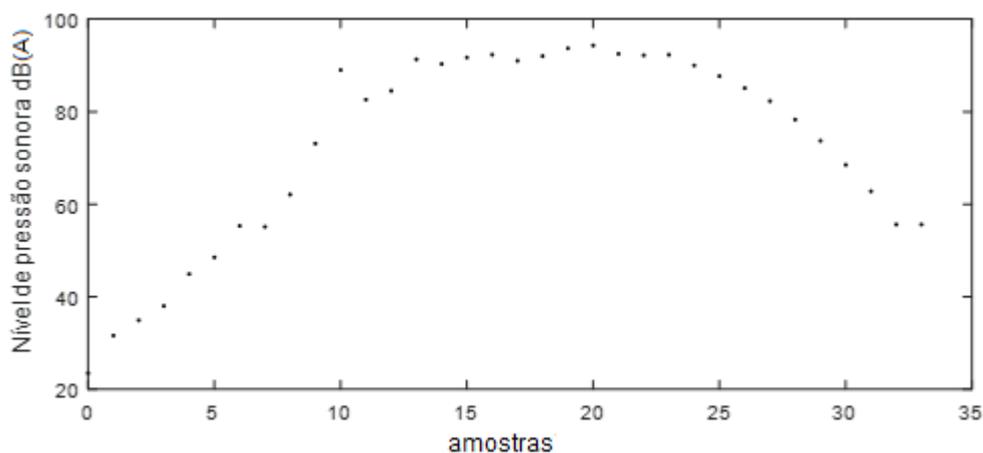


Figura 22 - Ruídos medidos na área de circulação dos operadores.

De certa forma, este era um resultado aguardado, pois a medição do nível de pressão sonora ocorreu com o dosímetro configurado com uma curva de ponderação (A) e não se pode esquecer que o espectro de frequências dos ruídos, geralmente, abrange ampla faixa de frequências.

Portanto, é de se esperar que a energia sonora dos ruídos seja detectada e abarque toda a faixa do espectro audível.

Diante das considerações acima, percebe-se — com os devidos cuidados e reservas — a similaridade do espectro dos ruídos com a curva de resposta da audição humana.

A partir da Figura 22, percebe-se a natureza não linear do comportamento dos ruídos no processo de produção de aço inox.

Desde o primeiro momento, foi aventada a utilização de técnicas de identificação de sistemas para modelar a dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço.

Dentre as possíveis representações matemáticas — rede neural, razão de polinômios (modelo racional), lógica fuzzy, entre outras — a escolha recaiu sobre os métodos polinomiais não lineares apropriados para processos estocásticos.

### 5.1.1. MODELO NARMA

O modelo NARMA do sistema que foi identificado de acordo com a equação (Eq.17), é:

$$\begin{aligned}
 y(k) = & 1.1196 + 0.4801 * y(k - 1) + 0.4824 * y(k - 2) + 0.0223 * y(k - 3) \\
 & + 0.0336 * y(k - 3) * y(k - 1) - 0.0160 * y(k - 3) * y(k - 3) \\
 & + 0.0148 * y(k - 1) * y(k - 1) - 0.06602 * y(k - 2) * y(k - 1) \\
 & + 0.0279 * y(k - 2) * y(k - 2)
 \end{aligned}$$

A Figura 23 compara a saída medida com a simulação livre ou predição infinitos passos à frente. É inequívoca a dificuldade de validar o modelo por intermédio da simulação livre.

Depreende-se do gráfico um atraso acentuado da resposta simulada em relação aos dados medidos. Trata-se de um caso extremo de simulação, pois os dados medidos foram utilizados apenas uma única vez no processo de predição.

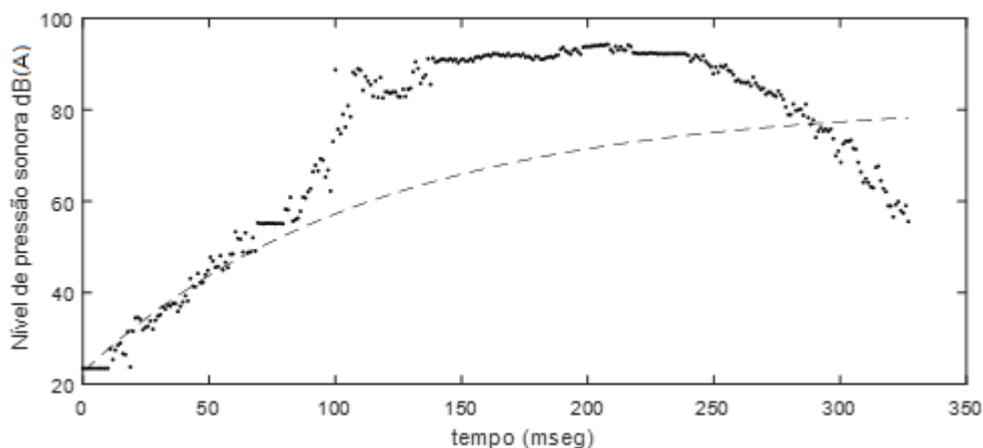


Figura 23 – Simulação livre do modelo NARMA e comparação com a saída real.

(--) Simulação livre ou infinitos passos à frente, e (.) dados medidos.

Por outro lado, foi realizada uma simulação do preditor trivial ou um passo à frente — outro caso extremo — que, normalmente, apresenta bons resultados por envolver valores preditos uma única vez, entretanto, em processos de alta aleatoriedade não confirma essa tendência e perde representatividade.

A Figura 24 ilustra esta situação após aplicar essa técnica de predição nos dados deste trabalho na tentativa de validar o modelo. É verificada uma melhora, por parte do modelo, em acompanhar os dados medidos do processo, todavia, o atraso de resposta do modelo, embora menor, ainda é considerável.

