

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**  
**FACULDADE DE TECNOLOGIA**  
**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA**

**IDENTIFICAÇÃO EXPERIMENTAL DE UM  
MODELO DINÂMICO DE UMA MICROTURBINA A  
GÁS COM CÂMARA DE COMBUSTÃO COM  
BAIXA EMISSÃO DE NO<sub>x</sub>**

**THATIANA VIRGÍNIA GRANJA CRUZ**

**ORIENTADOR: ARMANDO CALDEIRA PIRES**  
**CO-ORIENTADOR: GEOVANY ARAÚJO BORGES**

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM CIÊNCIAS MECÂNICAS**

**PUBLICAÇÃO: ENM.DM – 98 A/06**

**BRASÍLIA/DF: SETEMBRO – 2006**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA**

**IDENTIFICAÇÃO EXPERIMENTAL DE UM MODELO DINÂMICO  
DE UMA MICROTURBINA A GAS COM CÂMARA DE  
COMBUSTÃO COM BAIXA EMISSÃO DE NO<sub>x</sub>**

**THATIANA VIRGÍNIA GRANJA CRUZ**

**DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE  
ENGENHARIA MECÂNICA DA FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE  
MESTRE EM CIÊNCIAS MECÂNICAS**

**APROVADA POR:**

---

**Prof. Armando Caldeira-Pires, Dr. (ENM-UnB)  
(Orientador)**

---

**Prof. Geovany Araújo Borges, Dr. (ENE-UnB)  
(Co-Orientador)**

---

**Prof. Fábio Meneghetti Ugulino de Araújo, Dr. (DCA-UFRN)  
(Examinador Externo)**

---

**Prof. Carlos Alberto Gurgel Veras, Dr. (ENM-UnB)  
(Examinador Interno)**

**BRASÍLIA/DF, 11 DE SETEMBRO DE 2006.**

## FICHA CATALOGRÁFICA

CRUZ, THATIANA VIRGÍNIA GRANJA

Identificação Experimental de um Modelo Dinâmico de uma Microturbina a Gás com Câmara de Combustão com Baixa Emissão de NO<sub>x</sub> [Distrito Federal] 2006.

xxi, 152 p., 210 x 297 mm (ENM/FT/UnB, Mestre, Ciências Mecânicas, 2006).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Mecânica.

1. Introdução

2. Estado da Arte

3. Teoria de Identificação

4. Metodologia

5. Resultados e Discussão

6. Conclusão

I. ENM/FT/UnB

II. Título (série)

## REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

CRUZ, T.V.G. (2006). Identificação Experimental de um Modelo Dinâmico de uma Microturbina a Gás com Câmara de Combustão com Baixa emissão de NO<sub>x</sub>. Dissertação de Mestrado em Ciências Mecânicas, Publicação ENM.DM – 98 A/06, Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 152 p.

## CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Thatiana Virgínia Granja Cruz.

TÍTULO: Identificação Experimental de um Modelo Dinâmico de uma Microturbina a Gás com Câmara de Combustão com Baixa Emissão de NO<sub>x</sub>.

GRAU: Mestre

ANO: 2006

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Thatiana Virgínia Granja Cruz

Condomínio Império dos Nobres, quadra 4, conj. F, casa 03 - Sobradinho

73.251-901 Brasília – DF – Brasil

## **AGRADECIMENTOS**

### **Primeiramente a Deus**

pelo dom da vida e pelo cuidado e carinho que tem para comigo a cada dia, sempre me sustentando e conduzindo.

A Ele toda honra e glória para sempre.

### **Ao meu marido**

meu companheiro e amigo de longas madrugadas e fins de semanas de trabalho, que sempre esteve ao meu lado, me incentivando e ajudando a seguir em frente. A ele todo o meu amor e admiração e o meu agradecimento por fazer parte da minha vida de forma tão especial.

### **À minha família e amigos**

por me apoiarem e incentivarem durante toda esta caminhada, muitas vezes abrindo mão do convívio.

### **Aos amigos de projeto Janaína e Marcelo**

pela colaboração imprescindível para a realização desse trabalho.

### **Ao Professor Geovany**

pelo conhecimento e dedicação, auxiliando grandemente no meu aprendizado e crescimento profissional.

### **Ao Professor Armando**

por proporcionar meios para que esse projeto se concretizasse.

### **Ao Professor Gurgel**

pelo seu espírito empreendedor e otimista, colaborando para a realização desse projeto.

### **Ao Professor Fábio**

pela participação na defesa da dissertação.

**Aos demais mestres**

que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste projeto.

**Aos técnicos dos laboratórios**

pela disponibilidade e auxílio na realização das tarefas.

**Aos amigos do mestrado**

pela colaboração e incentivo.

**À Universidade de Brasília**

que me proporcionou condições para alcançar mais uma vitória.

## RESUMO

IDENTIFICAÇÃO EXPERIMENTAL DE UM MODELO DINÂMICO DE UMA MICROTURBINA A GÁS COM CÂMARA DE COMBUSTÃO COM BAIXA EMISSÃO DE  $\text{NO}_x$ .

O panorama socioeconômico brasileiro mostra uma situação propícia para o crescimento da geração distribuída: o aumento da demanda por energia elétrica, o incentivo ao uso do gás natural, a implementação de tarifas diferenciadas para os horários de ponta, etc. Tal fato tem despertado interesse na produção de energia elétrica, por meio de pequenos grupos geradores para entrarem em horário de ponta, ou para atenderem às comunidades isoladas do país e ao meio rural, como também, para atuarem em projetos de cogeração industrial e comercial. Uma dessas alternativas para geração, em franco desenvolvimento, são as microturbinas. Esta tecnologia, recentemente implantada no Brasil, encontra um cenário favorável à expansão, tendo-se em vista os novos desenvolvimentos tecnológicos e a política governamental de expansão do uso do gás natural para termelétricidade. Esses sistemas trabalham, tipicamente, em altas rotações, e em composições cuja capacidade nominal instalada pode variar de 35 kW a 1 MW, tendo características similares a turbinas de grande porte. O presente trabalho consistiu no estudo do comportamento de uma microturbina a gás. Os principais objetivos foram: determinar as variáveis representativas do comportamento da microturbina; instrumentar a microturbina; avaliar o seu comportamento termodinâmico; aplicar técnicas de identificação para obter modelos matemáticos para a representação de seu funcionamento; e, por último, avaliar os modelos identificados, determinando um envelope operacional adequado ao posterior controle da microturbina. Para obter os resultados foram realizados quatro ensaios, em diferentes regimes de operação da microturbina. Por meio dos resultados obtidos foi possível caracterizar o funcionamento termodinâmico da microturbina como uma turbina livre e, também, identificar um modelo adequado, para representar o comportamento dinâmico deste sistema para os regimes de operação propostos. Este projeto segue uma linha de desenvolvimento da Universidade de Brasília, cuja etapa subsequente consistirá no controle dinâmico, tendo como base os resultados deste trabalho.

## **ABSTRACT**

### **EXPERIMENTAL IDENTIFICATION OF THE DYNAMIC MODEL OF A DRY LOW NO<sub>x</sub> COMBUSTOR GAS MICROTURBINE.**

The Brazilian socioeconomic panorama shows a tendency of growth for distributed generation: increasing electricity demand, incentive to the use of natural gas, different tariffs for peak and off-peak electricity consumption etc. These factors, together, have led to an increase in production of electricity by means of small generators that operate during peak demand hours, or to supply energy to isolated communities and to rural areas, as well as to operate in industrial and commercial cogeneration. Microturbines are one of the alternatives to meet all these needs. In Brazil, this new technology finds a favorable expansion scenario, considering new technology development and the governmental policy to increase the use of natural gas for thermoelectric generation. These systems work typically at high speeds and set-ups with installed capacity ranging from 35 kW to 1 MW and similar characteristics as those of larger gas turbines. This work consists of the study of a gas microturbine behavior. The main objectives were: to determine variables that represent the microturbine overall behavior; to instrument the system; to evaluate its thermodynamic behavior; to apply the newest identification techniques and to obtain mathematical models from it; to evaluate how well these models represent the operation of the system; and to determine the adequate operational envelope for its automated control. To perform these activities, the microturbine was operated under four different regimes. The results of these tests made it possible to characterize the microturbine's behavior as a free turbine, and to identify an adequate model for representing its dynamic behavior under the four regimes proposed. This project follows a path of development at the University of Brasilia and the next step is the dynamic control based on the results obtained here.

# SUMÁRIO

|   |           |
|---|-----------|
| <b>1 – INTRODUÇÃO .....</b>   | <b>22</b> |
| <b>1.1 – GERAÇÃO DISTRIBUÍDA.....</b>                                       | <b>22</b> |
| <b>1.2 – MICROTURBINA.....</b>  | <b>26</b> |
| <b>1.3 – EMISSÕES.....</b>  | <b>27</b> |
| <b>1.3.1 – Câmara com baixa emissão de NO<sub>x</sub> .....</b>             | <b>29</b> |
| <b>1.4 – IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS .....</b>                                | <b>30</b> |
| <b>1.5 – OBJETIVOS DO TRABALHO E CONTRIBUIÇÕES .....</b>                    | <b>31</b> |
| <b>1.6 – ORGANIZAÇÃO DO PROJETO.....</b>                                    | <b>32</b> |
| <b>2 – ESTADO DA ARTE.....</b>  | <b>34</b> |
| <b>2.1 – MICROTURBINAS.....</b>   | <b>34</b> |
| <b>2.1.1 – Funcionamento e Características da microturbina.....</b>         | <b>36</b> |
| <b>2.2 – EMISSÕES .....</b>   | <b>40</b> |
| <b>2.2.1 – A Formação de NO .....</b>                                       | <b>41</b> |
| <b>2.2.2 – Tecnologias para controle da emissão de poluentes .....</b>      | <b>43</b> |
| <b>2.3 – IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS APLICADA A TURBINAS .....</b>            | <b>49</b> |
| <b>3 – TEORIA DE IDENTIFICAÇÃO .....</b>                                    | <b>56</b> |
| <b>3.1 – OBTENÇÃO DOS DADOS A PARTIR DA EXPERIMENTAÇÃO DO SISTEMA .....</b> | <b>58</b> |
| <b>3.2 – DETECÇÃO DE NÃO-LINEARIDADES .....</b>                             | <b>60</b> |
| <b>3.2.1 – Não-linearidades de válvulas solenóides.....</b>                 | <b>61</b> |
| <b>3.3 – ESCOLHA DA REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO .....</b>            | <b>63</b> |
| <b>3.3.1 – Modelos ARX e ARMAX.....</b>                                     | <b>63</b> |



|           |  |     |
|-----------|--|-----|
| 3.3.2 –   | Modelos NARX E NARMAX .....                                      | 66  |
| 3.3.3 –   | Redes neurais .....  | 67  |
| 3.4 –     | DETERMINAÇÃO DA ESTRUTURA .....                                  | 70  |
| 3.4.1 –   | Método utilizando Matriz de Observabilidade Estendida.....       | 71  |
| 3.4.2 –   | Método OBS .....   | 73  |
| 3.5 –     | ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS.....                                     | 74  |
| 3.5.1 –   | Regressão Linear e Método dos Mínimos Quadrados .....            | 76  |
| 3.5.2 –   | Método iterativo de Gauss-Newton para regressão não-linear ..... | 77  |
| 3.6 –     | VALIDAÇÃO DE MODELOS IDENTIFICADOS.....                          | 78  |
| 4 –       | METODOLOGIA.....   | 79  |
| 4.1 –     | SISTEMA DE LUBRIFICAÇÃO E REFRIGERAÇÃO .....                     | 80  |
| 4.2 –     | SISTEMAS DE ALIMENTAÇÃO DE COMBUSTÍVEL E DE COMBUSTÃO ...        | 81  |
| 4.2.1 –   | Câmara de combustão.....   | 83  |
| 4.2.2 –   | Sistema de ignição.....  | 85  |
| 4.3 –     | INSTRUMENTAÇÃO .....   | 86  |
| 4.3.1 –   | Placa de Aquisição .....   | 89  |
| 4.3.2 –   | Sensores de temperatura.....                                     | 90  |
| 4.3.2.1 – | Condicionamento do sinal dos sensores de temperatura .....       | 91  |
| 4.3.2.2 – | Calibração dos sensores de temperatura .....                     | 93  |
| 4.3.3 –   | Sensores de pressão .....  | 95  |
| 4.3.3.1 – | Condicionamento do sinal dos transdutores de pressão .....       | 95  |
| 4.3.3.2 – | Calibração dos transdutores de pressão .....                     | 95  |
| 4.3.4 –   | Sensor de rotação.....   | 96  |
| 4.3.4.1 – | Condicionamento do sinal do sensor de rotação .....              | 98  |
| 4.3.4.2 – | Calibração do sensor de rotação .....                            | 100 |

|           |  |     |
|-----------|--|-----|
| 4.3.5 –   | Controlador das válvulas .....   | 100 |
| 4.3.6 –   | Vazão de ar e emissão de poluentes .....   | 101 |
| 5 –       | RESULTADOS E DISCUSSÃO .....   | 104 |
| 5.1 –     | CARACTERIZAÇÃO TERMODINÂMICA DA MICROTURBINA.....  | 104 |
| 5.2 –     | IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DINÂMICO DA MICROTURBINA.....  | 110 |
| 5.2.1 –   | Obtenção dos dados de experimentação do sistema .....  | 110 |
| 5.2.2 –   | Verificação de não-linearidades e escolha da representação matemática<br>.....   | 113 |
| 5.2.3 –   | Determinação da estrutura do modelo .....  | 114 |
| 5.2.4 –   | Estimação e validação dos parâmetros do modelo .....   | 115 |
| 5.2.4.1 – | Modelo Não-linear.....   | 115 |
| 5.2.4.2 – | Modelo Híbrido .....   | 126 |
| 5.2.4.3 – | Comparação entre os resultados de validação dos modelos não-linear e<br>híbrido .....  | 135 |
| 6 –       | CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS .....  | 138 |
| 6.1 –     | RECOMENDAÇÕES.....   | 140 |
|           | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....   | 141 |
|           | APÊNDICE A – DIAGRAMAS ESQUEMÁTICOS DOS CIRCUITOS DE<br>CONDICIONAMENTO DOS SENSORES DE ROTAÇÃO, TEMPERATURA E PRESSÃO ..<br>..... | 148 |
|           | APÊNDICE B – ARQUIVOS NO CD .....  | 152 |

## LISTA DE FIGURAS

|   |    |
|---|----|
| Figura 1.1 – Percentual de geração distribuída no contexto internacional (CERPHC, 2005 – modificado).....                 | 24 |
| Figura 1.2 – Câmara de combustão do tipo LPP .....  | 29 |
| Figura 2.1 – Ciclo simples de turbinas a gás (Van Wylen <i>et al.</i> ,1997).....   | 36 |
| Figura 2.2 – Ciclo regenerativo de turbinas a gás (Van Wylen <i>et al.</i> ,1997) .....                                   | 37 |
| Figura 2.3 – Operação de uma microturbina com um único eixo .....   | 37 |
| Figura 2.4 – Operação de uma microturbina com dois eixos .....  | 38 |
| Figura 2.5 – Tendência histórica de geração elétrica e de emissões de NO <sub>x</sub> (TECPO,1998 – modificado).....      | 41 |
| Figura 2.6 – Diminuição da emissão de NO <sub>x</sub> em turbinas a gás ao longo dos anos (Boyce, 2002 – modificado)..... | 44 |
| Figura 2.7 – Formação de NO <sub>x</sub> em chamas de difusão e pré-misturadas (Moore, 1997) ...                          | 45 |
| Figura 2.8 – Intervalo de operação para chamas pré-misturadas (Moore, 1997) .....   | 46 |
| Figura 2.9 – Modelo do combustor ABB (Moore, 1997).....   | 47 |
| Figura 2.10 – Esquema da câmara de combustão (Davis, 1994).....   | 48 |
| Figura 2.11 – Modos de Operação (Moore, 1997) .....   | 48 |
| Figura 2.12 – Esquema do queimador híbrido Siemens (Lefbvre , 1998).....  | 49 |
| Figura 3.1 – Diagrama de forças da válvula solenóide.....   | 62 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 3.2 – Modelo do emperramento (Schoene e Qin, 2004) .....  | 62 |
| Figura 3.3 – Algoritmo do modelo (Schoene e Qin, 2004) .....   | 63 |
| Figura 3.4 – Neurônio Artificial .....   | 68 |
| Figura 3.5 – Rede Neural multi-camadas .....   | 69 |
| Figura 3.6 – Identificação utilizando redes neurais .....  | 69 |
| Figura 3.7 – Diagrama de algoritmos recursivos (Noogaard, <i>et al.</i> , 2000) .....  | 75 |
| Figura 4.1 – A bancada experimental completa da microturbina .....   | 79 |
| Figura 4.2 Turbocompressor comercial .....   | 80 |
| Figura 4.3 – Fluxograma de funcionamento do circuito de óleo .....   | 81 |
| Figura 4.4 – Válvula solenóide proporcional da <i>Burkert</i> modelo 2834 .....  | 81 |
| Figura 4.5 – Diagrama do sistema de injeção de combustível .....   | 82 |
| Figura 4.6 – (a) Visão em corte do sistema de injeção de combustível e ar; (b) Visão detalhada dos geradores de vorticidade ( <i>swirlers</i> ) primários e secundário. .... | 83 |
| Figura 4.7 – Visão em corte do interior da câmara .....  | 83 |
| Figura 4.8 – Flange interna da câmara de combustão .....   | 84 |
| Figura 4.9 – Modos de operação da câmara de combustão: (a) modo primário; (b) modo <i>lean-lean</i> ; (c) modo pré-mistura .....   | 85 |
| Figura 4.10 – (a) Centelhador em escala; (b) Furo de acoplamento do centelhador à câmara de combustão .....  | 86 |

|   |    |
|---|----|
| Figura 4.11 – Diagrama de blocos do sistema da microturbina.....  | 87 |
| Figura 4.12 – Localização dos sensores na microturbina.....   | 88 |
| Figura 4.13 – Diagrama de Blocos da Instrumentação.....   | 89 |
| Figura 4.14 – Placa CIO DAS 1602/16.....  | 89 |
| Figura 4.15 – Esquema do termopar.....  | 91 |
| Figura 4.16 – Diagrama de blocos do circuito de condicionamento do termopar (Rubio, 2000 – modificado)..... | 92 |
| Figura 4.17 – Circuito de condicionamento dos sinais de pressão e de temperatura .....                      | 93 |
| Figura 4.18 – Aparato experimental para calibração dos termopares tipo K .....                              | 94 |
| Figura 4.19 – Curvas de calibração das temperaturas .....   | 94 |
| Figura 4.20 – Transdutor de pressão do tipo ECO-1 .....   | 95 |
| Figura 4.21 – Aparato experimental para calibração do transdutor de pressão.....                            | 96 |
| Figura 4.22 – Curva de calibração da pressão .....  | 96 |
| Figura 4.23 – Sensor óptico (Rubio, 2000) .....   | 98 |
| Figura 4.24 – Instalação do Sensor de Rotação.....  | 98 |
| Figura 4.25 – Diagrama de blocos do circuito de condicionamento do sensor óptico de rotação .....           | 98 |
| Figura 4.26 – Circuito amplificador e comparador referente à Figura 4.25.....                               | 99 |
| Figura 4.27 – Circuito flip-flop, oscilador e seguidor de tensão referente à Figura 4.25....                | 99 |

|  |     |
|--|-----|
| Figura 4.28 – Curva de calibração da rotação .....   | 100 |
| Figura 4.29 – Circuito atuador das válvulas de combustível.....  | 101 |
| Figura 4.30 – Aparato para medição de vazão de ar e emissões de poluente .....   | 102 |
| Figura 4.31 – Bocal de medição de vazão de ar .....  | 102 |
| Figura 4.32 – Posição dos pontos no bocal .....  | 103 |
| Figura 4.33 – Analisador de gases.....   | 103 |
| Figura 5.1 – Dispositivo de sangria dos gases (simulador de potência do gerador).....  | 104 |
| Figura 5.2 – Dados de temperatura em função da tensão da válvula radial .....  | 105 |
| Figura 5.3 – Dados de pressão e rotação em função da tensão da válvula radial.....   | 105 |
| Figura 5.4 – Representação esquemática do arranjo termodinâmico da microturbina.....   | 106 |
| Figura 5.5 – Curvas de sensibilidade da eficiência térmica em função do percentual de sangria dos gases da microturbina para os ensaios..... | 109 |
| Figura 5.6 – Curvas de sensibilidade da eficiência térmica em função perda de calor na turbina para os ensaios.....                          | 109 |
| Figura 5.7 – Curvas de entrada-saída da turbina para determinação do período de amostragem.....  | 111 |
| Figura 5.8 – Resposta do sistema ao sinal pseudo-aleatório .....   | 111 |
| Figura 5.9 – Resposta do sistema ao sinal rampa .....  | 112 |
| Figura 5.10 – Diagrama de blocos da identificação não-linear do sistema da microturbina .....  | 113 |

|  |     |
|--|-----|
| Figura 5.11 – Diagrama de blocos da identificação híbrida do sistema da microturbina..                               | 113 |
| Figura 5.12 – Resultado do Método da Observabilidade Estendida para o ensaio 3 .....                                 | 115 |
| Figura 5.13 – Comparação entre os modelos estimados para as três estruturas de rede escolhidas para o ensaio 3 ..... | 116 |
| Figura 5.14 – Identificação do conjunto de pesos para o ensaio 5 .....   | 117 |
| Figura 5.15 – Estrutura da rede após a aplicação do método de poda.....  | 118 |
| Figura 5.16 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 1 .....  | 120 |
| Figura 5.17 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 3 .....  | 120 |
| Figura 5.18 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 5 .....  | 121 |
| Figura 5.19 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 7 .....  | 121 |
| Figura 5.21 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 4.....   | 123 |
| Figura 5.22 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 6.....   | 124 |
| Figura 5.23 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 8.....   | 124 |
| Figura 5.24 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 2 .....                                      | 125 |
| Figura 5.25 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 4 .....                                      | 125 |
| Figura 5.26 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 6 .....                                      | 126 |
| Figura 5.27 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 8 .....                                      | 126 |
| Figura 5.28 – Comparação da influência das ordens sobre o modelo identificado para o ensaio 3.....                   | 127 |

|   |     |
|---|-----|
| Figura 5.29 – Resultados do cálculo das funções de custo para cada um dos ensaios.....  | 128 |
| Figura 5.30 – Identificação da não-linearidade da válvula para o ensaio 1.....          | 129 |
| Figura 5.31 – Identificação do modelo linear do sistema para o ensaio 1.....            | 130 |
| Figura 5.32 – Modelo estimado para o ensaio 1.....                                      | 131 |
| Figura 5.33 – Modelo estimado para o ensaio 5.....                                      | 131 |
| Figura 5.34 – Modelo estimado para ensaio 7.....  | 132 |
| Figura 5.36 – Validação do modelo para o ensaio 4.....                                  | 133 |
| Figura 5.37 – Validação do modelo para o ensaio 6.....                                  | 134 |
| Figura 5.38 – Validação do modelo para o ensaio 8.....                                  | 134 |
| Figura 5.39 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 2.....          | 135 |
| Figura 5.40 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 4.....          | 136 |
| Figura 5.41 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 6.....          | 136 |
| Figura 5.42 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 8.....          | 137 |
| <br><b>APÊNDICE A</b>   |     |
| Circuito amplificador e comparador referente à Figura 4.256.....                        | 148 |
| Circuito flip-flop, oscilador e seguidor de tensão referente à Figura 4.257.....        | 149 |
| Circuito de condicionamento dos termopares e transdutores de pressão à Figura 4.25..... | 150 |
| Montagem da unidade central de condicionamento de sinais.....                           | 151 |



## LISTA DE TABELAS

|  |     |
|--|-----|
| Tabela 1.1 – Tecnologias utilizadas em Geração Distribuída .....   | 24  |
| Tabela 1.2 – Padrões de qualidade do ar (Resolução N° 003, de 28 de junho de 1990).<br>MGA – Média Geométrica Anual; MAA – Média Aritmética Anual..... | 28  |
| Tabela 2.1 – Configuração atual de Microturbina por fabricante (Arthur, 2000, Nascimento & Lora, 2003 – modificado).....                               | 35  |
| Tabela 2.3 – Configuração atual de microturbina e projeções futuras (Arthur, 2000).....  | 40  |
| Tabela 2.4 – Tecnologias de minimização das emissões de NO <sub>x</sub> em turbinas (Nascimento & Lora, 2003 – modificado).....                        | 44  |
| Tabela 5.1 – Dados para simulação do ciclo termodinâmico da microturbina.....  | 106 |
| Tabela 5.2 – Resultados da simulação do ciclo termodinâmico da turbina.....  | 108 |
| Tabela 5.3 – Resultados de emissões de poluentes .....   | 110 |
| Tabela 5.4 – Valores da Função de Custo para cada ensaio .....   | 129 |

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\text{NO}_x$  – óxidos de nitrogênio

$C_{\text{NO}}$  – concentração NO

$C_{\text{O}_2}$  – concentração de  $\text{O}_2$

$C_{\text{N}_2}$  – concentração de  $\text{N}_2$

$R$  – constante universal dos gases

$T$  – temperatura

$u(t)$  – sinal de entrada do sistema

$\hat{H}_{EV}$  – função de resposta a frequência (FRF)

$U_m(j\omega_k)$  – transformada discreta de *Fourier* do sinal de entrada do sistema

$Y_m(j\omega_k)$  – transformada discreta de *Fourier* do sinal de saída do sistema

$H(s)$  – função de transferência do sistema

$T_d$  – atraso de tempo puro

$y(k)$  – sinal de saída do sistema

$u(k)$  – sinal de entrada do sistema

$n_y$ , – número máximo de regressores de  $y(k)$

$n_u$  – número máximo de regressores de  $u(k)$

$n_e$  – número máximo de regressores de  $e(k)$

$f_N$  – frequência de *Nyquist*

$T_S$  – período de amostragem do sistema

$E\{\cdot\}$  – esperança matemática

$T_s$  – período de amostragem do sinal

$N$  – comprimento da amostra de dados

$F_{\text{atuador}}$  – força do atuador

$F_{\text{atrito}}$  – força de atrito entre o êmbolo e a carcaça da válvula

$F_{\text{elástica}}$  – força da mola sobre o êmbolo da válvula

$F_{\text{pressão}}$  – força decorrente da pressão da linha de gás

$J$  – salto do êmbolo em função do emperramento

$S$  – representa a zona de emperramento e a zona morta da válvula

$d$  – direção da força de atrito

$\Delta u(t)$  – valor inicial de  $d$

$A(q)$  – polinômio relativo ao sinal de saída

$B(q)$  – polinômio relativo ao sinal de entrada

$C(i)$  – média móvel do modelo de identificação

$G(q, \theta)$  – função de transferência discreta do sistema

$H(q, \theta)$  – função de transferência discreta do ruído

$F$  – função não-linear

$w_j$  – pesos das entradas da rede neural

$W_j$  – pesos das entradas da rede neural

$G$  – matriz de observabilidade

$\tilde{O}_r$  – matriz de observabilidade estendida

$\hat{V}_M$  – A estimativa do erro de predição final (FPE)

$p$  – ordem do modelo

$V_N$  – função de custo

$\mu(k)$  – pesos parametrizados

$R^{-1}(\mathbf{k})$  – inversa da matriz de *Hessian*

$\omega_k$  – testes discretos de frequências

$e(k)$  – sinal de ruído do sistema

$\Phi_y(\tau)$  – funções de auto-correlação

$\Phi_{y^2}(\tau)$  – funções de correlação não-linear

$\tau$  – atraso

$\tau_m$  – atraso mínimo

$\theta$  – vetor de parâmetros

$\delta V_M^{(j)}$  – saliência de generalização

$\varphi$  – vetor de regressão

$\varepsilon$  – predição de erro

$V_1$  – velocidade do fluido no ponto 1

$P_1$  – pressão estática no ponto 1

$P_{atm}$  – pressão atmosférica

$P_2$  – pressão estática no ponto 2

$d_2$  – diâmetro do bocal no ponto 2

$Q_{bocal}$  – vazão de ar no bocal

$Cd$  – coeficiente de correção da vazão

$\rho_{ar}$  – massa específica do ar

# **1 – INTRODUÇÃO**

## **1.1 – GERAÇÃO DISTRIBUÍDA**

A energia tem um papel estratégico na sociedade como insumo essencial à realização de das atividades humanas e do desenvolvimento econômico. Devido a isso, a busca por modelos de geração e distribuição de energia sempre foi uma preocupação do setor elétrico, tendo-se intensificado a cada dia.

Historicamente, a indústria da energia elétrica teve início no final do século XIX, em que a geração de energia ocorria, em quase sua totalidade próxima ao consumidor. Somente a partir da década de 40, as concessionárias de serviço público conseguiram, por meio de centrais elétricas de grande porte, superar em custo e em capacidade instalada as plantas de autoprodução. Com isso, os consumidores se desinteressaram pela geração local, o que levou à estagnação desse tipo de tecnologia (Nascimento & Lora, 2003).

Em meados dos anos 80, com o fim do monopólio da geração elétrica no Brasil, o desenvolvimento de novas tecnologias voltou a ser incentivado, com visíveis resultados na redução de custos. Uma verdadeira revolução iniciou-se na década de 90, por exemplo, com a adaptação das turbinas aeronáuticas para as plantas de geração em ciclo combinado (INEE, 2005).

Somadas a essas inovações tecnológicas, as crises do petróleo de 76 e 79, as crises de energia e a desregulamentação do mercado de eletricidade proporcionaram uma importante transformação tecnológica, reduzindo o tamanho das fontes geradoras de energia elétrica. Nesse âmbito, o conceito de geração distribuída volta a se posicionar favoravelmente frente aos grandes sistemas centralizados (INEE, 2005).

A geração distribuída pode ser definida como a geração de potência elétrica por meio de pequenas unidades, tipicamente com menos de 25 MW, estrategicamente localizadas próxima aos consumidores e centros de carga, que fornecem benefícios para os consumidores e suporte para a operação econômica da rede de distribuição existente (GRI, 1999). Normalmente, geração distribuída é o termo que se usa para a geração de energia (elétrica e/ou térmica), de forma descentralizada, no próprio local do uso da mesma (ou

mais próximo), economizando os custos de transmissão e distribuição e proporcionando uma solução energética e economicamente otimizada para cada caso.

A geração distribuída apresenta vantagens importantes em comparação à geração centralizada. Unidades pequenas de geração instaladas próximo aos pontos de consumo representam uma economia aos usuários, evitando novos e dispendiosos investimentos em grandes centrais e sistemas de transmissão e distribuição. Além disso, sua implantação pode ser realizada em curto prazo com investimentos privados e pulverizados, apresentado riscos menores.

Os serviços que a geração distribuída pode oferecer são (Nascimento & Lora, 2003):

- Suprimento de energia (kWh): para cargas nominais, podendo operar interligada ou isoladamente à rede. Neste serviço as aplicações em operações remotas se destacam, onde os custos com as redes de transmissão ou distribuição são inviáveis;
- Fornecimento de capacidade (kW): alternativa para o alto custo nos horários de pico, complementando a energia suprida pela concessionária para atender às exigências do consumidor;
- Fornecimento de reserva: voltada para situações de manutenção programada ou de emergência;
- Qualidade de energia: reduz as perdas nas linhas e permite estabilizar a tensão, a frequência e a potência reativa.

Esse tipo de geração permite utilizar tecnologias eficientes e com menor impacto ambiental, como as fontes renováveis de energia. Outra vantagem está no fato de que uma rede desses geradores é intrinsecamente mais estável do que aquela formada por usinas de grande porte, permitindo, ainda, um melhor ajuste da capacidade de geração a taxas variáveis de crescimento da demanda.

Nesse tipo de tecnologia podem ser empregados os mais diversos tipos de acionadores, dentre eles: motores de combustão interna, micro e pequenas turbinas a gás, células de combustível, motores *Stirling*, turbinas eólicas e células fotovoltaicas (Nascimento & Lora, 2003). A Tabela 1.1 apresenta algumas tecnologias e suas respectivas capacidades típicas.

Tabela 1.1 – Tecnologias utilizadas em Geração Distribuída

| <b>Tecnologia</b>                | <b>Capacidade Típica</b> |
|----------------------------------|--------------------------|
| <i><b>Não-Renováveis</b></i>     |                          |
| Turbina a gás de ciclo combinado | 35 – 400 MW              |
| Motores de combustão interna     | 5 kW – 10 MW             |
| Turbina de combustão             | 1 – 250 MW               |
| Microturbinas                    | 35 kW – 1 MW             |
| <i><b>Renováveis</b></i>         |                          |
| Hidro pequena                    | 1 – 100 MW               |
| Hidro micro                      | 25 kW – 1 MW             |
| Turbina Eólica                   | 200 W – 3 MW             |
| Sistemas fotovoltaicos           | 20 W – 100 kW            |
| Biomassa                         | 100kW – 20 MW            |
| PEFC                             | 1 KW – 250 kW            |

Em resumo, a geração distribuída é fundamentalmente distinta dos modelos tradicionais para geração ou transmissão de potência, e suas vantagens técnicas e econômicas apontam para sua expansão ainda na primeira década deste século. No contexto mundial, esta tecnologia se mostra mais emergente nos países onde a evolução institucional do setor elétrico está mais avançada, como pode ser observado na Figura 1.1.

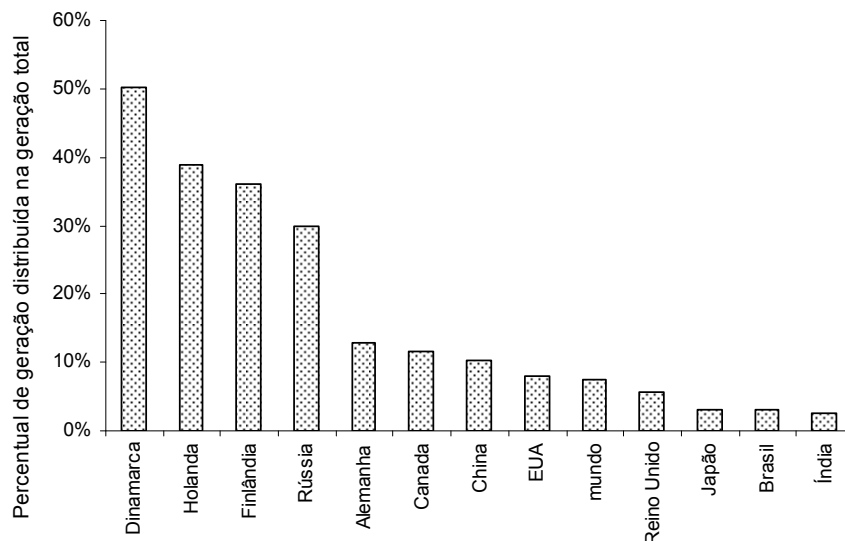


Figura 1.1 – Percentual de geração distribuída no contexto internacional (CERPHC, 2005 – modificado)

Desde 1994 esse tipo de geração aumentou sua participação no mercado brasileiro de



energia elétrica, mantendo-se pouco abaixo de 10% desde 2002. No entanto, a matriz de geração elétrica brasileira ainda continua predominantemente formada por sistemas hidráulicos de grande porte (BEN, 2005).

O crescimento da geração distribuída visa acompanhar o crescimento do consumo de energia elétrica, que, ao longo das duas últimas décadas, teve um crescimento bem acima do Produto Interno Bruto – PIB. Só, em 2004, o consumo faturado de energia elétrica foi de 320.421 GWh, total 4,38% superior ao registrado em 2003 (306.987 GWh) (CERPHC, 2005). Esse aumento do consumo de energia elétrica é fruto do crescimento populacional e da atividade econômica concentrado nas zonas urbanas, principalmente nas regiões Sul e Sudeste, do esforço de aumento da oferta de energia e da modernização da economia.

Entre 1994 e 2003, esse tipo de geração cresceu a uma taxa média de 12,2% ao ano. Com o racionamento de 2001/2002, muitas empresas optaram por construir seus próprios empreendimentos de geração, temendo a escassez de energia e uma alta futura nas tarifas. Parte das obras iniciadas nesse período foram concluídas em 2005, garantindo um acréscimo na capacidade instalada dos autoprodutores (CERPHC, 2005).

Em 2004 observou-se uma ampliação desse tipo de geração em 4,7%, em comparação com o número registrado no ano anterior. Dados da Eletrobrás e do Ministério de Minas e Energia (MME) atestam que a energia autoproduzida totalizou 37,3 TWh em 2004, contra 35,6 TWh gerados em 2003 (CERPHC, 2005).

Segundo estimativa da Associação Brasileira dos Investidores em Autoprodução de Energia Elétrica – ABIAPE, há no país, entre projetos e obras, 6.290 MW de capacidade instalada de autoprodução. Esse panorama sócio-econômico mostra que a situação brasileira é propícia para o crescimento da geração distribuída, por meio de grupos geradores para entrarem em horário de ponta e atenderem às comunidades isoladas da Região Norte do país e ao meio rural, como também, por meio de projetos de cogeração industrial e comercial.

Neste trabalho será dada ênfase às microturbinas. Esta tecnologia, recentemente implantada no Brasil, encontra um cenário favorável à expansão, tendo-se em vista os novos desenvolvimentos tecnológicos e a política governamental de expansão do uso do

gás natural para termelétrica.

## 1.2 – MICROTURBINA

Microturbinas são resultado, principalmente, do desenvolvimento tecnológico de turbocompressores automotivos, que surgiram na indústria automobilística no início dos anos 50. Esses sistemas trabalham, tipicamente, em altas rotações, e em composições cuja capacidade nominal instalada pode variar entre 35 kW e 1 MW. A tecnologia de microturbinas começou a ser testada em 1997 e a ser comercializada em 1999 (NREL, 2002, Gomes, 2002).

Seu projeto é similar ao das turbinas de maior porte, sendo comumente compostas por um único estágio de compressão e expansão, eixo único e baixas razões de pressão. Algumas turbinas utilizam, ainda, recuperador de calor para pré-aquecer o ar antes da câmara de combustão, onde o ar será misturado com o combustível e queimado (Arthur, 2000).

A microturbina pode operar com diversos combustíveis, como propano, gás natural, biogás, diesel, gasolina e álcool. Este sistema apresenta vantagens quanto à robustez, confiabilidade e simplicidade do projeto. Por haver apenas uma parte móvel, otimiza-se a lubrificação, proporciona intervenções menos frequentes de manutenção e garante muitas horas de operação sem problemas. Outros diferenciais da microturbina são o baixo investimento, o baixo grau de emissão de poluentes e de ruídos, a facilidade de suprir as demandas de energia por meio de múltiplas unidades de pequena ou de média capacidades e atender a regiões de difícil acesso, em que sua operação pode ser realizada à distância.

Alguns fabricantes, principalmente, nos Estados Unidos e Europa, têm investido no desenvolvimento desta tecnologia. Dentre eles, destaca-se a *Capstone Turbine Corporation*, que desenvolveu seu primeiro modelo em 1999. Outras empresas, como a *Bowman*, *Ingersoll-Rand*, a *Elliott* e a *Turbec*, já começam a se inserir no mercado de microturbinas. No Brasil, a Petrobrás tem mostrado interesse nessa tecnologia, investindo maciçamente no desenvolvimento de sistemas que atendam às suas especificidades.

Em função do viés termelétrico que toma a matriz elétrica brasileira e dos grandes investimentos que se vêm fazendo na infra-estrutura de suprimento de gás natural,

acredita-se que o uso de microturbinas venha a se incrementar. A produção em larga escala, por sua vez, requer a contrapartida de investimentos em desenvolvimento tecnológico e de produto.

### 1.3 – EMISSÕES

O aumento crescente da industrialização e urbanização, principalmente nos países desenvolvidos, tem elevado severamente os níveis de poluição no planeta. Nesse contexto a produção de energia em escala cada vez maior revela-se uma das principais fontes emissoras, com elevado impacto ao meio-ambiente e à saúde humana. Devido a isso várias iniciativas foram criadas, por organizações de saúde e do meio-ambiente, para definir padrões de qualidade do ar e limites de emissão de poluentes, de modo a garantir níveis sustentáveis para saúde e bem-estar das pessoas.

O Conselho Nacional do Meio Ambiente – CONAMA, órgão incumbido de assistir a Presidência da República na formulação das diretrizes da Política Nacional do Meio Ambiente, estabelece, *“mediante proposta da SEMA, normas e critérios para o licenciamento de atividades efetiva ou potencialmente poluidoras, a ser concedido pelos Estados e supervisionado pela SEMA”* (Lei 6.938, 2001). Dentre estas resoluções, destaca-se, no contexto deste trabalho, as Resoluções N° 005, de 15 de junho de 1989, N° 003, de 28 de junho de 1990, e N° 008 de 06 de dezembro de 1990.

A Resolução CONAMA N° 005, de 15 de junho de 1989, instituiu o Programa Nacional de Controle da Qualidade do Ar – PRONAR, que definiu limites máximos de emissão por fontes poluidoras para a atmosfera, além de padrões de qualidade do ar primários e secundários. O limite máximo de emissão é definido como *“a quantidade de poluentes permissível de ser lançada por fontes poluidoras para a atmosfera”*, diferenciado quanto à área de utilização e à tecnologia. Os padrões primários são *“as concentrações de poluentes que, ultrapassadas, poderão afetar a saúde da população, podendo ser entendidos como níveis máximos toleráveis de concentração de poluentes atmosféricos, constituindo-se em metas de curto e médio prazo”*. Os padrões secundários são *“as concentrações de poluentes atmosféricos abaixo das quais se prevê o mínimo efeito adverso sobre o bem estar da população, assim como o mínimo dano à fauna e à flora, aos materiais e ao meio ambiente em geral, podendo ser entendidos como níveis desejados de concentração de*

*poluentes, constituindo-se em meta de longo prazo”.*

A Resolução CONAMA N° 003, de 28 de junho de 1990, estabelece os padrões de qualidade do ar em termos de partículas totais em suspensão, fumaça, partículas inaláveis, dióxido de enxofre, monóxido de carbono, ozônio e dióxido de nitrogênio, além das respectivas técnicas de amostragem e análise. A Tabela 1.2 apresenta os valores dos padrões primário e secundário estabelecidos por esta resolução.

Tabela 1.2 – Padrões de qualidade do ar (Resolução N° 003, de 28 de junho de 1990).  
MGA – Média Geométrica Anual; MAA – Média Aritmética Anual

| <b>Poluentes</b>      | <b>Tempo de amostragem</b> | <b>Padrão primário</b><br>( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) | <b>Padrão secundário</b><br>( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ) |
|-----------------------|----------------------------|--|--|
| Partículas totais     | 24 horas                   | 240  | 150  |
| em suspensão          | MGA                        | 80   | 60   |
| Dióxido de enxofre    | 24 horas                   | 365  | 100  |
|                       | MAA                        | 80   | 40   |
| Monóxido de carbono   | 1 hora                     | 40   | 40   |
|                       | 8 horas                    | 10   | 10   |
| Ozônio                | 1 hora                     | 160  | 160  |
| Fumaça                | 24 horas                   | 150  | 100  |
|                       | MAA                        | 60   | 40   |
| Partículas inaláveis  | 24 horas                   | 150  | 150  |
|                       | MAA                        | 50   | 50   |
| Dióxido de nitrogênio | 1 hora                     | 320  | 190  |
|                       | MAA                        | 100  | 100  |

A Resolução CONAMA N° 008, de 06 de dezembro de 1990, estabeleceu os limites máximos para processos de combustão externa em fontes novas fixas de poluição. Na definição dos valores, consideram-se a zona de emprego da fonte, bem como, sua tecnologia. Para efeito da resolução, consideram-se como fontes novas de poluição, aquelas pertencentes a empreendimentos cuja licença prévia vier a ser solicitada aos órgãos licenciadores competentes após a sua publicação. Para estas, os limites máximos de emissão são mais rigorosos.