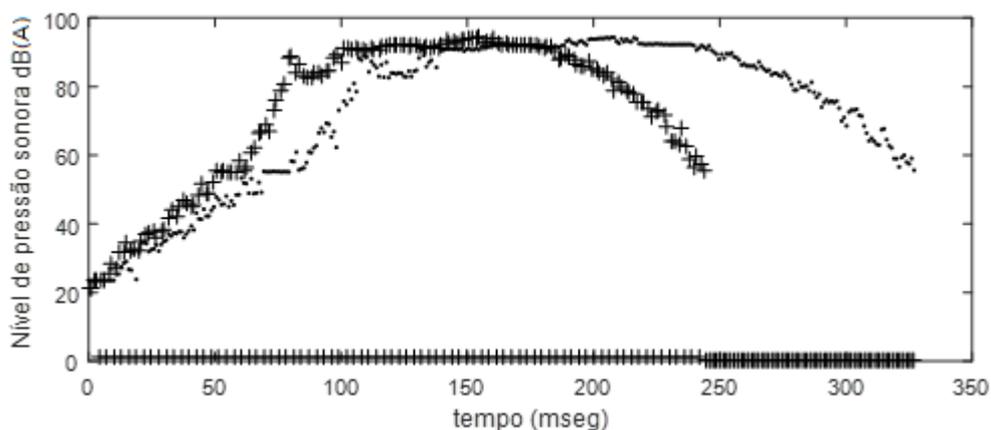


Figura 24 – Simulação k passos à frente do modelo NARMA e comparação com a saída real.

(+) predição um passo à frente, e (.) dados reais.

Diante deste avanço constatado, seguiu-se com a técnica de predição  $k$  passos à frente aumentando, paulatinamente, o número do passo e verificando graficamente a resposta do modelo ao acompanhar os dados do processo.

Esta etapa se desenvolveu de forma empírica, foram várias simulações, até eleger o passo 9 (nove) como o passo ótimo a ser adotado para a validação do modelo.

A Figura 25 representa a evolução das respostas do modelo em acompanhar os dados do processo ao aumentar o número de passos. Entretanto, a partir do passo nove, o modelo começou a perder a capacidade de predição, pois para passos maiores não se verificava mais, da parte do modelo, melhora em acompanhar os dados do processo, pelo contrário, a resposta gráfica piorava.

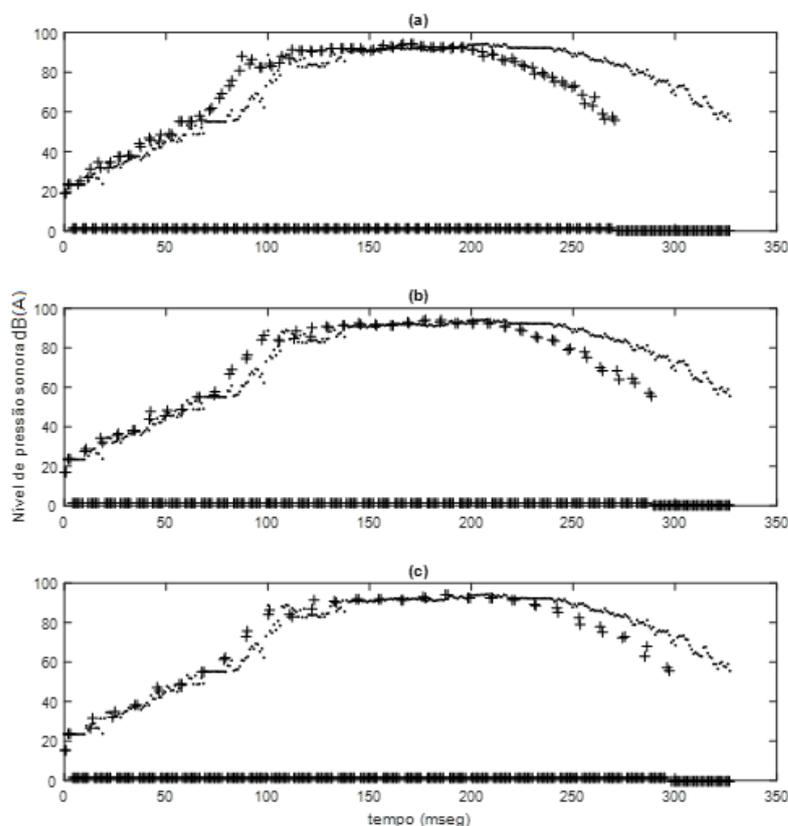


Figura 25 - Simulação modelo NARMA e comparação com saída real.

(+) predição  $k$  passos à frente, e (.) dados reais:

(a) três passos, (b) seis passos e (c) nove passos.

Seguindo nos procedimentos de validação, a Figura 26 representa a função de autocovariância (FAC) dos resíduos calculada para avaliar a qualidade do modelo NARMA pela técnica da análise de resíduos.

Cabe salientar que quando utiliza a função `covf` do matlab para calcular a função de autocovariância, o eixo da abscissa representa os atrasos (*lag*) conforme a Eq. 28.

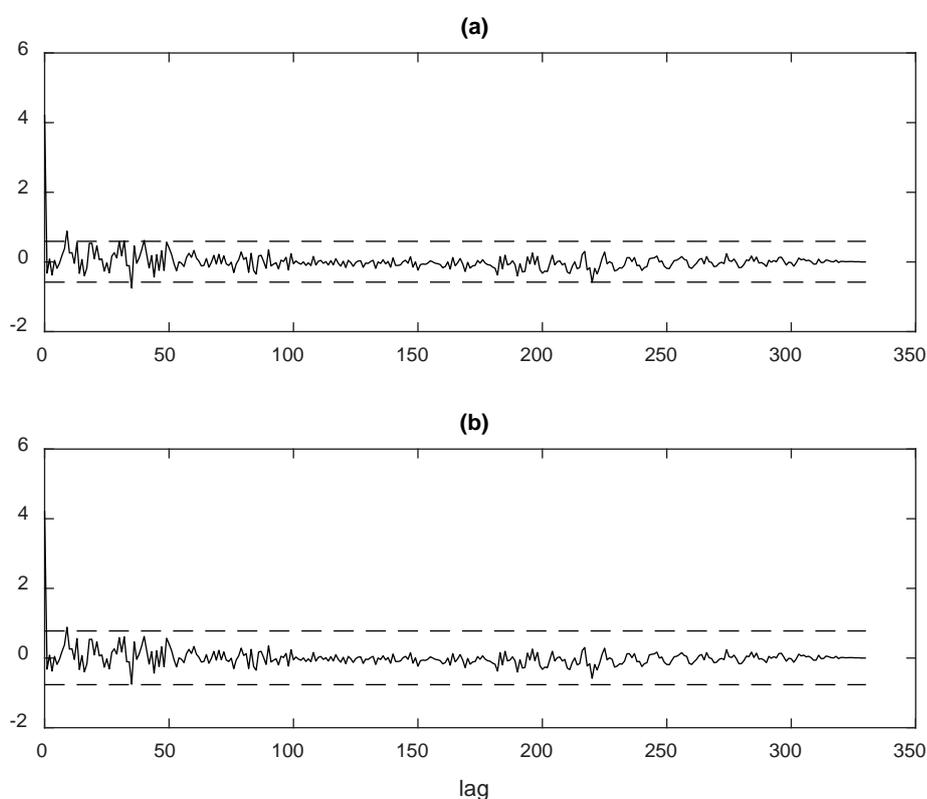


Figura 26 - Análise de resíduos do modelo NARMA.

Função de autocovariância dos resíduos com os  
Intervalos de confiança de: (a) 95%, e (b) 99%.

Observando a Figura 26, verifica-se que não há nenhum pico expressivo saindo para fora da faixa estabelecida pelo os intervalos de confiança, ou seja, as propriedades dinâmicas do sistema foram satisfatoriamente capturadas pelo o modelo. Também, observa-se que os valores calculados para a função de autocovariância estão próximos de zero.

Essa constatação denota que os ruídos são brancos. Portanto, tem-se a garantia que o estimador de parâmetros não está polarizado, como era de se esperar já que o algoritmo utilizado para estimação foi o estimador estendido dos mínimos quadrados (EMQ).

A etapa de validação do modelo proposto foi finalizada e considerada satisfatória e suficiente após a aplicação do critério dos índices estatísticos — “root mean square error” (RMSE) e “mean absolute percent error” (MAPE) —.

Estes índices demonstraram, respectivamente, superioridade em relação ao preditor trivial (média) e uma capacidade, por parte do modelo NARMA proposto, de capturar, aproximadamente, 97,88% do comportamento dinâmico dos ruídos no processo de produção de aço.

Finalmente, após identificação e validação do modelo representativo dos ruídos, foi realizada uma análise de sinais por intermédio da transformada rápida de Fourier com o objetivo de evidenciar faixas de frequências dominantes no mapeamento de energia sonora envolvida no processo.

A Figura 27, resultante da análise de sinais, representa a densidade espectral dos ruídos, não deixa dúvida e comprova que os ruídos do processo são do tipo tonal. É interessante observar que no domínio do tempo, distinguir esses picos de energia no espectro dos ruídos seria tarefa extremamente difícil.

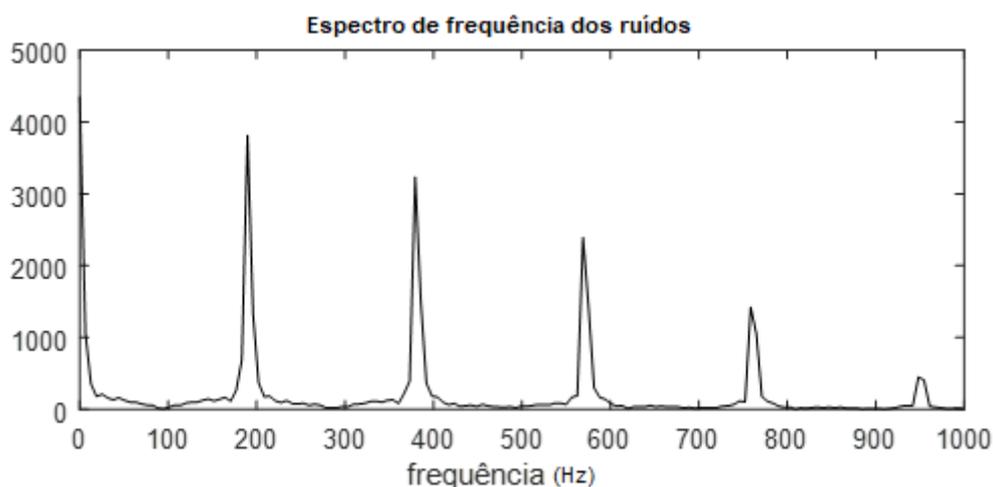


Figura 27 - Densidade espectral dos ruídos.

Este gráfico sugere a conveniência de se pensar em projetar um filtro passa alta com frequência de corte em torno de 150 (cento e cinquenta) Hertz, conforme depreende-se da Figura 27.

Após a filtragem do sinal, as componentes de baixa frequência menores que 150 (cento e cinquenta) Hertz são eliminadas e não reforçam os espectros de frequências dos ruídos maiores que a frequência de corte. Em sequência, é aplicada uma defasagem de 180 (cento e oitenta) graus no sinal do ruído e por intermédio de um amplificador de áudio é realizado um condicionamento do sinal sonoro a níveis correspondentes aos ruídos no processo. Por fim, esse sinal devidamente tratado estaria em condições de ser disseminado no ambiente fabril para se somar aos ruídos e provocar o cancelamento do sinal sonoro resultante.

Esse conjunto de procedimentos, se adotado, em uma futura implementação de um controle ativo, contribuiria decisivamente para manter os ruídos do processo nos níveis estabelecidos pelas normatizações pertinentes.

Em síntese, o modelo NARMA proposto apresentou como resultado uma capacidade de capturar 97,88% da dinâmica dos ruídos no processo de produção de aço. Foi validado por valores calculados em torno de  $\pm 0,5$  para a função de autocovariância com intervalo de confiança de 95%. Este é um resultado que garante, praticamente, a existência de apenas ruídos brancos na saída do modelo. O tempo definido para amostragem dos dados a partir da inferência estatística realizada foi de (3) três milissegundos, de forma que a predição de nove passos à frente corresponde a predizer a amplitude do ruído que dista 18 (dezoito) milissegundos da sua última observação.

O controle da aleatoriedade dos sons na ampla faixa de frequências que caracterizam os ruídos apresenta ainda grandes desafios a serem transpostos pela engenharia.

O problema da identificação da dinâmica desses ruídos no processo de produção se enquadra nesse contexto e constitui o objeto de estudo desse trabalho.

Diante das dificuldades inerentes de um processo que envolve baixas e médias frequências e altas temperaturas, como é o caso na produção de aço inox, técnicas de controle passivo exigiriam materiais e estruturas grande e pesadas.

Um processo com tais características faz do controle ativo a técnica mais apropriada e indicada a ser utilizada.