### 1.3.1 – Câmara com baixa emissão de NO<sub>x</sub>

Os limites legais de emissões e padrões, associados aos custos elevados de sistemas filtragem, requerem o uso de tecnologias de combustão mais eficientes e menos poluentes.

Hoje, uma das principais preocupações nos processos de combustão é a emissão de NO<sub>x</sub> (óxido e dióxido de nitrogênio). Essa emissão contribui para chuva ácida, *smog* fotoquímico e partículas finas na atmosfera (Liedtke & Schulz, 2003). Devido a isso, foram identificados, por meio de estudos sistemáticos, os processos físico-químicos de formação de NO<sub>x</sub> e os principais fatores para a sua formação. Essa identificação dos mecanismos de formação e dos fatores de influência foi essencial para se estabelecerem as tecnologias de controle de emissões.

No contexto específico de turbinas a gás, os métodos de controle de emissões de NO<sub>x</sub> mais utilizados são: alterações de projeto de combustores, processos de combustão mais homogênea, injeção de água e recirculação de gases de exaustão.

Para o desenvolvimento deste trabalho, será utilizada uma câmara de combustão do tipo DLN – *Dry low NO<sub>x</sub>*, isto é, câmara que opera com mistura pobre e pré-misturada, possibilitando uma baixa emissão de NO<sub>x</sub>. A Figura 1.2 ilustra a geometria básica de uma câmara DLN do tipo LPP – *Lean Premixed Prevarized*.

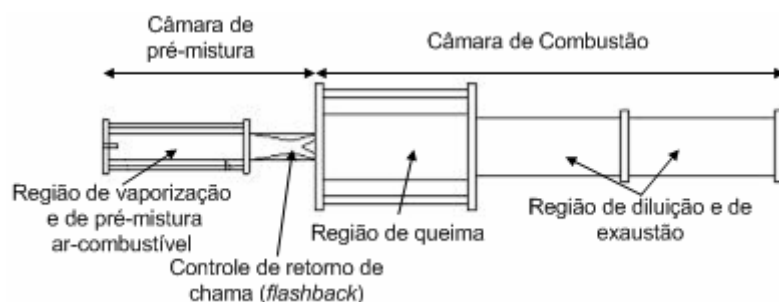


Figura 1.2 – Câmara de combustão do tipo LPP

Neste tipo de câmara, o combustível e o ar são misturados em uma pré-câmara, à saída da qual, mantém-se uma chama piloto. A mistura ar-combustível é queimada em uma câmara de combustão, a jusante do ancorador, onde se encontra a chama piloto. A queima ocorre em razões de equivalência próximas ao limite de extinção da chama, minimizando, grandemente, as emissões de NO<sub>x</sub>.

Esse conceito de câmara foi desenvolvido em decorrência da necessidade de níveis mais baixos de emissão. Estes níveis são atingidos por meio da otimização da mistura ar-combustível em condições operacionais restritas. Entretanto, tais equipamentos são sujeitos às instabilidades geradas pelo processo reativo. Estas instabilidades surgem como perturbações na fração de mistura, ou, na superfície da chama, que podem comprometer a integridade do equipamento, bem como, ocasionar regimes de queima com maior possibilidade de formação de poluentes.

Outras características desta tecnologia são: risco de auto-ignição, possibilidade de retrocesso da chama e dificuldade de acendimento. Devido ao conjunto complexo de fenômenos que ocorrem na microturbina e sua característica intrínseca de equilíbrio instável, o monitoramento e o controle geral do processo, em função do envelope operacional da turbina, requerem estudos específicos, objetivando a identificação dos parâmetros do sistema para seu posterior controle.

#### **1.4 – IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS**

Modelos são fundamentais para se aprofundar o conhecimento, a análise e o controle de sistemas, pois descrevem o comportamento dos mesmos, embora com um determinado grau de aproximação. A modelagem matemática é a área do conhecimento que estuda as formas de se construir e implementar modelos (matemáticos) de sistemas reais. Existem vários métodos de modelagem, dentre eles os denominados modelagem caixa branca (ou modelagem conceitual), modelagem caixa preta (ou identificação) e modelagem caixa cinza que é a combinação destas duas.

A motivação para o estudo de técnicas de identificação de sistemas surge do fato de que, freqüentemente, não se conhecem os modelos envolvidos no funcionamento de um determinado sistema, ou, ainda que conhecidos, são de equacionamento inviável. Identificação de sistemas é uma área da modelagem matemática, que estuda técnicas cujo conhecimento prévio do sistema é de importância secundária. Devem-se, de antemão, conhecer características mais gerais sobre o sistema, tais como: se o mesmo é linear,

variante no tempo, e, qual a sua ordem<sup>1</sup>. A partir destas informações, escolhe-se a classe de modelo (Ljung, 1998).

A identificação da microturbina é necessária ao conhecimento e análise de seu comportamento, além de possibilitar a simulação e o controle do funcionamento dinâmico da mesma. Devido ao equacionamento complexo dos fenômenos ocorridos nas microturbinas, serão exploradas neste trabalho, técnicas de identificação caixa preta.

## **1.5 – OBJETIVOS DO TRABALHO E CONTRIBUIÇÕES**

Esse trabalho tem como objetivos: (i) determinar de um número mínimo de variáveis representativas do comportamento da microturbina; (ii) instrumentar a microturbina com base nas variáveis determinadas; (iii) avaliar o comportamento termodinâmico da microturbina; (iv) aplicar técnicas de identificação para obter modelos matemáticos que descrevam as relações de causa e efeito entre as variáveis de entrada e saída da microturbina; (v) e, avaliar os modelos obtidos em (iv), que podem ser utilizados para determinar um envelope operacional adequado ao controle da microturbina.

Embora haja outros trabalhos no País a respeito da identificação de parâmetros de sistemas dinâmicos, não há registros da aplicação dessa técnica a turbinas a gás. Em se tratando de uma tecnologia em franco desenvolvimento a nível mundial, a identificação de parâmetros de microturbinas a gás confere a este trabalho um caráter ainda mais inovador. Considerando-se as diversas formas de identificação disponíveis, selecionaram-se algumas julgadas mais adequadas a microturbinas, procedendo-se a uma inter-comparação de seus resultados. Não obstante, à medida em que se elevar o número de variáveis analisadas em estudos subseqüentes, ainda será necessária a avaliação de outros métodos.

---

<sup>1</sup> Na realidade, todo sistema físico é de ordem infinita. Porém, modos cada vez menos significativos são modelados na medida em que se eleva a ordem dos modelos. Isso aumenta a precisão da informação modelada, mas, em contrapartida, aumenta também as incertezas associadas ao modelo.

O desenvolvimento da microturbina na Universidade de Brasília passou pelas seguintes etapas:

- i. (1999) Simulação Numérica do escoamento em uma câmara de combustão simplificada
- ii. (1999) Estudos preliminares do queimador
- iii. (2000) Projeto da câmara de combustão simplificada
- iv. (2001) Construção do modelo 1 da microturbina: câmara simplificada em aço a GLP
- v. (2002) Construção do modelo 2: câmara bi-combustível (GLP + gasolina) em inox
- vi. (2003) Instrumentação e controle do modelo 2: aquisição de sinais (temperatura e rotação) e controle da eletroválvula de combustível
- vii. (2004/2005) Construção do modelo 3: câmara DLN a GLP com tubo de chama em quartzo
- viii. (2005/2006) Construção do modelo 4: câmara DLN a GLP com geradores de vorticidade (*swirlers*) e tubo de chama em quartzo

Este trabalho consistiu da instrumentação e identificação de parâmetros do modelo 4 da câmara de combustão. Parte dos testes preliminares necessários à concepção do modelo 4 foram realizados durante a execução do presente trabalho. A etapa subsequente deste projeto consistirá controle dinâmico, tendo como base os resultados aqui obtidos. Os tópicos de instrumentação abordados neste trabalho restringiram-se exclusivamente ao que se fez necessário para identificação de parâmetros. Houve diversos outros aspectos que, propositadamente, deixaram de ser analisados de forma que o fossem no trabalho de controle dinâmico subsequente. Posteriormente ao controle dinâmico do modelo 4, será feita a adaptação do sistema complementar de geração de energia elétrica.

## **1.6 – ORGANIZAÇÃO DO PROJETO**

Este trabalho está organizado em seis capítulos, sendo cada capítulo identificado a seguir. No Capítulo 2, descreve-se o estado atual da arte de microturbinas e a identificação de sistemas aplicadas a estes processos, contextualizando-se o histórico da microturbina na



UnB. Em seguida, no Capítulo 3 apresenta-se a teoria das técnicas de identificação utilizadas. A metodologia e todo o aparato experimental necessário para a obtenção dos resultados, são descritos no Capítulo 4: bancada experimental e instrumentação do sistema. No Capítulo 5, discutem-se os resultados experimentais do projeto acompanhados de suas análises. Por fim, no Capítulo 6 apresentam-se as conclusões do projeto e perspectivas futuras para o mesmo.

## **2 – ESTADO DA ARTE**

Os requisitos tecnológicos que se impõem aos sistemas energéticos, em função tanto do desempenho quanto de restrições ambientais, faz com que se associem competências de diversas áreas do conhecimento. Para fazer frente aos limites de emissão de poluentes, por exemplo, considerando-se a extrema complexidade dos processos de formação da mistura e combustão, é imprescindível a utilização de sistemas de monitoramento e controle avançados.

### **2.1 – MICROTURBINAS**

Neste trabalho foi realizada a caracterização termodinâmica de uma microturbina e, também, estimado o modelo dinâmico das microturbinas utilizando-se métodos de identificação descritos na seção 2.3. As microturbinas são geradores de energia com potência nominal entre 35 kW e 1 MW, que apresentam o mesmo princípio de funcionamento de turbinas a gás industriais de ciclo aberto. Foi escolhido o estudo das microturbinas por apresentarem um grande número de vantagens comparadas a outras tecnologias de geração de energia em pequena escala: tamanho reduzido; baixa relação peso/potência reduzindo custos com obras; número pequeno de partes móveis; simplicidade de fabricação e manutenção; baixa emissão de ruído; flexibilidade de combustíveis; alta confiabilidade; baixo custo de manutenção; baixo nível de vibração; alta qualidade de rejeito térmico e baixa emissão de  $\text{NO}_x$ .

As primeiras pesquisas sobre a tecnologia das microturbinas surgiram na década de 50, quando a indústria avaliou a substituição dos tradicionais motores a pistão pelas microturbinas. A primeira geração de microturbinas foi baseada em turbinas comerciais com aplicações em geradores de eletricidade de aviões, ônibus e outros meios de transporte comercial.

Com a desregulamentação do mercado de eletricidade e com a procura de muitos fabricantes para o mercado de geração distribuída visando atrair pequenos consumidores, as microturbinas começaram a ser alvo de intensas pesquisas a partir da década de 90. A tecnologia de microturbinas começou a ser testada em 1997 e a ser comercializada em 1999 (NREL, 2002).

Algumas das empresas que possuem unidades comerciais são: *AlliedSignal*, *Elliott Energy System*, *Capstone*, a *Ingersoll-Rand Energy System Recuperators & Power Works*®, *Turbec*, *Browman Power* e *ABB Distributed Generation & Volvo Aero Corporation*. A Tabela 2.1 apresenta os modelos comerciais dos fabricantes citados anteriormente.

As microturbinas podem ser usadas para geração de energia nos setores industrial, comercial e residencial. A sua utilização tem sido predominante no setor industrial, embora essa utilização ainda seja modesta quando comparada ao mercado em potencial. Esse mercado será, substancialmente, aumentado à medida em que o custo, a eficiência, a durabilidade, a confiabilidade e os níveis de emissões de poluentes forem melhorados (Pilavachi, 2002).

Tabela 2.1 – Configuração atual de Microturbina por fabricante (Arthur, 2000, Nascimento & Lora, 2003 – modificado)

| Fabricante             | Eixo    | Mancal | Recuperador    | Potência Nominal (kW) | Rotação Nominal (rpm) | Eficiência Total (%) | Custo (US\$/kW instalado) |
|------------------------|---------|--------|----------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|---------------------------|
| AlliedSignal           | Simples | Ar     | Sim            | 75                    | 85.000                | 30                   | 300 a 400                 |
| Allison Engine         | Simples | Ar     | Sim            |                       |                       | 30                   |                           |
| Bowman (UK)            | Simples | Óleo   | Opcional       |                       |                       | 29                   |                           |
| Capstone               | Simples | Ar     | Sim            | 30                    | 96.000                | 28                   | 500                       |
| Elliot/GE              | Simples | Óleo   | Alguns modelos | 45, 80 e 200          | 63000, 43000          | 30                   | -                         |
| NREC                   | Duplo   | Óleo   | Sim            |                       |                       | 28                   |                           |
| Willians International | Simples | Óleo   | Sim            |                       |                       | 30                   |                           |
| Powers Works           | Duplo   |        |                | 70                    | -                     | 30                   |                           |
| ABB                    | Simples |        |                | 100                   |                       | 30                   |                           |

As possibilidades de uso são em: geração de energia contínua (substituir fornecimento da rede), energia de alta qualidade (mais estável com menos harmônicos), suprimento de demanda (horário de pico), potência de backup (interrupção na rede), geração remota (localidades onde não tem fornecimento pela rede), cogeração, potência mecânica e cogeração usando rejeitos e bio-combustíveis.

### 2.1.1 – Funcionamento e Características da microturbina

As microturbinas a gás possuem o mesmo princípio de funcionamento que uma turbina a gás de ciclo aberto (ciclo *Brayton* aberto). A Figura 2.1 ilustra respectivamente o ciclo *Brayton* aberto e o diagrama T-s deste ciclo. Na microturbina em funcionamento, o ar é comprimido pelo compressor, passando para a câmara de combustão, onde recebe a mistura ar-combustível, procedendo-se a adição de calor. Saindo da câmara de combustão, o fluido de trabalho a alta temperatura é direcionado para turbina, sendo expandido e fornecendo potência para o rotor do compressor e, também, potência útil para o gerador elétrico ou outro equipamento. Em termos do diagrama T-s, esse funcionamento pode ser descrito como uma compressão isentrópica de (1) até (2), seguida de uma adição de calor a pressão constante de (2) a (3), uma expansão isentrópica de (3) a (4) e finalmente, uma rejeição de calor a pressão constante de (4) até (1).

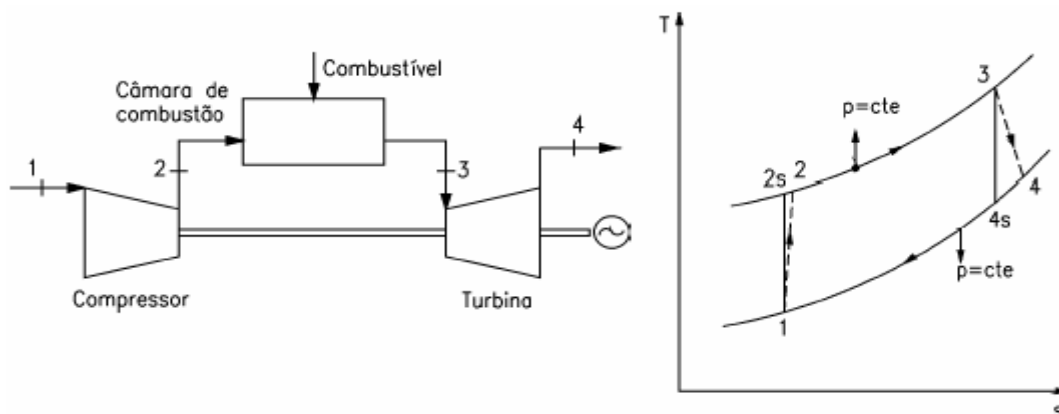


Figura 2.1 – Ciclo simples de turbinas a gás (Van Wylen *et al.*, 1997)

Algumas microturbinas utilizam também recuperador de energia (ciclo *Brayton* regenerativo), cuja função é pré-aquecer o ar antes da câmara de combustão, onde será misturado com o combustível e queimado, ilustrado na Figura 2.2. Sem o recuperador, a eficiência global das microturbinas gira em torno de 14 e 17%. Mas, com recuperadores, a eficiência da microturbina atinge 30% (Rodgers *et al.*, 2001). Esse tipo de ciclo é o mais comumente usado, por equilibrar eficiência e confiabilidade no sistema. Entretanto, existem várias alternativas de equipamentos e materiais para variar essa configuração.

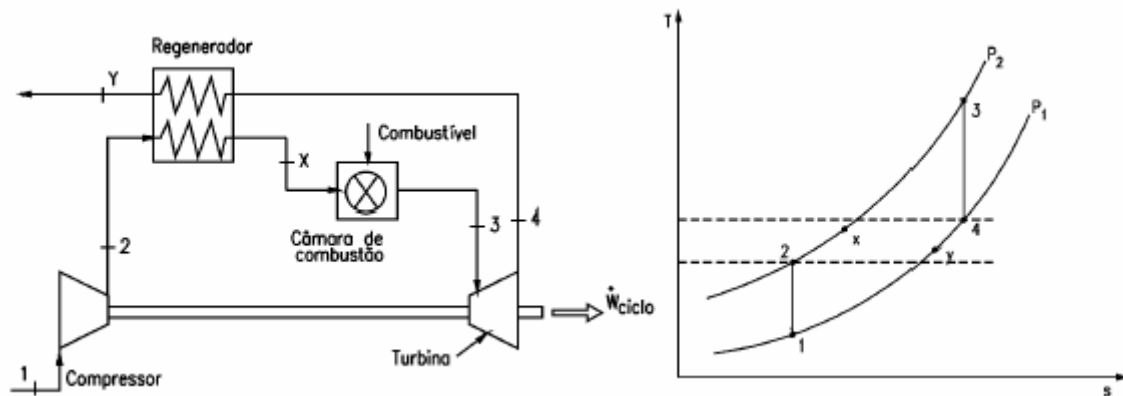


Figura 2.2 – Ciclo regenerativo de turbinas a gás (Van Wylen *et al.*, 1997)

A operação convencional das microturbinas ocorre por meio de um único eixo, em que, as microturbinas apresentam um único estágio de compressão e expansão, composto por um compressor centrífugo de estágio simples com uma baixa razão de pressão, uma câmara de combustão simples e uma turbina de fluxo radial, cujo eixo é solidário ao do compressor. Ao eixo do compressor acopla-se o gerador elétrico de alta velocidade, podendo-se utilizar caixas de redução, entre esses eixos, para se reduzir a rotação até um valor apropriado para o gerador, como ilustrado na Figura 2.3.

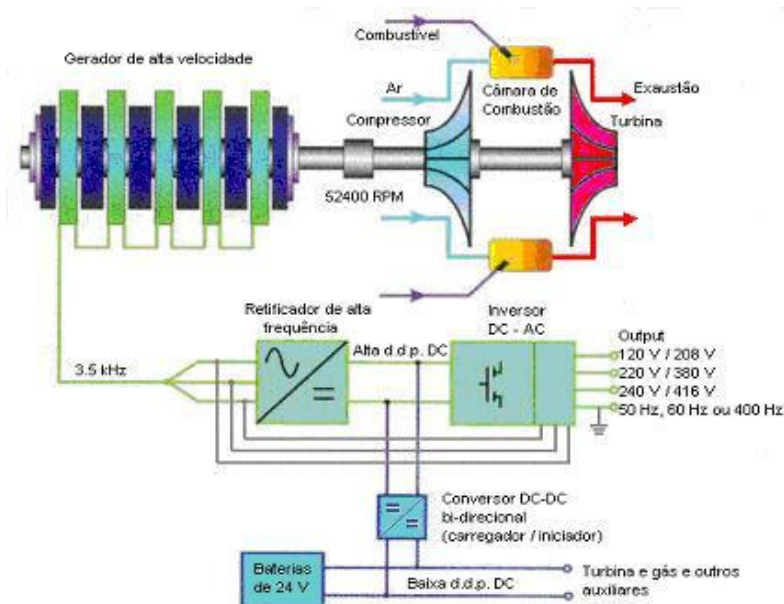


Figura 2.3 – Operação de uma microturbina com um único eixo

Outra alternativa para operação de microturbinas é utilizar uma configuração com dois eixos, ou seja, um turbocompressor e uma segunda turbina, na qual acopla-se ao eixo desta o gerador elétrico. Nesta configuração, a primeira turbina é conhecida como turbina do

gerador de gases, em que, os gases queimados na saída desta impulsionam a segunda turbina, chamada de turbina livre, como ilustrado na Figura 2.4.

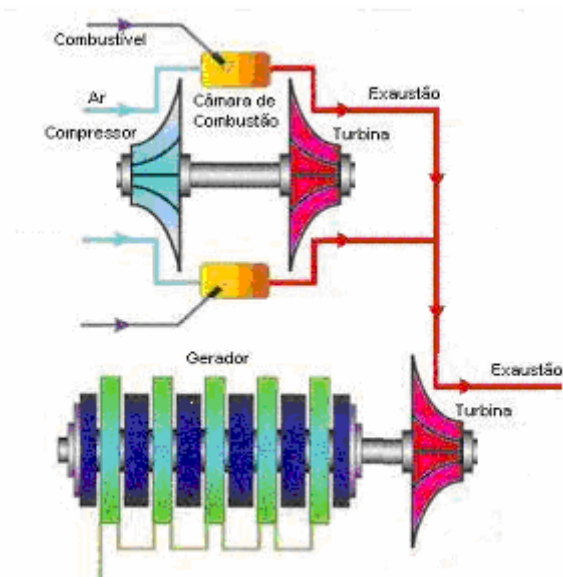


Figura 2.4 – Operação de uma microturbina com dois eixos

A Tabela 2.2 apresenta algumas alternativas de montagem da microturbina com as suas respectivas vantagens e desvantagens. Além dessas características, existem alguns fatores críticos a serem melhorados nas microturbinas, visando aumentar o seu nicho de mercado, tais como: o processo de produção, a resistência dos componentes a altas temperaturas, a aerodinâmica das pás da turbina e do compressor, a eficiência dos recuperadores e a tecnologia de combustão. Esses fatores se relacionam, principalmente, à diminuição de custos e ao aumento da eficiência da microturbina.

Levando-se em consideração os fatores e configurações descritas, a Tabela 2.3 apresenta uma comparação entre as características atuais da microturbina e projeções futuras para 2010. Para se alcançar essas projeções, pesquisas estão sendo desenvolvidas, sendo que um dos focos principais é o recuperador de calor.

Tabela 2.2 - Opções de configuração de microturbina (Arthur, 2000 – modificado)

| <b>Tecnologia</b>           | <b>Vantagem</b>  | <b>Desvantagem</b>  |
|-----------------------------|--|---|
| Eixo Simples                | Poucas partes móveis, elimina a necessidade de caixa de engrenagens, fácil operação      | Comprometida em cargas parciais, pelas características da turbina   |
| Eixo Duplo                  | Flexibilidade em cargas parciais, reduz as falhas mecânicas e prolonga a vida da turbina | Mais partes móveis, necessidade de caixa de engrenagens, alto custo |
| Mancal a ar                 | Elimina a necessidade de um sistema de resfriamento de óleo e a sua manutenção           | Maior desgaste durante partidas e paradas                           |
| Mancal a óleo               | Vida útil mais longa   | São necessários trocador de calor e bomba                           |
| Sem recuperador             | Baixo custo, alta confiabilidade, maior disponibilidade de calor para cogeração          | Significativa perda de eficiência em vista da tecnologia atual      |
| Com recuperador             | Alta eficiência  | Alto custo, baixa confiabilidade e vida com a atual tecnologia      |
| Cerâmica nas partes quentes | Operação em altas temperaturas, com aumento da eficiência                                | Construção mais difícil, ainda em fase de pesquisa                  |
| Metal nas partes quentes    | Construção mais convencional, comercialmente aceita                                      | Operação em baixas temperaturas, baixa eficiência                   |

Na Tabela 2.3 observa-se que, hoje, o custo instalado de unidades com recuperador de calor tem o seu valor incrementado em 30 a 40% em comparação com unidades sem cogeração. Portanto, têm-se realizado estudos para diminuir os custos, encontrar materiais que suportem altas temperaturas e aumentar a eficiência e a vida útil do equipamento.

Outras alternativas são: tornar a turbina mais compacta, reduzir a manutenção, fazer projetos de câmaras de combustão diferenciados, usar materiais cerâmicos ou metais resistentes a altas temperaturas nas regiões quentes da turbina, aumentar a razão de pressão do compressor, acompanhado de um trocador mais eficiente, o que levará a um aumento na eficiência global da turbina. Pode-se citar também, a associação da microturbina com outras tecnologias, como por exemplo: pilhas combustíveis, painel fotovoltaico, energia eólica e outras. etc.

Tabela 2.3 – Configuração atual de microturbina e projeções futuras (Arthur, 2000)

|                             | 2000      | 2010      |
|-----------------------------|-----------|-----------|
| Faixa de Potência(kW)       | 50 - 300  | 50 - 1000 |
| <i>Sem Recuperador</i>      |           |           |
| Custo, já instalada (\$/kW) | 600 - 720 | 320 - 480 |
| O&M custo (c/kWh)           | 0.5 - 1.0 | 0.1 - 0.2 |
| Eficiência                  | 17 - 20%  | 23 - 30%  |
| <i>Com Recuperador</i>      |           |           |
| Custo, já instalada (\$/kW) | 750 - 900 | 400 - 600 |
| O&M custo s/ comb (c/kWh)   | 0.5 - 1.0 | 0.1 - 0.2 |
| Eficiência                  | 23 - 30%  | 32 - 48%  |

## 2.2 – EMISSÕES

Em todos os processos térmicos, existem substâncias que são liberadas e que podem vir a ser nocivas para os seres vivos e para o meio ambiente, dependendo da concentração, características do local e situação climática, entre outros fatores. Devido a essa emissão de poluentes, tornou-se necessária a adoção de padrões de qualidade do ar, como um instrumento de gestão ambiental, associados a modelos de dispersão de poluentes capazes, de correlacionar as emissões à qualidade do ar na região.

No século XIX, iniciou-se a identificação da presença de NO<sub>x</sub> nos produtos da queima de combustíveis orgânicos. Os óxidos de nitrogênio (NO<sub>x</sub>) são gases nocivos à saúde, causam irritação nos olhos e no sistema respiratório, sendo ainda, parcialmente, responsáveis pelas chuvas ácidas e formação do *smog* (processo fotoquímico de oxidação da atmosfera), juntamente com material particulado, ozônio e hidrocarbonetos.

Devido a isso, países desenvolvidos e em desenvolvimento têm implementado uma série de regulamentações, as quais estabelecem limites de emissões por fonte geradora, que servem de parâmetro de controle e acompanhamento. Entretanto, na regulamentação brasileira para fontes estacionárias de emissões gasosas (CONAMA n.º 008/90) ainda não existe qualquer referência a emissões de NO<sub>x</sub>.

Esse tipo de poluente é avaliado apenas quanto à qualidade do ar (CONAMA n.º 003/90).



Assim, no Brasil não existem limites para a emissão de  $\text{NO}_x$ , seja por turbinas a gás, seja por qualquer outra fonte estacionária ou móvel, senão indiretamente. Porém, nestes casos em que não existe limitação explícita, a legislação exige que se empregue “a melhor tecnologia disponível” (Gallego *et al.*, 2000).

A Figura 2.5 apresenta a tendência histórica de geração elétrica e de emissões de  $\text{NO}_x$  entre 1973 e 1995 (TECPO,1998). Observa-se que os valores de emissões decaem, enquanto a produção de energia aumenta ao longo dos anos. O período de maior destaque é entre 1985 e 1995, em que houve aumento de 47% na produção de eletricidade, com redução de emissão de  $\text{NO}_x$  de 36%. Três fatores importantes atribuídos à redução dos níveis de emissões de  $\text{NO}_x$  são: o uso de combustíveis de melhor qualidade, melhora contínua dos sistemas de combustão e leis de emissão mais rigorosas.

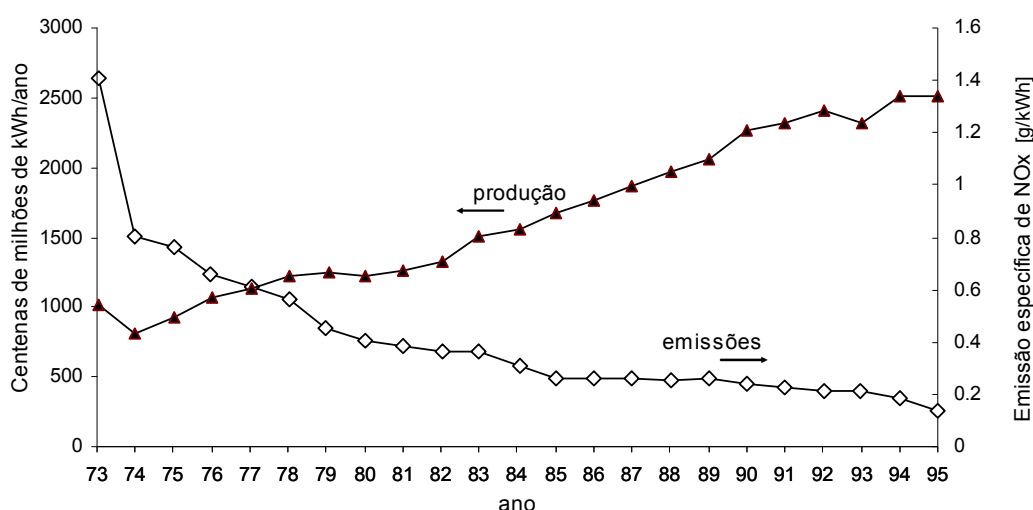


Figura 2.5 – Tendência histórica de geração elétrica e de emissões de  $\text{NO}_x$  (TECPO,1998 – modificado)

### 2.2.1 – A Formação de NO

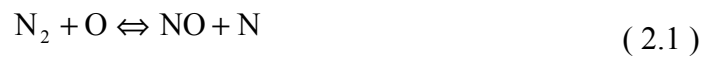
Entre os óxidos formados durante o processo de combustão, o óxido de nitrogênio (NO) é o composto encontrado em quantidade mais significativa. Os principais fatores para formação deste tipo de óxido são: temperatura do núcleo da chama, conteúdo de nitrogênio combustível e quantidade de ar no processo. Existem três mecanismos para formação desse óxido:

- **NO térmico:** formado pela reação do nitrogênio atmosférico com o oxigênio a altas

temperaturas;

- **NO *prompt*** (NO rápido): formado pela reação de radicais hidrocarbônicos livres com a molécula de nitrogênio;
- **NO combustível** : formado pela reação do nitrogênio existente no combustível.

O NO térmico é obtido a partir da reação do nitrogênio do ar atmosférico com o oxigênio dissociado pelas altas temperaturas impostas no processo de combustão. As principais reações de formação do NO térmico, segundo modelo de *Zeldovich*, são apresentadas a seguir:



A Equação ( 2.1 ) determina a velocidade de formação do NO térmico, sendo importante quando em condições próximas à estequiometria ou à mistura rica (Gallego *et al.*, 2000). Já o cálculo da concentração de equilíbrio de NO<sub>x</sub> é dado por (Zeldovich *et al.*,1947):

$$[\text{C}_{\text{NO}}] = 4,6 \cdot \sqrt{\text{C}_{\text{O}_2} \cdot \text{C}_{\text{N}_2} \cdot \exp\left[\frac{-21500}{\text{RT}}\right]} \quad (2.4)$$

Observa-se por esta equação que a formação de NO térmico depende apenas da temperatura e das concentrações de oxigênio e nitrogênio. Além disso, verifica-se que a formação de NO térmico aumenta com a temperatura e com o tempo de residência. Entretanto, para uma dada mistura, existe uma temperatura na qual o equilíbrio químico do processo de formação é atingido e, para essa temperatura, o tempo de residência não apresenta mais influência na formação do NO térmico. O tempo de residência apresenta pouca significância também em processos de queima de pobre, dada a diminuição da temperatura da chama.

O NO *prompt* ou NO rápido foi descoberto pelo americano *Fenimore* (Turns, 2000), e é assim chamado pelo seu rápido aparecimento na zona da frente de chama. O mecanismo de formação é baseado na reação do nitrogênio com radicais hidrocarbônicos existentes na frente de chama, como apresentados em:



O NO *prompt* apresenta as seguintes características fundamentais: duração breve no processo, devido à pequena zona de formação na frente de chama; forte dependência da presença de hidrocarbonetos ativos; relativa independência da temperatura, tipo de combustível ou mistura (Chigier, 1981).

O NO combustível é formado a partir da reação do oxigênio com o nitrogênio contido no combustível durante o processo de combustão, sendo esse mecanismo mais intenso em processos com temperaturas relativamente mais baixas ( $T_{\max} < 1500 \text{ }^\circ\text{C}$ ). A formação do NO combustível, além de ser fortemente influenciada pela quantidade de nitrogênio presente na composição do combustível, é influenciada fortemente pelo incremento do excesso de ar e depende pouco da temperatura do processo.

De modo geral, existe o predomínio de um dos tipos de mecanismos dependendo das condições em que ocorre a combustão. A temperaturas elevadas, predomina o NO térmico, já em temperaturas mais baixas e com excesso de nitrogênio no combustível, o NO combustível e NO *prompt* são predominantes.

### **2.2.2 – Tecnologias para controle da emissão de poluentes**

As três principais medidas a serem tomadas para reduzir a emissão de NO<sub>x</sub> são: diminuir a temperatura da reação, eliminar as regiões mais quentes da zona de reação e minimizar o tempo disponível para a formação de NO<sub>x</sub>. Para essas finalidades alguns métodos têm sido utilizados, como mostrado na

Tabela 2.4.

Tabela 2.4 – Tecnologias de minimização das emissões de NO<sub>x</sub> em turbinas (Nascimento & Lora, 2003 – modificado)

| Tipo                                | Método  | Fundamentação   |
|-------------------------------------|---|---|
| Métodos Preventivos (Pré-Combustão) | Injeção de água e vapor                                   | Redução da temperatura e concentração de oxigênio no núcleo da chama  |
|                                     | Recirculação dos gases de exaustão                        |   |
|                                     | Combustão em estágios                                     |   |
|                                     | Câmara de Combustão de Geometria Variável                 |   |
|                                     | Câmaras de Combustão com baixa emissão de NO <sub>x</sub> |   |
| Métodos Corretivos (Pós-Combustão)  | Redução Catalítica Não-Seleativa                          | Redução do NO <sub>x</sub> até N <sub>2</sub> injeção de amônia sem a utilização de catalisadores (alta temperatura dos gases de exaustão)  |
|                                     | Redução Catalítica Seletiva                               | Redução do NO <sub>x</sub> até N <sub>2</sub> injeção de amônia com a utilização de catalisadores (baixa temperatura dos gases de exaustão) |

A Figura 2.6 ilustra que a introdução de novas tecnologias significou a redução da emissão de NO<sub>x</sub> em turbinas nos últimos 30 anos.

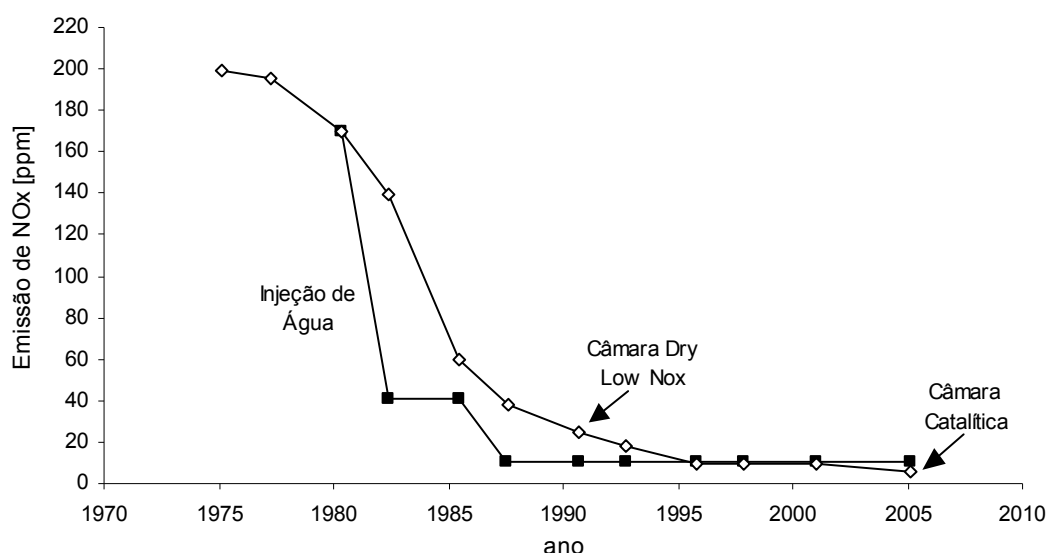


Figura 2.6 – Diminuição da emissão de NO<sub>x</sub> em turbinas a gás ao longo dos anos (Boyce, 2002 – modificado)

Primeiramente pelo uso de câmaras com injeção de vapor, e depois nos anos 90, com as câmaras *dry low NO<sub>x</sub>* (DLN), que reduziram fortemente a emissão de NO<sub>x</sub>. O uso de

câmaras DLN reduziu os níveis de  $\text{NO}_x$  abaixo de 10ppm e novas unidades em desenvolvimento têm objetivos de redução de emissão de  $\text{NO}_x$  para menos de 9 ppm. Também está se introduzindo o uso de conversores catalíticos em conjunto com ambos tipos de câmaras para uma redução ainda maior da emissão de  $\text{NO}_x$  (Boyce, 2002).

Essas câmaras DLN utilizam misturas não-estequiométricas para reduzir a temperatura da chama. Ocorrendo uma mistura prévia entre o combustível e o ar, a chama é dita pré-misturada. Nestes casos, a temperatura da combustão e a formação de  $\text{NO}_x$  são fortemente dependentes da razão ar-combustível, como ilustrado na Figura 2.7 (Moore, 1997).

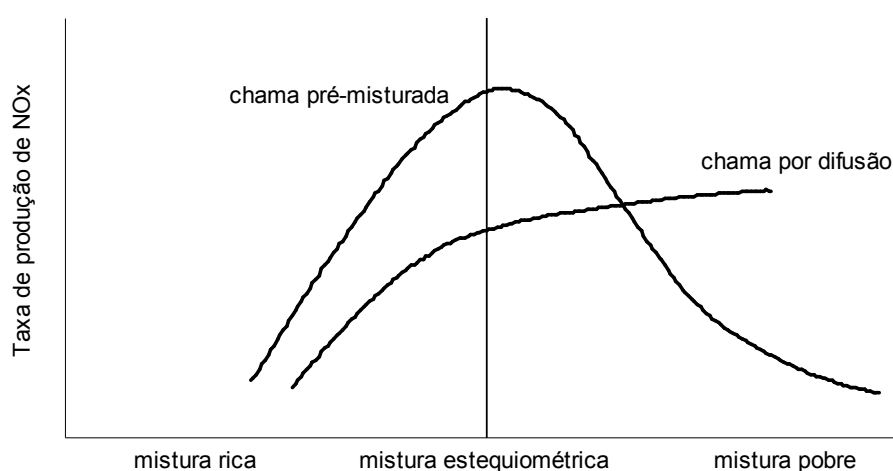


Figura 2.7 – Formação de  $\text{NO}_x$  em chamas de difusão e pré-misturadas (Moore, 1997)

Observa-se na Figura 2.7, que para chamas pré-misturadas, a utilização de uma mistura ar-combustível pobre reduz significativamente a formação de  $\text{NO}_x$ . Comparativamente, apenas condições de mistura ar-combustível rica fazem com que chamas de difusão gerem uma baixa quantidade de  $\text{NO}_x$ . Devido às vantagens da queima pobre pré-misturada, câmaras de combustão DLN com chamas de pré-mistura estão se tornando equipamentos padrão no controle de emissão de  $\text{NO}_x$  nas novas turbinas a gás que operam com gás natural (Black & Veatch, 1996, Nascimento & Lora, 2003).

Nas câmaras DLN, para diminuir a temperatura de chama e a produção de  $\text{NO}_x$ , a mistura ar-combustível é empobrecida para tão próximo do ponto de extinção quanto possível. Para estabilizar a chama, é comum utilizar um sistema híbrido no qual a maior parte do combustível é queimada em uma câmara de pré-mistura e o restante é fornecido a uma

pequena chama piloto inserida no escoamento.

O intervalo de variação da razão ar-combustível, utilizado na operação, é estreito, sendo limitado entre a produção excessiva de  $\text{NO}_x$  e a de CO, como ilustrado na Figura 2.8. É requerido ainda um desenvolvimento cuidadoso do sistema de controle e, às vezes, da geometria da câmara de combustão (Moore, 1997).

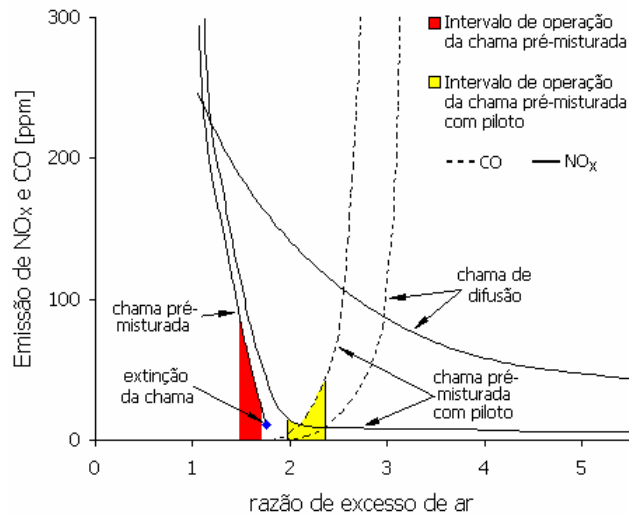


Figura 2.8 – Intervalo de operação para chamas pré-misturadas (Moore, 1997)

Dentre os modelos disponíveis no mercado citam-se: *Solar DLE* da *Solar Turbines*, *GT13E2* da *ABB Power Generation*, *GE DLN-1* da *General Electric Power System* e *V.84.3A* da *Siemens AG*.

A *Solar Turbines* foi uma das pioneiras no desenvolvimento de combustores DLN para turbinas a gás industriais (1982). O combustor possuía um *swirler* com 18 entradas de ar radial usado para impor um alto grau de rotação à entrada de ar primária do combustor, servindo tanto para promover a mistura ar-combustível quanto induzir a recirculação do ar na zona primária. A montagem do injetor de combustível e do *swirler* permitia três modos diferentes de injeção de combustível, sendo que a melhor mistura era encontrada pela injeção de combustível através das 18 saídas, em que cada saída ficava entre um par de pás do *swirler*. Esta montagem de injeção de combustível foi projetada para instalação em um sistema com múltiplos combustores. Testes de combustão feitos com essa montagem de injetor de combustível associado a um combustor cilíndrico proporcionaram níveis de emissões de  $\text{NO}_x$  abaixo de 10ppm e, também, baixos níveis de CO e HC. Este tipo de

montagem de injeção de combustível foi adaptado em 1989 para combustíveis líquidos.

O queimador DLN da ABB (1984) consistia em vários queimadores pequenos compostos de um longo tubo de pré-mistura seguido de um *swirler* e um bocal de chama de difusão para estabilização da chama. O uso de diversos queimadores proporcionava uma redução no tempo de residência. Uma segunda geração (1987) consistia em um queimador cônico difusivo: ao centro se injetava combustível líquido ao passo que na região externa se injetavam combustível gasoso e ar. À saída do cone, havia uma região de recirculação, onde ocorria a queima, dessa forma a chama se mantinha estável e o combustor operava a temperaturas relativamente baixas. A terceira geração era composta por combustores anulares. A quarta geração consistiu em queimadores com combustão seqüencial, na qual os gases eram queimados em combustores anulares e se adicionava mais combustível na região de recirculação, como mostrado na Figura 2.9 (Moore, 1997).

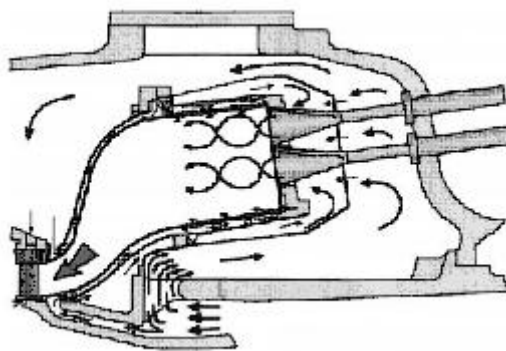


Figura 2.9 – Modelo do combustor ABB (Moore, 1997)

O primeiro modelo da GE foi desenvolvido em 1980 e consistia em um sistema híbrido com uma região de pré-mistura com ocorrência da queima em um bocal à saída desta. A chama era, extremamente, pobre e era mantida por meio de uma chama piloto, à saída da região de pré-mistura. A câmara de combustão da GE possuía dois estágios de pré-mistura, podendo operar com gás natural e combustível líquido. Essa câmara compunha-se de quatro componentes principais: sistema de injeção de combustível, tubo de chama, venturi e corpo central. Esses quatro componentes eram montados para formar os dois estágios na câmara de combustão, como mostrado na Figura 2.10 (Lefbvre, 1998; Moore, 1997).

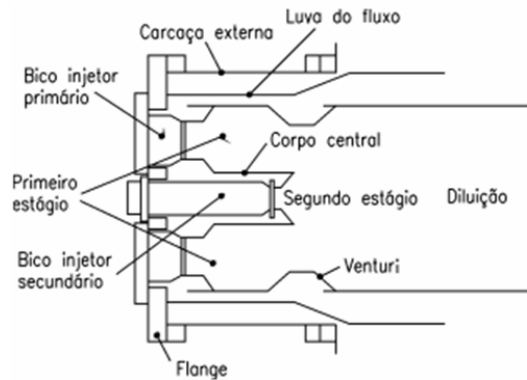


Figura 2.10 – Esquema da câmara de combustão (Davis, 1994)

No modo da pré-mistura, o primeiro estágio servia para misturar completamente o ar e o combustível, entregando uma mistura mais uniforme, com mais oxigênio do que combustível, e, não queimada, ao segundo estágio. Essa câmara de combustão podia operar em quatro modos, conforme ilustra a Figura 2.11. Para diferentes faixas de carregamento: ignição à 20% (modo primário: combustível nos bicos primários e chama no estágio primário), 20 à 50% (modo *lean-lean*: combustível nos bicos primários e secundários e chamas no estágios primários e secundários), transferência para o modo pré-mistura (combustível no bico injetor secundário e chama no estágio secundário) e 50 à 100% (modo pré-mistura: combustível nos bicos primários e secundários e chamas no estágio secundário). Operando com gás natural o nível de emissão de NO<sub>x</sub> pode atingir até 9 ppm.

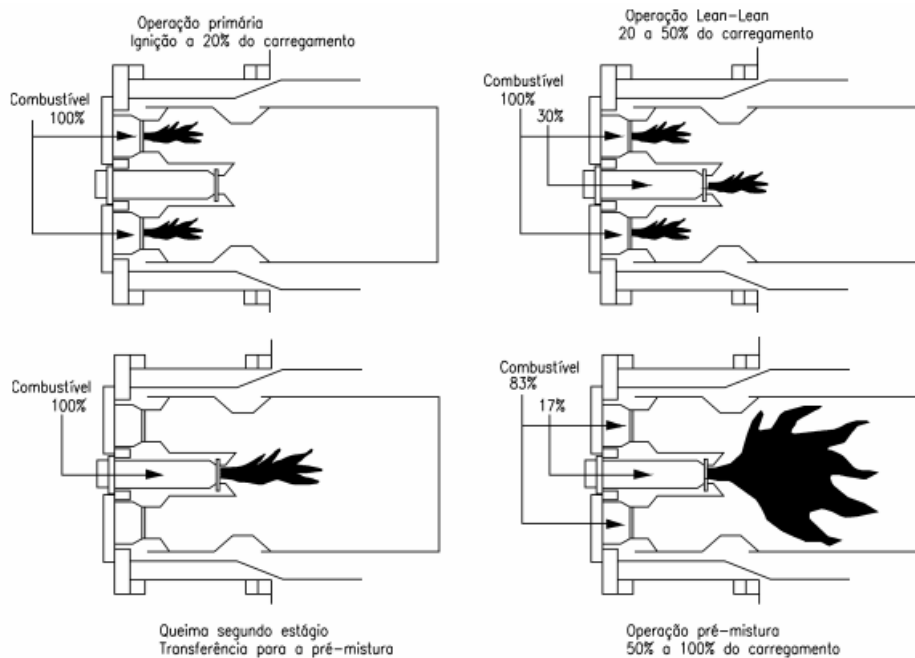


Figura 2.11 – Modos de Operação (Moore, 1997)



As câmaras de combustão da *Siemens* (1994) apresentam um conceito muito similar ao da GE. Foi desenvolvida uma turbina com uma câmara de combustão compacta, Figura 2.12 , que minimizava a quantidade de ar para o resfriamento do combustor e otimizava o suprimento de ar para os queimadores. Os queimadores eram do tipo híbridos, podiam queimar gás natural e combustível líquido e permitiam o uso de injeção de vapor (Hoffman, *et al.*, 1999). Além disso, o queimador podia operar de três modos: o modo de difusão (todo combustível é introduzido através do *swirler* axial central), o modo de pré-mistura (a maior parte do combustível é misturado no *swirler* externo), e o modo misturado (os modos pré-mistura e difusão são ativados). A chama piloto, ilustrada na Figura 2.12, era utilizada para estabilizar a chama da pré-mistura e influenciava no comportamento dinâmico. Com a última versão do queimador, HR-3, a *Siemens* garantiu menos que 25 ppm de NO<sub>x</sub> para plena carga com gás natural (Lefbvre, 1998).

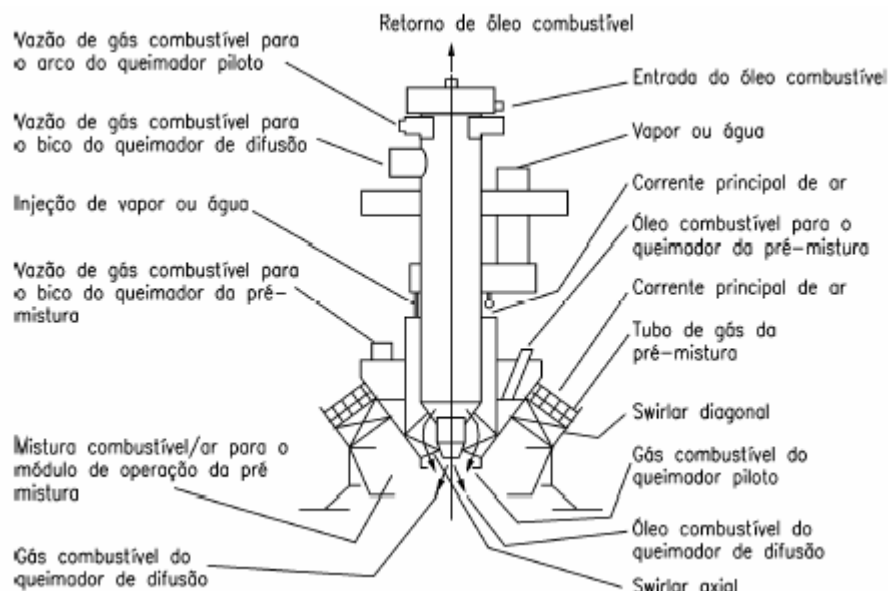


Figura 2.12 – Esquema do queimador híbrido Siemens (Lefbvre, 1998)

### 2.3 – IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS APLICADA A TURBINAS

Um dos grandes desafios na história da ciência tem sido obter sistemas análogos aos processos e fenômenos observados no universo. Por sistema análogo entende-se um sistema capaz de reproduzir algumas características do fenômeno observado, assim como uma maquete reproduz as escalas, proporções, cores, etc, de uma construção real. Quando o análogo é um sistema matemático, ele constitui um modelo matemático do fenômeno.

(Aguirre,1998).

Nas últimas décadas, consolidaram-se a teoria e a prática de identificação de sistemas. No início, os modelos matemáticos usados para representar os sistemas eram lineares e considerados suficientes, apesar de não conseguirem reproduzir o comportamento dinâmico não-linear dos sistemas sob investigação em uma ampla faixa de operação (Borges *et al.*, 2003). Com o avanço tecnológico e industrial, o interesse pela modelagem não-linear, e, o desenvolvimento de ferramentas matemáticas para caracterizar o comportamento de sistemas e fenômenos reais cresceu significativamente, devido à representação não-linear permitir a análise e a reprodução de fenômenos e comportamentos dinâmicos complexos.

Como já descrito anteriormente, as técnicas de modelagem podem ser agrupadas em duas grandes categorias: a modelagem pela física do processo e a modelagem empírica. Esta segunda categoria é normalmente conhecida por identificação de sistemas.

Os modelos matemáticos desempenham um papel importante na síntese de sistemas de controle. Eles podem ser usados para a simulação destes sistemas, como também, para estudar e melhorar o desempenho dos mesmos. Os modelos constituem uma ferramenta de enorme utilidade na seleção de estratégias de controle, especialmente na sintonização de controladores. O modelo do processo torna-se uma peça essencial para o cálculo da lei de controle em alguns tipos de controladores, tal como: um controlador adaptativo.

Neste contexto, a identificação de parâmetros de turbinas a gás tem um papel importante no estudo destas, pois apresentam complexo comportamento dinâmico, e requerem operação segura e alto grau de confiabilidade no projeto de controle. A identificação do modelo dinâmico das turbinas resulta de um fenômeno complexo de interação entre: comportamento da vazão do gás no compressor e na turbina, inércias e perdas do eixo, tempo da vazão do combustível, dispersão do combustível, combustão e comportamento térmico da turbina e do ambiente (Arkov *et al.*, 2000). Então, a determinação do modelo dinâmico da turbina é essencial para se entender o comportamento da mesma, podendo ser usado como base para simulações e para projetos de controle.

As técnicas de identificação de turbinas concentram-se no relacionamento dinâmico da

vazão de combustível medida e rotação dos eixos de alta e baixa pressão. Na maioria dos testes o controle da rotação opera em ciclo aberto e um sinal de perturbação de demanda de combustível é alimentado ao sistema de injeção, que regula o fluxo de combustível por meio de uma válvula.

Ao longo dos anos foram estudados vários métodos de identificação, sendo que os primeiros métodos eram lineares. Um dos primeiros modelos propostos para a identificação de turbinas foi baseado nos princípios físicos aplicados no domínio do tempo. Esses modelos eram também conhecidos como modelos termodinâmicos, eram complexos e contínuos no tempo, sendo usualmente linearizados numericamente para um conjunto de pontos de operação (Jackson, 1998). Com a evolução dos computadores e os avanços na teoria de sistemas surgiram novas técnicas, baseadas em procedimentos de identificação de sistemas no domínio do tempo e da frequência. Sendo que, a abordagem tradicional para identificação de modelos dinâmicos de turbina a gás passou a ser fundamentada no uso de testes com variações bruscas (*wobble*), nos quais, a turbina é excitada por senóides simples para uma larga faixa de frequências. Esse método resulta em diagramas de Bode, que descrevem a dinâmica da turbina, sendo fáceis de se interpretar e de extensiva aplicação para o controle do processo. Entretanto, a resposta em frequência permite uma noção muito limitada a respeito da dinâmica térmica da turbina, devido a esta ser geralmente lenta.

São pelo menos duas as fontes de não-linearidades na resposta da turbina. A primeira delas é a variação não-linear da dinâmica da turbina em relação à potência e condições de operação. A segunda, é a mudança da dinâmica com o estado termodinâmico da turbina. Para minimizar essas não-linearidades são utilizadas senóides de baixa-amplitude, variável em torno do ponto nominal de operação. Esse método requer ainda uma grande quantidade de tempo de ensaio para fornecer uma boa estimativa dos transientes. Entretanto, apresenta resultados pouco satisfatórios para regime permanente (Evans, 2001). Atualmente, a combinação de ensaios mais curtos, mais baratos e com uma melhor varredura do comportamento não-linear da turbina tem sido um forte incentivo para se investigarem sinais de testes mais eficientes, com uma melhoria na incerteza do modelo resultante e procedimentos para estimação de modelos capazes de superar essas limitações.

Algumas dessas novas técnicas de identificação de sistemas aplicadas à derivação de modelos dinâmicos de turbinas a gás são baseadas em: i) identificação usando ruído

ambiente (Ljung & Glad,1994, Arkov *et al.*, 2000), ii) testes de multi-seno e identificação no domínio da frequência (Arkov *et al.*, 2000), iii) estimação de modelos variante no tempo usando método dos mínimos quadrados estendido com aproximação ótima (Evans *et al.*, 1992), e, iv) programação genética multiobjetiva para escolher a estrutura do modelo (Evans *et al.*, 2001).

A identificação ótima usando apenas ruído ambiente é bem determinada utilizando-se seqüências binárias pseudo-aleatórias e dados de ruído ambiente (Ljung & Glad,1994, Arkov *et al.*, 2000). A base dessa abordagem é assumir *a priori* o comportamento dinâmico da planta, que pode ser obtida por modelos físicos, por ensaios em equipamentos similares ou por simulação em computadores (Nakamura & Uchida, 1989). Para esta técnica a escolha da classe do modelo é o fator primordial, sendo a determinação do tamanho da amostra o parâmetro mais importante. A amostra deve ser suficientemente grande para garantir a captura do comportamento dinâmico da turbina, em que o tamanho ótimo da amostra, que permite o menor erro estimado, é escolhido pela comparação entre os gráficos dos dados experimentais e do conhecimento *a priori*. Essa técnica tem sido bem sucedida para dados de bancada de teste de turbinas, mas seu potencial real está na identificação do sistema nominal em operações reais para implementação e ajustes de controladores. Entretanto, esta técnica permite apenas melhorar o modelo já existente da turbina, mas não identificá-lo.

As abordagens no domínio da frequência utilizando sinais multi-seno podem ser aplicadas para uma boa estimação paramétrica e não-paramétrica de modelos de turbinas a gás. Os sinais de teste usados nesta técnica são simplesmente uma soma arbitrária de cossenos relacionados harmonicamente, como apresentado em:

$$u(\mathbf{t}) = \sum_{k=1}^F a_k \cos(i_k \boldsymbol{\omega}_0 \mathbf{t} + \phi_k). \quad (2.7)$$

Estes sinais multi-seno são projetados com baixo fator crítico, e permitem uma significativa redução no tempo de ensaio, sem nenhuma perda de qualidade comparada a testes aplicando-se senóides simples (Evans *et al.*, 2001). Além disso, os níveis de ruído e de não-linearidade presentes na turbina podem ser avaliados, sendo que o efeito de uma fraca não-linearidade de ordem par é eliminado do modelo linear estimado pelo o uso de

sinais de testes com harmônicas ímpares (Evans *et al.*, 1995).

A representação paramétrica resulta em um modelo matemático, como uma função de transferência. Diferentemente da representação não-paramétrica que é descrita pela função de resposta a frequência (FRF), a qual caracteriza de forma gráfica a dinâmica do sistema. A FRF é estimada como a razão dos valores médios dos coeficientes de *Fourier* da saída e da entrada do sistema nos testes discretos de frequências  $\omega_k$ , como apresentado em:

$$\hat{H}_{EV}(j\omega_K) = \frac{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Y_m(j\omega_K)}{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M U_m(j\omega_K)}, \quad (2.8)$$

sendo que,  $U_m(j\omega_k)$  e  $Y_m(j\omega_k)$  são as transformadas discretas de Fourier de entrada e saída medidas ao longo de  $M$  períodos dos sinais de entrada e saída. Estes métodos não-paramétricos apresentam um certo grau de robustez ao ruído com distribuição normal nas partes real e imaginária dos coeficientes de Fourier de entrada e saída, atribuindo assim um alto grau de confiabilidade às respostas de frequência estimadas (Schoukens *et al.*, 1993). Além disso, aquilo que é consistente nos dados, ou seja, a parte determinística do sinal, que contém a informação sobre a dinâmica do processo a ser identificado, é preservada pelo processo de média (Aguirre, 2004).

O método de identificação paramétrica no domínio da frequência envolve a seleção de parâmetros de um modelo no domínio  $s$  (domínio de *Laplace*), com atraso  $T_d$ , como mostrado em (Arkov *et al.*, 2000):

$$H(s) = \frac{b_0 + b_1s + \dots + b_ms^m}{a_0 + a_1s + \dots + a_ns^n} e^{-sT_d}, \quad (2.9)$$

em que  $m$  é o número de zeros e  $n$  o número de pólos. As incertezas relativas aos pólos e zeros são geralmente muito pequenas e o atraso de puro tempo pode ser incluído como um parâmetro livre para estimação, que é uma característica mais atrativa com relação à abordagem no domínio da frequência.

O estimador encontrado para este tipo de método é assintoticamente não tendencioso, eficiente e robusto a diversos distúrbios no domínio do tempo. Entretanto pode apresentar significantes diferenças quando comparado ao modelo termodinâmico linearizado derivado da física da turbina. As variâncias dos ruídos de entrada e saída do sistema são requeridas como informação prévia, mas podem ser estimadas à medida que se fizerem as medições, se forem calculadas médias dos coeficientes de Fourier (Evans *et al.*, 1992).

A abordagem de estimação de modelos variantes no tempo usando método dos mínimos quadrados estendido com aproximação ótima investiga a dinâmica térmica lenta da turbina e seu comportamento frente a grandes transientes. Para a identificação do modelo da turbina são utilizados modelos caixa-preta aplicados a testes de grandes perturbações. Até agora, as técnicas de identificação apresentadas concentraram-se em capturar o comportamento dinâmico da turbina usando o modelo de pequenos sinais. Com esta técnica é possível identificar evidências da lenta dinâmica térmica da turbina e reduzir o tempo de duração dos ensaios na mesma (Arkov *et al.*, 2000).

A identificação multiobjetiva (MOGP) permite a avaliação de múltiplos critérios independentes no procedimento de identificação. O modelo MOGP fundamenta-se na representação do modelo NARMAX, que é definido como uma função não-linear e auto-regressiva dos termos da entrada, da saída e dos sinais de ruído, como descrito em (Leontaritis & Billings, 1985; Evans *et al.*, 2001):

$$y(\mathbf{k}) = F[y(\mathbf{k}-1), \dots, y(\mathbf{k}-n_a), u(\mathbf{k}-1), \dots, u(\mathbf{k}-n_b), e(\mathbf{k}-1), \dots, e(\mathbf{k}-n_c)] + e(\mathbf{k}), \quad (2.10)$$

em que,  $y(k)$ ,  $u(k)$  e  $e(k)$  representam a saída, a entrada e os sinais de ruído no instante  $t_k$ , respectivamente,  $n_a$ ,  $n_b$  e  $n_c$  são o número máximo de regressores, e  $F(.)$  alguma função não-linear. O modelo MOGP consiste em estruturas individuais de árvores que prontamente representam estruturas alternativas da aplicação da abordagem NARMAX. Devido a isso, este método suporta a identificação de modelos não-lineares de baixa ordem para uma região de operação não-local específica. Por permitir uma interação com o projetista ao longo do processo, é possível se reduzir seletivamente o espaço de busca, enquanto se busca um conjunto de objetivos. Isso foca a busca genética na região de modelos aceitáveis. Os modelos identificados são validados em relação a diferentes

conjuntos de dados para a aceitação dos mesmos.

Além destes métodos de identificação, pode-se citar a modelagem no domínio do tempo (Billings *et al*, 2002), representação em espaço de estados (Ariffin & Munro, 1997), identificação por redes neurais (Aguirre *et al.*,1998), modelagem pela física do processo (Tomsovic, 2001), entre outros.

### **3 – TEORIA DE IDENTIFICAÇÃO**

Na interação entre um indivíduo e um determinado sistema é necessário conhecer as variáveis do sistema, e também, como estas se relacionam, ou seja, obter um modelo para representar o sistema proposto (Ljung, 1987). Desde a antigüidade, o homem tem procurado modelos para descrever sistemas reais, e assim, resolver problemas relacionados a eles. Existem vários tipos de modelos: os físicos, os mentais, os gráficos e os matemáticos. A escolha do tipo de modelo para representar o sistema dependerá de suas características estáticas e/ou dinâmicas, bem como do propósito para qual o modelo está sendo determinado.

Com a crescente disponibilidade de computadores, o uso de modelos matemáticos aumentou em praticamente todas as áreas do conhecimento humano, por permitirem aplicações mais avançadas. Entretanto, apesar do desenvolvimento dos computadores e de novas técnicas de modelagem, ainda hoje, representar um sistema real usando-se um análogo matemático continua sendo um desafio.

Modelagem matemática pode ser definida como a área do conhecimento que estuda maneiras de construir e implementar modelos matemáticos de sistemas reais (Aguirre, 2004). Os modelos matemáticos auxiliam no entendimento do comportamento de um sistema, podendo-se fazer predição do que ocorrerá com o sistema quando excitado por entradas diferentes e, também, identificar e corrigir aspectos não desejáveis no mesmo. Portanto, o modelo matemático deve representar da melhor maneira possível o comportamento, ou aspectos, do sistema em estudo.

A modelagem pela descrição física do processo é uma abordagem analítica realizada a partir do conhecimento das leis empíricas e teóricas que regem o comportamento dinâmico do processo, sendo conhecida como modelagem caixa branca ou natureza do processo ou ainda modelagem conceitual. O segundo grupo é conhecido por identificação de sistemas ou modelagem caixa-preta e consiste em uma abordagem experimental, em que um modelo de entrada-saída do sistema é obtido a partir de dados (Ljung, 1987). Os modelos gerados a partir da identificação de sistemas podem auxiliar a inferir propriedades dinâmicas e estáticas do sistema original. O fator que mais diferencia estes dois grupos é a quantidade de conhecimento prévio sobre o processo real necessário à obtenção do modelo. Os



modelos de identificação não exigem qualquer conhecimento prévio do processo, enquanto a modelagem pela física do processo necessita de um conhecimento detalhado do mesmo. Então, quando o sistema a ser modelado é grande e complexo, torna-se inviável a utilização da modelagem caixa-branca, devido ao conhecimento e tempo despendidos para modelar o sistema, nestes casos a identificação de sistemas é a alternativa utilizada por se tratar de uma modelagem empírica.

Ultimamente, têm-se utilizado essas duas técnicas em conjunto, sendo este tipo de procedimento chamado de método de identificação caixa-cinza. Este método é particularmente interessante por utilizar informação *a priori* para auxiliar na determinação da estrutura e/ou estimação de parâmetros, proporcionando assim uma melhor qualidade nos modelos obtidos e, principalmente, modelos fisicamente mais significativos (Aguirre, *et al.*, 1998). O método utilizado dependerá de fatores, como: informação disponível sobre o processo a ser modelado, tempo útil para se desenvolver o modelo, ferramentas disponíveis para o mesmo e grau de aproximação desejado do modelo.

A identificação de sistemas surgiu na segunda metade da década de 70, quando a comunidade de controle demonstrou um interesse no desenvolvimento de técnicas alternativas de modelagem baseadas na estimação de modelos de sistemas dinâmicos a partir de dados de entrada e saída, a qual chamou de “Identificação de Sistemas”. Esta nova técnica foi adaptada para utilização na análise, predição e controle de sistemas reais (Söderström, 1989). Já, no início da década de 80, surgiu o interesse pela identificação de modelos não-lineares, visto que até o momento os algoritmos de identificação e controle eram tratados com um enfoque linear (Box e Jenkins, 1976), devido a restrições teóricas e computacionais da época. Isso era feito porque os modelos não-lineares possuem um equacionamento mais complexo e com um maior número de interações entre as variáveis, pois reproduzem toda uma gama de comportamentos dinâmicos apresentados pelos sistemas reais, tais como ciclos limite, bifurcações, comportamento quase-periódicos e caos (Aguirre, 1995; Aguirre, 1994). Assim, os modelos exigem um processamento mais robusto. Neste contexto, o avanço computacional e as novas técnicas de modelagem foram fatores primordiais para a utilização de representações não-lineares, para caracterizar sistemas e fenômenos reais, em substituição dos seus correspondentes lineares.

As etapas associadas à identificação de modelos são (Ljung, 1987 e Aguirre, 2004):

- obtenção de dados de experimentação do sistema que se deseja modelar;
- aplicação de testes aos dados obtidos para verificação de não-linearidades;
- escolha da representação matemática a ser usada;
- determinação da estrutura do modelo;
- estimação dos parâmetros do modelo;
- validação do modelo obtido.

Esse procedimento pode ser utilizado tanto na identificação de sistemas lineares quanto na de sistemas não-lineares, sendo que as principais diferenças se devem à maneira com que cada etapa é implementada.

### **3.1 – OBTENÇÃO DOS DADOS A PARTIR DA EXPERIMENTAÇÃO DO SISTEMA**

Nesta etapa são coletados dados de entrada e saída do sistema, que serão utilizados na detecção de não-linearidades, na estimação de parâmetros e no ajuste do modelo. A obtenção destes dados, é provavelmente a etapa mais importante na identificação de sistemas, pois todos os resultados subsequentes a esta etapa dependem da qualidade e da quantidade de informação contidas nos dados coletados. Os principais problemas relacionados à experimentação do sistema são: a escolha dos sinais de excitação, a execução do teste e a escolha do período de amostragem (Aguirre, 2004).

Os dados do sistema devem ser obtidos, preferencialmente, pela aplicação de entradas externas a fim de melhor excitar a sua dinâmica (Billings and Voon, 1983). Devido a isso, o sinal de entrada deve apresentar um espectro suficientemente amplo de frequências e um perfil de amplitudes adequado de forma a refletir o comportamento do sistema em todas as faixas de operação de interesse. Em específico, para sistemas não-lineares, o sinal de entrada deve excitar os efeitos não-lineares, fazendo com que estes estejam presentes nos dados.

As entradas mais utilizadas na identificação de sistema são: sinais binários pseudo-

aleatórios (*PRBS – Pseudo Random Binary Signal*) e ruído branco, pois apresentam um espectro de frequências de faixa ampla.

Para sistemas com realimentação, é altamente aconselhável o uso de uma perturbação aplicada externamente. Sem este sinal, a dinâmica estimada pode apresentar pouca similaridade com a dinâmica do ramo direto da planta (Söderström and Stoica, 1989).

Outra preocupação na experimentação do sistema é a escolha do período de amostragem utilizado, na medida em que tempos de amostragem diferentes proporcionam modelos diferentes. Alguns problemas característicos são:

- obtenção de dados superamostrados, com medições altamente correlacionadas, que podem levar a um mal condicionamento numérico e falta de recursos computacionais na gravação e processamento dos dados;
- obtenção de dados sub-amostrados que podem levar a uma perda de informação dinâmica entre as amostras e redução da complexidade do modelo estimado;
- inclusão de parâmetros estimados com baixa precisão, dependendo do espaçamento das amostras.

Para evitar tais problemas, é aconselhável realizar um teste de sensibilidade no modelo, variando cada parâmetro e examinando seu efeito na saída, verificando-se assim a sua importância (Godfrey, 1986).

Uma maneira de se obter o período de amostragem do sistema é através do teorema da amostragem de *Shannon*. Este teorema diz que o período de amostragem adequado para um sistema seria com uma frequência no mínimo duas vezes maior que a maior frequência do sistema (chamada frequência de *Nyquist*), como apresentado em:

$$f_N = 2/T_S , \quad (3.1)$$

em que,  $f_N$  é a frequência de *Nyquist* e  $T_S$  é o período de amostragem do sistema. Na prática, usa-se uma frequência de 5 a 10 vezes maior que a frequência do sistema.

Para os casos em que a frequência do sistema não é conhecida *a priori*, ou quando se deseja verificar se um sinal amostrado foi obtido com um período de amostragem satisfatório, utiliza-se um método de seleção de período cujo conceito básico é assumir que se os dados tiverem sido amostrados a uma taxa superior do que a necessária haverá redundância entre amostras vizinhas. Para quantificar essa redundância são utilizadas funções de auto-correlação  $\Phi_y(\tau)$  e correlação não-linear  $\Phi_{y^2}(\tau)$  representadas por:

$$\Phi_y(\tau) = E\{[y(k) - E(y(k))][y(k - \tau) - E(y(k))]\}, \quad (3.2)$$

$$\Phi_{y^2}(\tau) = E\{[y^2(k) - E(y^2(k))][y^2(k - \tau) - E(y^2(k))]\}, \quad (3.3)$$

em que,  $y(k)$  é o sinal de saída e  $E\{\cdot\}$  indica a esperança matemática.

A partir do cálculo dessas funções, determinam-se os atrasos,  $\tau$ , que correspondem aos primeiros mínimos locais das funções. Em seguida, define-se  $\tau_m$  como o menor entre os primeiros mínimos calculados. Por fim, escolhe-se o período de amostragem de forma a satisfazer o seguinte intervalo (Aguirre *et al.*, 1998):

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

### 3.2 – DETECÇÃO DE NÃO-LINEARIDADES

Na etapa de detecção de não-linearidades deve ser observado se aproximações lineares são suficientes para representar o sistema ou se será necessário a utilização de modelos não-lineares devido a certos regimes dinâmicos do sistema estudado. *A priori* todos os sistemas reais são não-lineares. No entanto, pode-se utilizar, satisfatoriamente, modelos linearizados em torno de um ponto de operação para alguns sistemas. Dessa forma, para verificar se as características não-lineares do sistema requerem modelagem, aplicam-se testes de detecção de não-linearidades aos dados obtidos na experimentação. Estes testes devem ser independentes da estrutura não-linear e da ordem da dinâmica da parte linear do processo (métodos não-paramétricos). Os métodos mais utilizados na detecção de não-linearidades são : teste no domínio do tempo; método da correlação cruzada não-linear e método da

auto-correlação de ordem elevada.

O método de correlação cruzada não-linear utiliza a função de correlação não-linear, representada pela Equação ( 3.3 ), para quantificar o nível de interações não-lineares que estejam nos dados de identificação. Se o resultado da função de correlação não estiver dentro do intervalo de confiança de 95% ( $\pm 1,96 / \sqrt{N}$ , em que  $N$  é comprimento da amostra de dados), significa que o sistema que gerou os dados deve ser representado por um modelo não-linear, pois as interações não-lineares nos dados são consideráveis.

Existem outros métodos, tais como o método da saída média e o método de regime permanente, que são utilizados especificamente para detectarem características não-lineares do processo em regime permanente (Haber and Unbehauen, 1990).

Para sistemas que apresentam termos constantes, além dos termos lineares e não-lineares, deve-se utilizar dados normalizados nos métodos de correlação, e não diretamente os dados medidos, para evitar que o efeito do termo constante encubra os verdadeiros resultados dos testes de não-linearidade (Haber e Unbehauen, 1990).

### 3.2.1 – Não-linearidades de válvulas solenóides

Uma das não-linearidades encontrada no sistema em estudo provém das válvulas solenóides, sendo as mais significativas: zona morta e emperramento. A zona morta representa a faixa em que a válvula não responde às excitações aplicadas. Enquanto, o emperramento ocorre quando o módulo da força de excitação da válvula é menor ou igual ao módulo do somatório das demais forças que atuam sobre ela, conforme descrevem a Figura 3.1 e as equações a seguir:

$$\text{Abertura} \Rightarrow F_{\text{atuador}} \leq F_{\text{atrito}} + F_{\text{elástica}} - F_{\text{pressão}} \quad (3.5)$$

$$\text{Fechamento} \Rightarrow F_{\text{atuador}} \leq F_{\text{atrito}} + F_{\text{pressão}} - F_{\text{elástica}} \quad (3.6)$$

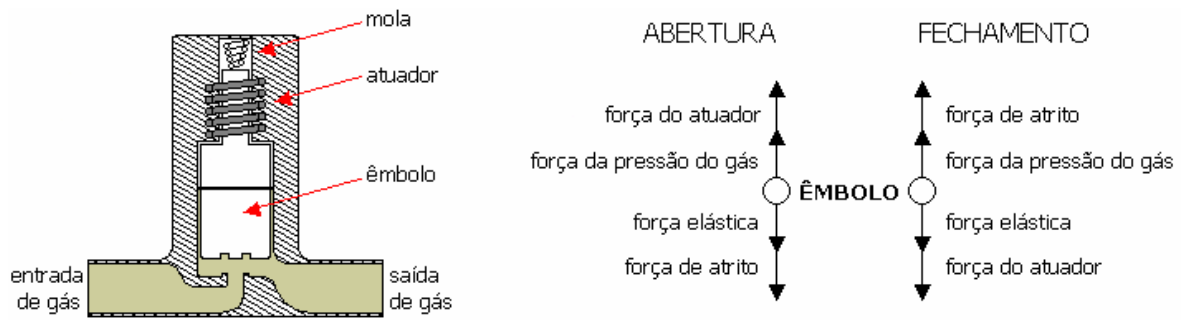


Figura 3.1 – Diagrama de forças da válvula solenóide

Após o emperramento a válvula se move de maneira brusca para uma nova posição, movendo-se suavemente a partir desse ponto. O modelo para descrever o emperramento relaciona a saída do controlador com a posição da válvula, como ilustrado na Figura 3.2 (Schoene e Qin, 2004).

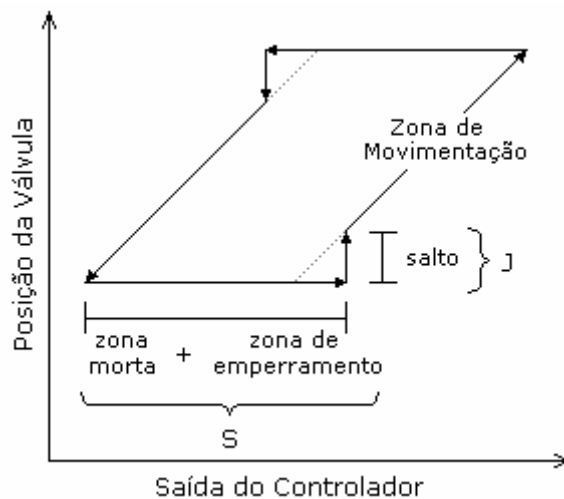


Figura 3.2 – Modelo do emperramento (Schoene e Qin, 2004)

O modelo é composto pelos parâmetros:  $J$  e  $S$ , em que,  $J$  representa o salto e  $S$  representa a zona de emperramento mais a zona morta. Estes parâmetros, também, estão relacionados às forças estáticas e dinâmicas da válvula.

A implementação desse modelo pode ser observada pelo fluxograma ilustrado na Figura 3.3. Nesse fluxograma a variável  $u(t)$  representa a saída do controlador,  $y(t)$  a posição da válvula,  $stp$  representa a variável binária que indica se a válvula está em movimento ou parada e  $d$  representa a direção da força de atrito, que pode ter o valor  $\pm 1$ . O valor inicial de  $stp$  é 1, o valor inicial de  $d$  é determinado por  $\Delta u(t)$  e  $\Delta u(t-1)$  e o valor inicial de  $u_s$  é a diferença entre  $S$  e  $J$ , dividida por dois.

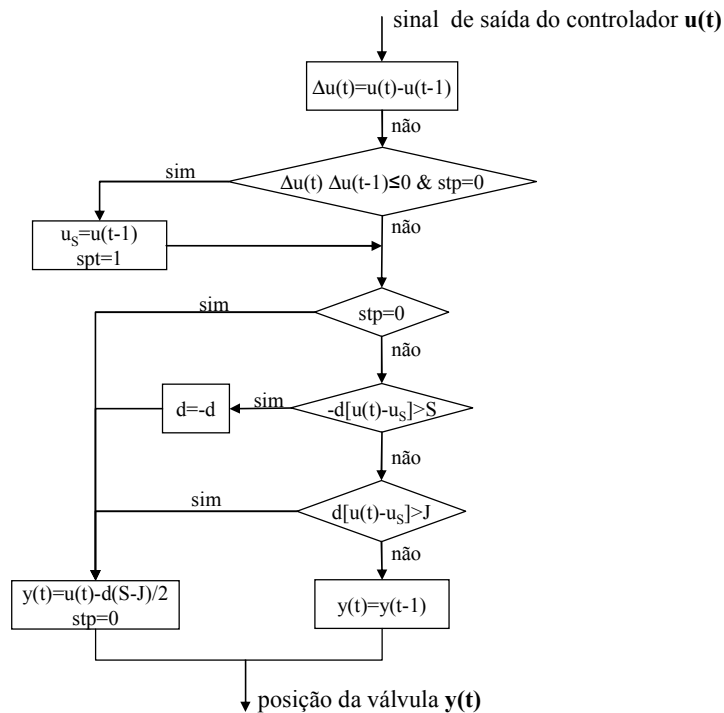


Figura 3.3 – Algoritmo do modelo (Schoene e Qin, 2004)

### 3.3 – ESCOLHA DA REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO

Na modelagem uma prerrogativa importante é a escolha da estrutura, ou seja, o modelo entrada/saída que deverá representar o comportamento do sistema dinâmico desejado. Para isso, a primeira questão será definir se a representação utilizada será linear ou não-linear.

Algumas representações existentes para modelos lineares são: função de transferência, modelos em espaço de estados e modelos auto-regressivos (*AR*, *ARX* e *ARMAX*). Para modelos não-lineares pode-se citar: séries *Volterra* (Billings, 1980); modelos de *Hammertstein* e de *Wiener* (Aguirre, 2004); redes neurais; funções de base radial (Casdagli, 1989); funções polinomiais e racionais (Haber e Unbenhauen, 1990), entre outras. As representações utilizando polinômios não-lineares são adequadas para a modelagem e quantificação de diversos fenômenos complexos, desde que a estrutura do modelo seja apropriada (Aguirre, 1994).

#### 3.3.1 – Modelos ARX e ARMAX

Os modelos ARX e ARMAX são modelos discretos e auto-regressivos. O modelo ARX (*autoregressive with exogenous input*) é um modelo auto-regressivo com entradas externas,

enquanto o ARMAX (*autoregressive moving average with exogenous input*) é um modelo auto-regressivo com média móvel e entradas externas. A principal característica do modelo ARX é utilizar a entrada do sistema para modelar a saída do mesmo. Já, o modelo ARMAX utiliza a média móvel do erro para prever o estado futuro.

O modelo ARX pode ser representado como a equação linear de diferenças, descrita por:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_{n_a} y(k-n_a) = b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_b} u(k-n_b) + e(k), \quad (3.7)$$

em que,  $u(\cdot)$  é a variável de entrada,  $y(\cdot)$  é a variável de saída e  $e(k)$  é o ruído. Como o ruído aparece diretamente na equação de diferenças, o modelo ARX pertence à classe de modelos de erro na equação. Para este caso, os parâmetros são representados por (Ljung, 1987):

$$\theta = [a_1 \ a_2 \dots a_{n_a} \ b_1 \dots b_{n_b}]^T. \quad (3.8)$$

A Equação 3.6 pode ser reescrita como:

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + e(k), \quad (3.9)$$

em que  $A(q)$  e  $B(q)$  são polinômios,

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \quad (3.10)$$

$$B(q) = 1 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b},$$

sendo o operador atraso  $q^{-1}$  dado por:

$$q^{-1}u(k) = u(k-1) \quad (3.11)$$

Na Equação ( 3.9 ), identificam-se as componentes do modelo ARX, em que a parte auto-regressiva do modelo (AR) é  $A(q)y(k)$  e a entrada externa (X) é  $B(q)u(k)$  (Ljung, 1987).



$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{1}{A(q)} e(k), \quad (3.12)$$

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)}, \quad H(q, \theta) = \frac{1}{A(q)}. \quad (3.13)$$

Com a Equação ( 3.12 ) se consegue evidenciar as funções de transferência do sistema e do ruído. No modelo ARX, o ruído adicionado à saída,  $e(k)$ , é modelado como um ruído branco filtrado por um filtro auto-regressivo com pólos idênticos aos do processo, que são as raízes do polinômio  $A(q)$ .

O modelo ARMAX pode ser representado por:

$$\begin{aligned} & y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_{n_a} y(k-n_a) \\ & = b_1 u(k-1) + \dots + b_{n_b} u(k-n_b) + e(k) + c_1 e(k-1) + \dots + c_{n_c} e(k-n_c). \end{aligned} \quad (3.14)$$

Os parâmetros são representados por:

$$\theta = [a_1 \ a_2 \dots a_{n_a} \ b_1 \dots b_{n_b} \ c_1 \dots c_{n_c}]^T. \quad (3.15)$$

Assim, como no modelo ARX, no modelo ARMAX o ruído também, aparece diretamente na equação, pertencendo, então, à classe de modelos de erro na equação.

A Equação ( 3.14 ) pode ser reescrita como:

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

em que,  $A(q)$ ,  $B(q)$  e  $C(q)$  são polinômios representados como na Equação ( 3.10 ). Na Equação ( 3.16 ), identifica-se a componente de média móvel do modelo (MA) que é  $C(q)e(k)$  (Ljung, 1987).

A Equação ( 3.16 ) pode ser representada alternativamente como:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{A(q)}e(k), \quad (3.17)$$

$$G(q, \theta) = \frac{B(q)}{A(q)}, \quad H(q, \theta) = \frac{C(q)}{A(q)}. \quad (3.18)$$

No modelo ARMAX,  $e(k)$  é modelado como um ruído branco filtrado pelo filtro ARMA,  $C(q)/A(q)$  (Aguirre, 2004).

### 3.3.2 – Modelos NARX E NARMAX

Os modelos NARX (*nonlinear autoregressive model with exogenous variables*) são modelos discretos no tempo com a aplicação de estruturas não-lineares autoregressivas com entrada exógena. Nestes modelos o valor da saída é função dos valores prévios dos sinais de saída e de entrada, como pode ser observada em:

$$y(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-T_d), \dots, u(k-n_b)] \quad (3.19)$$

em que  $k=1, \dots, N$ .  $F$  é uma função não-linear.  $y(t)$  é saída e  $u(t)$  é entrada, cujas ordens são representadas por  $n_a$  e  $n_b$ , respectivamente.  $T_d$  representa o retardo ou o tempo morto do sistema.

A forma da função  $F$  normalmente não é conhecida *a priori*, sendo utilizadas aproximações para representar esta função. Os modelos polinomiais e racionais são os mais utilizados para essa finalidade (Chen e Billings, 1989).

Outro modelo não-linear muito utilizado, é o NARMAX (*nonlinear autoregressive moving average model with exogenous variables*). A estrutura do modelo NARMAX com período de amostragem normalizado é representada por:

$$y(k) = F(y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-d), \dots, u(k-T_d - n_b + 1), e(k-1), e(k-2), \dots, e(k-n_c)) + e(k) \quad (3.20)$$

Comparando-se as Equações ( 3.19 ) e ( 3.20 ), observa-se que o modelo NARMAX difere

do modelo NARX por incluir termos de média móvel. Dessa forma, pode-se verificar que a parte determinística do modelo polinomial NARMAX, corresponde ao modelo polinomial NARX.

Um modelo polinomial não linear de grau  $l$  pode ser representado por (Chen e Billings, 1989):

$$y(k) = \theta_0 + \sum_{i_1=1}^n \theta_{i_1} x_{i_1}(k) + \sum_{i_1=1}^n \sum_{i_2=1}^n \theta_{i_1 i_2} x_{i_1}(k) \cdot x_{i_2}(k) + \dots + \sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_n=i_1-1}^n \theta_{i_1 \dots i_n} x_{i_1}(k) \dots x_{i_n}(k) + e(k) \quad (3.21)$$

em que,  $x_1(k) = y(k-1), x_2(k) = y(k-2), \dots, x_{n_a+1}(k) = u(k-d), \dots,$

$$x_{n_a+n_b+1}(k) = e(k-1), \dots, x_n(k) = e(k-n_e), \quad n = n_a + n_b + n_e$$

Os  $\theta$ 's são os parâmetros a serem estimados de forma que a estrutura escolhida para o modelo se ajuste aos dados de estimação e represente a dinâmica do modelo.