Dentro desse enfoque, o objetivo desse trabalho foi propor um modelo NARMA, a partir dos dados específicos do processo que representasse e predissesse o comportamento dos ruídos na produção de aço inox.

O modelo NARMA, após validação, foi submetido à uma análise de sinais por intermédio da transformada rápida de Fourier a fim de realizar uma filtragem digital para identificar picos e faixas de frequências com as maiores densidades espectrais de energia sonora dos ruídos do processo.

A originalidade desse trabalho reside no próprio modelo NARMA proposto para representar o comportamento dos ruídos no processo de produção de aço inox.

A partir da análise de sinais realizada, complementarmente, foi sugerido que se projetasse um filtro passa alta com frequência de corte especificada em 150 (cento e cinquenta) hertz (Hz).

Tal sugestão é uma contribuição particularizada passível de ser incorporada — em implementação futura — ao esquema de abrangência desse trabalho representado pela Figura 19 (capítulo 3).

Finalmente, as duas rotinas computacionais desenvolvidas, especialmente, para esse trabalho, disponibilizadas para aqueles que se interessarem, são novos e originais recursos computacionais que podem, futuramente, auxiliar e respaldar outros pesquisadores em suas pesquisas.

## 6. CONCLUSÃO

A visualização, inicial, da curva dos ruídos do processo foi capaz de encorajar a busca por uma representação genérica polinomial de grau  $\ell$  de não-linearidade.

Assim, os esforços se concentraram em identificar um modelo NARMA que é uma extensão generalizada dos modelos de Box e Jenkins para modelagem de sistemas não-lineares.

Portanto, por intermédio de algoritmos conhecidos na literatura, foi selecionada e otimizada uma estrutura de terceira ordem baseada na taxa de redução de erro (ERR), contendo 9 (nove) termos e com o grau de não-linearidade igual a 2 (dois).

Desta forma, o modelo NARMA, nesse trabalho, foi identificado para representar a dinâmica do comportamento dos ruídos no processo de produção de aço inox.

O modelo foi validado de acordo com os seguintes procedimentos, a saber:

- Simulação livre e predição  $k$  passos à frente;
- Análise de resíduos;
- Índices estatísticos: RMSE e MAPE;
- Princípio da parcimônia.

O modelo Identificado NARMA alcançou desempenho suficiente, segundo os critérios de validação estipulados, para ser aceito como um modelo capaz de reproduzir as principais características dinâmicas do sistema de produção.

Uma vez que o modelo permite, sobretudo, a predição dos ruídos no ambiente fabril, o presente estudo oferece uma base sólida para, futuramente, o sinal fornecido pelo modelo ser filtrado, defasado, condicionado e disseminado nesse ambiente a fim de propiciar o mútuo cancelamento dos sinais sonoros.

A análise de sinais realizada no modelo NARMA proposto foi de grande importância para permitir especificar com segurança a frequência de corte de um filtro passa alta que, certamente, agrega significativa contribuição complementar para possibilitar a atenuação dos ruídos do processo aos níveis estabelecidos pelas normatizações pertinentes.

Finalmente, as rotinas computacionais desenvolvidas, especialmente, para esse estudo — Infest e Predkpf — se fizeram imprescindíveis para o bom avanço e conclusão desse trabalho. Doravante, tornam-se um legado àqueles pesquisadores que, eventualmente, venham a necessitar de semelhante suporte e recursos computacionais.

O presente trabalho representa uma etapa inicial de pesquisa, indica um possível caminho, para enfrentar o difícil desafio de modelar os ruídos existentes nos processos industriais de produção. Todavia, o framework sugerido e desenvolvido nesse trabalho, estabelece uma sequência de procedimentos a serem utilizados para permitir a construção de modelos representativos de ruídos ocupacionais, como também ruídos ambientais.

Portanto, esse trabalho fornece uma metodologia passível de ser aplicada com intuito de atenuar esses dois tipos de ruídos.

A poluição sonora é classificada pela Organização Mundial de Saúde como o terceiro maior problema ambiental, atrás apenas da poluição do ar e da poluição da água.

Esta informação, por si só, é argumento suficiente para valorizar e incentivar todas ações que visam diminuir os ruídos no mundo.

Neste contexto, esse trabalho pode ser vislumbrado como uma tentativa de contribuir para melhorar a qualidade de vida do maior número de pessoas possíveis quando sujeitas aos ruídos.

Um desenvolvimento subsequente da pesquisa é sugerido a seguir.

## 6.1. PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

A seguir são listadas algumas possibilidades de continuação futura desse trabalho:

- modelar o comportamento dos ruídos no processo de produção utilizando técnicas de redes neurais;
- identificar um modelo híbrido cuja saída seja a combinação das saídas dos modelos, NARMA e NEURAL, ponderadas por algum critério apropriado;
- avaliar a possibilidade de incluir variáveis exógenas para auxiliar a modelagem das não-linearidades, assim como testar outros algoritmos na estimação de parâmetros;
- estimar os parâmetros utilizando outros estimadores não polarizados, tais como: estimador generalizado de mínimos quadrados (GMQ) e estimador das variáveis instrumentais (VI);
- aventar a utilização de técnicas de estimação recursiva;
- abordar o processo, desse trabalho, utilizando modelagem de sistemas dinâmicos não-lineares no espaço de estados;
- Aplicar os procedimentos e técnicas, desse trabalho, em outros processos industriais de produção;
- medição e efeitos dos ruídos na face craniana.

## REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução à Identificação de Sistemas–Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Editora UFMG, 2000.

AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A. Dynamical effects of overparametrization in nonlinear models. v. 80, n. 1–2, p. 26–40, 1995.

AHMED, W. et al. Power quality improving based harmonical studies of a single phase step down bridge-cycloconverter. **J. Electr. Syst**, v. 15, n. 1, p. 109–122, 2019.

AKAIKE, H. J. I. TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL. A new look at the statistical model identification. v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ANNERGREN, M. et al. Application-oriented input design in system identification: Optimal input design for control [applications of control]. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 37, n. 2, p. 31–56, 2017.

ASTETE, M. G. W. **Manual prático de avaliação do barulho industrial**. FUNDACENTRO, 1978.

ASWAL, J.; PAL, Y. **Passive and active filter for harmonic mitigation in a 3-phase, 3-wire system**. 2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC). **Anais...** In: 2018 2ND INTERNATIONAL CONFERENCE ON INVENTIVE SYSTEMS AND CONTROL (ICISC), 2018.