### 3.3.3 – Redes neurais

As redes neurais são formadas por camadas de neurônios interconectados, em que os neurônios são as unidades de processamento das mesmas. Na década de 1940, *McCulloch* e *Pitts* propuseram um modelo de neurônio artificial que era uma estrutura lógico-matemática que procurava simular a forma, o comportamento e as funções de um neurônio biológico. Assim sendo, os dendritos foram substituídos por entradas, cujas ligações com o corpo celular artificial são realizadas através de elementos chamados de peso, que representam a influência de cada entrada e simulam as sinapses. Os estímulos captados pelas entradas são processados pela função de soma, responsável pelo somatório do produto entre os pesos sinápticos e as entradas do neurônio. E por último, o limiar de disparo do neurônio biológico é representado pela função de ativação, que fornece o valor da saída de um neurônio (McCulloch e Pitts, 1943). O modelo do neurônio artificial é ilustrado pela Figura 3.4.

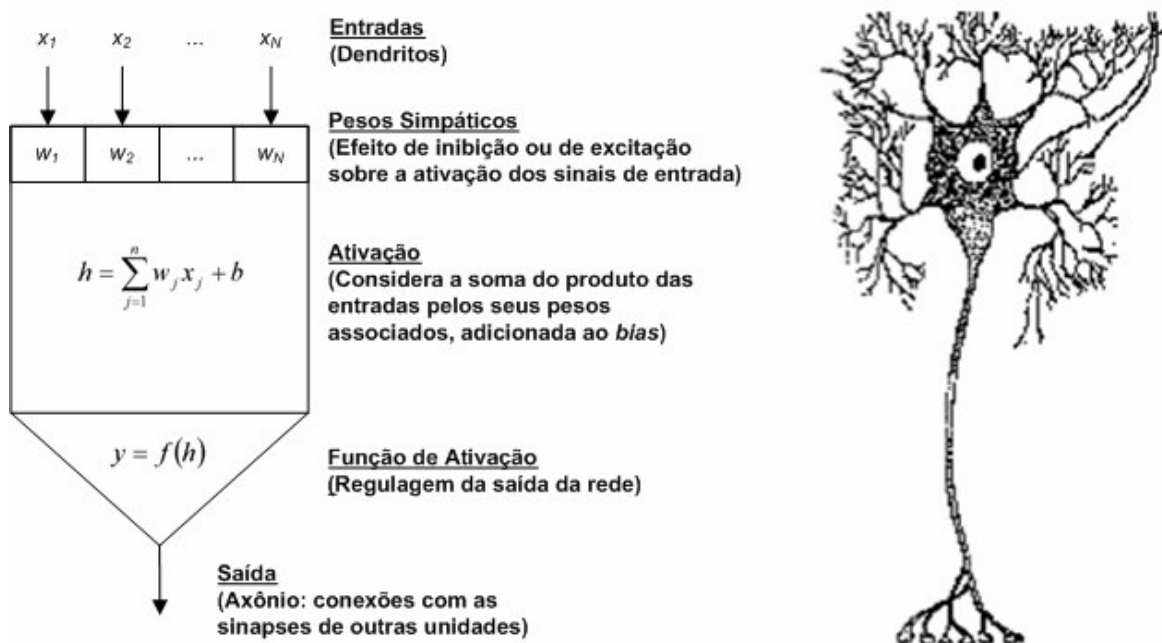


Figura 3.4 – Neurônio Artificial

A saída de um único neurônio artificial é então representada por:

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b\right), \quad (3.22)$$

em que,  $b$  representa um termo de polarização (*bias*),  $w_j$  são os pesos das entradas,  $x$  são as entradas e  $f$  é a função de ativação.

Geralmente, as redes neurais são multicamadas, ou seja, a saída de um neurônio é conectada à entrada de um outro neurônio, conforme ilustra a Figura 3.5.

A expressão matemática para representar tais redes é dada por:

$$\hat{y}_i(t) = g_i[x, \theta] = F_i \left[ \sum_{j=1}^{n_h} W_{i,j} f_j \left( \sum_{l=1}^{n_x} w_{j,l} x_l + w_{j,0} \right) + W_{i,0} \right], \quad (3.23)$$

em que,  $\theta$  especifica o vetor parâmetros, que contém todos os parâmetros ajustáveis da rede; ou seja, os pesos  $\{w_{j,l}$  e  $W_{i,j}\}$  e os termos de polarização dos neurônios  $\{w_{j,0}$  e  $W_{i,0}\}$ . As funções de ativação das camadas ocultas e da camada de saída são representadas por  $f_i$  e  $F_i$ , respectivamente. As funções de ativação podem ser lineares ou não-lineares.

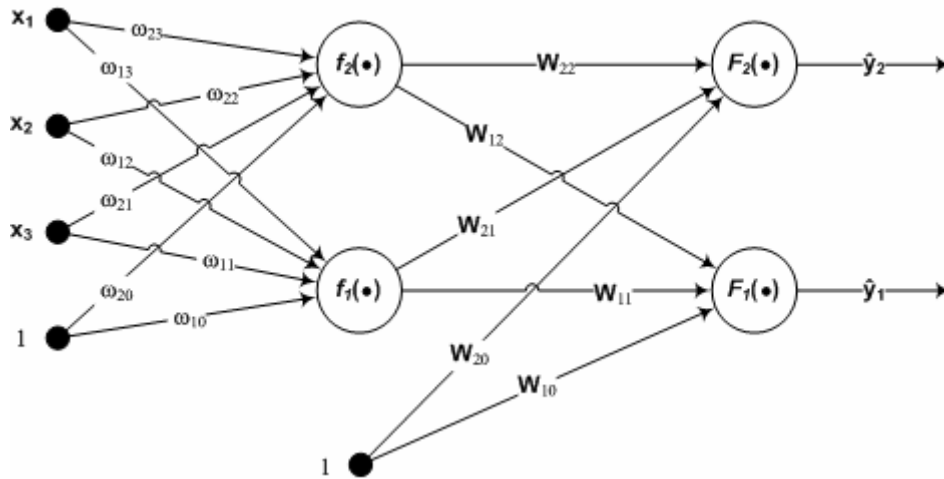


Figura 3.5 – Rede Neural multi-camadas

Na identificação de modelos usando redes neurais, a aprendizagem é feita baseada em dados, em que as entradas e as saídas do processo,  $\{x, y\}$ , durante um certo intervalo de tempo, são usadas para treinar a rede, como ilustrado na Figura 3.6. A estrutura matemática utilizada para o modelo da rede é geralmente NARX ou NARMAX.

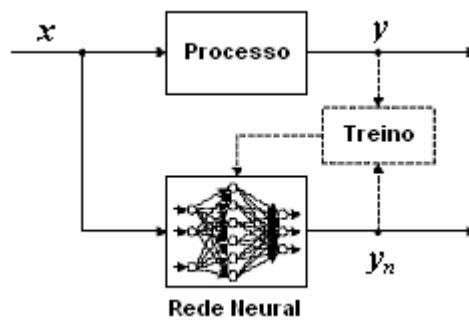


Figura 3.6 – Identificação utilizando redes neurais

Para estimação de redes lineares multicamadas são utilizados algoritmos de estimação não-linear, como: método do gradiente, método de *Newton*, método de *Levenberg-Marquardt*, método recursivo de *Gauss-Newton*, entre outros. O método recursivo de *Gauss-Newton* será discutido na seção 3.5. Esses métodos usam da minimização de uma função  $F\{\cdot\}$ , que geralmente é uma norma do erro  $y - y_n$ , com adaptação dos parâmetros da rede,  $w$ , dada por:

$$NN : \min_w \sum_{k=1}^N |y(k) - y_n(k)|^2; \quad y_n(k) = N(w, \dots) \quad (3.24)$$

Outra fator importante na escolha das representações não-lineares utilizando-se redes neurais é a determinação da topologia da rede, isto é, precisa-se definir o número de nós, o número de camadas, o tipo de função de ativação, quais e quantos regressores serão usados, quais conexões são necessárias, e quais variáveis de entrada usar. Existem alguns métodos para se achar a arquitetura ótima para a rede, como o OBS (*Optimal Brain Surgeon*) e OBD (*Optimal Brain Damage*). Estes métodos se aplicam após a rede já ter sido treinada.

### 3.4 – DETERMINAÇÃO DA ESTRUTURA

A escolha da estrutura é uma tarefa difícil e importante no processo de identificação, devido ao fato de que as características dinâmicas e estáticas do sistema estão intimamente ligadas a sua estrutura. Ou seja, um modelo cuja estrutura é deficiente, certamente não irá reproduzir bem o comportamento do sistema original.

Neste processo de detecção da estrutura, todo conhecimento *a priori* do sistema pode auxiliar na escolha. Nesta etapa, o principal é a seleção dos termos a serem incluídos, ou seja, a determinação da ordem do modelo que melhor descreva aspectos dinâmicos do sistema, e se possível aspectos estáticos, tais como a saturação.

Este tipo de procedimento é mais complexo para modelos não-lineares do que para os modelos lineares por alguns motivos como:

- o número de estruturas cresce linearmente com a ordem do sistema linear e cresce a uma taxa muito superior para representações não-lineares,
- modelos lineares sobre-parametrizados induzirão a cancelamentos de pólos e zeros nas funções de transferência, enquanto que seus correspondentes não-lineares poderão apresentar regimes dinâmicos espúrios (Aguirre e Billings, 1995a)
- a utilização de uma estrutura não compatível com os tipos de não-linearidades afetam significativamente o procedimento de identificação e a qualidade do modelo gerado (Çinar, 1995).

Para condicionar uma seleção de estruturas adequada, diversos métodos foram desenvolvidos, tais como taxa de redução de erro (ERR) (Chen *et al.*, 1989; Korenberg *et al.*, 1988) que se apresenta como uma técnica muito útil e eficaz na detecção de estruturas para modelos não-lineares. O ERR de cada termo é um número que indica a melhoria obtida na explicação da variância dos dados, com a inclusão daquele termo no modelo. Este método necessita ainda de critérios de informação para determinar o ponto de corte dos termos, para esta estimativa alguns dos modelos complementares utilizados são: o critério de informação de *Akaike* (Akaike, 1974), o critério de informação de *Bayes* (BIC) (Kashyap, 1977), LILC (Khinchin's law of iterated logarithm criterion) (Hannan and Quinn, 1979) e técnica da predição final do erro (FPE) (Akaike, 1970).

Outro método utilizado é a validação cruzada (Sorenson, 1970), que de acordo com algumas condições, seleciona uma estrutura ótima com relação ao critério de validação cruzada estabelecido. Uma característica importante deste método é sua aparência intuitiva, que permite assim adaptá-lo para aplicações específicas escolhendo-se apropriadamente o parâmetro deste critério.

Também são utilizados os algoritmos genéticos (Fonseca *et al.*, 1993), em que cada modelo possível é codificado como um indivíduo de uma cadeia de genes, e cada gene indica um termo constituinte do modelo. Então, utilizando-se técnicas de computação evolutiva é selecionado o indivíduo mais apto; ou seja, o melhor modelo para o sistema em questão.

Além destes existem outros métodos, como: o método de agrupamento de termos (Aguirre, 1994; Aguirre and Billings, 1995a), métodos de poda (Reed, 1993), método ortogonal de procura rápida (Bagarinao e Sato, 2002), entre outros. O desenvolvimento de métodos de seleção de estruturas têm sido alvo de interesse crescente na área de identificação.

#### **3.4.1 – Método utilizando Matriz de Observabilidade Estendida**

O objetivo deste método é determinar a ordem do modelo avaliando a influência dos autovalores da matriz de singularidade,  $S$ , obtida pela aplicação da decomposição do valor singular (SVD) à matriz de observabilidade estendida do modelo estimado (Lyung, 2004).

Supondo que  $G = O_r$  é a matriz de observabilidade e  $\tilde{O}_r = O_r T$  é a matriz de observabilidade estendida. Fazendo-se uma transformação da matriz de observabilidade estendida no espaço de estados, esta pode ser escrita como  $G = O_r \tilde{T}$ . Aplicando-se decomposição do valor singular à matriz G, encontra-se:

$$G = USV^T = U \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma_{r^*} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} V^T, \quad (3.25)$$

em que a ordem do modelo será determinada pelo número de valores singulares significativos, ou seja,  $\sigma_{r^*} > \sigma_{min}$ .

Outra forma de se escrever a matriz G é:

$$G = \frac{1}{N} Y \Pi_{U^T}^\perp \Phi^T, \quad (3.26)$$

em que,

$$\begin{aligned} Y &= [y_r(1) \quad y_r(2) \quad \dots \quad y_r(N)] \\ U &= [u_r(1) \quad u_r(2) \quad \dots \quad u_r(N)] \\ \Phi &= [\varphi_s(1) \quad \varphi_s(2) \quad \dots \quad \varphi_s(N)]. \end{aligned} \quad (3.27)$$

As formas dos vetores  $y_r$ ,  $u_r$  e  $\varphi_s$  são dadas por:

$$Y_r(k) = \begin{bmatrix} y(k) \\ y(k-1) \\ \vdots \\ y(k+r-1) \end{bmatrix} \quad U_r(k) = \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k+r-1) \end{bmatrix} \quad \varphi_s(k) = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ \vdots \\ y(k-s_1) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-s_2) \end{bmatrix}. \quad (3.28)$$



em que  $r$  é a ordem que excita persistentemente a entrada do modelo e  $s_1$  e  $s_2$  são as ordens dos polinômios de entrada e saída do sistema.

A projeção ortogonal  $\Pi_{U^T}^\perp$  da matriz  $U$  é dada por:

$$\Pi_{U^T}^\perp = I - U^T (U U^T)^{-1} U . \quad (3.29)$$

### 3.4.2 – Método OBS

Como já descrito na seção 3.4.2 o método OBS é utilizado para otimizar a rede neural já treinada. Para isso, o método OBS tem como princípio eliminar o peso da rede neural que produz o decaimento máximo na estimativa do erro de predição final (FPE). Para isso, é investigado como cada um dos pesos da rede afeta a estimativa da FPE.

A estimativa FPE para o erro médio de generalização, referente ao critério não-regularizado, é dada por:

$$\hat{V}_M = \frac{N+p}{N-p} V_N(\hat{\theta}, Z^N), \quad (3.30)$$

em que,  $N$  é o número de amostras e  $p$  é a ordem do modelo. Já para o critério regularizado é dada por:

$$\hat{V}_M = \left( \frac{N+p_1}{N+p_1-2p_2} \right) V_N(\hat{\theta}, Z^N) \simeq \left( 1 + \frac{2p_1}{N} \right) V_N(\hat{\theta}, Z^N), \quad (3.31)$$

em que,  $p_1$  é o número de pesos significativos da rede. Pode-se, também, definir o objetivo do OBS, como a eliminação do peso com a menor saliência de generalização. Para isso, considera-se  $M_j$  a estrutura de um modelo com o  $j$ -ésimo peso removido e utiliza-se a seguinte notação para o caso não-regularizado:

$$\delta V_M^{(j)} \stackrel{\Delta}{=} V_{M_j} - V_M , \quad (3.32)$$

e a Equação ( 3.33 ) para o caso regularizado:

$$\delta V_M^{(j)} \simeq \delta V^{(j)} - \frac{2(p_1 - p_1^{(j)})}{N} V_N(\hat{\theta}, Z^N), \quad (3.33)$$

em que,  $p_1^{(j)}$  é o número de pesos efetivos da rede. As Equações ( 3.32 ) e ( 3.33 ) especificam a mudança no erro de generalização médio, e, são denominadas saliências de generalização para o peso  $j$ .

### 3.5 – ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

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

Geralmente para modelos lineares, o método de estimação mais utilizado é o dos mínimos quadrados, que pode ser solucionado por várias técnicas numéricas bem desenvolvidas, como: a transformação de *Householder* e a decomposição de *Cholesky* (Ljung, 1987 e Chen *et al*,1989). Neste método, a álgebra envolvida é relativamente simples e, o estimador tem boas propriedades de robustez ao ruído presente nos dados.

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

Para que as estimativas sejam sempre não-polarizadas, e, toda a dinâmica dos dados seja refletida no modelo, novos termos devem ser incluídos. Nessa inclusão de mais termos deve-se adicionar a quantidade de termos de ruídos suficientes para evitar a polarização dos parâmetros, evitando-se assim a sobre-parametrização do modelo, que pode gerar o aparecimento de regimes dinâmicos espúrios no mesmo (Aguirre and Billings, 1995b).

Existem situações em que o ruído, ou erro na equação de regressão, não é branco, ou seja o ruído é auto-correlacionado, afetando a própria dinâmica do sistema e o modelo inclui regressores, em consequência os estimadores clássicos são polarizados. Entretanto, existem

alguns métodos de estimação de parâmetros que contornam este problema de polarização, utilizando-se de transformações que resultam em estimadores não-polarizados. Um desses métodos é o das Variáveis Instrumentais (Billings and Voon, 1984), no qual é definida uma nova variável aleatória  $v(k)$  que apresenta correlação com os regressores do modelo e é não-correlacionada com o ruído  $e$ . Outros métodos são: estimador estendido (EMQ) e estimador generalizado de mínimos quadrados (GMQ).

A estimação pode ser classificada, ainda, em: estimação em lote e estimação recursiva. A estimação é dita em lote quando os dados de entrada e saída, de um determinado sistema, são previamente coletados, e em seguida, processados de uma só vez para a obtenção do vetor de parâmetros do modelo. A estimação é dita recursiva quando, a cada período de amostragem, a estimativa dos parâmetros é atualizada, tendo como base apenas os dados coletados naquele instante, como ilustrado na Figura 3.7.

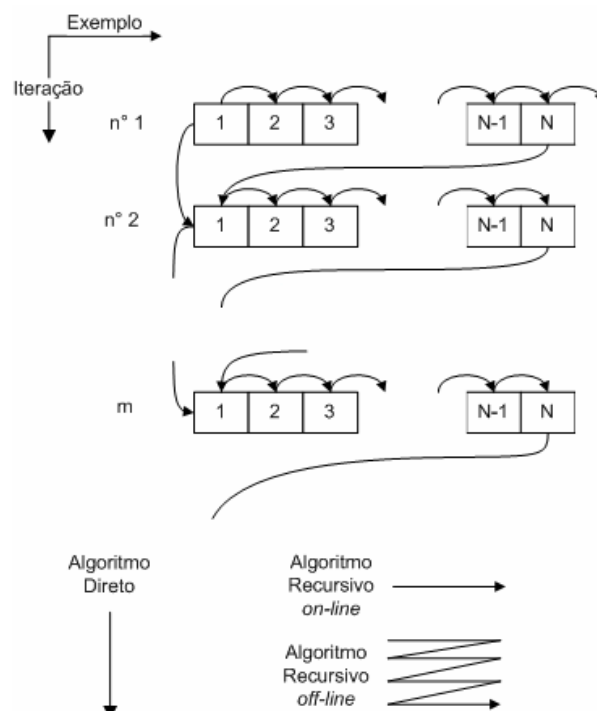


Figura 3.7 – Diagrama de algoritmos recursivos (Noogaard, *et al.*, 2000)

Os algoritmos recursivos de estimação são geralmente utilizados em sistemas variantes no tempo (Pröll and Karim, 1994). Por causa disto a estimação recursiva também é utilizada no projeto de controladores adaptativos. Nestes sistemas os parâmetros precisam ser continuamente estimados para refletirem as mudanças nos dados de entrada e saída. Para

que isso aconteça, estes algoritmos podem fazer uso de um fator de esquecimento, geralmente de decaimento exponencial revertido no tempo, que privilegia os dados mais recentes em detrimento dos mais antigos.

Para modelos não-lineares, a estimação deve ser realizada utilizando-se dados puros, ou seja, com seus valores nominais originais. Pois, a utilização de dados com média nula, ou subtraídos do nominal, como geralmente é feito para modelos lineares, resultará em um modelo sensível à entrada (Billings and Voon, 1983). Isto significa que um modelo estimado para uma certa entrada, não será válido para predição baseada em qualquer outra entrada, com uma estatística diferente da primeira. Além disso, a subtração da média dos dados, pode induzir a um grande número de termos não-lineares no modelo, que aparecem na tentativa de explicar fenômenos relativos às componentes *dc* retirada dos dados (Billings and Fadzil, 1985).

### 3.5.1 – Regressão Linear e Método dos Mínimos Quadrados

Estruturas de modelos de regressão linear são muito úteis para a descrição de modelos lineares e não-lineares básicos. A regressão linear faz uso de um preditor que é linear em  $\theta$ . Então, sabendo-se que um modelo linear pode ser escrito como:

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta + \varepsilon(k), \quad (3.34)$$

e que o modelo de regressão linear é dado por:

$$\hat{y}(k | \theta) = E[y(k) | \theta] = \varphi^T(k)\theta, \quad (3.35)$$

em que,  $\varphi$  é o vetor de regressão dependente dos dados, sendo representado para a estrutura ARX como:

$$\varphi(k) = [-y(k-1) - y(k-2) \dots - y(k-n_a) u(k-1) \dots u(k-n_b)]^T. \quad (3.36)$$

A predição de erro para o critério de regressão linear é definida como:

$$\varepsilon(k, \theta) = y(k) - \hat{y}(k | \theta). \quad (3.37)$$

Considerando-se a Equação ( 3.34 ), a Equação ( 3.37 ) pode ser reescrita como:

$$\varepsilon(k, \theta) = y(k) - \varphi^T(k)\theta. \quad (3.38)$$

Utilizando-se essa medida a função de custo pode ser definida como:

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} [\varepsilon(k, \theta)]^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} [y(k) - \varphi^T(k)\theta]^2. \quad (3.39)$$

Esse é o critério dos mínimos quadrados para regressão linear referente à Equação ( 3.34 ). A característica desse critério, desenvolvido a partir da parametrização linear e do critério quadrático, é ser uma função quadrática em  $\theta$ . Dessa forma, esse critério pode ser minimizado analiticamente, produzindo (Ljung,1987):

$$\hat{\theta}_N^{LS} = \arg \min V_N(\theta, Z^N) = \left[ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varphi(k)\varphi^T(k) \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varphi(k)y(k). \quad (3.40)$$

Esse resultado é chamado estimativa no sentido dos mínimos quadrados (*LSE-Least-squares estimate*).

### 3.5.2 – Método iterativo de Gauss-Newton para regressão não-linear

Os algoritmos iterativos utilizam um par de entrada e saída  $\{u(k), y(k)\}$  de um conjunto de dados de treinamento, que é avaliado em um determinado tempo, e, usado para atualização dos parâmetros,  $\mu(k)$ :

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \mu(k)f(k). \quad (3.41)$$

Para se adequar a variações temporais, os algoritmos recursivos incluem, normalmente, um esquema para descartar informações passadas quando estas não forem mais válidas.

A versão recursiva do método de *Gauss-Newton* é obtida pela derivação baseada na premissa de que novos pares de entrada e saída são incluídos no conjunto de dados. O critério é dado por:

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k, \theta), \quad (3.42)$$

e a atualização de *Gauss-Newton* pode ser representada como:

$$\theta(k) = \theta(k-1) - R^{-1}(k) V'_N(\theta(k-1), Z^N), \quad (3.43)$$

em que,  $V'_N(\theta(k-1), Z^N)$  é o gradiente para o tempo discreto ( $k-1$ ) da Equação (3.42) e  $R^{-1}(k)$  é a inversa da chamada de matriz de *Hessian*. A matriz de *Hessian* representa a derivada segunda de  $V$  com relação a  $\theta$ , ou uma aproximação, como:

$$R(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \psi(k, \theta) \psi^T(k, \theta). \quad (3.44)$$

### 3.6 – VALIDAÇÃO DE MODELOS IDENTIFICADOS

Na etapa de validação, os modelos obtidos passarão por testes que avaliem a capacidade de ajustar os dados de identificação, e, reproduzir o comportamento dinâmico requerido do sistema para a aplicação desejada.

Existem dois tipos básicos de validação:

- validação estatística - avaliação da aleatoriedade dos resíduos do modelo estudado, como uma estimativa do ruído, verificando-se, se ainda, existe dinâmica nestes. Para esta validação são utilizados testes baseados em funções de correlação linear e não-linear e combinações entre elas;
- validação dinâmica - verificação da capacidade do modelo obtido em reproduzir, quantitativamente e qualitativamente, características dinâmicas do. Algumas propriedades dinâmicas que podem ser utilizadas, são: expoentes de *Lyapunov*; seções de *Poincaré*; e diagramas de bifurcação (Aguirre e Billings, 1994a). Outra técnica empregada é o uso de um conjunto de dados diferentes dos dados de estimação, aplicá-lo à entrada do modelo obtido e comparar com os dados de saída reais, avaliando-se visualmente sua capacidade de acompanhar novas entradas.

## 4 – METODOLOGIA

A bancada experimental da microturbina é composta por um turbocompressor, por um sistema de lubrificação e refrigeração, um sistema de alimentação de combustível e, também, um sistema de combustão. Acrescentam-se a estes, sensores de pressão, temperatura e rotação, além de atuadores, representados pelas válvulas de combustível. Essa bancada foi construída de forma a garantir vida útil e prolongada, bem como confiabilidade na operação. A Figura 4.1 ilustra a bancada experimental utilizada.

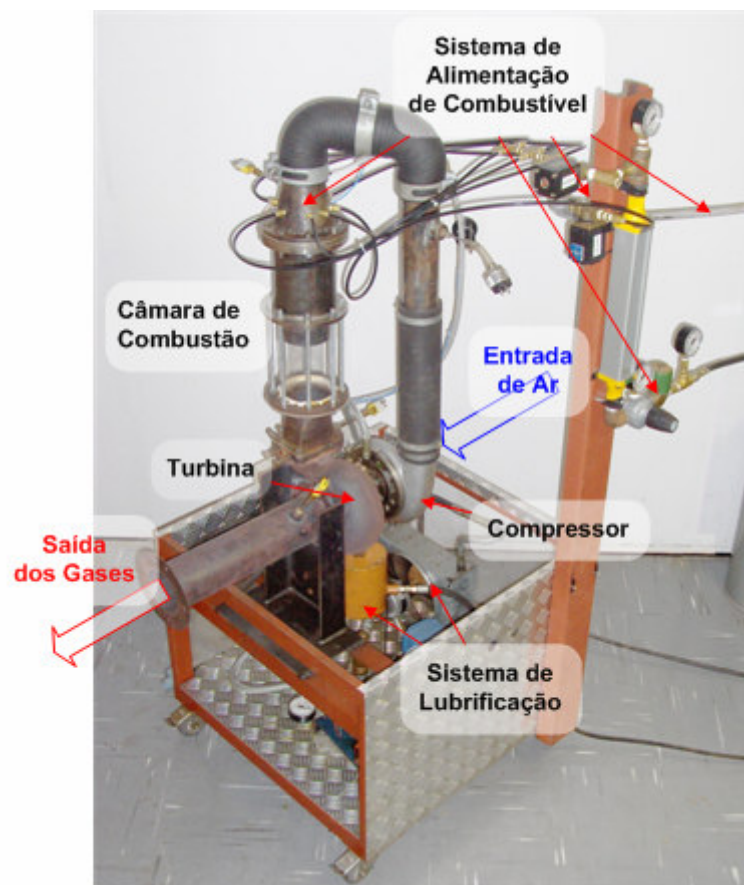


Figura 4.1 – A bancada experimental completa da microturbina

Essa bancada experimental foi projetada com base nas características de um turbocompressor comercial de caminhão ilustrado na Figura 4.2.

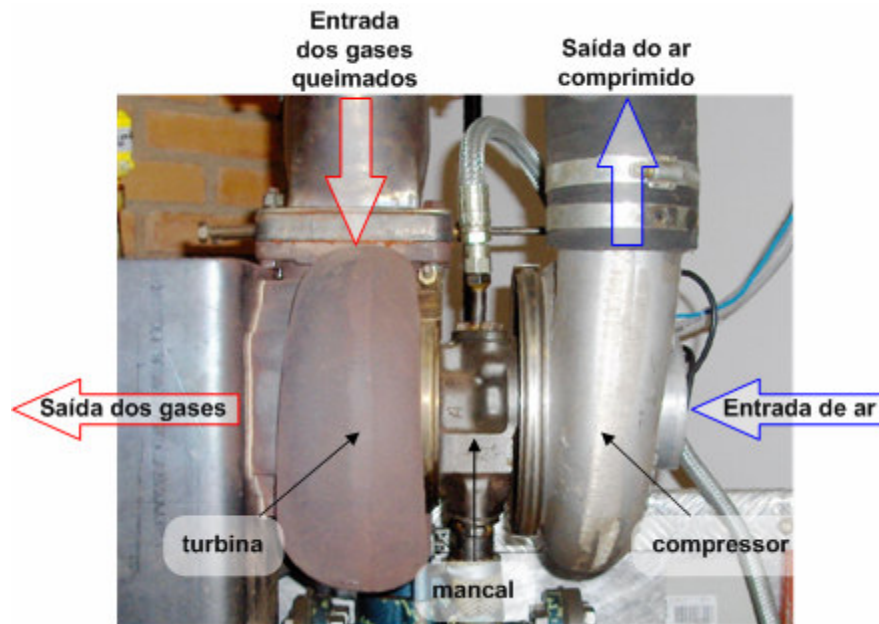


Figura 4.2 Turbocompressor comercial

As condições de operação do compressor podem ser observadas no seu mapa de desempenho no Apêndice B.

#### 4.1 – SISTEMA DE LUBRIFICAÇÃO E REFRIGERAÇÃO

O sistema de lubrificação e refrigeração tem a função de lubrificar e refrigerar ininterruptamente os mancais de deslizamento do turbocompressor. Este sistema é composto por: bomba de óleo, reservatório, filtro, trocador de calor, ventilador, manômetros, válvulas, mangueiras e conexões, como ilustrado no diagrama da Figura 4.3. Conforme ilustrado nesta figura, o óleo é bombeado desde o reservatório em direção ao filtro. Situadas entre a bomba de óleo e o filtro, duas válvulas controlam a pressão e a vazão do sistema, redirecionando parte do óleo de volta para o reservatório. Após o filtro, o óleo passa pelo trocador, onde é resfriado. O nível de resfriamento no trocador é intensificado pela convecção forçada por meio de um ventilador. Já resfriado, o óleo segue para o turbocompressor e após lubrificar e refrigerar os mancais deste, é devolvido ao reservatório, dando início a um novo ciclo.



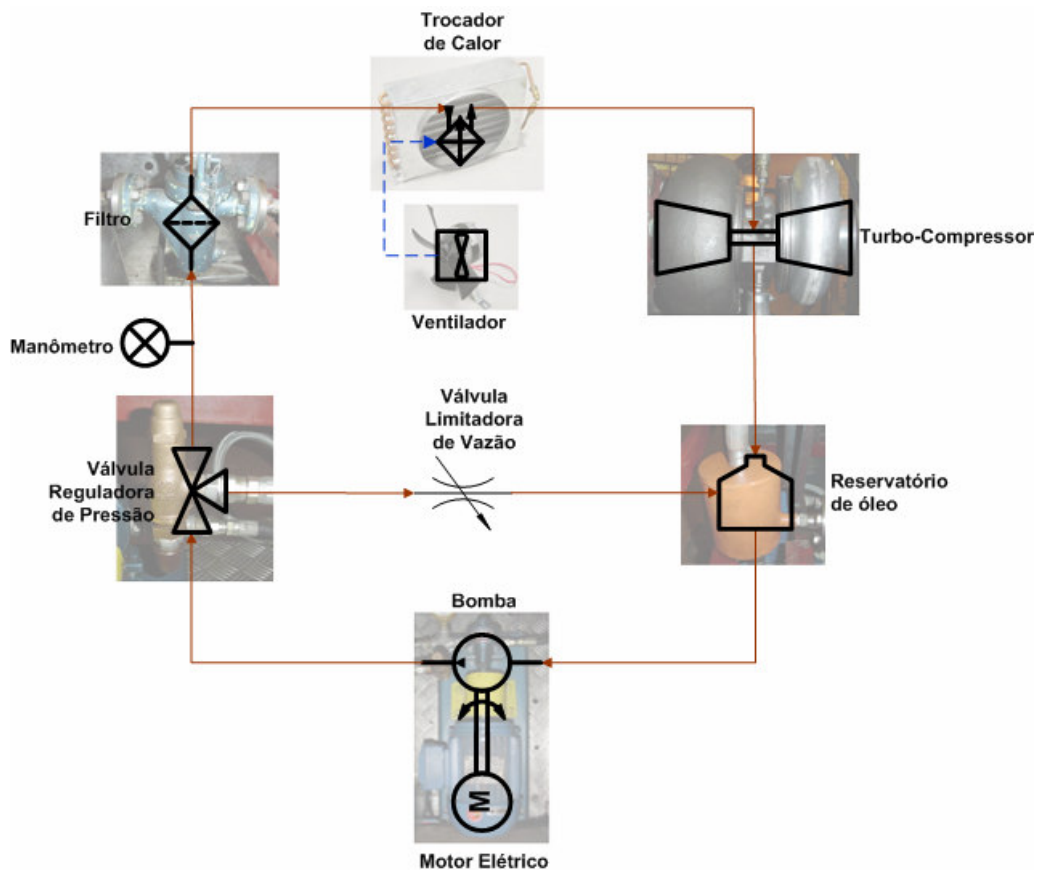


Figura 4.3 – Fluxograma de funcionamento do circuito de óleo

## 4.2 – SISTEMAS DE ALIMENTAÇÃO DE COMBUSTÍVEL E DE COMBUSTÃO

O sistema de alimentação de combustível é composto por duas válvulas solenóides proporcionais de ação direta 2/2 vias de controle de vazão, marca *Burkert*, modelo 2834. O acionamento e controle dessas válvulas serão detalhados na seção 4.3.5. A Figura 4.4 ilustra a válvula utilizada.



Figura 4.4 – Válvula solenóide proporcional da *Burkert* modelo 2834

Além das válvulas solenóides de gás, o sistema de injeção de combustível é constituído por tubulações e conexões que fazem a distribuição entre as duas linhas de alimentação da câmara: a linha primária ou radial e a linha secundária ou piloto. A linha primária se subdivide em outras 6 linhas, que alimentam as entradas primárias. Já, a linha secundária alimenta uma única entrada de gás. Ambas as linhas são compostas de válvulas reguladoras de pressão, responsáveis por garantir a pressão constante nas respectivas linhas. A linha primária contém ainda uma válvula de segurança para interrupção do fluxo de gás em caso de emergência, como ilustrado na Figura 4.5.

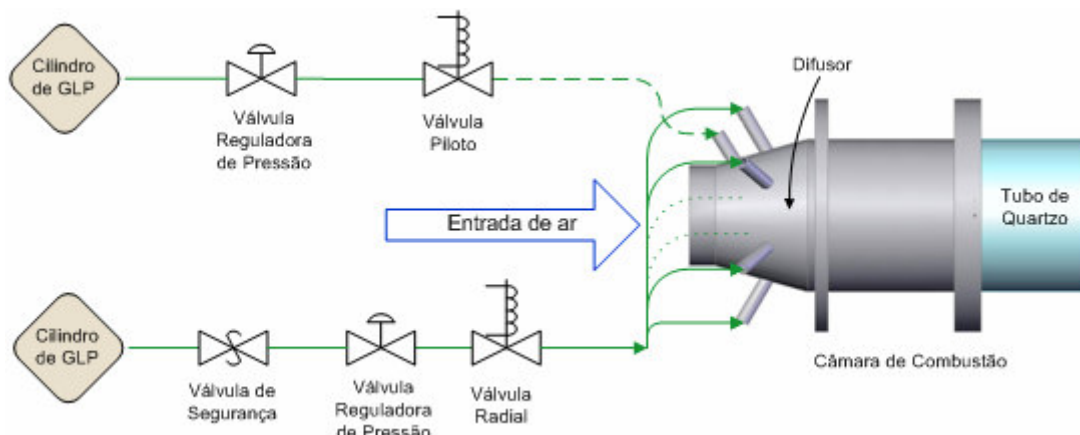


Figura 4.5 – Diagrama do sistema de injeção de combustível

A Figura 4.6 (a) ilustra detalhadamente as conexões e tubulações das linhas primárias e secundárias de gás internas à câmara de combustão. Observa-se ainda na figura que as entradas primárias estão dispostas radialmente à câmara de combustão e a entrada secundária está posicionada ao centro da câmara de combustão. Essa configuração contribui para a otimização dos processos de formação da mistura e de combustão. Na Figura 4.6 (b) observa-se que os *swirlers*, cujas pás têm um ângulo de  $45^\circ$ , são posicionados à extremidade de cada um dos dutos de combustível primários e secundário. O combustível é injetado através de pequenos orifícios localizados entre as pás de cada um dos *swirlers*, incrementando a turbulência do escoamento, o que otimiza a formação da mistura ar-combustível.

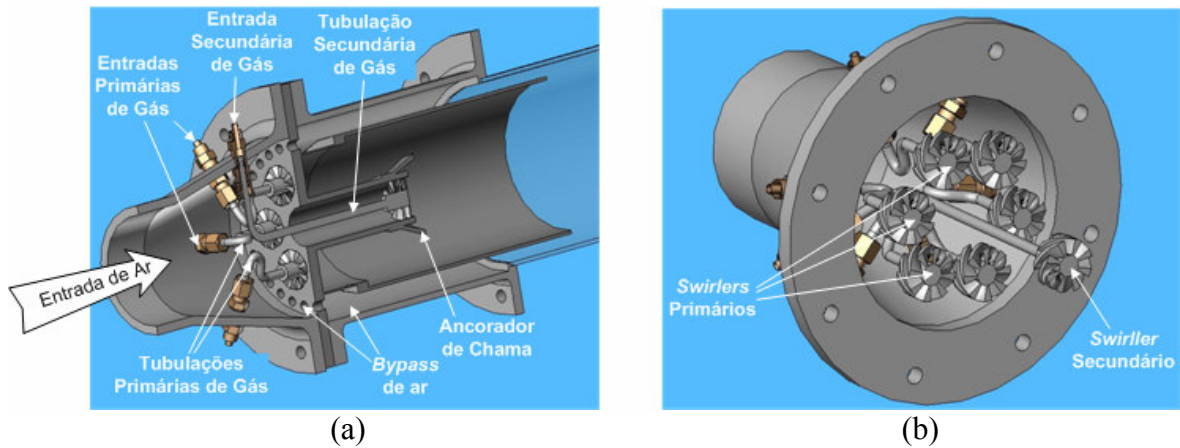


Figura 4.6 – (a) Visão em corte do sistema de injeção de combustível e ar; (b) Visão detalhada dos geradores de vorticidade (*swirlers*) primários e secundário.

#### 4.2.1 – Câmara de combustão

A câmara de combustão DLN desenvolvida no Laboratório de Energia e Ambiente na UnB, teve como base a tecnologia usada na GE DLN-1 descrita na seção 2.2.2. Essa câmara é formada por um difusor; por um combustor, composto por um tubo de aço e um cilindro de quartzo; e por um duto injetor, que é a peça que liga a saída da câmara de combustão à entrada da turbina. Nesta configuração, o cilindro de quartzo foi usado para permitir a visualização da combustão no interior da câmara, como se observa na Figura 4.7.

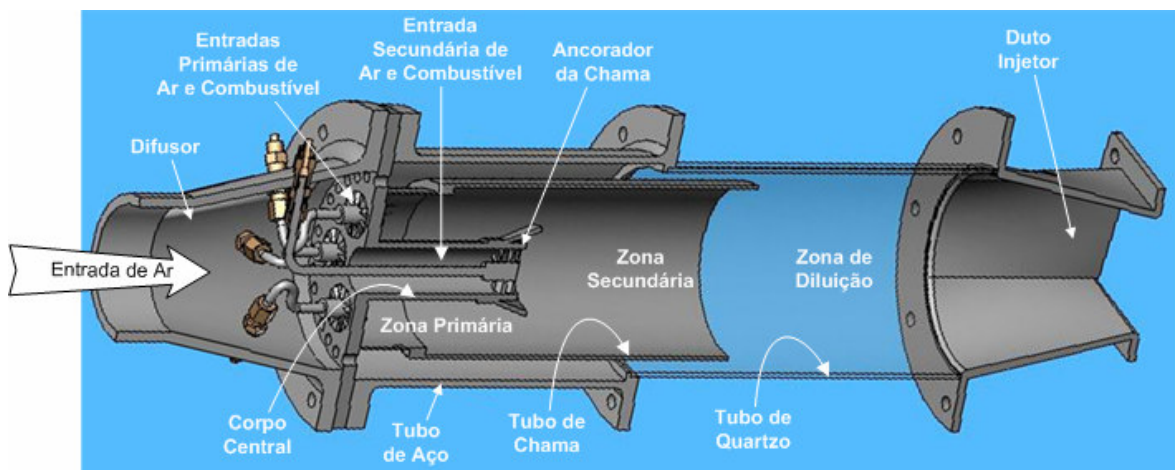


Figura 4.7 – Visão em corte do interior da câmara

Devido à disposição dos componentes internos da câmara de combustão, são formadas três zonas de queima. A zona primária localiza-se no interior do tubo de chama, entre as

entradas primárias de ar e combustível, o corpo central e o ancorador de chama, enquanto que a zona secundária preenche o restante do tubo de chama. Por entre os tubos de aço e o de chama passa o ar de *bypass* que acrescenta-se aos gases queimados na zona de diluição. Essa massa de ar, também chamada de ar de diluição, passa por através de uma série de orifícios dispostos uniformemente em uma circunferência ao final do difusor, na flange interna da câmara de combustão, e tem o intuito de refrigerar a parede da câmara de combustão. A Figura 4.8 ilustra a flange interna da câmara onde se encontram os orifícios de *bypass*, os pontos de localização dos *swirlers*, o corpo central e o corpo rombudo ou ancorador de chama.

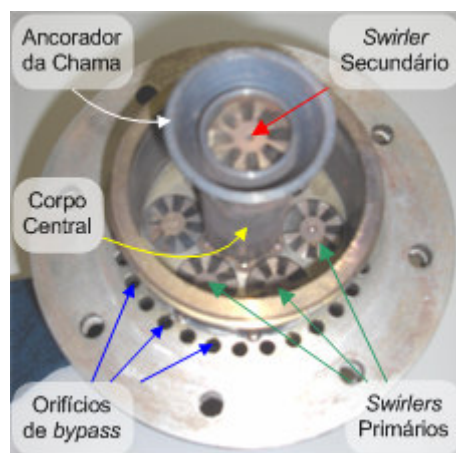


Figura 4.8 – Flange interna da câmara de combustão

A câmara de combustão pode operar de quatro modos distintos: primário, *lean-lean*, secundário e pré-mistura, como ilustrado na Figura 4.9. No modo primário, o combustível é injetado apenas através das entradas primárias ou radiais, formando chamas no estágio primário. Esse modo é utilizado para ignição e para acelerar a microturbina. No modo *lean-lean*, o combustível é injetado através das entradas primárias e secundária, formando chamas no estágio primário e secundário. Devido ao ancorador de chama, forma-se uma zona secundária de combustão estável. Esse modo é dito *lean-lean* por trabalhar com baixas razões de equivalência. O modo secundário representa a transição entre os modos *lean-lean* e pré-mistura. Nesse modo, o combustível injetado na zona primária é gradualmente reduzido até a extinção da chama primária, enquanto se incrementa o combustível na zona secundária até que reste apenas a chama no estágio secundário. No modo pré-mistura é reintroduzida a injeção de combustível através das entradas primárias, formando uma região de pré-mistura na zona primária. Esta região tem a função de homogeneizar a misturar ar-combustível, entregando uma mistura pobre, mais uniforme e

não-queimada à zona secundária de combustão. Devido ao ancorador de chama, forma-se uma zona de recirculação da queima que impede o flash-back da chama. Esse modo corresponde à mínima emissão de poluentes.