AVARGEL, Y.; COHEN, I. Modeling and identification of nonlinear systems in the short-time Fourier transform domain. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 58, n. 1, p. 291–304, 2009.

BAI, E.-W. Non-parametric nonlinear system identification: an asymptotic minimum mean squared error estimator. **IEEE Transactions on automatic control**, v. 55, n. 7, p. 1615–1626, 2010.

BARBOSA, B. H. et al. Black and gray-box identification of a hydraulic pumping system. **IEEE Transactions on control systems technology**, v. 19, n. 2, p. 398–406, 2011.

BARRADAS, O. C. M. **Você e as Telecomunicações**. Interciência, 1995.

BARRON, R. F. **Industrial noise control and acoustics**. CRC Press, 2002.

BERANEK, L. L.; VER, I. L. Noise and Vibration Control Engineering, **John Wiley&Sons Inc**, 1992.

- BERTO, R. M. V. S.; NAKANO, D. N. Métodos de pesquisa na Engenharia de Produção. **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, v. 18, 1998.
- BIES, D.; HANSEN, C. Engineering Noise Control: Theory and Practice, 4nd. 2009.
- BILLINGS, S. A.; CHEN, S.; KORENBERG, M. J. Identification of MIMO non-linear systems using a forward-regression orthogonal estimator. **International Journal of Control**, v. 49, n. 6, p. 2157–2189, 1 jun. 1989.
- BISTAFA, S. R. **Acústica aplicada ao controle do ruído**. Editora Blucher, 2006.
- BOGDAN, M.; PANU, M. **LabVIEW modeling and simulation, of the digital filters**. 2015 13th International Conference on Engineering of Modern Electric Systems (EMES). **Anais...** In: 2015 13TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENGINEERING OF MODERN ELECTRIC SYSTEMS (EMES), 2015.
- BOSCH, P. P. VAN DEN; KLAUW, A. C. VAN DER. **Modeling, identification and simulation of dynamical systems**. CRC Press, 1994.
- BOX, G.; JENKINS, G. Time series analysis, forecasting and control-Segunda Edição. 1976.
- CHENG, Y. et al. An efficient identification scheme for a nonlinear polynomial NARX model. **Artificial Life and Robotics**, v. 16, n. 1, p. 70–73, 2011.
- CIDOTÃ, M.-A. Choosing the parameters of the NARMA model implemented with the recurrent perceptron for speech prediction. **Neural Computing & Applications**, v. 19, n. 6, p. 903–910, 2010.
- CORRÊA, M. V. Identificação de sistemas dinâmicos não-lineares utilizando modelos narmax racionais: aplicação a sistemas reais. 1997.
- DAWARA, V.; VASHISTA, M.; KHANYUSUFZAI, M. Barkhausen noise signal of different steels upon face-turning process. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 41, n. 8, p. 329, 2019.
- DOMINGO-PUEYO, A.; SANZ-VALERO, J.; WANDEN-BERGHE, C. J N. Disorders induced by direct occupational exposure to noise: Systematic review. **Noise & health**, v. 18, n. 84, p. 229–239, 2016.
- DÖTSCH, E. **Inductive melting and holding**. Vulkan-Verlag, 2009.
- DOUGLAS, S. C. Fast implementations of the filtered-X LMS and LMS algorithms for multichannel active noise control. **IEEE Transactions on speech and audio processing**, v. 7, n. 4, p. 454–465, 1999.

DUGAN, R. C.; CONRAD, L. E. **Impact of induction furnace interharmonics on distribution systems**. . In: 1999 IEEE TRANSMISSION AND DISTRIBUTION CONFERENCE (CAT. NO. 99CH36333). IEEE, 1999.

ELLIOT, S.; NELSON, P. Active Noise Control: Low-frequency techniques for suppressing acoustic noise leap forward with signal processing. 1995.

ENIT. Norma Regulamentadora 15 - Atividades e Operações Insalubres. Disponível em: [https://enit.trabalho.gov.br/portal/images/Arquivos\\_SST/SST\\_NR/NR-15-atualizada-2019.pdf](https://enit.trabalho.gov.br/portal/images/Arquivos_SST/SST_NR/NR-15-atualizada-2019.pdf)  
Acessado em: outubro de 2020.

ENIT. Norma Regulamentadora 07 - Programa de Controle Médico De Saúde Ocupacional - PCMSO. Disponível em: [https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/portaria-n-6.734-de-9-de-marco-de-2020-247886194#\\_blank](https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/portaria-n-6.734-de-9-de-marco-de-2020-247886194#_blank)  
Acessado em: março de 2021.

ENIT. Norma Regulamentadora 09 - **Avaliação e controle das exposições ocupacionais a agentes físicos, químicos e biológicos**. Disponível em: [https://enit.trabalho.gov.br/portal/images/Arquivos\\_SST/SST\\_Legislacao/SST\\_Legislacao\\_Portarias\\_2020/Portaria-SEPRT-n.-6.735-Altera-a-NR-09.pdf](https://enit.trabalho.gov.br/portal/images/Arquivos_SST/SST_Legislacao/SST_Legislacao_Portarias_2020/Portaria-SEPRT-n.-6.735-Altera-a-NR-09.pdf)  
Acessado em: março de 2021.

ENQVIST, M.; SCHOUKENS, J.; PINTELON, R. **Detection of Unmodeled Nonlinearities Using Correlation Methods**. 2007 IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference IMTC 2007. **Anais...** In: 2007 IEEE INSTRUMENTATION & MEASUREMENT TECHNOLOGY CONFERENCE IMTC, 2007.

FERNANDES, J. C. Acústica e ruídos. **Bauru: Unesp**, 2002.

FIGWER, J. **AR time-series identification using quantized observations**. . In: 2014 19TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON METHODS AND MODELS IN AUTOMATION AND ROBOTICS (MMAR). IEEE, 2014.

FILHO, J. M. Instalações Elétricas Industriais. 2007.

FITZGERALD, A. E.; KINGSLEY, C.; KUSKO, A. **Máquinas elétricas: conversão eletromecânica da energia, processos, dispositivos e sistemas**. McGraw-Hill, 1975.

FLEURY, A. O que é Engenharia de Produção. **Introdução à engenharia de produção**. Rio de Janeiro: Elsevier, p. 1–10, 2008.

GANDHEWAR, V. R.; BANSOD, S. V.; BORADE, A. B. Induction furnace-A review. **International Journal of Engineering and Technology**, v. 3, n. 4, p. 277–284, 2011.

GERGES, S. N. Ruído: fundamentos e controle. In: **Ruído: fundamentos e controle**, p. 600–600, UFSC, 1992.

GIAMPAOLI, E.; SAAD, I. F. S. D.; CUNHA, I. A. NHO-01: Avaliação da exposição ocupacional ao ruído. **São Paulo: Fundacentro**, 2001.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 5. ed ed. São Paulo: Atlas, 2007.

GOKOZAN, H. et al. A neural network based approach to estimate of power system harmonics for an induction furnace under the different load conditions. v. 97, n. 2, p. 111–117, 2015.

GU, Y. et al. **Machine Learning Enhanced NARMAX Model for Dst Index Forecasting**. . In: 2019 25TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATION AND COMPUTING (ICAC). 5 set. 2019.

GU, Y.; WEI, H.-L.; BALIKHIN, M. M. Nonlinear predictive model selection and model averaging using information criteria. **Systems Science & Control Engineering**, v. 6, n. 1, p. 319–328, 2018.

GUNTHER, E. W. **Interharmonics in power systems**. . In: 2001 POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING. CONFERENCE PROCEEDINGS (CAT. NO. 01CH37262). IEEE, 2001.

HABASHI, F. A short history of electric furnaces in iron and steel making. Part 2 Induction and smelting. **Steel Times International**, v. 34, n. 7, p. 48, 2010.

HALLIDAY, D.; RESNICK, R.; WALKER, J. **Fundamentals of physics**. John Wiley & Sons, 2013.

HAN, W. M. et al. Control of a selective catalytic reduction system based on NARMA-L2 model. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 59, p. 012036, 2017.

HAYKIN, S. S.; VAN VEEN, B. **Sinais e sistemas**. Bookman, 2001.

HONG, X. et al. Model selection approaches for non-linear system identification: a review. **International journal of systems science**, v. 39, n. 10, p. 925–946, 2008.

IAGAR, A.; POPA, G. N.; SORA, I. Analysis of electromagnetic pollution produced by line frequency coreless induction furnaces. **WSEAS Transactions On Systems**, v. 8, n. 1, p. 1–11, 2009.

IESA, E. DE APLICAÇÃO. **A Influência dos Fornos de Indução na Rede Elétrica sob o Ponto de Vista da Correção do Fator de Potência e dos**

**Harmônicos.** Disponível em:

<[http://www.iesa.com.br/institucional/pdf/pdf\\_reativa/IT\\_fornos\\_inducao.pdf](http://www.iesa.com.br/institucional/pdf/pdf_reativa/IT_fornos_inducao.pdf)>.

Acesso em: 5 abr. 2020.

IIDA, ITIRO. **Ergonomia: projeto e produção.** 2ª edição revista e ampliada. São Paulo: Blucher, 2005.

IMOTO, K. Introduction to acoustic event and scene analysis. **Acoustical Science and Technology**, v. 39, n. 3, p. 182–188, 2018.

JOHANSSON, L. et al. Noise in the ICU patient room—Staff knowledge and clinical improvements. **Intensive and Critical Care Nursing**, v. 35, p. 1–9, 2016.

KADIR, S. N. et al. Malaysian Tourism Interest Forecasting using Nonlinear Auto-Regressive Moving Average (NARMA) Model. In: **2014 IEEE Symposium on Wireless Technology and Applications.** IEEE Symposium on Wireless Technology and Applications. New York: IEEE, 2014.

KAWASAKI, S.; OGASAWARA, G. Influence analyses of harmonics on distribution system in consideration of non-linear loads and estimation of harmonic source. **Journal of International Council on Electrical Engineering**, v. 7, n. 1, p. 76–82, 2017.

KIM, Y. et al. System identification of smart buildings under ambient excitations. **Measurement**, v. 87, p. 294–302, 2016.

KLAMKIN, M. S. **Mathematical Modelling: Classroom Notes in Applied Mathematics.** [s.l.] Society for Industrial and Applied Mathematics, 1987.

KODOGIANNIS, V.; ANAGNOSTAKIS, E. Soft computing based techniques for short-term load forecasting. **Fuzzy sets and systems**, v. 128, n. 3, p. 413–426, 2002.

KOŁODZIEJ, J. R.; MOOK, D. J. Model determination for nonlinear state-based system identification. **Nonlinear Dynamics**, v. 63, n. 4, p. 735–753, 2011.

KORENBERG, M. et al. Orthogonal parameter estimation algorithm for nonlinear stochastic systems. **International Journal of Control**, v. 48, n. 1, p. 193–210, 1988.

KUMAR, N.; KUMAR, A. Economic assessment of non-sinusoidal energy in distorted distribution systems. **International Journal of Energy Sector Management**, 2019.

LAKSHMI, K. V.; SRINIVAS, P.; RAMESH, C. %J I. J. OF I. S. Comparative analysis of ANN based intelligent controllers for three tank system.

**international Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications**, v. 8, n. 3, p. 34–41, 2016.

LATHADEVI, H.; GUGGARIGOUDAR, S. P. Objective Acoustic Analysis and Comparison of Normal and Abnormal Voices. **Journal of Clinical & Diagnostic Research**, v. 12, n. 12, 2018.

LEONTARITIS, I.; BILLINGS, S. A. JOURNAL OF CONTROL. Input-output parametric models for non-linear systems part II: stochastic non-linear systems. v. 41, n. 2, p. 329–344, 1985b.

LEVSHIN, G. Improving Induction Crucible Furnaces. **Steel in Translation**, v. 49, n. 2, p. 82–86, 2019.

LJUNG, L. Theory for the User. In: **System Identification**. Prentice-hall, Inc., 1987.

LOBOSCO, O. S.; DIAS, J. L. P. C. **Seleção e aplicação de motores elétricos**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, v.1 e 2, 1988.

LUCÍA, O. et al. Induction heating technology and its applications: past developments, current technology, and future challenges. v. 61, n. 5, p. 2509–2520, 2014.

MAGRAB, E. B. **Environmental noise control**. John Wiley & Sons, 1975.