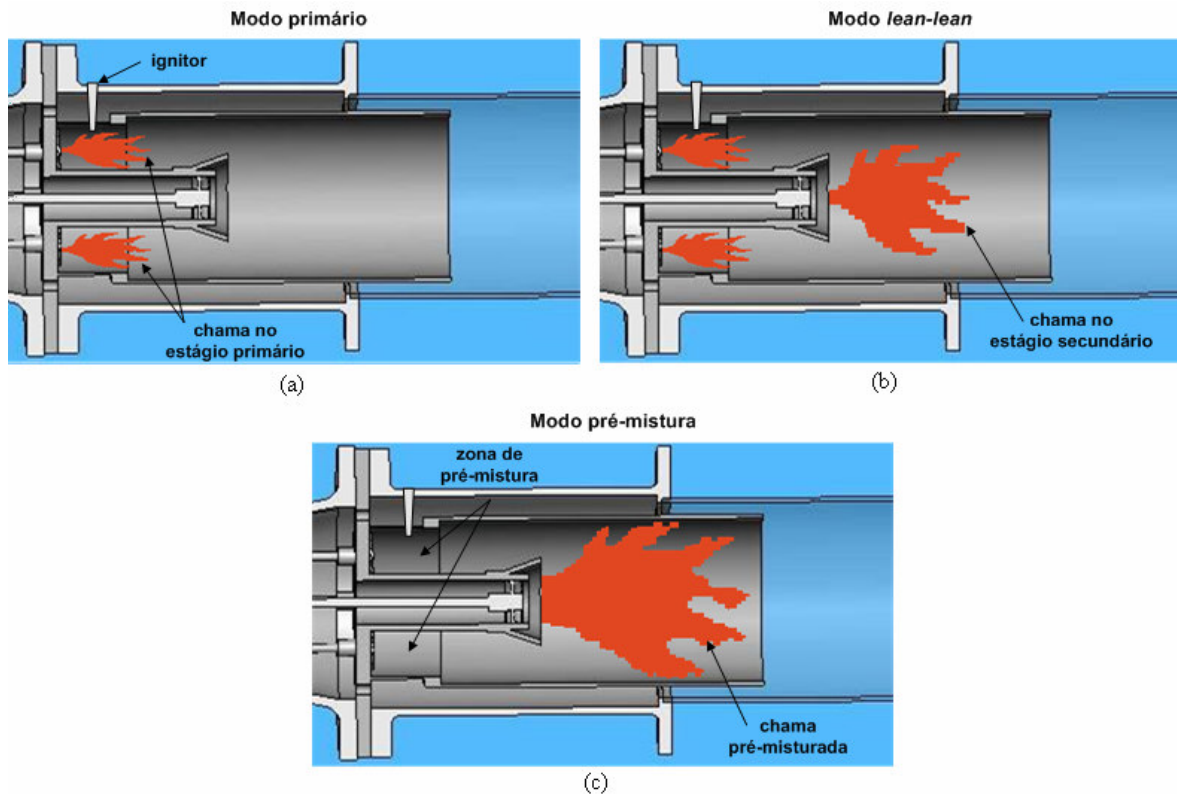
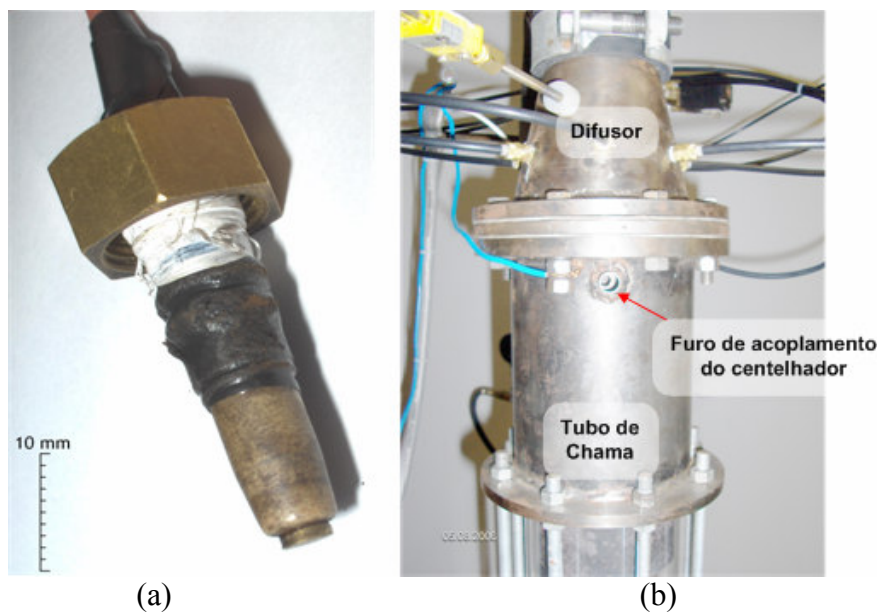


Figura 4.9 – Modos de operação da câmara de combustão: (a) modo primário; (b) modo *lean-lean*; (c) modo pré-mistura

#### 4.2.2 – Sistema de ignição

O sistema de ignição nessa câmara de combustão é diferente daqueles usados em câmaras convencionais em que o ignitor é retrátil. Essa diferença é devido à necessidade de se re-ignitar a microturbina quando se deseja alterar certos regimes de operação da microturbina. O sistema de ignição é constituído por um módulo de ignição, usado em fogões elétricos de seis bocas, e um ignitor, instalado na zona primária através das paredes do tubo de chama, próximo a umas das entradas radiais. A Figura 4.10 ilustra o ignitor e seu acoplamento à câmara de combustão.



(a) (b)  
Figura 4.10 – (a) Centelhador em escala; (b) Furo de acoplamento do centelhador à câmara de combustão

### 4.3 – INSTRUMENTAÇÃO

Para que se pudesse identificar e realizar o controle da microturbina, foi implementado um sistema de monitoramento e atuação. Inicialmente, determinaram-se os parâmetros mais relevantes para identificação e monitoramento do sistema microturbina, definindo-se: pressão, temperatura, vazão de combustível, rotação do turbocompressor, vazão de ar e emissão de poluentes (CO, NO<sub>x</sub>). A vazão de ar foi escolhida para auxiliar na caracterização termodinâmica da microturbina. A emissão de poluentes foi utilizada para certificar o funcionamento da microturbina como uma *DLN*. A pressão e a temperatura foram escolhidas para identificar e monitorar cada estado do ciclo termodinâmico da microturbina. A vazão de combustível foi escolhida, como sinal de entrada para o sistema, pois era a responsável direta pela variação do regime de operação da microturbina. Já, rotação do turbo foi escolhida como saída por ser uma função do regime de operação da microturbina.

Para um controle eficiente e monitoração completa destes parâmetros instalaram-se sensores específicos na microturbina. Para se escolherem os locais de instalação dos sensores na microturbina, analisou-se o ciclo *Brayton*, que representa, termodinamicamente, o funcionamento da microturbina, como já descrito no capítulo 2, e, avaliou-se em que pontos deste ciclo se conseguiriam obter informações relevantes sobre

os parâmetros escolhidos de forma a se reproduzir o comportamento da microturbina. O diagrama completo de monitoramento do sistema da microturbina é ilustrado na Figura 4.11.

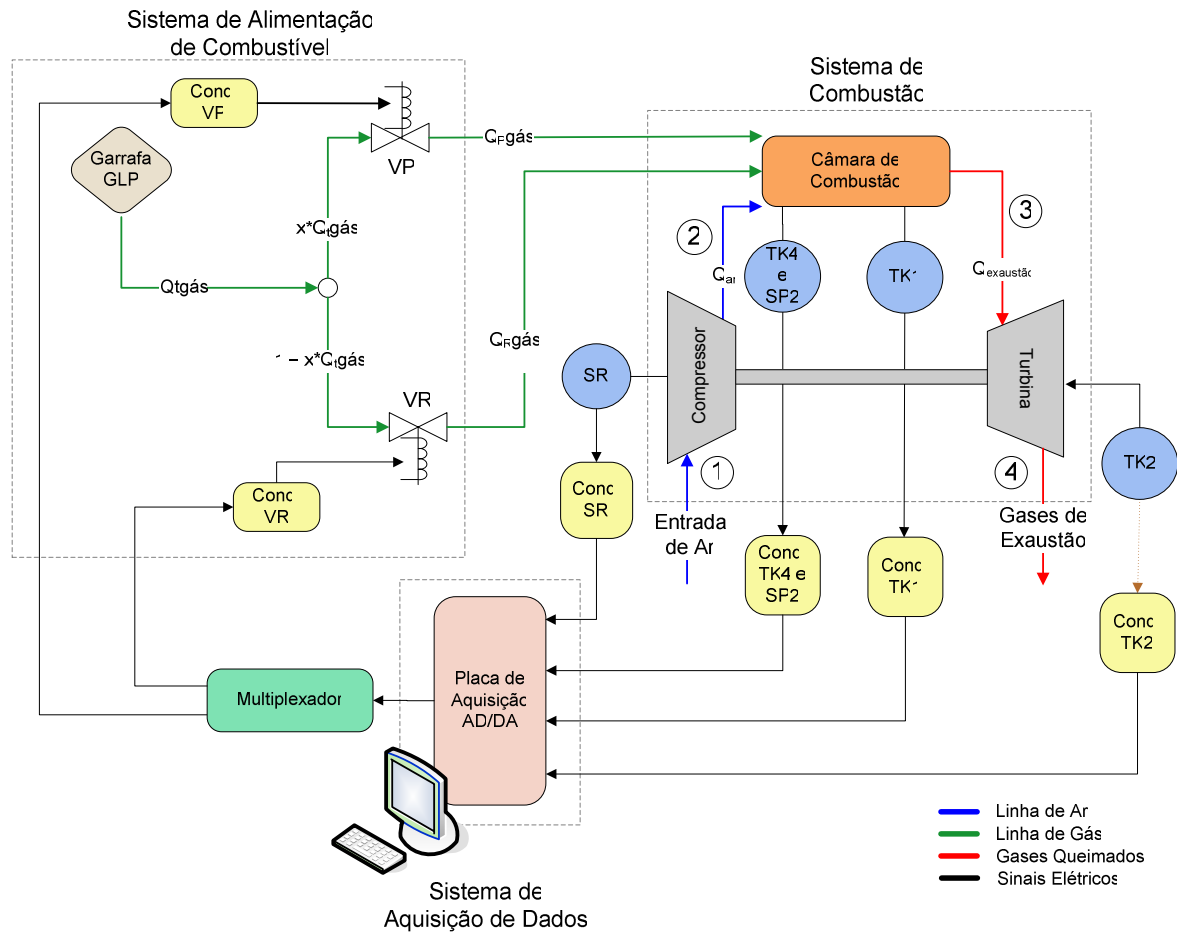


Figura 4.11 – Diagrama de blocos do sistema da microturbina.

Na Figura 4.11, o ponto (1) indica a posição em que foi instalado o bocal para medição da vazão do ar, já os pontos (2), (3) e (4) representam, as posições onde foram colocados os sensores de temperatura ( $TK$ ) e pressão ( $SP$ ). O ponto (4), também, indica a posição em que se colocou o instrumento de medição de emissões. A temperatura nestes pontos foi monitorada por meio de termopares. Destes, o mais crítico é o ponto (3), em que para se assegurar a integridade física das pás da turbina, a temperatura não devia ultrapassar  $900^{\circ}C$ . Para a medição de pressão foi utilizado um transdutor de pressão, o qual foi fixado no ponto (2), onde a pressão não devia ultrapassar 2 bar. O sensor de rotação ( $SR$ ) foi fixado no compressor, parte fria do turbocompressor, para evitar danos ao sensor, devido à elevada temperatura na saída da turbina. As válvulas de combustível ( $VP$  e  $VR$ ), que eram os atuadores do processo, foram fixadas na estrutura da bancada e alimentavam a câmara

de combustão. Por meio destas válvulas, controlaram-se as vazões para as diferentes condições de operação da microturbina. A Figura 4.12 apresenta os pontos em que os sensores foram instalados na microturbina.

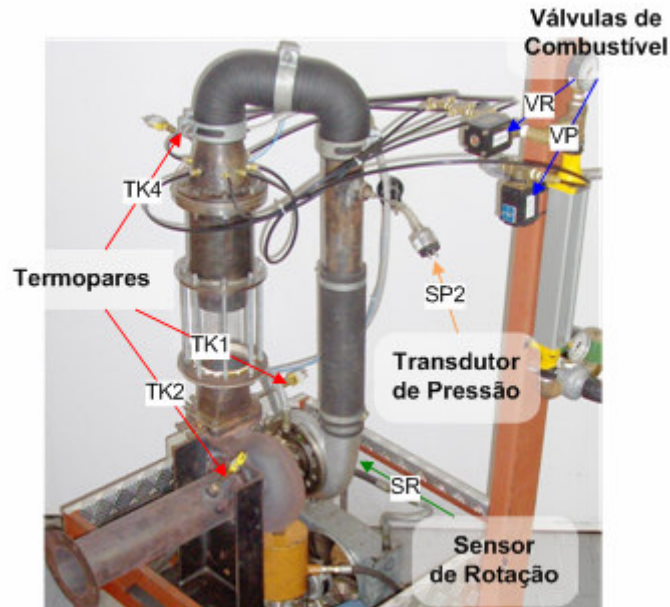


Figura 4.12 – Localização dos sensores na microturbina

O sistema de instrumentação completo da microturbina é ilustrado na Figura 4.13. Para a implementação do sistema de monitoramento e controle da microturbina, foi desenvolvido o sistema de aquisição de sinais composto por uma placa de aquisição, acoplada a um PC dedicado, e por circuitos de condicionamento específicos a cada um dos sensores utilizados. A placa de aquisição era responsável pela aquisição dos sinais dos sensores e pelo envio dos sinais aos atuadores. Os circuitos de condicionamento de sinal eram responsáveis por tratar os sinais de saída dos sensores, para que pudessem ser recebidos pela placa de aquisição, e, também, tratar o sinal enviado pela placa de forma a excitar adequadamente o atuador.



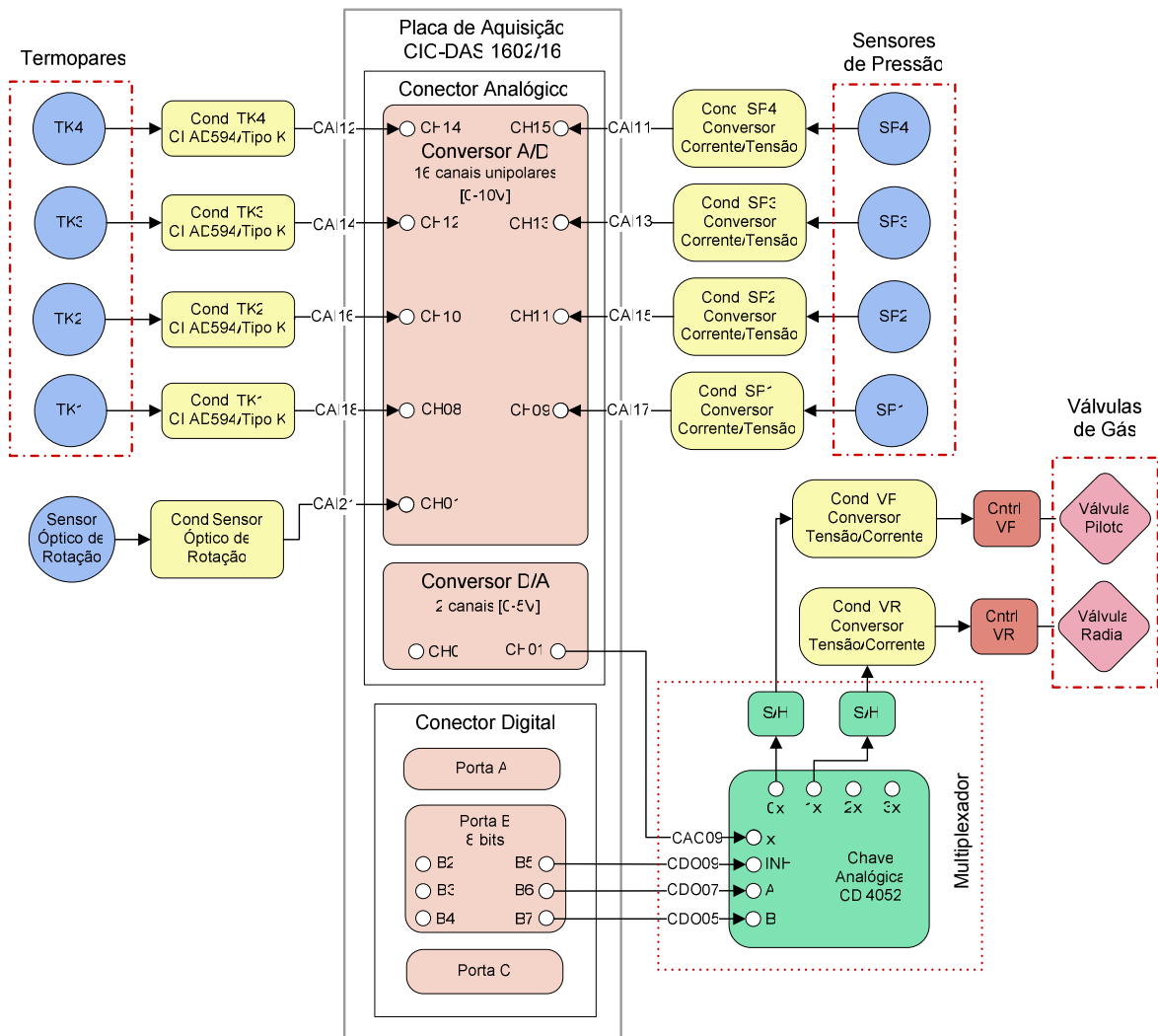


Figura 4.13 – Diagrama de Blocos da Instrumentação

#### 4.3.1 – Placa de Aquisição

A placa de aquisição utilizada foi a CIO DAS 1602/16 da *Measurement Computing* ilustrada na Figura 4.14.



Figura 4.14 – Placa CIO DAS 1602/16

Essa placa possui as seguintes características:

- Cartão analógico ISA, multifunção, de média velocidade
- 16 canais analógicos de entrada absolutos ou 8 canais diferenciais
- Resolução de 16 bits
- Velocidade de 100 kHz com gatilhos digitais ou programa
- Transferência de dados por DMA, interrupção ou programa
- Faixas de entrada:  $\pm 10$ ,  $\pm 5$ ,  $\pm 2.5$ ,  $\pm 1.25$ , 0 - 10, 0 - 5, 0 - 2.5, 0 - 1.25 V
- 32 bits digitais: sendo 4 de entrada e 4 de saída, fixos, e, 24 configuráveis
- 3 contadores baseados no 82C54
- 2 saídas analógicas de 12 bits
- Faixas de saída:  $\pm 10$ ,  $\pm 5$ , 0 - 10, 0 - 5 V

Antes da instalação, a placa foi configurada de acordo com a instrumentação proposta. O endereço da placa foi configurado para 230 hex e a chave responsável pelo nível de DMA foi colocada em nível 1, que é o nível padrão. Configurou-se, ainda, a entrada analógica para 16 canais e o conversor A/D para configuração unipolar com a tensão de entrada entre 0 a 10 V. A tensão de saída foi ajustada para o intervalo de 0 a 5 V e a frequência do *clock* para 1 MHz. Depois de realizadas todas as configurações na placa, esta foi instalada e calibrada segundo o procedimento detalhado em seu manual de calibração. Feito isso, realizaram-se alguns testes para verificar o funcionamento da mesma.

A transferência de dados foi realizada por meio de um programa desenvolvido em linguagem C++, compatível com as bibliotecas de funções da placa, apresentado no Apêndice B.

#### **4.3.2 – Sensores de temperatura**

Termopar é um sensor de temperatura muito simples, robusto, com uma boa precisão, repetibilidade aceitável, barato, de fácil utilização e que cobre uma faixa extensa de temperatura que vai de  $-270$  a  $2300^{\circ}\text{C}$ . O elemento sensível é formado de uma junta bi-metálica (metais puros ou ligas), que gera tensão (f.e.m) quando submetido a um

diferencial de temperatura entre ele ( $T_1$ ) e a junção de referência ou junta fria ( $T_2$ ), como ilustra a Figura 4.15. Esta f.e.m. termoeétrica dependerá do tipo de metais ou ligas metálicas A e B e do diferencial de temperatura.

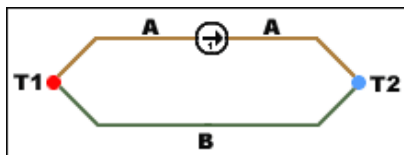


Figura 4.15 – Esquema do termopar

Como há inúmeros tipos de termopares, escolheu-se o termopar tipo K (Cromel - Alumel) por trabalhar com temperaturas elevadas e ter um custo menor. O termopar tipo K apresenta as seguintes características (Granja & Merícia, 2002):

- Termoelemento positivo (KP) é composto por 90% de Ni e 10% Cr e conhecido como Cromel e o termoelemento negativo (KN) é composto por 95% de Ni, 2% Mn, 1% de Si e 2% de Al e chamado de Alumel;
- Faixa de utilização:  $-270^{\circ}\text{C}$  a  $1200^{\circ}\text{C}$  e f.e.m. produzida:  $-6,458$  a  $48,838$  mV.

Este tipo de termopar pode ser utilizado em atmosferas inertes ou oxidantes. Devido a sua alta resistência à oxidação, este sensor pode ser utilizado em temperaturas muito superiores a  $600^{\circ}\text{C}$ , e ocasionalmente em temperaturas abaixo de  $0^{\circ}\text{C}$ , embora não deva ser utilizado em atmosferas redutoras ou sulfurosas. Em altas temperaturas e em atmosferas pobres de oxigênio, ocorre uma difusão do cromo, provocando grandes desvios da curva de resposta do termopar. Este último efeito é chamado *green - root* (Granja & Merícia, 2002).

#### 4.3.2.1 – Condicionamento do sinal dos sensores de temperatura

Uma forma usual de realizar medidas com termopares é utilizar o método de junção de referência, como ilustrado na Figura 4.16. Os fios do termopar são ligados a um bloco de equalização que varia sua temperatura com a temperatura ambiente. Esta temperatura de referência é medida de forma independente por um sensor semicondutor e um circuito de compensação que fornece uma tensão de  $E_{\text{comp}}$ , a qual é subtraída da tensão medida, corrigindo assim a leitura do sinal de saída.

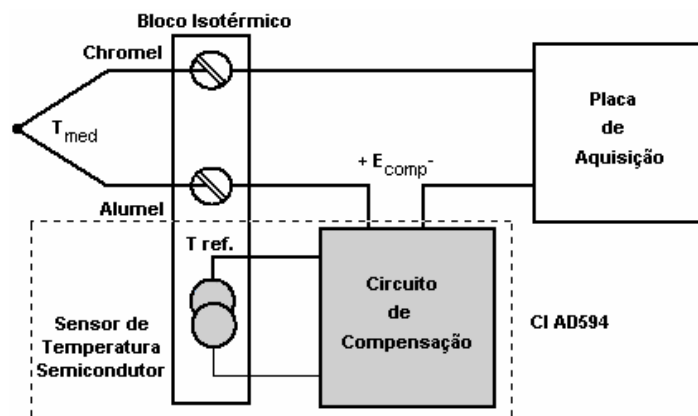


Figura 4.16 – Diagrama de blocos do circuito de condicionamento do termopar (Rubio, 2000 – modificado)

Este foi o método empregado no presente trabalho para a aquisição correta dos sinais de saída dos termopares, porém com a diferença em que, tanto a temperatura de referência, quanto o circuito de compensação, foram implementados analogicamente. Adicionado a isso, utilizou-se um circuito de amplificação do sinal de saída do termopar, dado em microvolts, para se adequar ao sinal de entrada da placa de aquisição, que era dado em volts. Para toda essa implementação, foi utilizado o CI AD595 específico para termopares tipo K.

O CI AD595 representa um completo amplificador de instrumentação, com compensação de junta fria, para termopares em base monolítica, combinando uma referência do ponto do gelo com uma pré-calibração do amplificador, para produzir um nível elevado ( $10 \text{ mV}/^\circ\text{C}$ ) do sinal de saída, diretamente do sinal do termopar. O AD595 inclui ainda um alarme da falha do termopar que indica se uma ou ambas as ligações do termopar se interromperem. Para permitir a leitura de temperaturas mais elevadas pela placa de aquisição, aplicou-se um divisor de tensão na saída do AD595, que possibilitava que o sinal de entrada na placa excursionasse acima dos 10V, como ilustrado na Figura 4.16.

Para interligar os termopares ao circuito de condicionamento, ilustrado na Figura 4.16, foram utilizados cabos compensados. Esses cabos têm a função de conduzir o sinal gerado pelo sensor e compensar os gradientes de temperatura existentes entre a junção de referência do sensor e os bornes do circuito, gerando um sinal proporcional, em milivolt, a este gradiente.

A Figura 4.17 ilustra a configuração real da placa de condicionamento dos sinais dos termopares e dos transdutores de pressão. O respectivo diagrama esquemático desta placa pode ser observado no Apêndice A. Como o sinal de saída dos termopares e do circuito de condicionamento dos mesmos eram analógicos, estes foram adquiridos e monitorados por meio dos canais analógicos, CH08 a CH14, na placa de aquisição, como ilustrado na Figura 4.13.

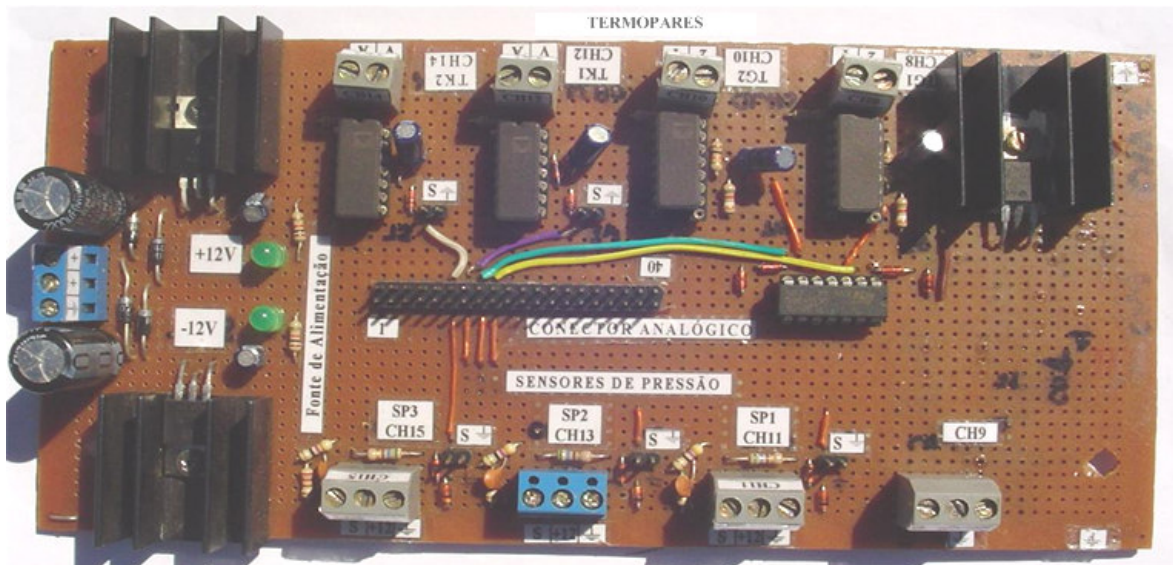


Figura 4.17 – Circuito de condicionamento dos sinais de pressão e de temperatura

#### 4.3.2.2 – Calibração dos sensores de temperatura

A calibração dos termopares do tipo K foi realizada por comparação, em um forno, cuja a temperatura de referência foi medida por um termopar do tipo R, como ilustrado na Figura 4.18. Escolheu-se o termopar tipo R por se tratar do sensor de referência do laboratório e por este abranger toda a faixa de medição de temperatura desejada. A faixa de medição variou de 200° a 1000°C, em intervalos de 200°C. Foram calibrados não somente os termopares, mas o sistema completo, composto pela placa de condicionamento e placa de aquisição. Para que a calibração do sistema fosse realizada, implementou-se um programa único em C++, que permitia coletar os dados de calibração dos sensores de temperatura, como também, os dados de calibração dos sensores de pressão e rotação.

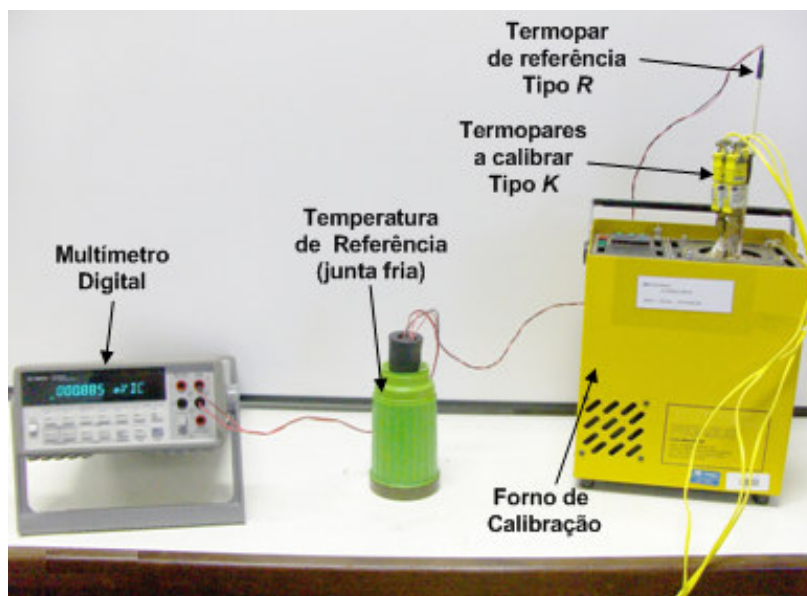


Figura 4.18 – Aparato experimental para calibração dos termopares tipo K

A Figura 4.19 ilustra as curvas de calibração e os polinômios calculados para cada um dos termopares utilizados, em que se observa um comportamento linear dos termopares. Por meio desta calibração definiu-se a localização de cada um dos termopares na microturbina. Os termopares 1 e 2, com ganhos maiores, foram fixados, respectivamente, na saída da câmara de combustão, e, na saída da turbina por estas serem as maiores temperaturas do sistema. O termopar 4 foi utilizado na entrada da câmara por esta ser a menor temperatura do sistema. Os termopares com as menores inclinações e maiores ganhos foram os que possuíam no circuito de condicionamento o divisor de tensão.

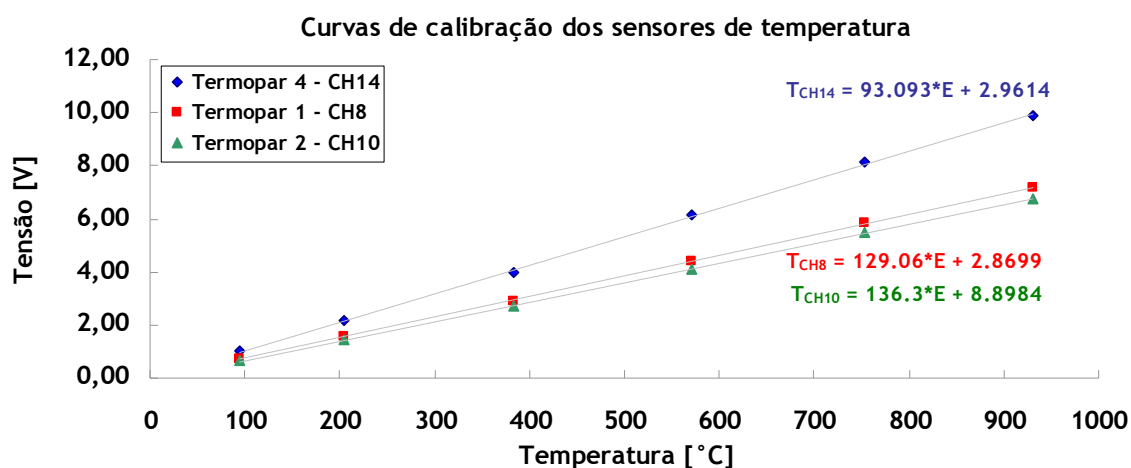


Figura 4.19 – Curvas de calibração das temperaturas

### 4.3.3 – Sensores de pressão

Os sensores de pressão escolhidos foram da marca *Wika* modelo *ECO-1 - Tronic OEM Pressure Transmitter*, como ilustrado na Figura 4.20.



Figura 4.20 – Transdutor de pressão do tipo ECO-1

Este sensor tem como características:

- Intervalo de entrada: 0 a 4bar;
- Intervalo de saída: 0 a 40 mA;
- Alimentação: 10 a 30 V (DC).

#### 4.3.3.1 – Condicionamento do sinal dos transdutores de pressão

O condicionamento de sinal foi realizado por meio de uma resistência, responsável pela conversão do sinal de saída do transdutor de pressão de um sinal de corrente para um sinal de tensão, como apresentado na Figura 4.17. Este condicionamento foi realizado para permitir a aquisição dos sinais de saída do transdutor pela placa de aquisição, a qual recebe sinais somente em forma de tensão. Assim, como para os termopares, tanto o sinal de saída do transdutor de pressão, como o do seu respectivo circuito de condicionamento eram analógicos, os quais podiam ser adquiridos e monitorados por meio dos canais analógicos, CH09 a CH15, na placa de aquisição, como se ilustra na Figura 4.13.

#### 4.3.3.2 – Calibração dos transdutores de pressão

A calibração do transdutor de pressão foi realizada por comparação, cujo manômetro de comparação era da marca *Wika* com escala de 0 a 100 bar e resolução de 0,5 bar, como

ilustrado na Figura 4.21. A faixa de calibração foi de 0 a 3,5 bar, em intervalos de 0,5 bar. Foi calibrado não somente o transdutor, mas o sistema completo, composto pelo transdutor, placa de condicionamento e placa de aquisição.

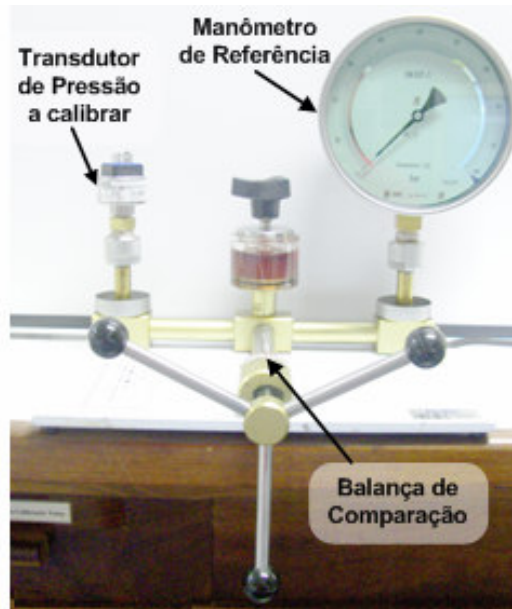


Figura 4.21 – Aparato experimental para calibração do transdutor de pressão

A Figura 4.22 ilustra a curva de calibração e o respectivo polinômio do transdutor de pressão utilizado, na qual se observa um comportamento linear do transdutor.

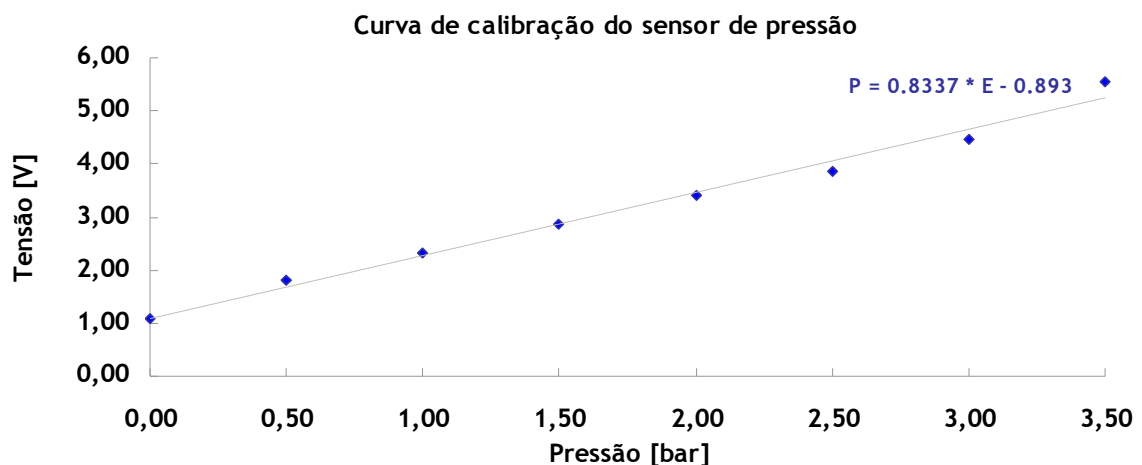


Figura 4.22 – Curva de calibração da pressão

#### 4.3.4 – Sensor de rotação

A configuração do sensor de rotação foi escolhida visando atender aos seguintes critérios:



robustez, resistência a altas temperaturas, faixa de utilização entre 10.000 e 100.000 rpm e tamanho. Era imprescindível que o sensor de rotação tivesse dimensões reduzidas para não bloquear o fluxo de ar na entrada do compressor, que possui uma área restrita. (Granja & Merícia, 2002)

Existem dois tipos de sensores que poderiam ter sido utilizados: sensor óptico e de relutância variável. Entretanto, optou-se pelo sensor óptico devido ao tamanho e à melhor qualidade do sinal de resposta. O sensor óptico utilizado, conhecido também como fotoacoplador, é um dispositivo composto por um elemento emissor de fótons cujo fluxo é acoplado através de uma isolamento transparente a um determinado tipo de dispositivo fotodetector.

Em relação ao sensor óptico de rotação, foram estudados diversos tipos de foto-transistores (emissores do sinal) e receptores. Para a escolha destes, verificou-se a rotação a ser medida e, conseqüentemente, a velocidade de resposta do sensor. Além disso, definiu-se se este seria reflexivo ou de interrupção:

- reflexivo – neste tipo de sensor há uma superfície refletora. À medida que essa superfície passa pelo sensor, esse gera um pulso que é lido para medida da rotação.
- interrupção – neste sensor, ocorre a interrupção da passagem da luz, e essa interrupção gera também um pulso que é lido para medição da rotação.

Devido às dimensões do turbocompressor, escolheu-se o sensor óptico do tipo reflexivo. Para o sensor do tipo reflexivo, o elemento emissor pode ser uma lâmpada de Néon ou incandescente ou mesmo um LED (diodo emissor de luz). Os dispositivos fotodetectores podem ser um fotocondutor, um fotodiodo ou um fototransistor (Rubio, 2000). No presente trabalho utilizou-se um diodo emissor de luz infravermelho e um fotodiodo como detector, como ilustrado na Figura 4.23.

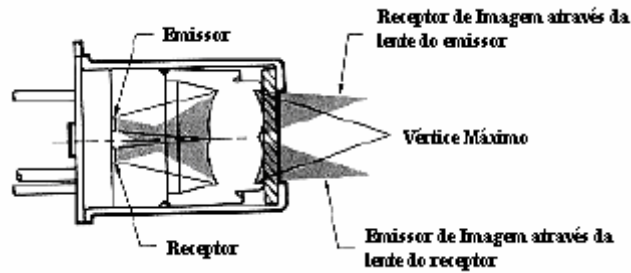


Figura 4.23 – Sensor óptico (Rubio, 2000)

O sensor óptico do tipo reflexivo foi instalado no turbocompressor conforme ilustrado na Figura 4.24.

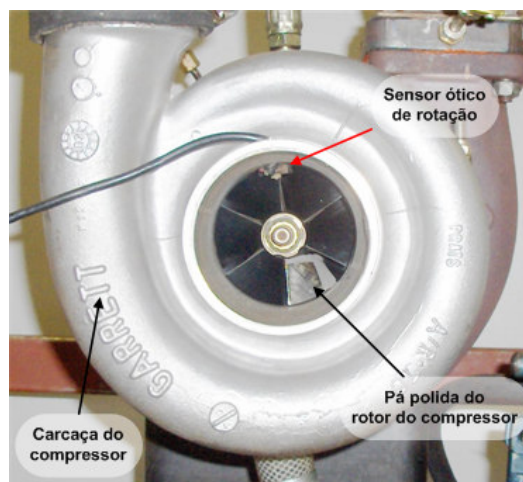


Figura 4.24 – Instalação do Sensor de Rotação

#### 4.3.4.1 – Condicionamento do sinal do sensor de rotação

O circuito de condicionamento foi baseado na resposta obtida pelo sensor de rotação, verificando-se quais eram as necessidades para a leitura em tempo real deste sinal. Por meio do circuito ilustrado na Figura 4.25 obteve-se um sinal de tensão proporcional à frequência lida pelo sensor. Este sinal de tensão era um sinal analógico, que era adquirido e monitorado por meio do canal analógico CH01 na placa de aquisição, como se ilustra na Figura 4.13.

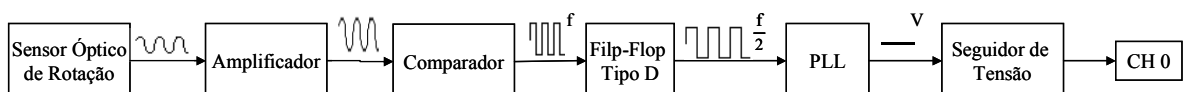


Figura 4.25 – Diagrama de blocos do circuito de condicionamento do sensor óptico de rotação

As figuras a seguir ilustram a implementação do circuito de condicionamento apresentado na Figura 4.25, o qual foi construído em duas partes. O respectivo diagrama esquemático deste circuito pode ser observado no Apêndice A.

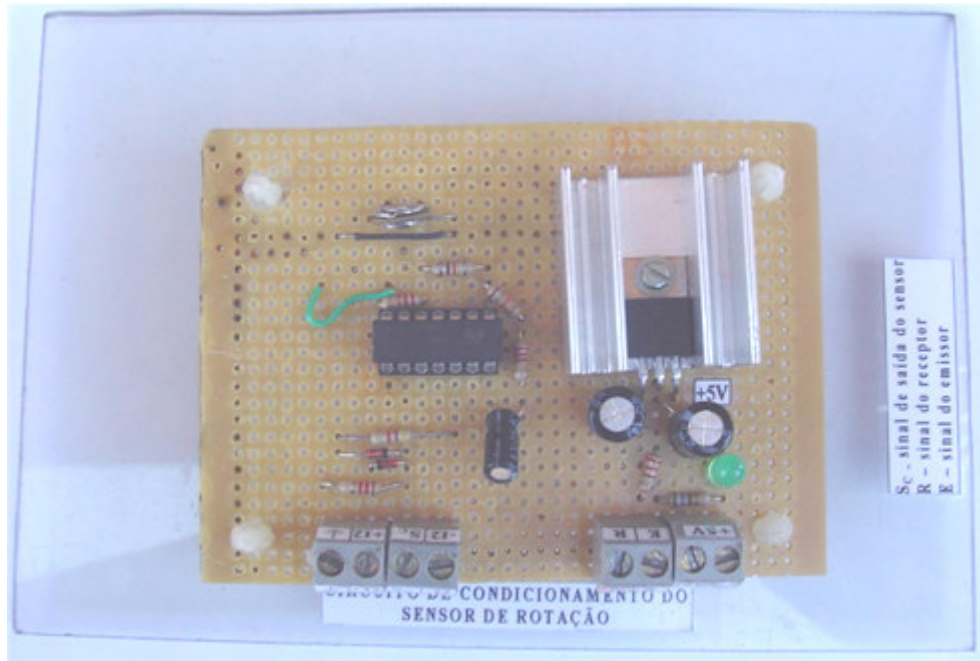


Figura 4.26 – Circuito amplificador e comparador referente à Figura 4.25

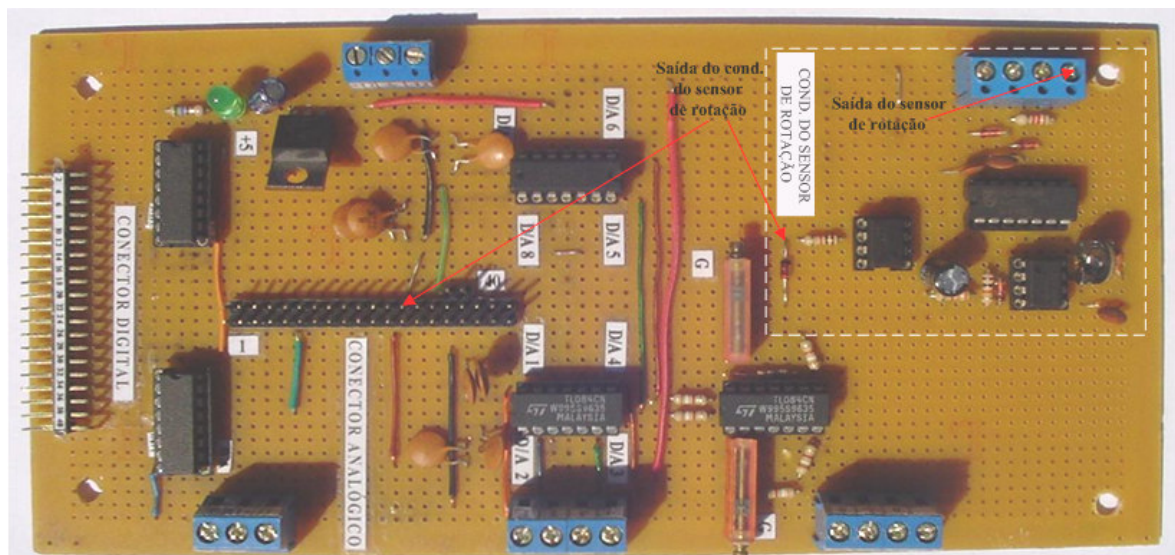


Figura 4.27 – Circuito flip-flop, oscilador e seguidor de tensão referente à Figura 4.25

#### 4.3.4.2 – Calibração do sensor de rotação

Para se verificar o funcionamento do sensor óptico escolhido, utilizou-se uma ventoinha com uma pá recoberta com fita reflexiva, em que se verificou a distância adequada para uma medição correta e a eficácia do sensor na medição de rotação. Definidas estas características, foi implementada a adaptação mecânica necessária para a colocação deste sensor no turbocompressor. Após instalado o sensor no turbocompressor, realizaram-se testes com gerador de função para validar a velocidade lida e, também, fizeram-se testes para ajustar a velocidade de resposta do sensor à velocidade máxima a ser lida.

Na indisponibilidade de um sistema rotacional de referência com amplitude necessária para calibração de todo o sistema de rotação, calibrou-se apenas o circuito de condicionamento do sensor de rotação. Para esta calibração, definiu-se o intervalo de interesse de 3.000 a 60.000 rpm, com incrementos de 3.000 rpm, utilizando-se um gerador de sinais para prover as frequências desejadas. Para cada valor de frequência, adquiriu-se o valor de tensão de saída do circuito de condicionamento. A Figura 4.28 ilustra a curva de calibração e o respectivo polinômio, em que se observa um comportamento linear do sensor de rotação.

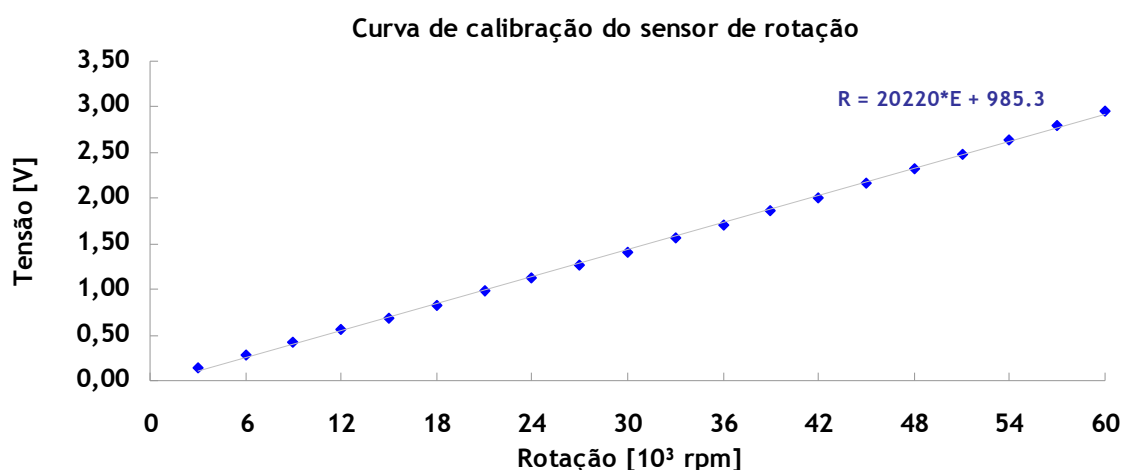


Figura 4.28 – Curva de calibração da rotação

#### 4.3.5 – Controlador das válvulas

As válvulas possuem sinal de controle em função da corrente. Desta forma, implementou-se um circuito de acionamento para as mesmas, em que se fez a conversão tensão-corrente dos sinais de tensão gerados pela placa. Estes sinais de tensão eram transmitidos aos

controladores das válvulas pelo canal multiplexado D/A CH01. Como a placa possuía apenas 2 canais D/As, desenvolveu-se um multiplexador, de forma a se obter um número maior de canais D/As, como pode ser observado nas Figuras 4.13 e 4.27.

O circuito de acionamento foi implementado de maneira que a função da corrente de saída fosse composta por dois parâmetros: o ganho, responsável pela inclinação da reta, e o *offset*, responsável pelo ponto de mínimo. Ambos os parâmetros eram ajustados independentes por meio de 2 pontenciômetros. A vazão de cada uma das válvulas é proporcional à função de corrente de saída ajustada no circuito de acionamento, como ilustrado na Figura 4.29.

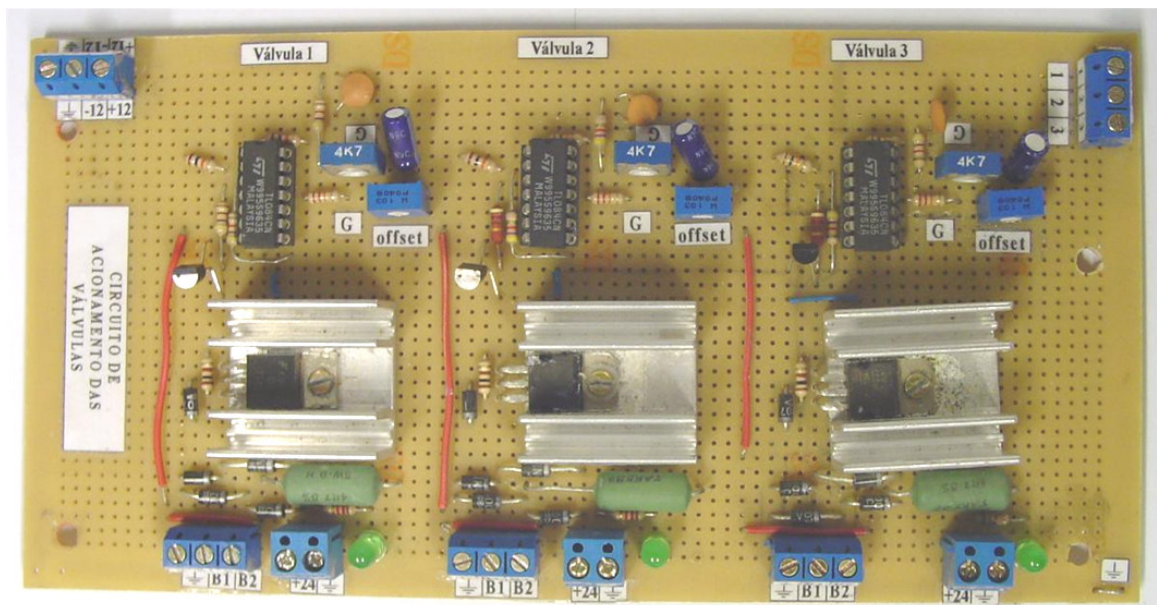


Figura 4.29 – Circuito atuador das válvulas de combustível

#### 4.3.6 – Vazão de ar e emissão de poluentes

A Figura 4.30 ilustra o aparato experimental para medição de vazão de ar e emissão de poluentes. O bocal para medição de vazão do ar está localizado na entrada do turbocompressor e, o analisador de gases está localizado ao final do duto ligado à saída da turbina.

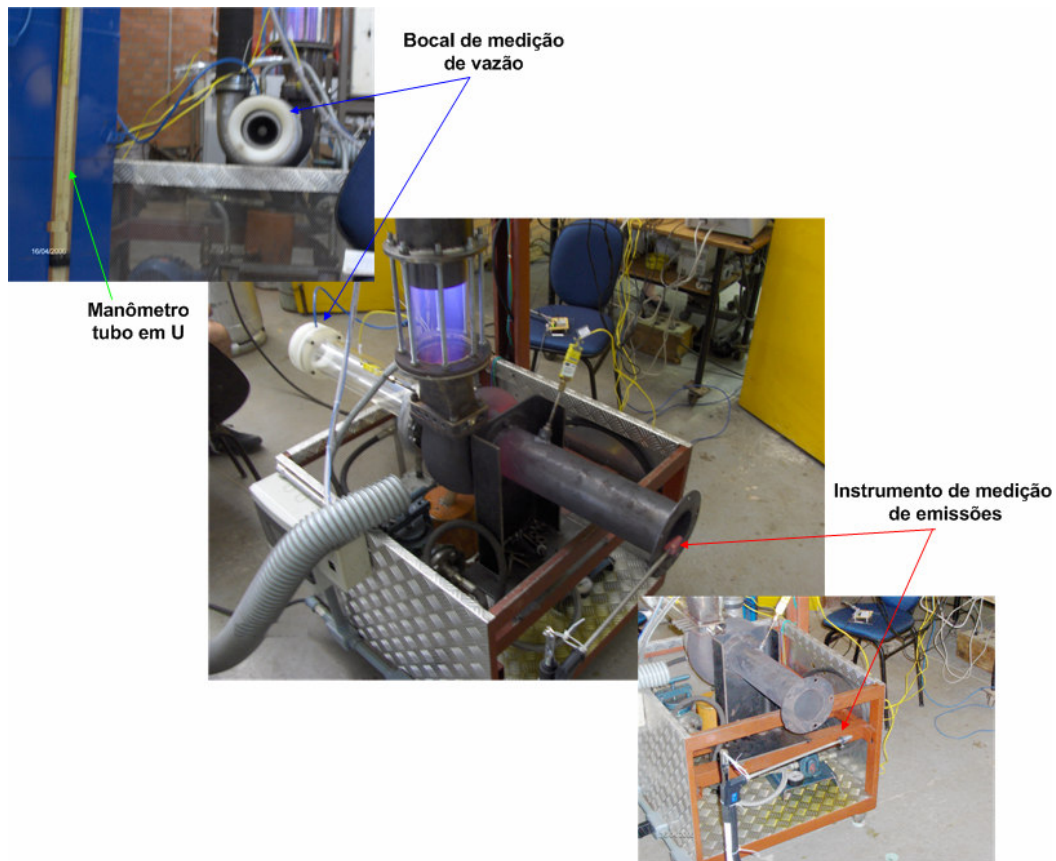


Figura 4.30 – Aparato para medição de vazão de ar e emissões de poluentes

O bocal de vazão de ar é ilustrado na Figura 4.31. O princípio de funcionamento deste bocal é baseado na equação de Bernolli, em que dois pontos com diferentes pressões são selecionados.



Figura 4.31 – Bocal de medição de vazão de ar

O primeiro ponto é escolhido em um local distante do bocal, onde se pode considerar que a velocidade do fluido ( $V_1$ ) é igual a zero e a pressão estática ( $P_1$ ), igual à pressão atmosférica ( $P_{atm}$ ). O ponto 2 é selecionado em um local no bocal onde a pressão estática ( $P_2$ ) e o diâmetro ( $d_2$ ) sejam conhecidos, neste caso  $d_2=90mm$ . A Figura 4.32 ilustra a posição dos pontos selecionados.

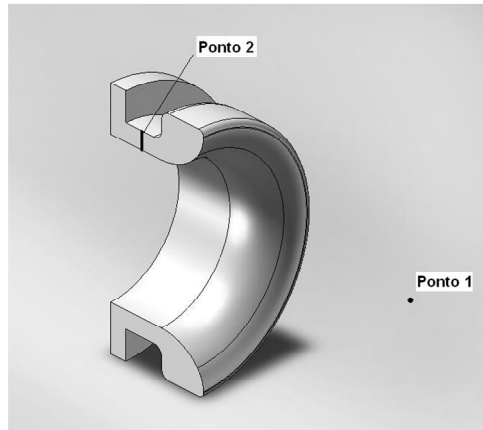


Figura 4.32 – Posição dos pontos no bocal

A vazão no bocal é dada por:

$$Q_{bocal} = Cd \cdot \frac{\pi \cdot d_2^2}{4} \cdot \sqrt{\frac{2(P_{atm} - P_2)}{\rho_{ar}}} \quad (4.1)$$

em que,  $Cd$  é um coeficiente de correção da vazão calculada teoricamente, em função das características construtivas do bocal e  $\rho_{ar}$  é a massa específica do ar. A diferença entre a pressão atmosférica e a pressão no ponto 2 ( $P_{atm} - P_2$ ) foi medida por meio de um manômetro de coluna d'água, como ilustrado na Figura 4.30.

O analisador de gases é do tipo eletroquímico, da marca *Eurotron 3000*. Das substâncias analisadas, apenas o  $CO_2$  e o  $NO_x$  são calculados e as demais são medidas por células específicas. A constante de tempo deste instrumento é igual a oitenta segundos, o que limita sua aplicação à operação da turbina em regime permanente. A Figura 4.33 ilustra o referido analisador.



Figura 4.33 – Analisador de gases

## 5 – RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.1 – CARACTERIZAÇÃO TERMODINÂMICA DA MICROTURBINA

Para a avaliação do comportamento da microturbina, definiram-se quatro ensaios, em que simularam-se três condições diferentes de operação, por meio de uma sangria dos gases queimados na saída da câmara de combustão, como ilustrado na Figura 5.1.

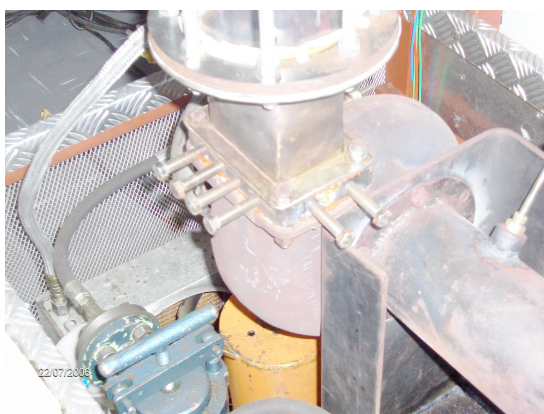


Figura 5.1 – Dispositivo de sangria dos gases (simulador de potência do gerador)

Esta metodologia é consistente com a configuração de turbina livre, em que a geração elétrica é função da vazão advinda da primeira turbina e não da potência de eixo desta. Desta forma, a restrição da vazão de gases na saída da câmara de combustão reduz a vazão de gases de exaustão na saída da turbina, simulando as condições de operação em que se demanda mais ou menos potência do gerador.

Para todos os ensaios a turbina operou no modo de pré-mistura. Cada ensaio foi composto por duas partes. A primeira destinou-se à identificação do sistema e a segunda, à validação do modelo identificado. Desta forma o primeiro ensaio compunha-se dos ensaios 1 e 2; o segundo ensaio, dos ensaios 3 e 4; e assim sucessivamente.

No primeiro ensaio (ensaios 1 e 2) a microturbina foi testada sem restrição da vazão dos gases de exaustão; no segundo (ensaio 3 e 4) a microturbina foi ensaiada com uma restrição média de gases de exaustão; no terceiro ensaio (ensaio 5 e 6) a microturbina foi testada com uma restrição máxima de gases de exaustão e no quarto ensaio (ensaio 7 e 8) a microturbina foi testada, novamente, com uma restrição média de gases de exaustão, mas



para se avaliar a recuperação da rotação da microturbina. Para cada um destes ensaios foram coletados um conjunto de dados de pressão, temperatura, rotação, tensão das válvulas de combustível, vazão de ar e emissões de poluentes, sendo possível, assim, reproduzir o comportamento da microturbina. As figuras a seguir ilustram os dados coletados para o ensaio 3.

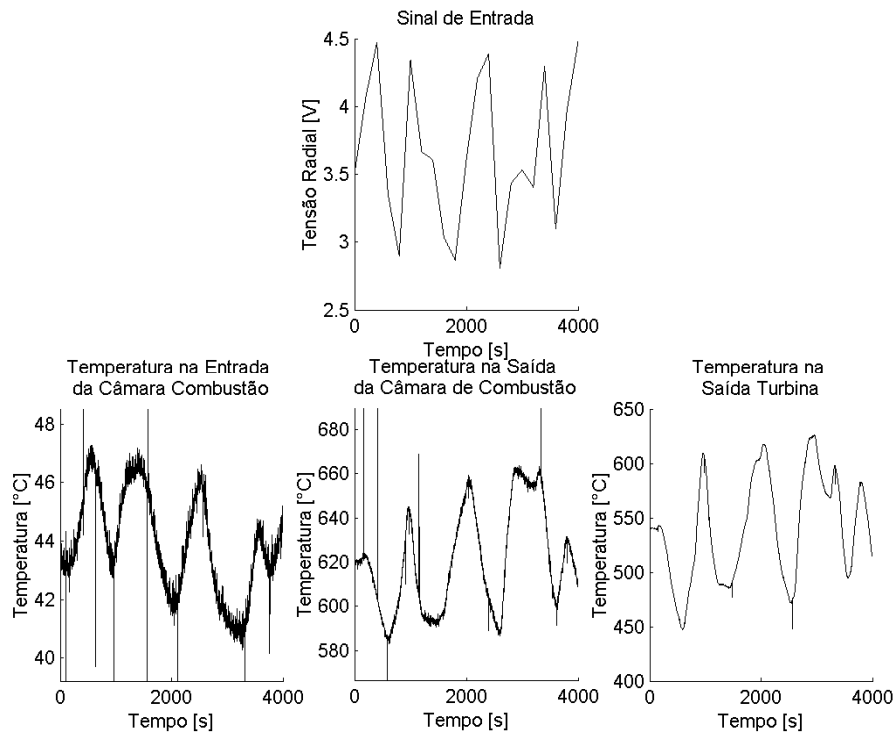


Figura 5.2 – Dados de temperatura em função da tensão da válvula radial

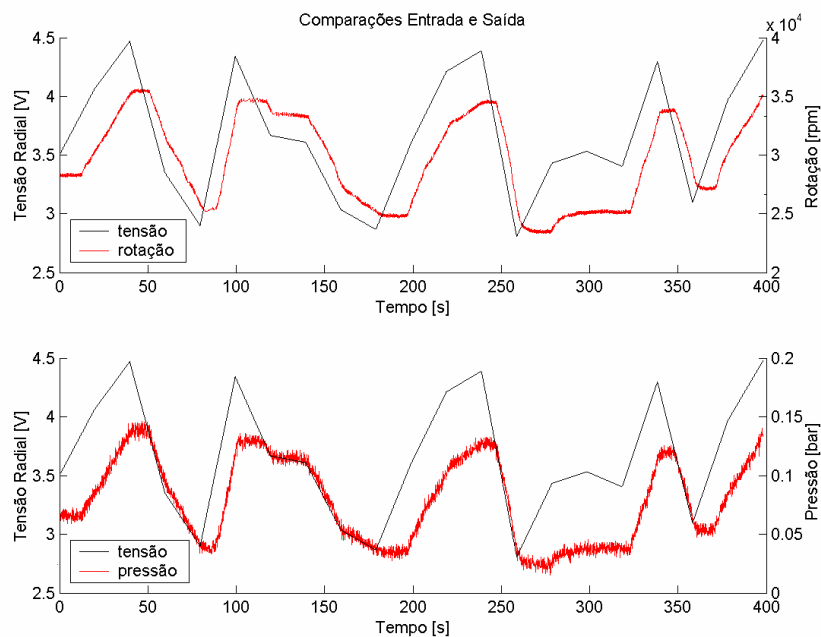


Figura 5.3 – Dados de pressão e rotação em função da tensão da válvula radial

Para simular o ciclo termodinâmico foram escolhidos os dados da região de maior pressão e, conseqüentemente, maior temperatura de cada um dos ensaios, apresentados na Tabela 5.1. Selecionaram-se estes dados por descreverem as condições mais severas de operação da microturbina. Além disso, para todos os ensaios a pressão ambiente era igual 0.9 bar e a temperatura ambiente 23.5°C. A partir dos dados de pressão e rotação, verificou-se no mapa do compressor, ilustrado no Apêndice B, a eficiência do mesmo, que foi considerada igual a 60%.

Tabela 5.1 – Dados para simulação do ciclo termodinâmico da microturbina

|                              | 1° Ensaio | 2° Ensaio | 3° Ensaio | 4° Ensaio |
|------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Rotação [rpm]                | 38.694    | 34.616    | 30.161    | 31.466    |
| Pressão_entrada câmara [bar] | 1,05      | 1,04      | 1,02      | 1,03      |
| T_saída compressor [°C]      | 50,28     | 45,53     | 40,42     | 42,79     |
| T_saída câmara [°C]          | 487,67    | 602,91    | 759,35    | 572,40    |
| T_saída turbina [°C]         | 390,52    | 481,46    | 624,16    | 465,41    |
| Vazão de ar [kg/s]           | 0,240     | 0,216     | 0,169     | 0,166     |

Foi implementado no *Cyclepad*, o arranjo termodinâmico, descrito na Figura 5.4, para simulação do ciclo termodinâmico da microturbina para cada um dos ensaios.

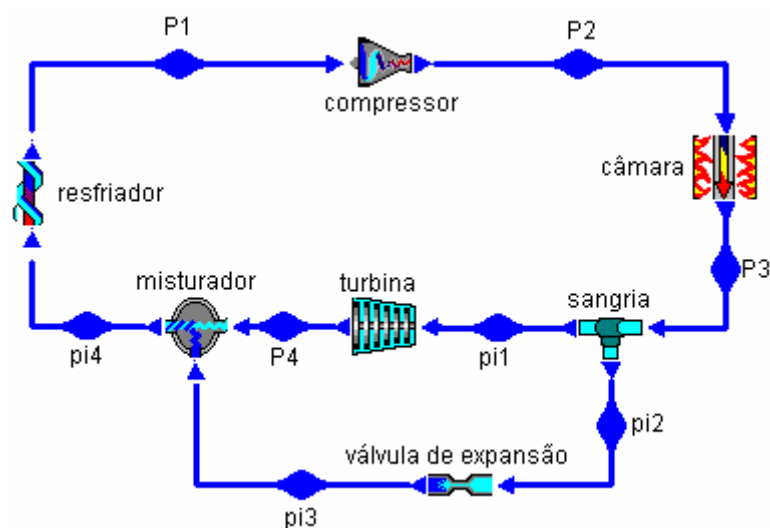


Figura 5.4 – Representação esquemática do arranjo termodinâmico da microturbina

Nesta representação os pontos P1, P2, P3 e P4 correspondem aos pontos de medição, nos quais foram inseridos os dados experimentais dos ensaios, descritos na Tabela 5.1. Os pontos  $p_{i1}$ ,  $p_{i2}$ ,  $p_{i3}$ ,  $p_{i4}$  são pontos intermediários, cujas características termodinâmicas são calculadas a partir dos dados dos pontos de medição. Os elementos do ciclo são:

- compressor: responsável por comprimir o ar de entrada;
- câmara de combustão: responsável pela combustão do ar de entrada e o combustível injetado pelas válvulas;
- sangria: tubulação que redireciona parte do fluxo de gases queimados provenientes da câmara de combustão;
- válvula de expansão: responsável por controlar a vazão de gases queimados a ser desviada da turbina. Mais precisamente, a sangria e o dosador conjuntamente representam o simulador de restrição da vazão dos gases de exaustão, posicionado, na turbina real, entre a saída da câmara de combustão e a entrada da turbina;
- turbina: responsável pela conversão da energia disponível em potência de eixo por meio da expansão dos gases queimados;
- misturador: representa o elemento (atmosfera) por meio do qual se adicionam os gases exauridos pela turbina e aqueles desviados no simulador de carga;
- resfriador: acrescido à representação esquemática da microturbina de forma que se obtivessem as condições relativas ao funcionamento desta em ciclo aberto. Esse elemento era responsável por resfriar os gases provenientes do misturador até as condições atmosféricas observadas no ponto P1.

A Tabela 5.2 apresenta os resultados obtidos a partir da simulação do ciclo termodinâmico ilustrado na Figura 5.4 para cada um dos ensaios. Nesta tabela, o calor de entrada representa a energia contida no combustível injetado na câmara de combustão. O calor de saída é igual a energia térmica contida nos gases de exaustão. A diferença entre essas duas variáveis é igual a potência líquida, que representa a potência de eixo disponível, já descontada a potência de entrada, relativa à compressão do ar.

Tabela 5.2 – Resultados da simulação do ciclo termodinâmico da turbina

|                          | 1° Ensaio | 2° Ensaio | 3° Ensaio | 4° Ensaio |
|--------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Perdas térmicas [kJ/kg]  | 50        | 73        | 85        | 65        |
| Eficiência de Carnot [%] | 61,01     | 66,17     | 71,27     | 64,92     |
| Eficiência térmica [%]   | 4,70      | 4,57      | 4,32      | 4,13      |
| Tmax [°C]                | 487,7     | 602,9     | 759,4     | 572,4     |
| Tmin [°C]                | 23,5      | 23,5      | 23,5      | 23,5      |
| Pmax [bar]               | 1,08      | 1,05      | 1,01      | 1,03      |
| Pmin [bar]               | 0,9       | 0,9       | 0,9       | 0,9       |
| Consumo GLP [g/s]        | 2,32      | 2,66      | 2,69      | 1,94      |
| Potência - entrada [kW]  | -6,45     | -4,77     | -2,87     | -3,21     |
| Potência - saída [kW]    | 11,4      | 10,27     | 8,14      | 6,84      |
| Potência - líquida [kW]  | 4,95      | 5,51      | 5,27      | 3,63      |
| Calor - entrada [kW]     | 105,3     | 120,6     | 122,1     | 88,0      |
| Calor - saída [kW]       | -100,4    | -115,1    | -116,8    | -84,4     |
| Calor - líquido [kW]     | 4,95      | 5,51      | 5,27      | 3,63      |

Pela Tabela 5.2 observa-se que a eficiência térmica e a potência de saída diminuem à medida em que a sangria dos gases de exaustão se eleva. Isto é consequência do desvio do fluxo dos gases para a turbina, reduzindo a geração de potência de eixo. Comportamento semelhante, se observa com a rotação e com a potência de entrada. Por outro lado, a potência líquida não segue essa mesma tendência, o que se atribui à condição desfavorável de funcionamento do compressor nas condições do primeiro ensaio. Verifica-se ainda que a eficiência da turbina é baixa pelo fato de operar como um gerador de gases, ou seja, a turbina necessita gerar apenas o suficiente para acionar o compressor.

Em termos da avaliação termodinâmica da microturbina, observa-se que o quarto ensaio foi ineficaz na tentativa de recuperação da rotação observada no segundo ensaio. A possível causa dessa ineficácia decorre do sobreaquecimento da turbina e de sua inércia térmica.

Para cada um dos ensaios, foram realizadas duas análises de sensibilidade da eficiência térmica da microturbina: uma em função do incremento da sangria dos gases e outra, da perda de calor da turbina. As curvas que representam essas sensibilidades são ilustradas

nas Figura 5.5 e Figura 5.6.

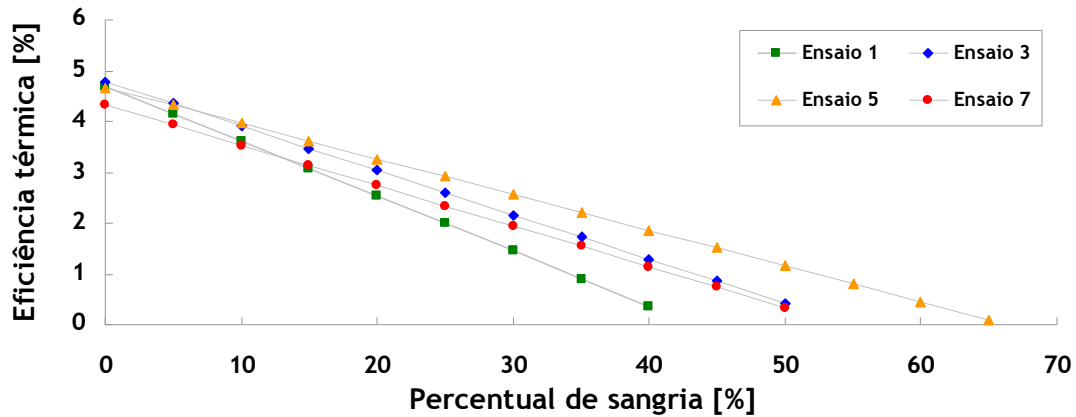


Figura 5.5 – Curvas de sensibilidade da eficiência térmica em função do percentual de sangria dos gases da microturbina para os ensaios

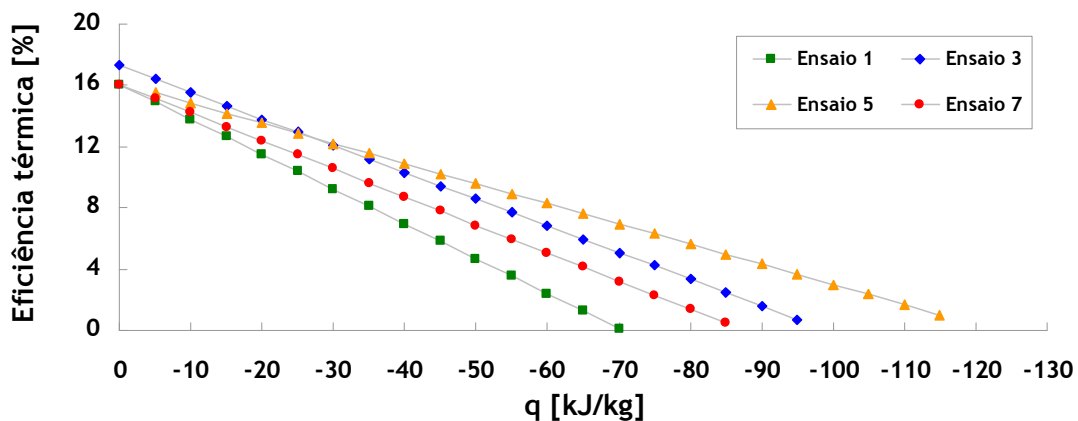


Figura 5.6 – Curvas de sensibilidade da eficiência térmica em função perda de calor na turbina para os ensaios

O comportamento das curvas de sensibilidade é semelhante para todos os ensaios, mas, com valores e inclinação das curvas particulares a cada um. A Figura 5.5 ilustra que a eficiência térmica se reduz a medida em que se incrementa o percentual de sangria. Enquanto, o comportamento observado na Figura 5.6 ilustra que a medida em que se reduz a quantidade de calor dissipado pela turbina, ou seja, na medida em que ela tende a se tornar adiabática, eleva-se a eficiência do sistema.

Tabela 5.3 – Resultados de emissões de poluentes

|                       | 1° Ensaio | 2° Ensaio | 3° Ensaio | 4° Ensaio |
|-----------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| O <sub>2</sub> [%]    | 17,15     | 15,52     | 13,59     | 15,45     |
| CO <sub>2</sub> [%]   | 2,50      | 3,55      | 4,83      | 3,30      |
| CO [ppm]              | 3534      | 3775      | 3806      | 3856      |
| NO [ppm]              | 11,00     | 14,50     | 10,00     | 10,83     |
| NO <sub>x</sub> [ppm] | 10,83     | 14,25     | 10,50     | 11,17     |

Pelos valores de emissão de CO, observa-se que a queima não está completa. Esse fato pode ser devido a fenômenos nas paredes da turbina e de extinção de chama, e também, devido a injeção de ar prematura na câmara de diluição. Para melhorar a queima uma das sugestões seria jogar o ar de *bypass* no cone de saída da turbina, ao invés de injetá-lo no quartzo aonde ainda ocorre a queima.

Os valores de emissão de NO<sub>x</sub> na Tabela 5.3 são comparáveis aos valores de NO<sub>x</sub> da seção 2.2. Confirma-se, portanto, o funcionamento do tipo *dry-low-NO<sub>x</sub>* da microturbina em questão, em que os níveis de emissão de NO<sub>x</sub> são inferiores a 15ppm.

## 5.2 – IDENTIFICAÇÃO DO MODELO DINÂMICO DA MICROTURBINA

Concluída a caracterização da microturbina, procedeu-se à identificação dos parâmetros de seu funcionamento conforme as etapas a seguir.

### 5.2.1 – Obtenção dos dados de experimentação do sistema

Cada um dos ensaios descritos na seção anterior compunha-se de dois conjuntos de amostras um para a identificação dos modelos, e, outro para a validação dos modelos. Para se obter esses conjuntos de amostras dos ensaios, primeiramente, foi estudado o tempo de resposta da microturbina. Como observado na curva de resposta do sistema ilustrada pela Figura 5.7, a constante de tempo da microturbina é em torno de 5s. Com base nesse valor, escolheu-se o período de amostragem de 100ms, em que a frequência de amostragem escolhida respeita o teorema da amostragem de *Shannon*, uma vez que esta frequência (frequência de *Nyquist*) é 50 vezes maior que a frequência do sistema.

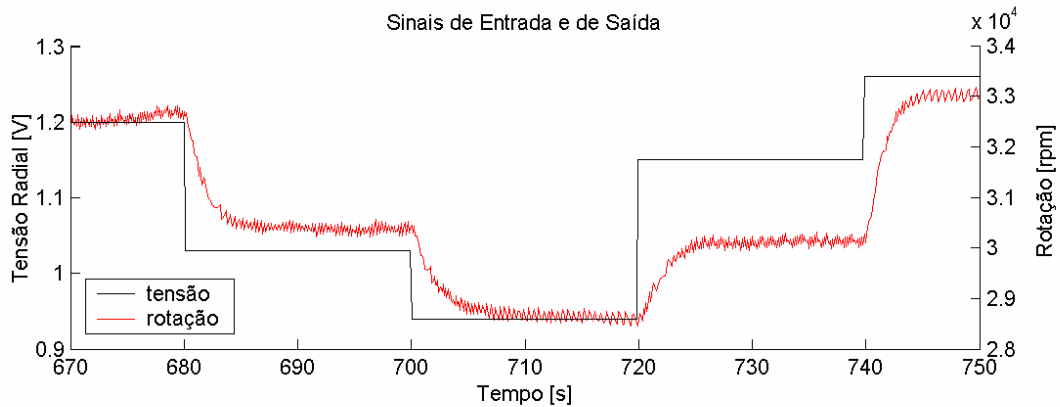


Figura 5.7 – Curvas de entrada-saída da turbina para determinação do período de amostragem

Em seguida, estudou-se qual o tipo de sinal de entrada que seria persistentemente excitante para a microturbina. Para isso, foram realizados alguns ensaios com dois tipos de sinais. O primeiro sinal de excitação utilizado foi o pseudo-aleatório. Este sinal foi aplicado à válvula piloto, responsável por alterar o regime da microturbina de acordo com a variação demandada de combustível. A resposta da microturbina, devida ao sinal, pode ser observada na Figura 5.8.

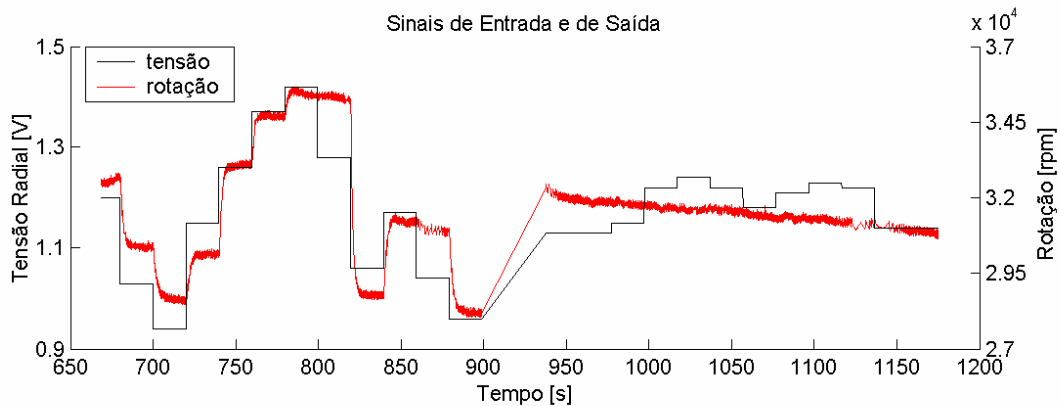


Figura 5.8 – Resposta do sistema ao sinal pseudo-aleatório

Verificou-se pelo sinal de saída de rotação, que o sinal pseudo-aleatório, não excitava adequadamente o sistema. Isso se deve a três fatores principais: as características mecânicas da turbina, que impediam que a turbina respondesse a alterações bruscas no seu regime; a lenta dinâmica térmica deste sistema, que não permitia que a turbina respondesse a sinais com períodos curtos, gerando uma resposta com atraso; e, também, a não-linearidade da válvula de combustível, que apresentava zonas morta e de emperramento

para alguns valores de amplitude do sinal de excitação. Especificamente com relação ao emperramento da válvula, a excitação com o sinal pseudo-aleatório realçava a discrepância entre as zonas linear e de emperramento. Essa discrepância ocorria em função da permanência de vários degraus nas zonas morta ou de emperramento em um instante, e no instante seguinte, houvesse um salto brusco para zona linear da válvula, fazendo assim, com que a turbina mudasse de um patamar de operação para outro de forma abrupta, conforme ilustra a Figura 3.2.

O segundo tipo de sinal utilizado foi a rampa aleatória. Escolheu-se a rampa para suavizar a mudança de regime de operação da turbina, evitando que isto ocorresse por meio de saltos, como observado com o sinal pseudo-aleatório. Outra questão foi a diminuição do atraso da resposta, na medida em que havia um período maior para transição do regime de operação. Entretanto, escolheu-se este tipo de sinal, principalmente, para se evitarem as zonas morta e de emperramento da válvula de combustível. Em função de sua característica linear, a rampa faz com que o sinal cresça ou decresça mais suavemente, sem que ocorram mudanças bruscas no regime de operação. Além disso, a transição da zona de emperramento da válvula transcorria de maneira mais suave. A Figura 5.9 ilustra a resposta do sistema ao sinal de excitação rampa.

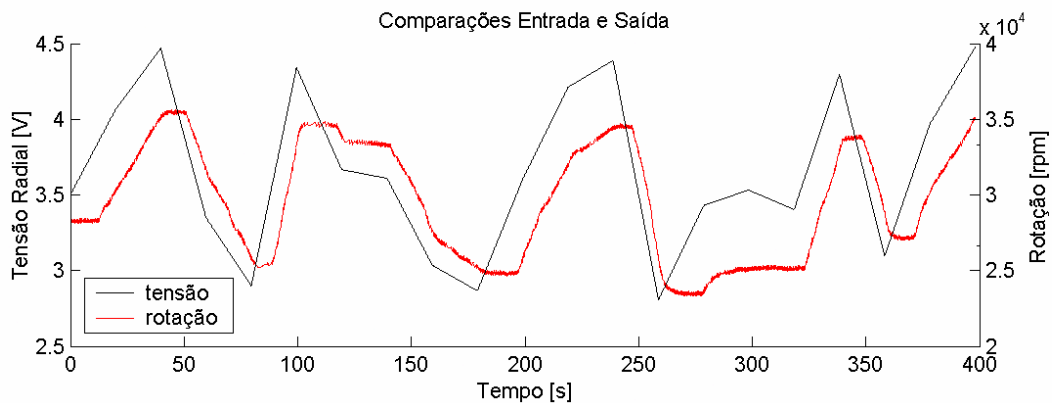


Figura 5.9 – Resposta do sistema ao sinal rampa

Escolhido o período de amostragem e o sinal de excitação, realizou-se os quatro ensaios descritos anteriormente. Para realização de cada um dos ensaios utilizaram-se rampas aleatórias, que eram variadas a cada 20s. Foi escolhido um tempo de amostragem de 400s, totalizando um conjunto de 4000 amostras por ensaio. Para cada ensaio coletaram-se sinais de entrada: tensão das válvulas piloto e radial e sinais de saída: rotação, temperatura e



pressão. Foi ainda coletado o nível de  $\text{NO}_x$  e a vazão de ar.

### 5.2.2 – Verificação de não-linearidades e escolha da representação matemática

Observou-se que a principal não-linearidade do sistema era devido às zonas morta e de emperramento da válvula descrita no item anterior. Devido a isso, utilizou-se duas representações matemáticas para modelar o sistema. Na primeira utilizou-se redes neurais para identificar o sistema completo, isto é, incluindo-se a não-linearidade da válvula, como descrito na Figura 5.10.

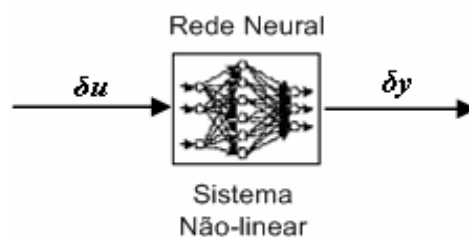


Figura 5.10 – Diagrama de blocos da identificação não-linear do sistema da microturbina

Para esta identificação não-linear foi escolhida a representação NARX recursiva, representada pela função *NNRARX.mat* da Toolbox NNYSID (Noogaard *et al.*, 2000). Todos os algoritmos utilizados no presente trabalho foram implementados no MatLab®.

Na segunda representação, utilizou-se uma identificação híbrida do sistema, a qual foi realizada em duas etapas: a identificação não-linear da válvula e a identificação linear do sistema, como se observa na Figura 5.11.

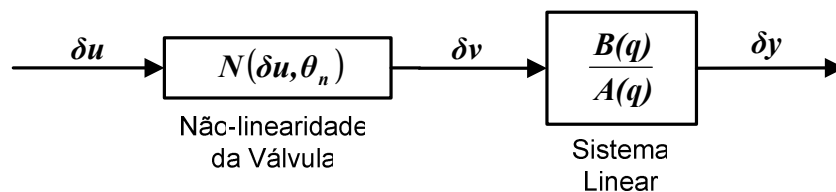


Figura 5.11 – Diagrama de blocos da identificação híbrida do sistema da microturbina

Em que,  $\delta u = u - u_{nominal}$ ,  $\delta y = y - y_{nominal}$ ,  $\theta_n$  são os parâmetros não-lineares da válvula e  $[A, B]$  são os parâmetros lineares do sistema. Para identificar a não-linearidade da válvula, utilizou-se o algoritmo apresentado na Figura 3.3, específico para essa aplicação. Já para a identificação linear do sistema escolheu-se o modelo ARX recursivo.

O modelo ARX foi escolhido por apresentar uma menor complexidade de cálculo em relação ao modelo ARMAX e, também, por evitar problemas de mínimos locais e de convergência, presentes no modelo ARMAX. Escolheu-se ainda o estimador recursivo por este gerar saídas muito próximas das saídas do sistema, dispondo apenas das entradas e das condições iniciais. Além disso, o modelo dinâmico obtido é mais fiel que o modelo regressor, pois permite simular o sistema *off-line*, além de ser possível elaborar o projeto de controle.