MARGINEAN, A.-M.; MARGINEAN, C.; TRIFA, V. Simulation of Temperature Control in Fermentation Bioreactor for Ethanol Production. **Journal of Computer Science & Control Systems**, v. 5, n. 1, p. 55–58, 2012

MARTINS, S. A. M.; AGUIRRE, L. A. Sufficient conditions for rate-independent hysteresis in autoregressive identified models. v. 75, p. 607–617, 2016.

MATHWORKS, INC. **Matlab 5 student version - for use with MATLAB™. Software Users'Guide.**, 1997.

MEDEIROS, E. B. Introdução a teoria acústica. **Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais [Internet].[acesso 16 jul 2010]. Disponível em: <http://www.cpdee.ufmg.br/~semea/anais/artigos/EduardoBauzer.pdf>**, 2002.

MENDES, E. M. A. M. **Identification of nonlinear discrete systems with intelligent structure detection**. Thesis — University of Sheffield, 1995.

MIKALOUSKAS, R.; VOLKOVAS, V. Practical aspects of increasing workers efficient work time in a high noise level industrial area. **Mechanics**, v. 21, n. 6, p. 486–492, 2015.

MÖSER, M. Engineering acoustics: an introduction to noise control. n. Second Edition, 2009.

MOTTA, L.; FAÚNDES, N. **Active / passive harmonic filters: Applications, challenges & trends**. 2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). **Anais...** In: 2016 17TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON HARMONICS AND QUALITY OF POWER (ICHQP). 2016.

NAKAGAWA, M.; YONEMORI, H. A study on the audible frequency area noise emanating from a pan when the IH cooker is fed by the power source including harmonics. **International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics**, v. 59, n. 4, p. 1421–1430, 2019.

NETO, A. K. et al. **Manual de conservação de energia elétrica - fornos elétricos a indução**. Procel, 1989.

NOVARA, C.; MILANESE, M. Control of MIMO nonlinear systems: A data-driven model inversion approach. **Automatica**, v. 101, p. 417–430, 2019.

OGATA, K. **Engenharia de controle moderno**. Prentice Hall do Brasil, 1998.

PADHEE, S.; PATI, U. C.; MAHAPATRA, K. Closed-loop parametric identification of DC-DC converter. v. 232, n. 10, p. 1429–1438, 2018.

PIERCE, A. D. **Acoustics: an introduction to its physical principles and applications**. Springer, 2019.

PRIYAMVADA; R. WADHVANI. **Review on various models for time series forecasting**. 2017 International Conference on Inventive Computing and Informatics (ICICI). **Anais...** In: 2017 INTERNATIONAL CONFERENCE ON INVENTIVE COMPUTING AND INFORMATICS (ICICI), 2017.

RASHID, M. T. et al. Nonlinear model identification for Artemia population motion. **Nonlinear Dynamics**, v. 69, n. 4, p. 2237–2243, 2012.

RODE, S. V.; LADHAKE, S. A. **A new method for harmonic elimination**. 2011 Annual IEEE India Conference. **Anais...** In: 2011 ANNUAL IEEE INDIA CONFERENCE, 2011.

RONG-CHING, W.; YUAN-WEI, T.; CHENG-YI, C. Estimating Parameters of the Induction Machine by the Polynomial Regression. **Applied Sciences**, v. 8, n. 7, 2018.

RUDNEV, V.; LOVELESS, D.; COOK, R. L. **Handbook of induction heating**. [s.l.] CRC press, 2017.

RUSSO, I. C. P. **Acústica e psicoacústica: aplicadas à fonoaudiologia**. Editora Lovise, 1999.

SALIBA, T. M. **Manual prático de avaliação e controle do ruído**. LTr Editora Ltda., 2011.

SAMIMIYAN, N.; MOUSAZADEH, M.; KHOIE, A. **A Time-based All-Digital Analog to Digital converter for IOT Applications**. 2019 27th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). **Anais...** In: 2019 27TH IRANIAN CONFERENCE ON ELECTRICAL ENGINEERING (ICEE), 2019.

SANTOSO, S.; HANSEN, D. Practical solutions for broadband and time-varying interharmonic problems. **IEEE transactions on power delivery**, v. 22, n. 2, p. 1228–1234, 2007.

SAVIOJA, L.; XIANG, N. Introduction to the Special Issue on Room Acoustic Modeling and Auralization, 2019.

SCHOUKENS, J.; LJUNG, L. Nonlinear system identification: A user-oriented road map. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 39, n. 6, p. 28–99, 2019.

SEBORG, D. E. A perspective on advanced strategies for process control. 1994.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948.

SHIRDEL, A. H. et al. **Linear switching system identification applied to blast furnace data**. . In: 2014 11TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATICS IN CONTROL, AUTOMATION AND ROBOTICS (ICINCO). IEEE, 2014

SIEGEL, M. Curso de fundição. **São Paulo: Associação Brasileira de Metais**, 1975.

SIEGEL, M. Fundição. **Notas de Aulas. ABM–Associação Brasileira de Metais. 13ª ed. São Paulo: Édile Serviços Gráficos e Editora Ltda**, 1982.

SIMIDJIEVSKI, N. et al. Equation Discovery for Nonlinear System Identification. **IEEE Access**, v. 8, p. 29930–29943, 2020.

SINVULA, R.; ABO-AL-EZ, K. M.; KAHN, M. T. Harmonic Source Detection Methods: A Systematic Literature Review. **IEEE Access**, v. 7, p. 74283–74299, 2019.

SJÖBERG, J. et al. **Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview**. [s.l.] Linköping University, 1995.

TAN, A. et al. **Analysis of power quality problems of coreless induction melting furnace with exact simulation model based on field**

**measurements.** . In: 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER ENGINEERING, ENERGY AND ELECTRICAL DRIVES. IEEE, 2013.

VALARMATHI, R.; GURUPRASATH, M. **System identification for a MIMO process.** 2017 International Conference on Computation of Power, Energy Information and Commuincation (ICCPEIC). **Anais...** In: 2017 INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATION OF POWER, ENERGY INFORMATION AND COMMUNICATION (ICCPEIC), 2017.

VOLFSON, A.; ESHACH, H.; BEN-ABU, Y. When Technology Meets Acoustics: Students' Ideas About the Underlying Principles Explaining Simple Acoustic Devices. **Research in Science Education**, 2020.

WANG, L. K.; PEREIRA, N. C.; HUNG, Y.-T. **Advanced air and noise pollution control.** Springer, 2005.