O algoritmo completo de identificação utilizado é descrito como:

Para  $i=1$  até 10000

{

$T_{min} = 0.01;$

$T_{max} = 3;$

$T = (H-i)/H * (T_{max}-T_{min}) + T_{min};$

$\theta_n(i) = \theta_n(0) + T \cdot \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}$ , em que  $\theta_n = [S \ J]$  são os parâmetros não-lineares da válvula,

$u_1 = randn(1)$  e  $u_2 = randn(2)$  e  $T$  é um fator multiplicador para se evitar os mínimos locais do sistema

    Calculou-se  $\delta v = stiction(\delta u, \theta_n(i))$ , em que função *stiction* foi implementada segundo algoritmo descrito na Figura 3.3.

    Estimou-se  $\theta_l = (A, B)$  de  $\{\delta v, \delta y\}$ , utilizando-se o modelo linear *arx*.

    Calculou-se  $J(i) = J(\theta_n, \theta_l)$  utilizando-se o critério dos mínimos quadrados.

    Calcularam-se os  $\{\theta_n, \theta_l\}_{minimos}$ ,

    Se  $J(i) < J_{opt}$  {

$\theta_{nopt} = \theta_n(i)$

$\theta_{lopt} = \theta_l$

    }

}

### 5.2.3 – Determinação da estrutura do modelo

A estrutura do modelo foi determinada pelo resultado do Método da Observabilidade Estendida implementado no MatLab®, ilustrado na Figura 5.12. Para esta análise definiu-se a ordem  $r$ , que representa a ordem que excita melhor o sistema, igual a 15, sendo possível verificar a influência de cada uma das ordens de 1 a 15. Neste método a escolha

da ordem é feita por meio de uma análise de custo/benefício, ou seja, avalia-se a relevância do polinômio em função da ordem deste. Este procedimento foi repetido para todos os tipos de ensaios, mantendo-se o mesmo comportamento da relevância da ordem do polinômio, observada no gráfico abaixo.

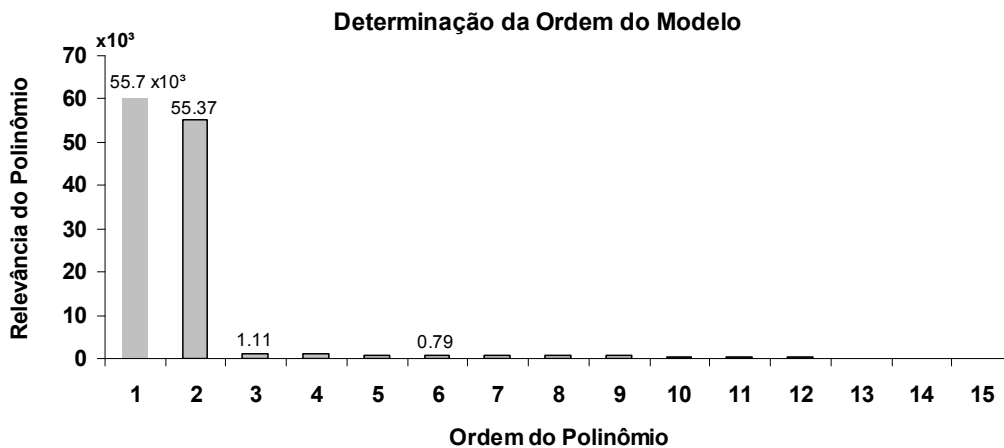


Figura 5.12 – Resultado do Método da Observabilidade Estendida para o ensaio 3

Conforme se observa neste gráfico, a partir da ordem 3, a relevância da ordem do polinômio não sofre mais variações significativas. Ainda assim, a identificação do sistema foi realizada segundo os polinômios de ordens 3 e 6, para uma certificação da influência destas ordem na estimação do modelo, cujo custo de processamento ainda viabilizaria a análise.

## 5.2.4 – Estimação e validação dos parâmetros do modelo

### 5.2.4.1 – Modelo Não-linear

A estimação não-linear do sistema foi realizada utilizando-se redes neurais, em que tentou-se identificar a não-linearidade da válvula, que era a principal fonte de não-linearidade do sistema, juntamente com o restante do modelo do sistema. Para isso, utilizou-se o método de estimação recursiva de *Gauss-Newton* implementado na função *NNRARX* da Toolbox *NNYSID*. Foram realizadas algumas alterações nesta função para que fosse possível gerar os gráficos desejados para a análise dos resultados. Para obter os resultados da identificação não-linear foram seguidas as etapas descritas a seguir.

A primeira etapa consistiu em determinar e avaliar algumas estruturas de rede de interesse para representar o comportamento da microturbina. A estrutura escolhida para rede foi: uma camada oculta e uma camada de saída, ordens dos polinômios 3 e 6, número de neurônios na camada interna 3 e 6 e funções de ativação linear e tangente hiperbólica. Para a rede com a ordem do polinômio igual a 3, utilizou-se a camada interna com 3 e 6 neurônios, já para a rede com a ordem do neurônio igual a 6, utilizou-se a camada interna com 6 neurônios. Para o treinamento da rede utilizou-se o número máximo de iterações igual a 10000, o critério de parada igual a 0 e o método de treinamento *feed-forward*. Escolhida a estrutura da rede e os parâmetros de treinamento, procedeu-se a identificação do sistema para cada um dos tipos de ensaios. A Figura 5.13 ilustra o resultado da estimação para as diferentes estruturas escolhidas.

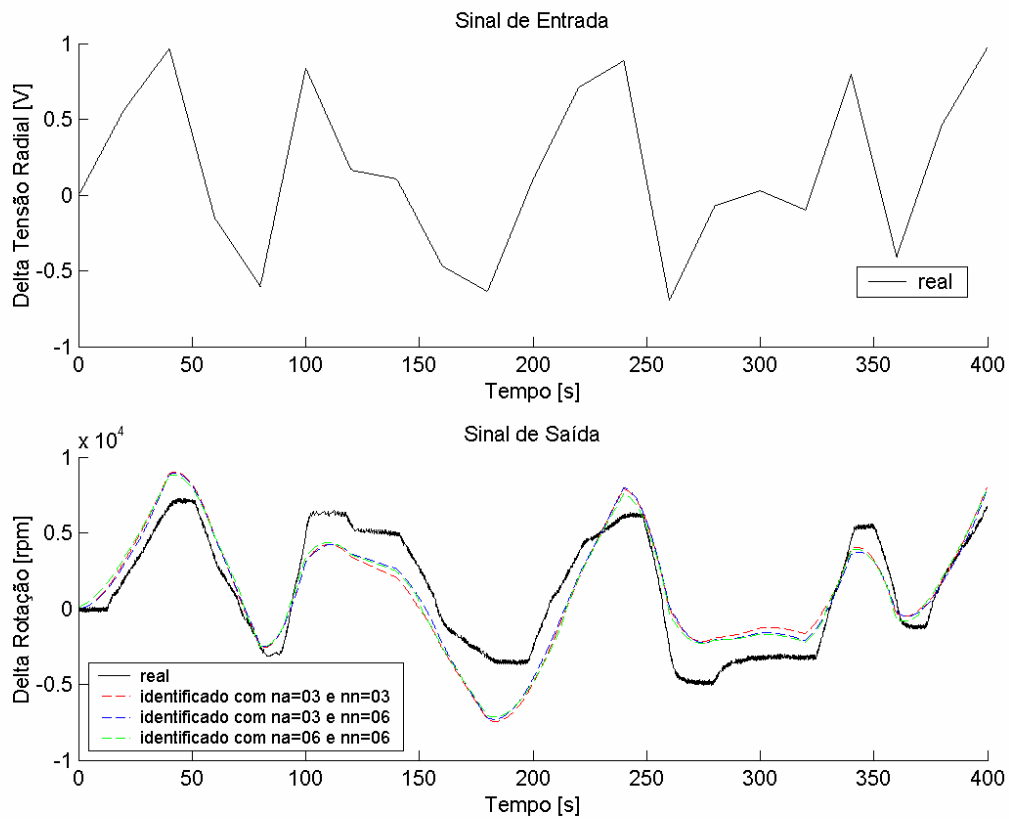


Figura 5.13 – Comparação entre os modelos estimados para as três estruturas de rede escolhidas para o ensaio 3

Verifica-se na Figura 5.13 que os resultados para as estruturas de redes apresentam comportamento muito semelhante. Entretanto, observa-se ainda que em alguns intervalos as redes com as ordens do polinômio,  $na$ , igual a 3 e 6 e, com número de neurônios,  $nn$ ,

igual a 6 apresentam menores desvios em relação ao sinal de saída real da turbina. Esta análise foi repetida para todos os tipos de ensaios, mantendo-se o mesmo resultado de estimação para os três tipos de estruturas escolhidas. Então, definiu-se a estrutura da rede com  $na=3$  e  $nn=6$  para identificação e validação dos dados, devido ao menor custo de processamento e melhor resultado dentre todos os ensaios.

A segunda etapa consistiu em encontrar o melhor conjunto de pesos para a estimação do modelo do sistema. A Figura 5.14 ilustra o resultado de um conjunto de pesos insatisfatórios para representar o comportamento não-linear do sistema, enquanto a Figura 5.13 ilustra o melhor resultado de um conjunto de pesos identificados dentre todos os ensaios.

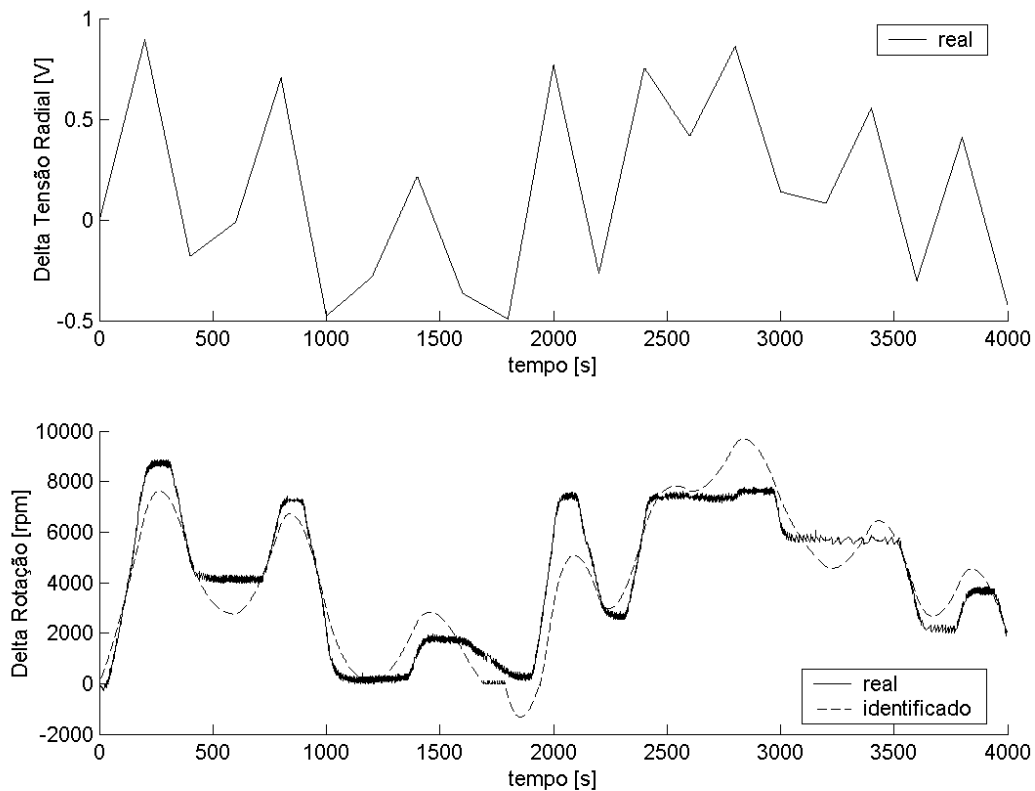


Figura 5.14 – Identificação do conjunto de pesos para o ensaio 5

O melhor conjunto de pesos é dado por:

$$w1 = 1.0e+003* \begin{bmatrix} -0.0038 & -0.0071 & -0.003 & -0.0002 & 0.0001 & 0.0001 & 0.0005 \\ -0.0131 & 0.0103 & 0.0031 & -1.0088 & -0.256 & 0.4965 & -0.6073 \\ -0.0968 & 0.0371 & -0.0309 & 0.0003 & 0.0005 & 0.0007 & 0.0011 \\ 0.1003 & -0.007 & 0.0772 & 0 & -0.0002 & -0.0002 & -0.0002 \\ 0.0015 & 0.0033 & -0.0011 & -0.3834 & -0.1638 & 0.5635 & -0.0493 \\ -0.0028 & -0.0059 & 0.0018 & -0.2452 & -0.1193 & 0.2928 & 0.0833 \end{bmatrix}$$

$$w2 = [-5.70 \quad 5.84 \quad 1.23 \quad 21.69 \quad -4.59 \quad -2.59 \quad 16.11]$$

em que, w1 que é o conjunto de pesos referente aos neurônios da camada oculta e w2 é o conjunto de pesos referente ao neurônio da camada de saída.

A terceira etapa consistiu em aplicar-se o método *OBS* ou, método de poda, aos resultados da estimação, os quais utilizaram o conjunto de pesos descritos [w1, w2] para o treinamento da rede, e, verificar se na nova estrutura encontrada para rede a característica não-linear da mesma ainda influenciava a resposta do sistema. A Figura 5.15 ilustra a melhor estrutura reduzida para a rede.

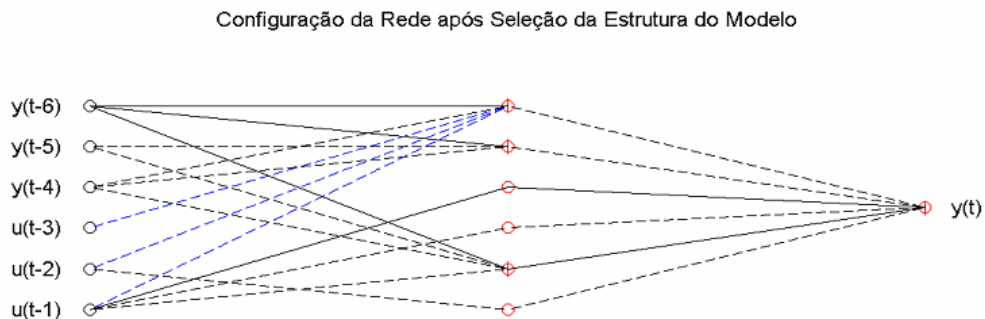


Figura 5.15 – Estrutura da rede após a aplicação do método de poda

Sendo que, as linhas tracejadas correspondem aos pesos negativos e as linhas cheias correspondem aos pesos positivos. Os traços vermelhos no interior dos círculos correspondem ao termo de *bias*, e também, são considerados como pesos do sistema. As cores indicam a relevância dos pesos e quanto mais escura for esta, maior é o peso.

Este novo conjunto de pesos é dado por:

$$w1 = \begin{bmatrix} 0 & -7.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -82.58 & 0 & 0 & -1180.47 & -536.67 & 141.70 & -840.15 \\ -96.99 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 100.30 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -563.67 & -312.41 & 569.51 & 95.36 \\ -0.14 & -0.12 & -0.09 & -223.01 & 0.00 & 514.65 & -200.18 \end{bmatrix}$$

$$w2 = \begin{bmatrix} -23.3784 & 46.7083 & -1.0488 & 16.0551 & -3.1158 & -2.9044 & -291.939 \end{bmatrix}$$

Verifica-se na Figura 5.15, que a nova estrutura da rede é composta por 25 pesos, enquanto a antiga estrutura era composta por 49 pesos. As funções não-lineares foram utilizadas nos quatro primeiros neurônios da rede na camada oculta. Devido a isso, observou-se que as não-linearidades ainda apresentavam pesos significativos na rede, ou seja, essa estrutura reduzida poderia ser aplicada para a estimação do sistema por conter características não-lineares.

A quarta etapa consistiu em aplicar essa nova estrutura da rede para se estimar o sistema e comparar estes resultados com aqueles estimados utilizando-se o conjunto de pesos completos [w1, w2]. As Figuras Figura 5.16, Figura 5.17, Figura 5.18 e Figura 5.19 ilustram os resultados destas comparações, em que a curva, denominada identificado, corresponde aos modelos estimados utilizando-se o conjunto de pesos completos, já a outra curva, denominada identificado ótimo, corresponde aos modelos utilizando-se a estrutura reduzida.

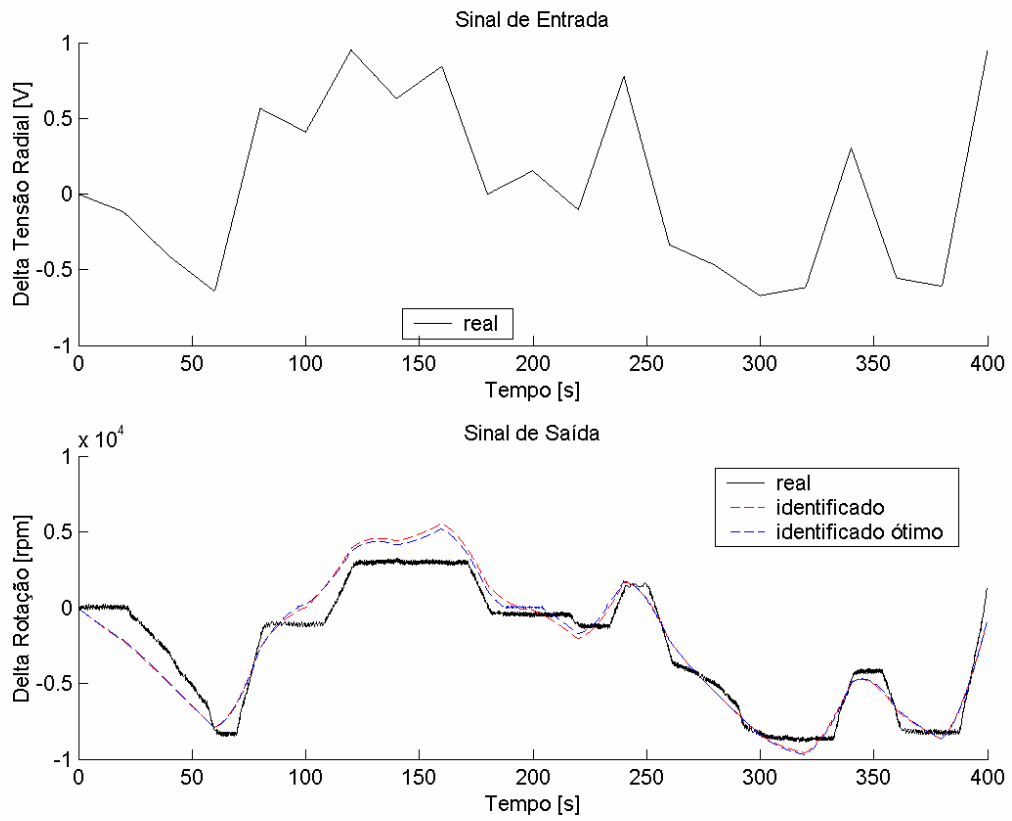


Figura 5.16 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 1

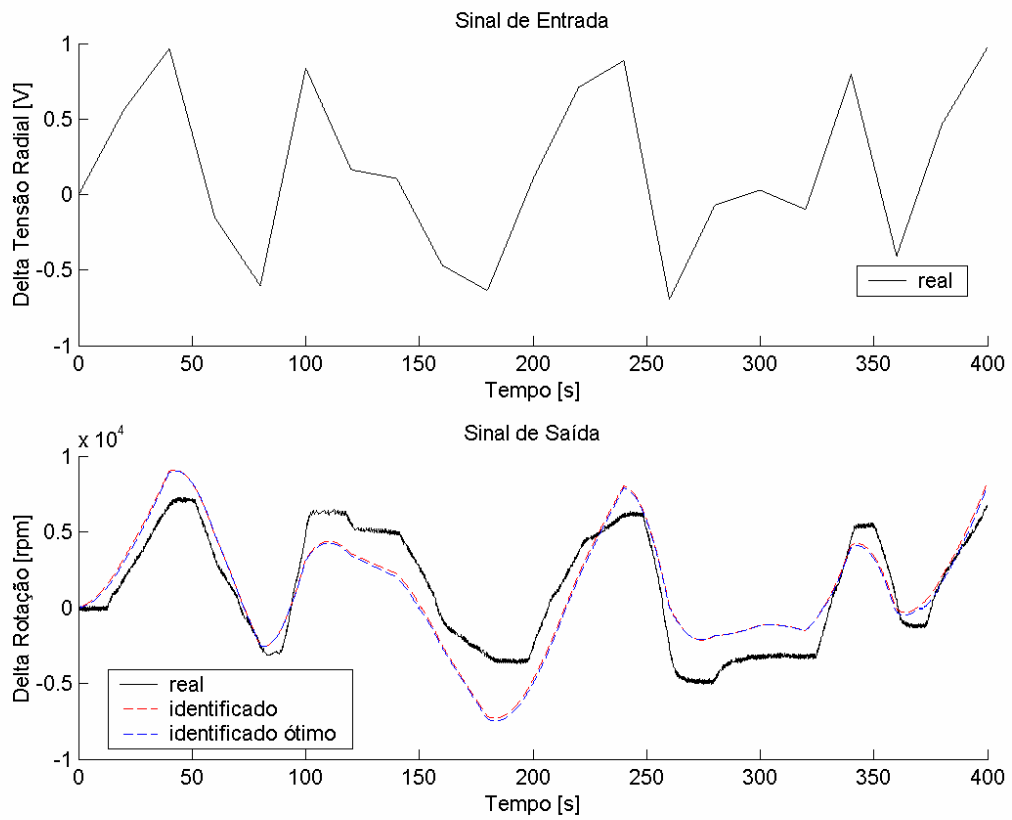


Figura 5.17 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 3



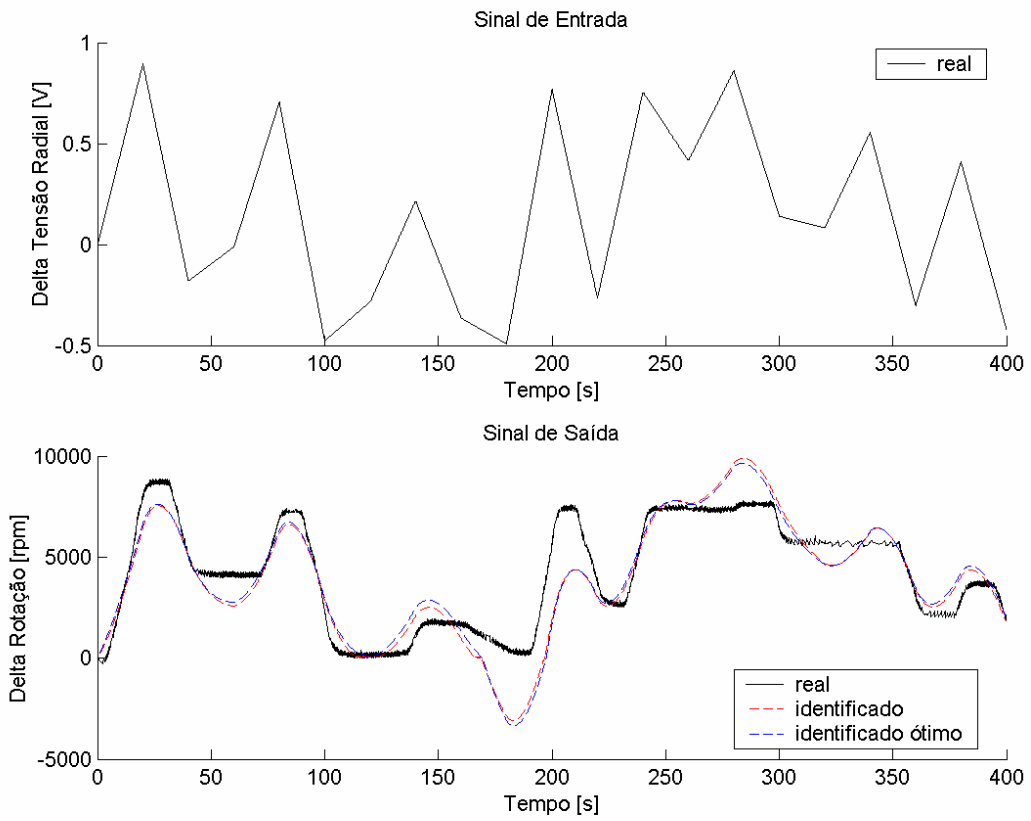


Figura 5.18 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 5

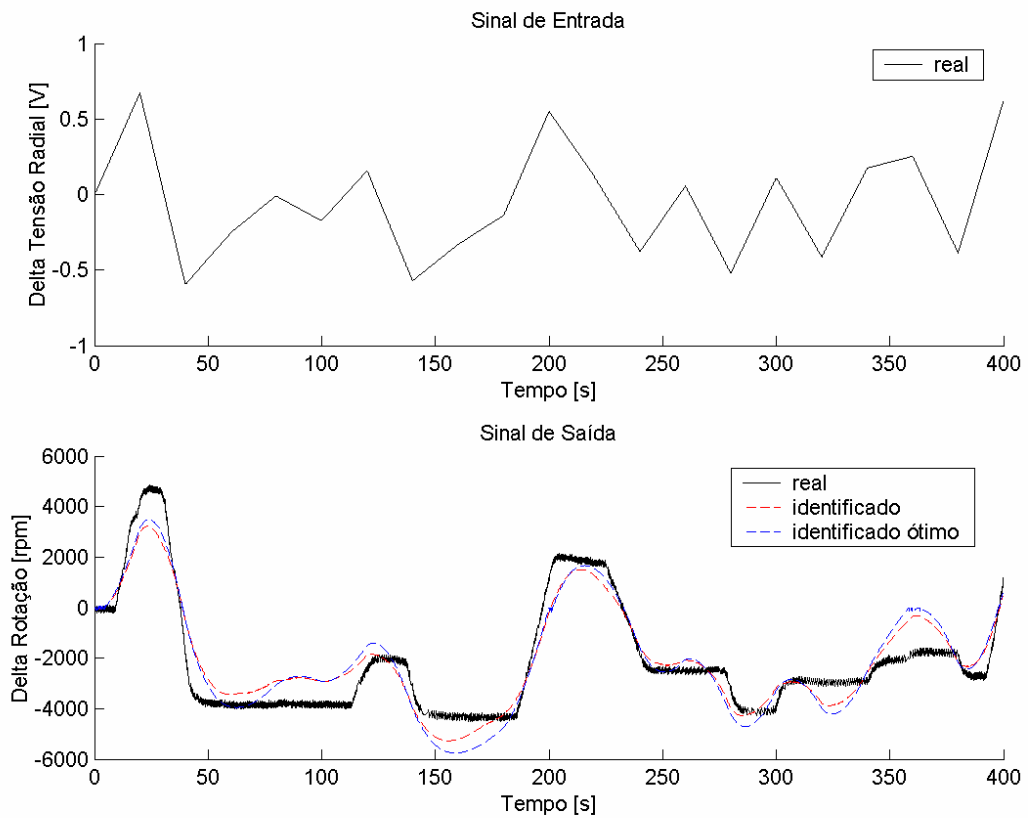


Figura 5.19 – Comparação entre os modelos estimados para o ensaio 7

Observa-se nas figuras descritas anteriormente que a estimação do sistema utilizando-se redes neurais não foi satisfatória, principalmente para os ensaios 5 e 7, em que se teve uma grande discrepância entre as respostas estimadas e a saída real do sistema. Isto significa que a estrutura neural não foi suficiente para caracterizar a principal não-linearidade do sistema, que provinha da válvula de combustível. Além disso, verificou-se que em alguns intervalos os resultados da estimação utilizando-se estrutura otimizada foram menos satisfatórios que aqueles utilizando estrutura convencional. Isso se deve a exclusão de alguns pesos, na aplicação do método *OBS*, responsáveis pela parcela não-linear do comportamento do sistema.

Finalizada a estimação, realizou-se o procedimento de validação dos dados. Para isso, utilizou-se uma amostra de dados diferentes dos dados de estimação, porém com o mesmo tamanho e para os mesmos tipos de ensaios. Essa amostra de dados foi aplicada à entrada do modelo identificado, em que se comparou a resposta do modelo com os dados de saída reais, avaliando-se assim a capacidade do modelo de acompanhar novas entradas. Para esta simulação foi implementada, também, estrutura recursiva. Este tipo de estrutura leva a resultados mais rigorosos na validação de modelos, pois geram previsões do sinal de saída “n passos a frente”, em que os valores preditos pelo modelo são reincorporados ao modelo para obter novas previsões. descrito anteriormente. Acrescentou-se a este procedimento a análise da validação utilizando-se “um passo a frente”, em que o modelo é sempre inicializado com dados medidos. As Figuras 5.20, Figura 5.21, Figura 5.22 e Figura 5.23 ilustram os resultados das validações utilizando-se o modelo recursivo para cada um dos tipos de ensaios.

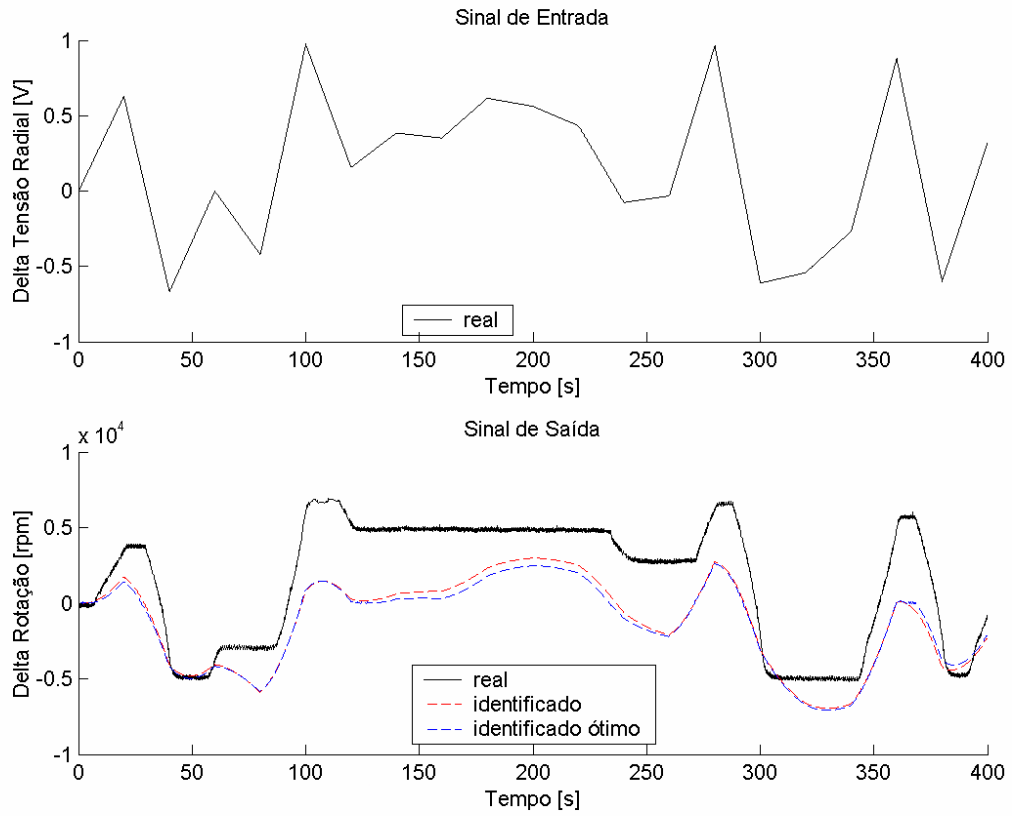


Figura 5.20 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 2

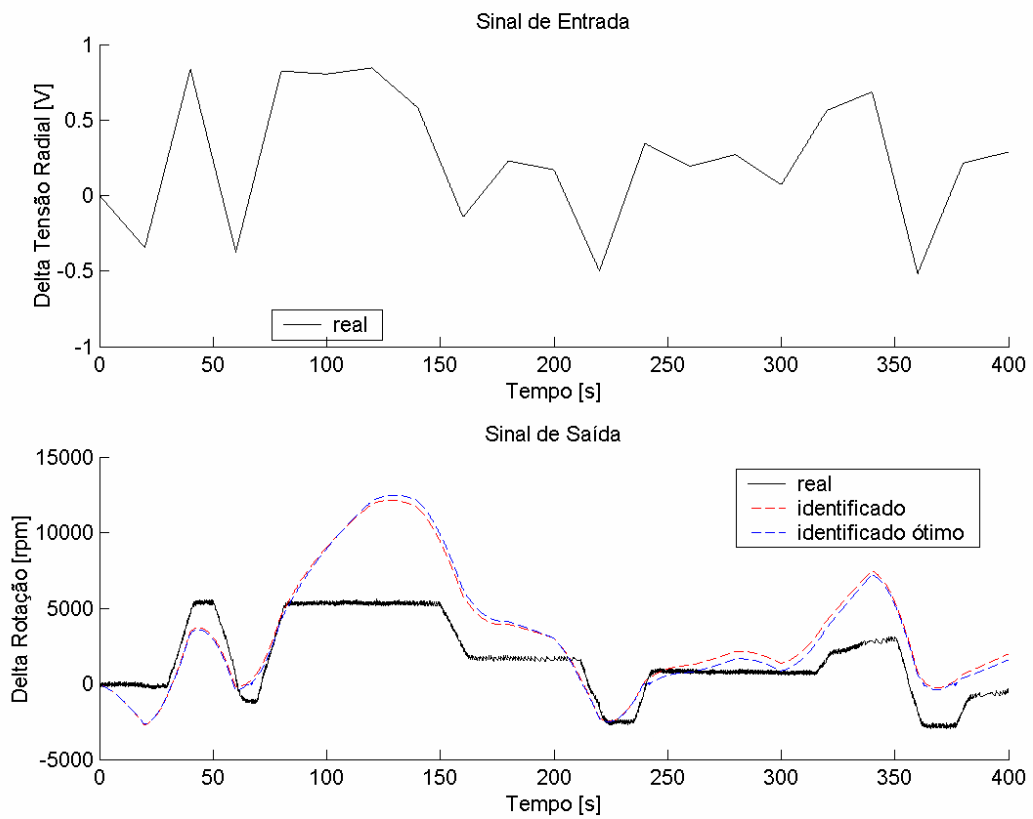


Figura 5.21 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 4

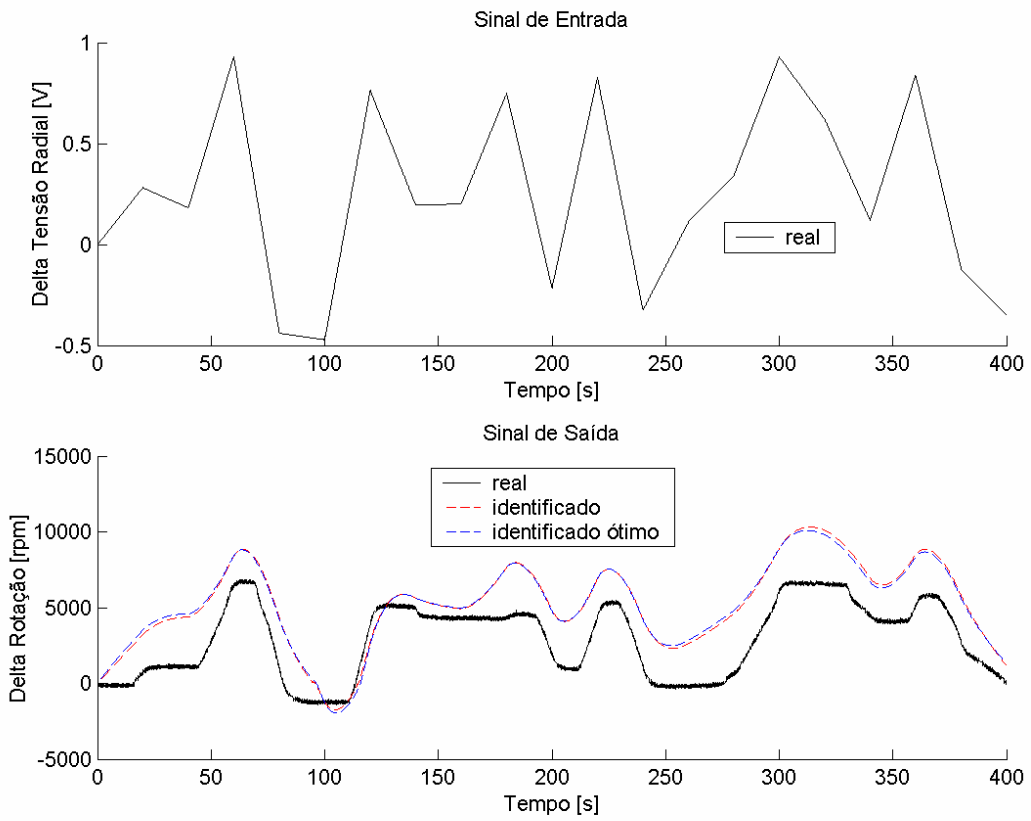


Figura 5.22 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 6

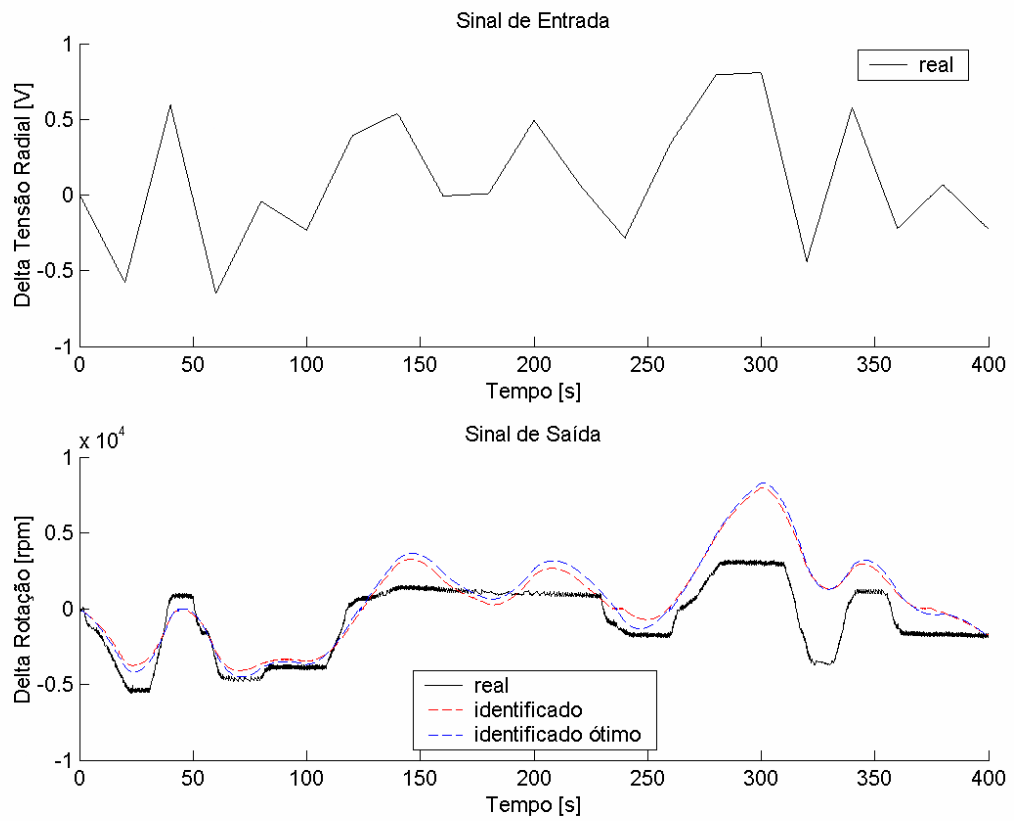


Figura 5.23 – Comparação entre os modelos validados para o ensaio 8

Verifica-se nos resultados da validação recursiva, que ambos modelos estimados utilizando-se redes neurais não foram adequados para representar o comportamento da microturbina. Em que, para se obter um modelo satisfatório, talvez fosse necessária uma rede neural exclusiva para caracterizar o comportamento não-linear da válvula.

Nas figuras a seguir observa-se os resultados da validação utilizando-se previsões “um passo a frente”.

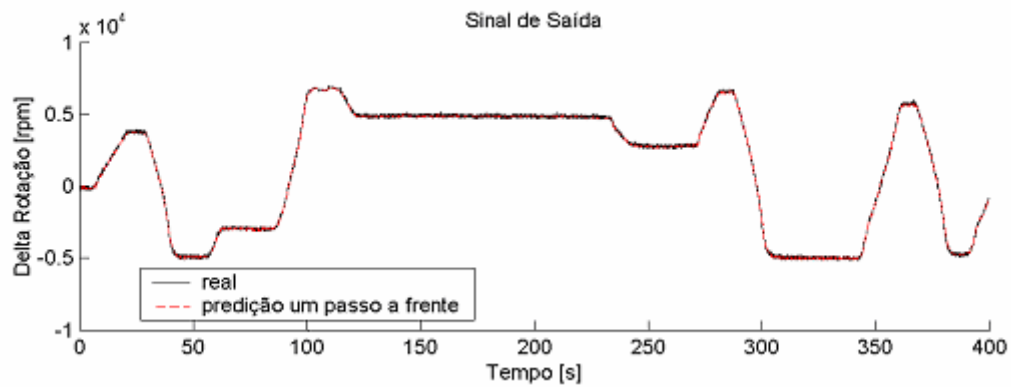


Figura 5.24 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 2

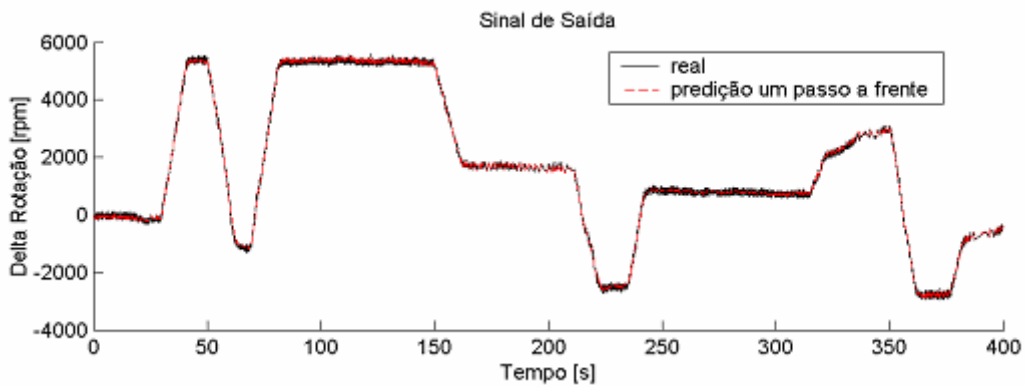


Figura 5.25 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 4

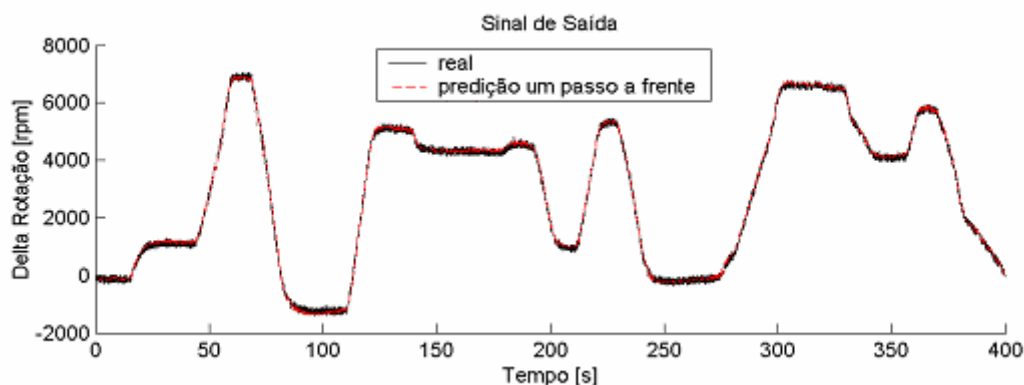


Figura 5.26 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 6

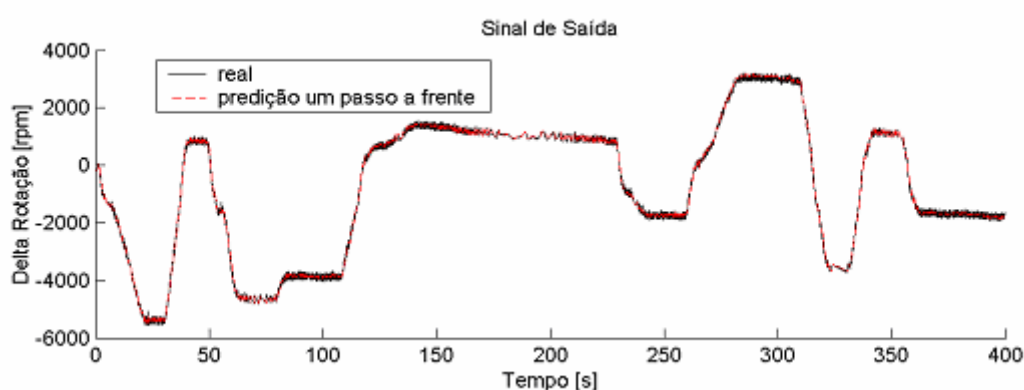


Figura 5.27 – Resultados da validação “um passo a frente” para o ensaio 8

Verifica-se nos resultados descritos pelas Figuras Figura 5.24, Figura 5.25, Figura 5.26 e Figura 5.27, que este tipo de modelo é muito menos rigoroso na validação de modelos do que o modelo recursivo, isso por realizarem a estimativa da saída atual, a partir das entradas e saídas passadas, o que permite um resultado excelente. Entretanto, esse modelo não pode ser utilizado para um projeto de controle ou para uma simulação *off-line*, pois não reflete o modelo dinâmico auto-regressivo. Para essa finalidade, deve-se utilizar o modelo recursivo apresentado anteriormente, que, por gerar a estimativa da saída atual a partir das condições iniciais e das entradas do sistema, permite a identificação do verdadeiro comportamento dinâmico do sistema.