WANG, W.-X.; LAI, Y.-C.; GREBOGI, C. Data based identification and prediction of nonlinear and complex dynamical systems. **Physics Reports**, v. 644, p. 1–76, 2016.

WEEKS, M. Processamento Digital de Sinais Utilizando MATLAB e Wavelets. **Georgia State University. 2a Edição, LTC. Tradutor e revisor Edson Tanaka. Rio de Janeiro**, 2012.

WEI, H.-L.; BILLINGS, S. Model structure selection using an integrated forward orthogonal search algorithm assisted by squared correlation and mutual information. **Int. J. of Modelling**, v. 3, p. 341–356, 2008.

WILLSKY, A. S.; OPPENHEIM, A. V. Sinais e Sistemas. 2010.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Occupational and community noise. Fact sheet no. 258. **Geneva: Author**, 2001.

XIONG, L.; LU, Y. **Hybrid ARIMA-BPNN model for time series prediction of the Chinese stock market.** 2017 3rd International Conference on Information Management (ICIM). **Anais...** In: 2017 3RD INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION MANAGEMENT (ICIM), 2017.

YAN, J.; DELLER JR, J. R. %J S. P. NARMAX model identification using a set-theoretic evolutionary approach. **Signal Processing. An International Journal**, v. 123, p. 30–41, 2015.

YASSIN, I. M.; TAIB, M. N.; ADNAN, R. Recent advancements & methodologies in system identification: A review. **Scientific Research Journal**, v. 1, n. 1, p. 14–33, 2013.

YILMAZ, I.; ERMIS, M.; CADIRCI, I. Medium-frequency induction melting furnace as a load on the power system. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 48, n. 4, p. 1203–1214, 2012.

YONEMORI, H. et al. Study on the high frequency acoustic noise and vibration of a pan generated by an IH cooker. v. 45, n. 1–4, p. 449–456, 2014.

ZHANG, Y.; ZHAO, Z.; CUI, G. **Noise variance estimate for blast furnace temperature of hot metal based on Autoregressive model in presence of noise.** . In: THE 27TH CHINESE CONTROL AND DECISION CONFERENCE (2015 CCDC). IEEE, 2015.

ZHENG, X.; CHEN, B. M. Modeling and forecasting of stock markets under a system adaptation framework. **Journal of Systems Science and Complexity**, v. 25, n. 4, p. 641–674, 2012.

## APÊNDICE - A      ROTINAS COMPUTACIONAIS

Esse apêndice relaciona e apresenta as principais rotinas computacionais utilizadas no decorrer desse trabalho.

Da parte do próprio autor, é disponibilizado, àqueles que se interessarem, o código fonte das rotinas computacionais Infest e Predkpf.

### A.1 genterms

Sintaxe:

$$[\text{modelo}, n_t] = \text{genterms}(\ell, n_y, n_u, n_e).$$

Descrição:

Utilizada para gerar o conjunto dos termos candidatos.

Entrada:

$\ell$  : grau de não-linearidade;  
 $n_y$  : máximo atraso do regressor de saída;  
 $n_u$  : máximo atraso do regressor de entrada;  
 $n_e$  : máximo atraso do regressor de ruído.

Saída:

$n_t$  : número de termos candidatos;  
 modelo : matriz contendo os termos de processo e ruído.

Eduardo Mendes – 11/08/94 – Carlos Fonseca  
 ACSE – Sheffield

### A.2 orthreg

Sintaxe:

$$[\text{modelo}, x, e, v] = \text{orthreg}(\text{modelo}, u, y, [n_p n_e], N).$$

Descrição:

Seleciona a estrutura e estima os parâmetros via MQE.

Entrada:

modelo : conjunto de termos candidatos;  
 $u$  : dados de entrada;  
 $y$  : dados de saída;  
 $n_p$  : número de termos de processo;  
 $n_e$  : número de termos de ruído;  
 $N$  : número de iteração de ruído.

Saída:

modelo : conjunto de termos selecionado;  
 $x$  : matriz contendo: [(parâmetros) (err) (desvio)];  
 $e$  : resíduos;  
 $v$  : variância.

Eduardo Mendes – 11/08/94  
ACSE – Sheffield

### A.3 simodeld

Sintaxe:

$[y] = \text{simodeld}(\text{modelo}, x_0, y_0, e)$ .

Descrição:

Retorna a predição infinitos passos à frente.

Entrada:

modelo : modelo identificado;  
 $x_0$  : parâmetros;  
 $y_0$  : condições iniciais;  
 $e$  : ruído.

Eduardo Mendes – 03/09/94  
ACSE – Sheffield

## A.4 infest

Retorna o resultado de uma inferência estatística.

```
% inferência estatística: amostras por faixa
q = input('digite o número de faixas ')
a = input('digite o valor inicial ')
c = input('digite o número de amostras ')
for n =1:q
b = input('digite o próximo valor ')
y = (b-a)*rand(1,c)+a;
v = [a y b];
if n < 2
x = [v];
else
v = [y b];
x = [x v];
end
a = b;
end
```

Marcos Cícero – 07/09/2020

## A.5 predkpf

Retorna a predição k passos à frente.

```
% predições k passos à frente
d = dados; % dados no workspace
obs = input('digite o número de observações ')
a = input('digite o maior atraso ')
p = input('digite o passo ')
x=(obs-(a-1))*(a+p);
y=zeros(1,x);
k = a+1;
n = 2;
i = a;
id = a;
c=1;
for r=1:a
y(r)=d(r);
```

```

end
while k <= (a+p)
i=i+1;
x(k) = y(k-1)+y(k-2); % teste
y(i) = x(k);
k = k+1;
end
for r=1:a
if r==1
i=i+1;
y(i)=d(i-(p+1));
else
i=i+1;
y(i)=d(i-(p+1));
end
end
for cont1 = 1:fix((((obs-(a-1))*(a+p))-(2*a+p))/(a+p))*2
if k <= n*(a+p)
k = k+a;
i=i+1;
for cont2 = 1:p
x(k) = y(k-1)+y(k-2);
y(i)=x(k);
k = k+1;
i=i+1;
end
else
id=id+1;
y(i)=d(id);
i=i+1;
y(i)=d(id+1);
n = n+1;
end
end
nv=obs-(a-1);
yp=zeros(1,nv);
for b=1:nv
yp(b)=y(c*(a+p));
c=c+1;
end
end

```