#### 5.2.4.2 – Modelo Híbrido

Finalizada a estimação não-linear, procedeu-se com a estimação do modelo híbrido para cada um dos tipos de ensaios. Para esta estimação utilizou-se o algoritmo descrito na seção

5.2.2, seguindo-se a seqüência de procedimentos a seguir.

O primeiro passo consistiu na avaliação da influência das ordens do polinômio  $na=3$  e  $na=6$  na identificação do sistema. A Figura 5.28 ilustra esse resultado.

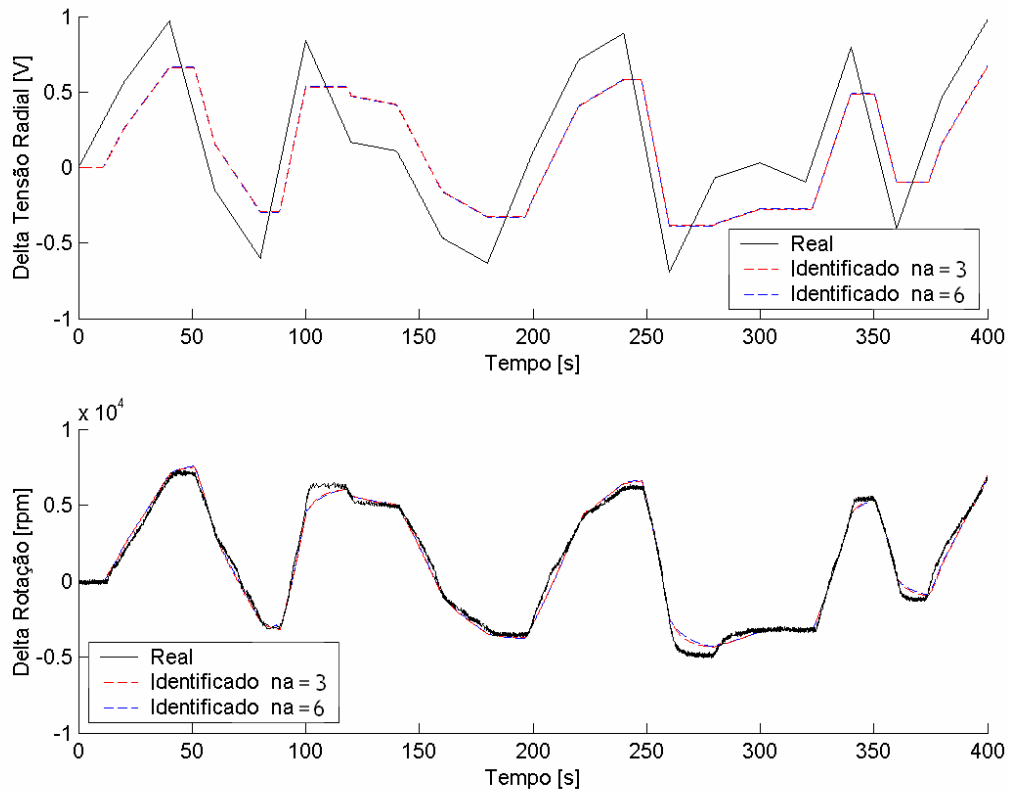


Figura 5.28 – Comparação da influência das ordens sobre o modelo identificado para o ensaio 3

Na Figura 5.28 observa-se que a diferença entre as respostas do modelo para ambas as ordens foi insignificante. Sendo que, esta análise foi repetida para todos os tipos de ensaios, mantendo-se essa mesma discrepância, entre os resultados de estimação, para as ordens do polinômio, observada no gráfico anterior. Em função disso, considerando-se ainda o custo de processamento utilizaram-se polinômios de ordem 3 para a estimação do modelo do sistema.

O segundo passo consistiu na avaliação dos parâmetros identificados para cada ensaio, qual era referente à não-linearidade da válvula de combustível, em que se buscou o conjunto que apresentasse a menor função de custo para o sistema.

A Figura 5.29 ilustra os valores das funções de custo calculadas a cada iteração, em que, *fc1* corresponde a função de custo para o ensaio 1, *fc3* corresponde a função de custo para o ensaio 3, *fc5* corresponde a função de custo para o ensaio 5, *fc7* corresponde a função de custo para o ensaio 7.

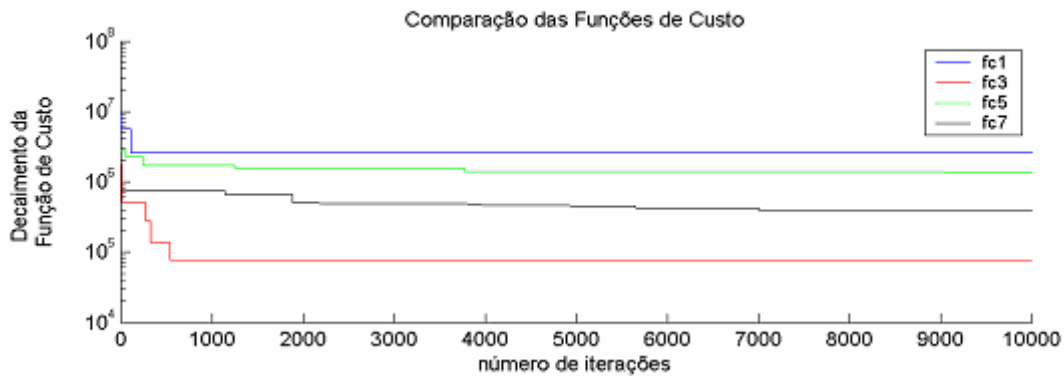


Figura 5.29 – Resultados do cálculo das funções de custo para cada um dos ensaios

Na figura anterior observa-se que os parâmetros estimados para o ensaio 3 apresentaram os menores valores para a função de custo, sendo, portanto, os mais adequados para a identificação da característica não-linear da válvula. Esse relação inversamente proporcional entre a função de custo e os resultados da estimação podem ser verificadas nas Figura 5.28 e Figura 5.30.

A Figura 5.30 ilustra a identificação dos parâmetros para o ensaio 1, na qual se observa uma estimação insatisfatória da não-linearidade da válvula. Verifica-se ainda, que este ensaio apresenta o maior valor da função de custo, como observado na Figura 5.29. Já, o ensaio 3 apresenta a menor função de custo, e, conseqüentemente, apresenta o melhor resultado de estimação dentre todos os ensaios, como ilustrado na Figura 5.28. Devido a isso, foi utilizado o conjunto de parâmetros não-lineares identificados neste ensaio para o modelo de identificação da válvula de combustível, em que  $\theta_n = [0,621 \quad 0,003]$ .



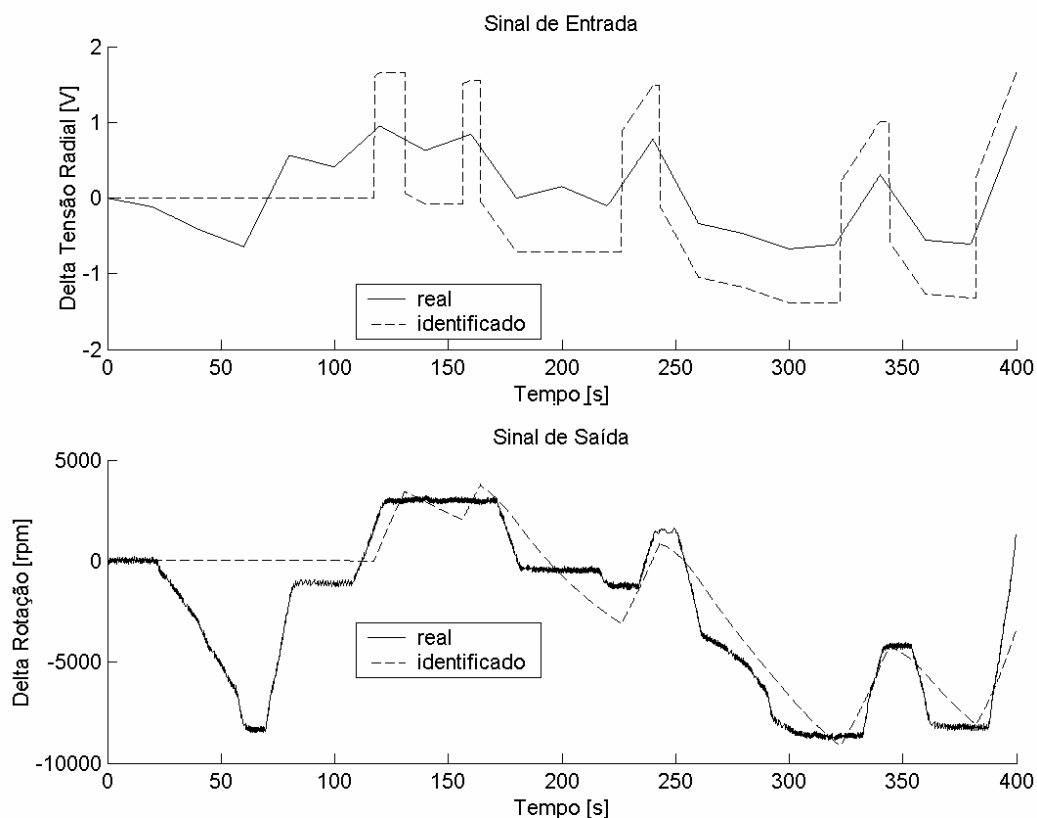


Figura 5.30 – Identificação da não-linearidade da válvula para o ensaio 1

O terceiro passo consistiu em avaliar os modelos lineares estimados para cada tipo de ensaio, utilizando-se os parâmetros não-lineares identificados no segundo passo, em que se buscou o modelo que proporcionasse a menor função de custo para o sistema.

Os valores da função de custo obtidos para cada ensaio estão descritos na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Valores da Função de Custo para cada ensaio

| <b>Ensaio</b> | <b>Função de Custo</b> |
|---------------|------------------------|
| 1             | 17.033.149             |
| 3             | 79.126                 |
| 5             | 1.424.887              |
| 7             | 382.311                |

Observa-se na Tabela 5.4 que o ensaio 3 novamente apresenta a menor função de custo, e que o ensaio 1 apresenta o pior valor para esta função.

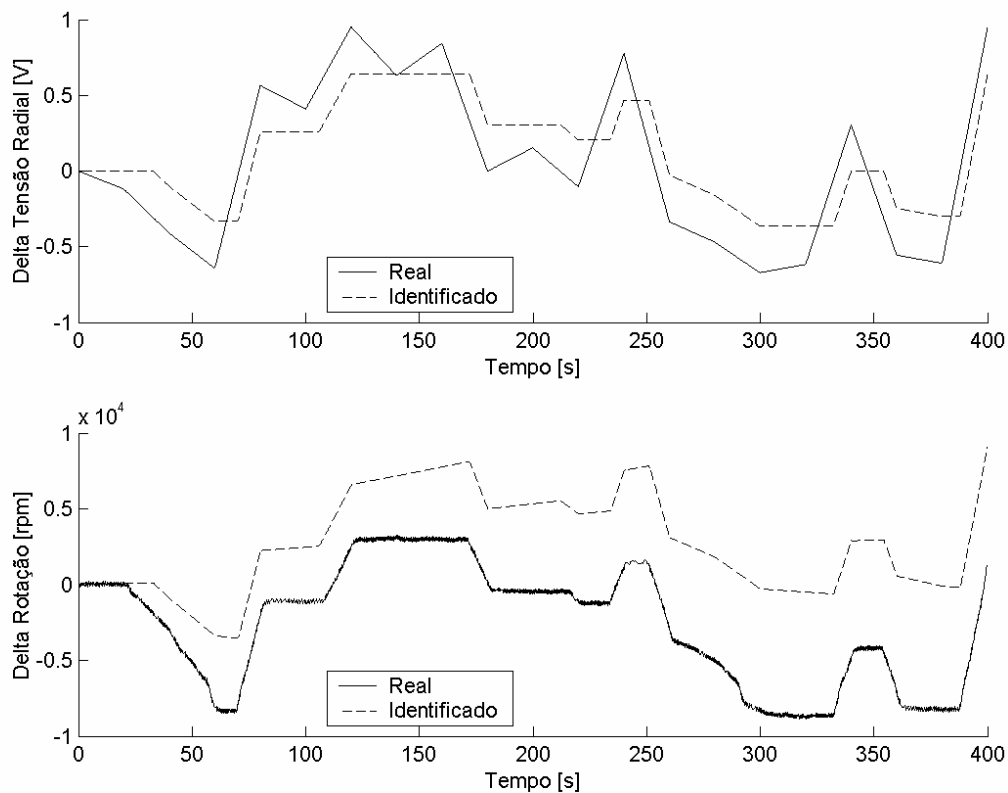


Figura 5.31 – Identificação do modelo linear do sistema para o ensaio 1

A Figura 5.31 confirma o resultado observado na tabela anterior, em que o modelo linear obtido para o ensaio 1 não representa adequadamente o comportamento do sistema. Já a Figura 5.28 ilustra a aproximação mais satisfatória do modelo do sistema dentre todos os ensaios, como esperado devido ao seu menor valor para função de custo. Isso levou a utilizar o vetor de parâmetros linear estimado no ensaio 1 para a identificação do modelo para todos os ensaios. O vetor de parâmetros obtido é dado por:

$$\theta_l = [-0.349 \quad -0.340 \quad -0.279 \quad 2640 \quad 7850 \quad -10119]$$

O quarto passo consistiu na verificação das respostas dos modelos estimados para cada ensaio, utilizando-se os vetores de parâmetros não-lineares e lineares identificados nos passos dois e três. As Figura 5.28, Figura 5.32, Figura 5.33 e Figura 5.34 ilustram os resultados da estimação de modelos para cada um dos tipos de ensaios realizados.

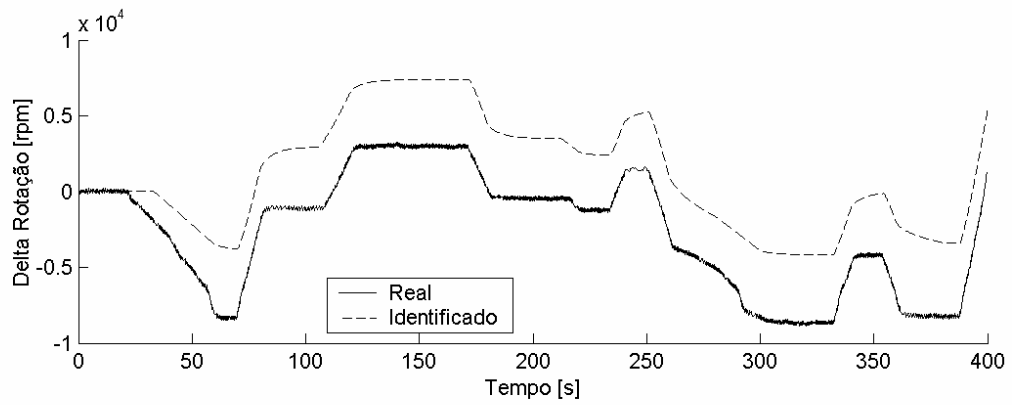
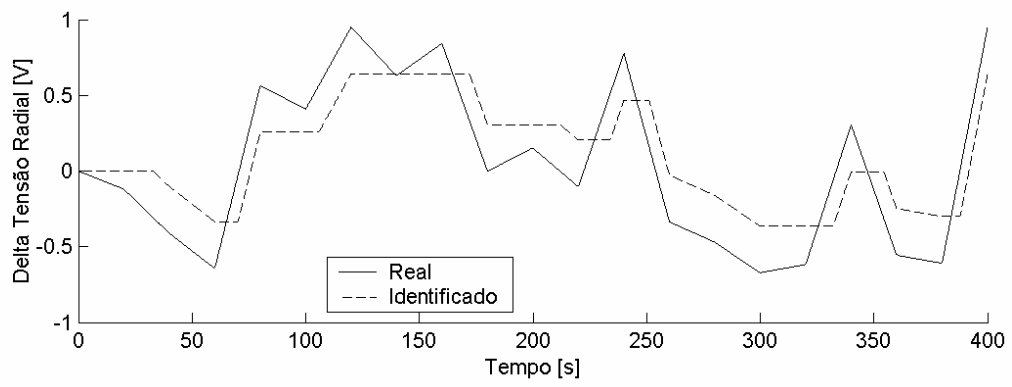


Figura 5.32 – Modelo estimado para o ensaio 1

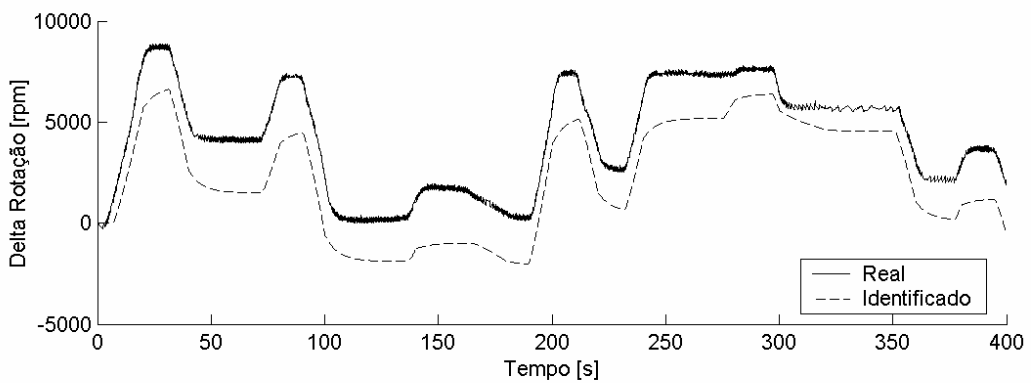
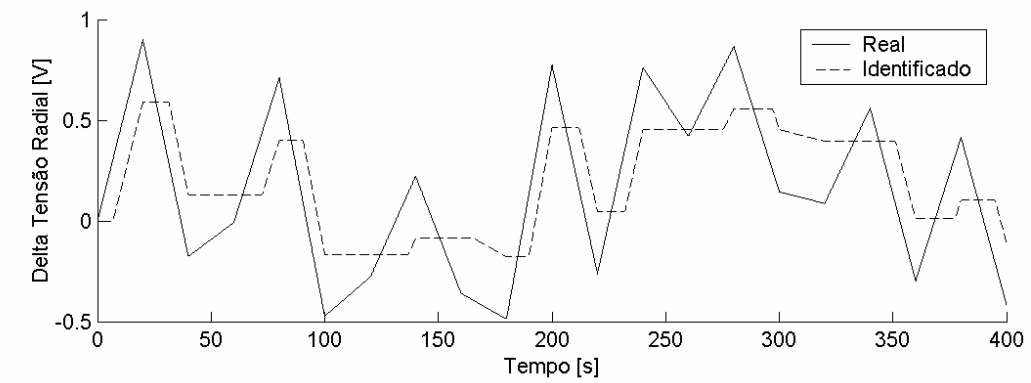


Figura 5.33 – Modelo estimado para o ensaio 5

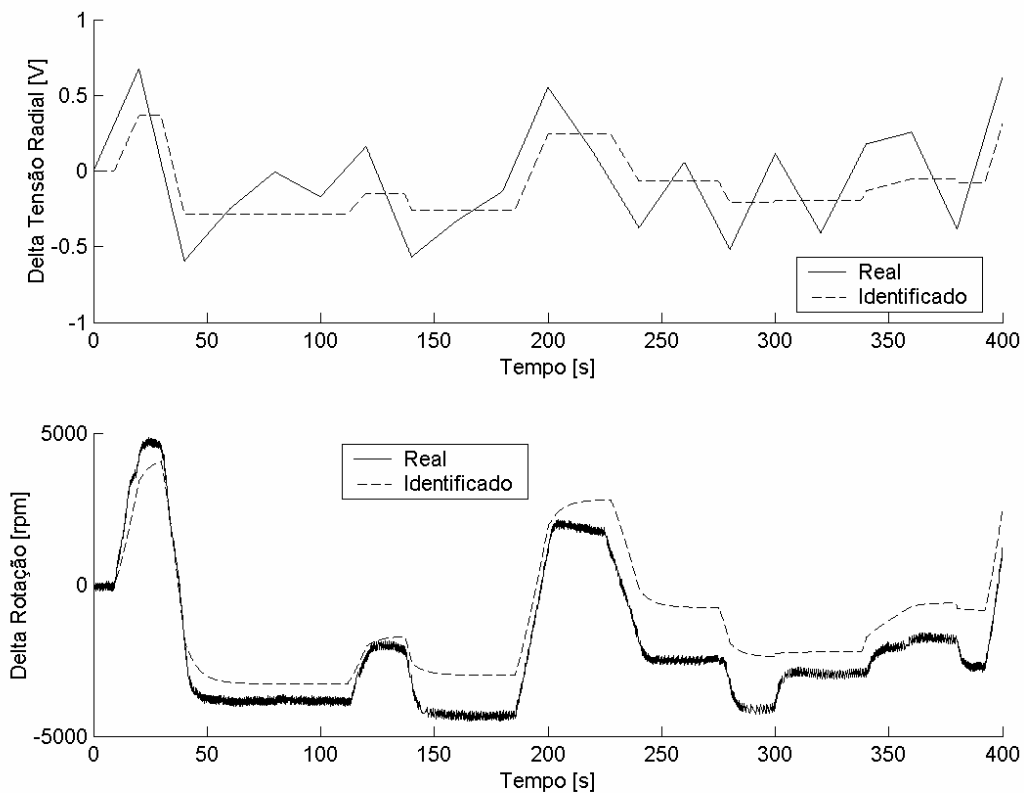


Figura 5.34 – Modelo estimado para ensaio 7

Observando-se estes gráficos, principalmente, os da Figura 5.28, verifica-se que os modelos identificados, não-linear da válvula e linear do sistema, mostraram-se bastante eficientes e robustos, apresentando resultados satisfatórios para os comportamentos da válvula e da microturbina. Além disso, pode-se verificar que, após a identificação da não-linearidade da válvula de combustível o comportamento da turbina apresentou um comportamento aproximadamente linear, o qual pode ser identificado pela estrutura linear ARX, em que, o melhor modelo identificado para um dos regimes de funcionamento da turbina, aplicou-se aos demais regimes satisfatoriamente.

Realizada a estimação dos modelos, realizou-se o procedimento de validação do dados, descrito na seção 5.2.4.1. As Figuras 5.35, Figura 5.36, Figura 5.37 e Figura 5.38 ilustram os resultados das validações para cada um dos tipos de ensaios.

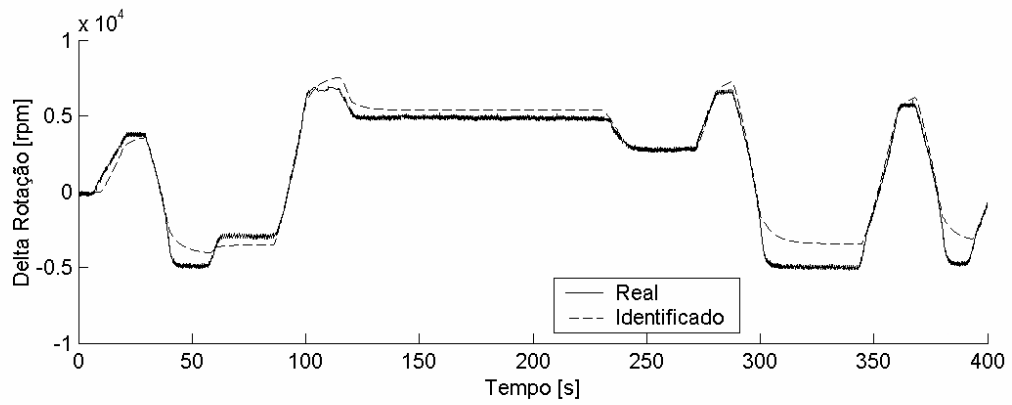
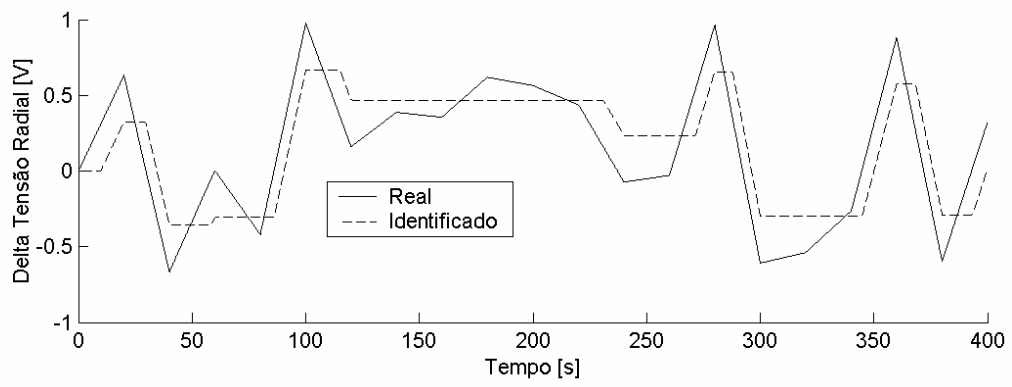


Figura 5.35 – Validação do modelo para o ensaio 2

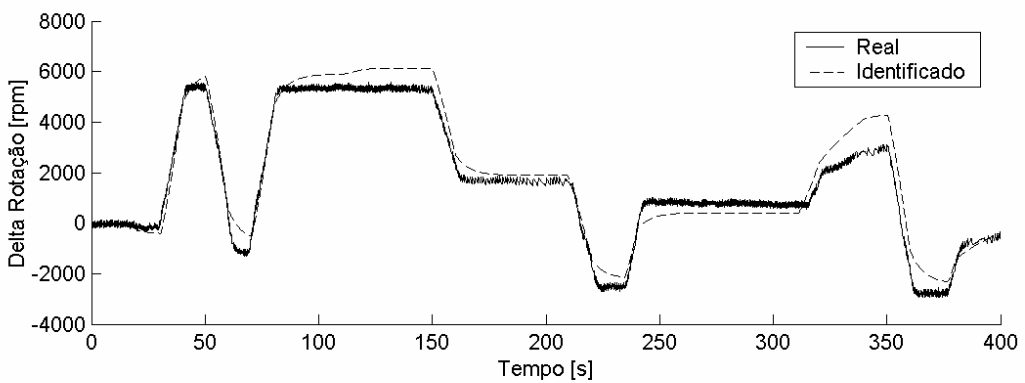
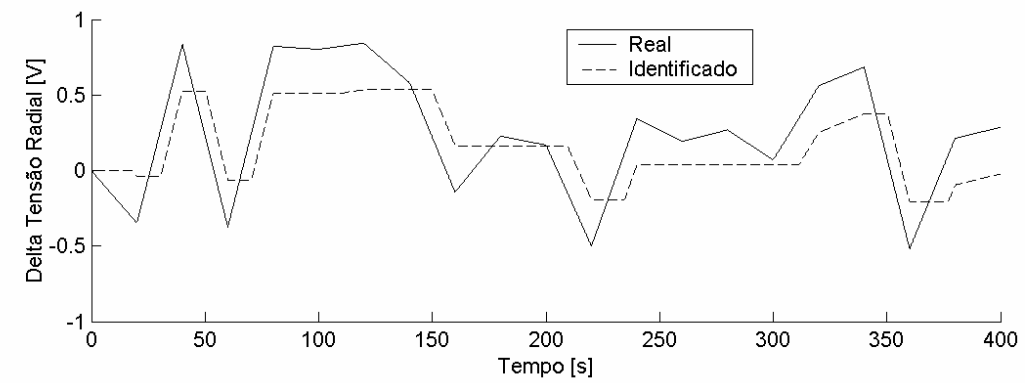


Figura 5.36 – Validação do modelo para o ensaio 4

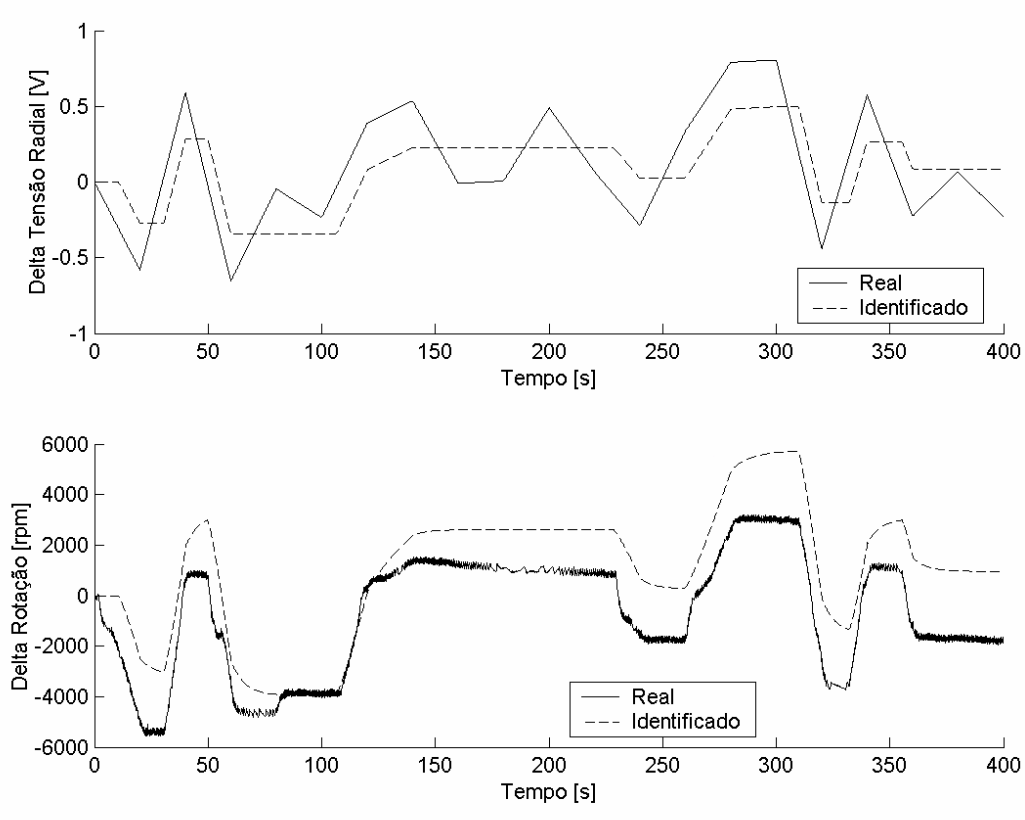


Figura 5.37 – Validação do modelo para o ensaio 6

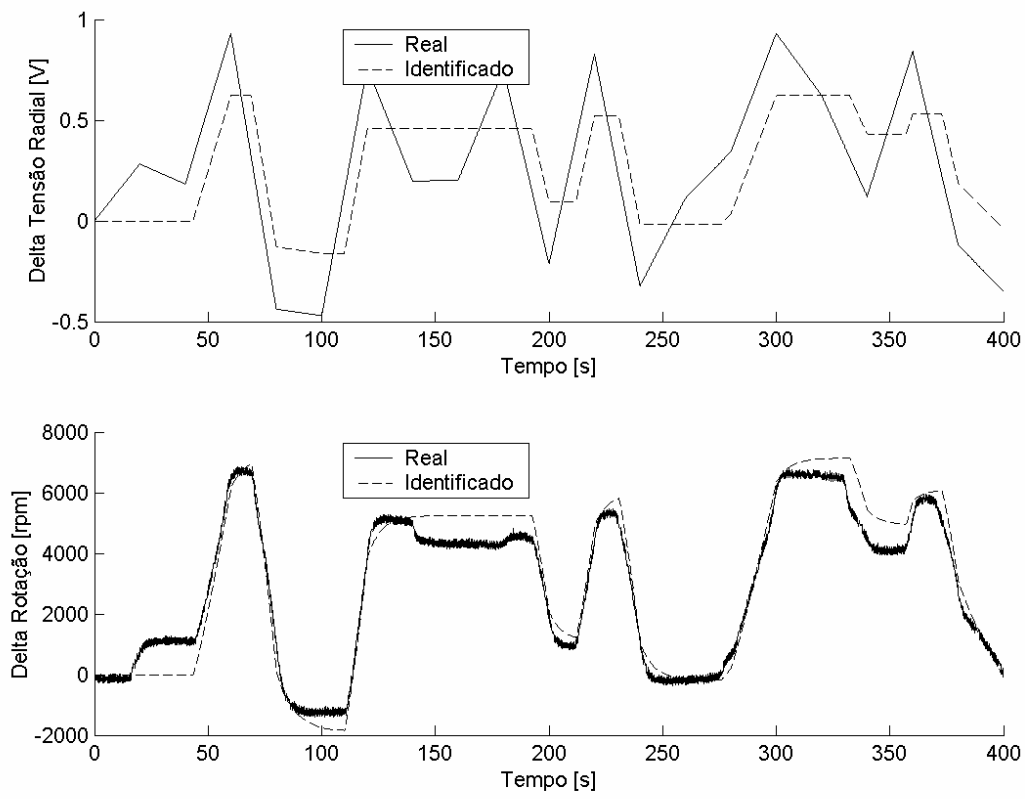


Figura 5.38 – Validação do modelo para o ensaio 8

Observa-se nos gráficos anteriores que o modelo identificado foi capaz de reproduzir satisfatoriamente a resposta real do sistema para conjuntos de dados que não haviam sido identificados anteriormente. Dessa forma, conclui-se que os modelos não-linear e linear obtidos foram adequados para representar o comportamento dinâmico da microturbina.

#### 5.2.4.3 – Comparação entre os resultados de validação dos modelos não-linear e híbrido

Nas duas seções anteriores, analisaram-se os resultados de validação obtidos pela aplicação de modelos não-linear e híbrido, respectivamente. Nas figuras seguintes, apresentam-se comparações desses resultados para cada um dos ensaios.

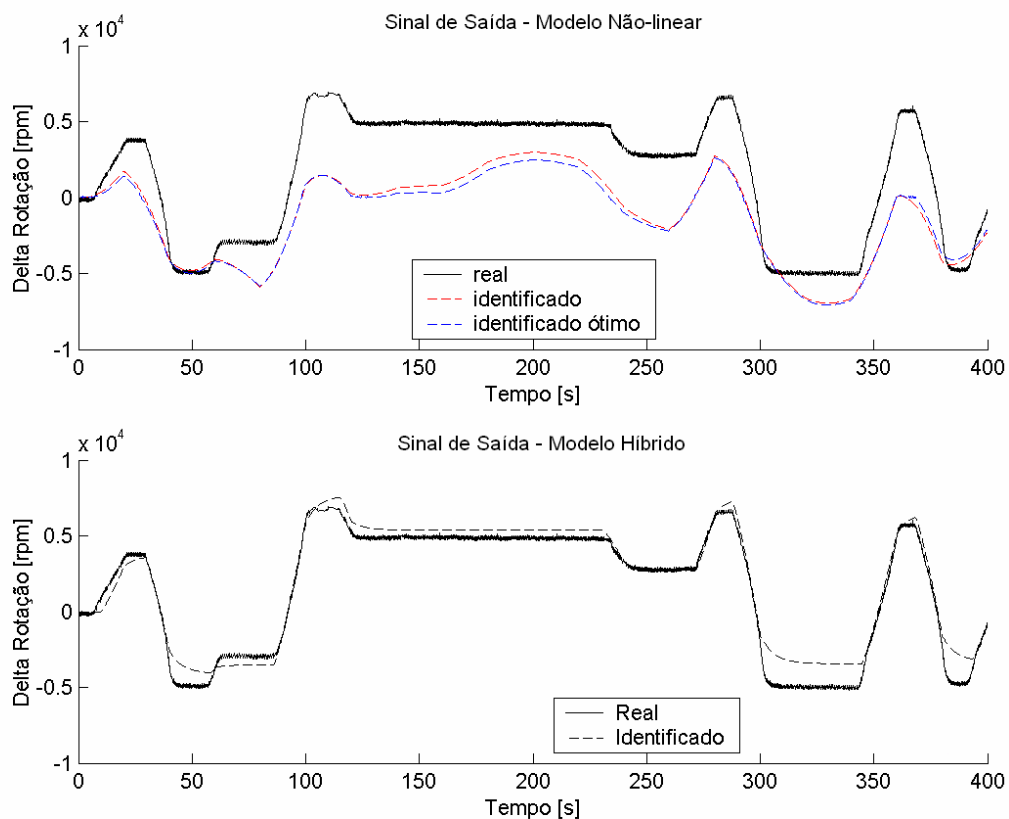


Figura 5.39 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 2

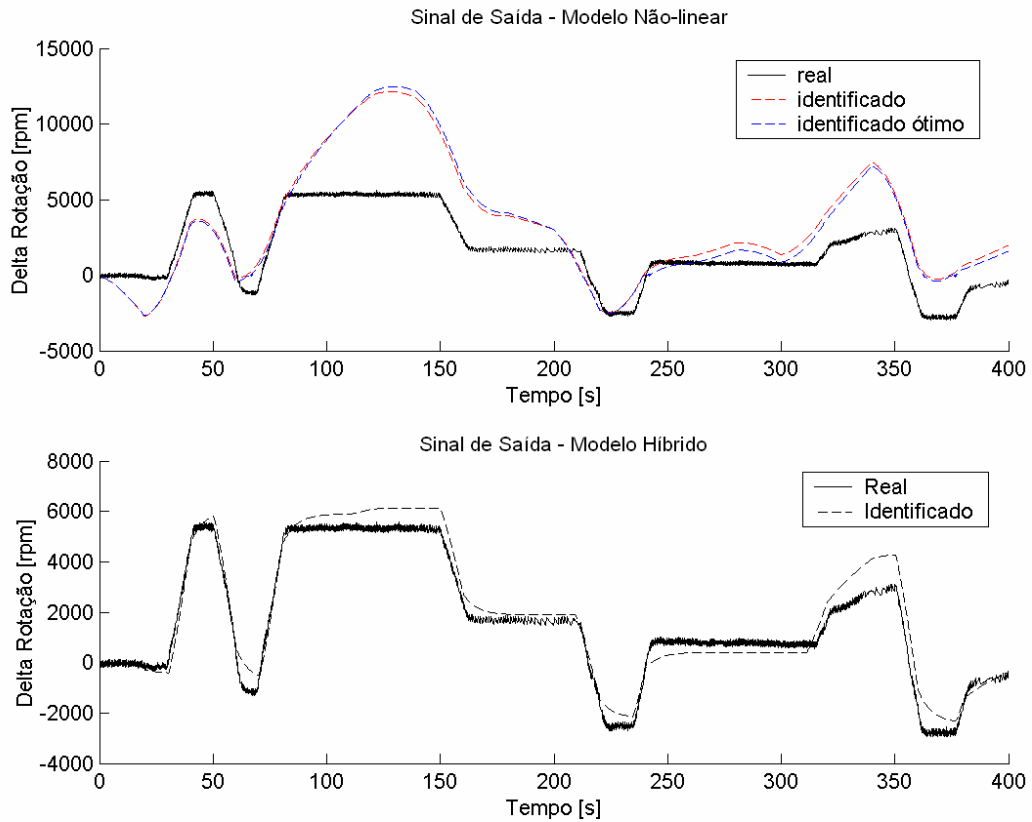


Figura 5.40 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 4

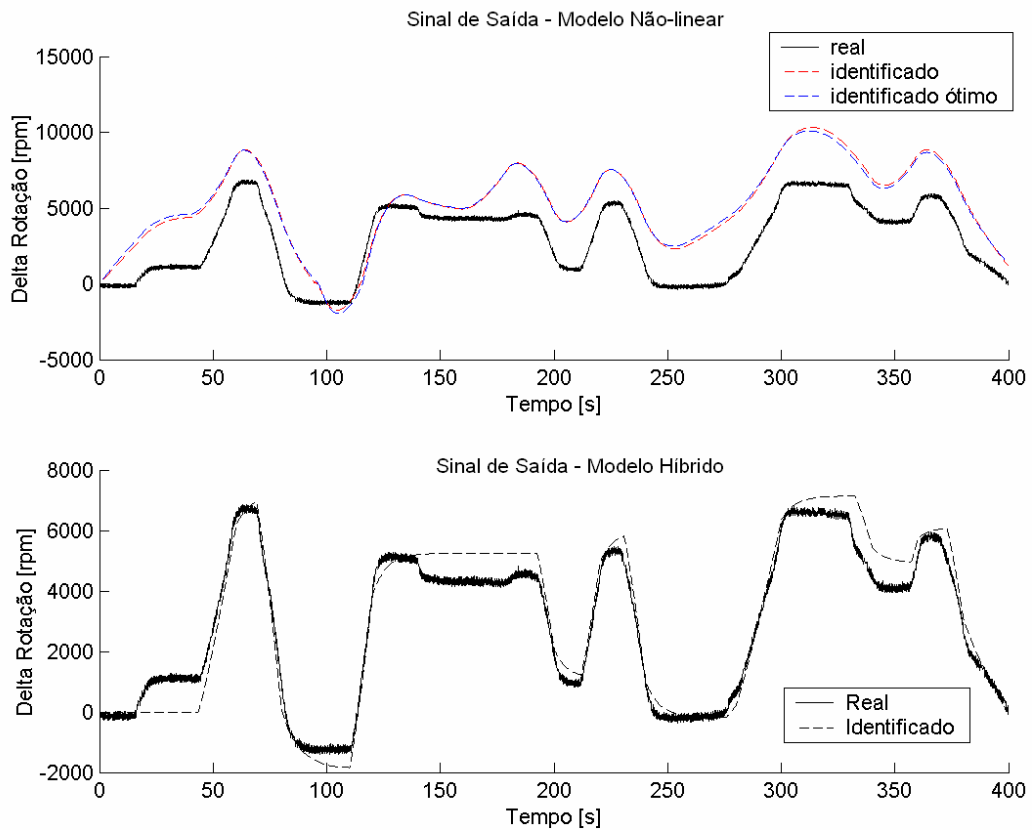


Figura 5.41 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 6



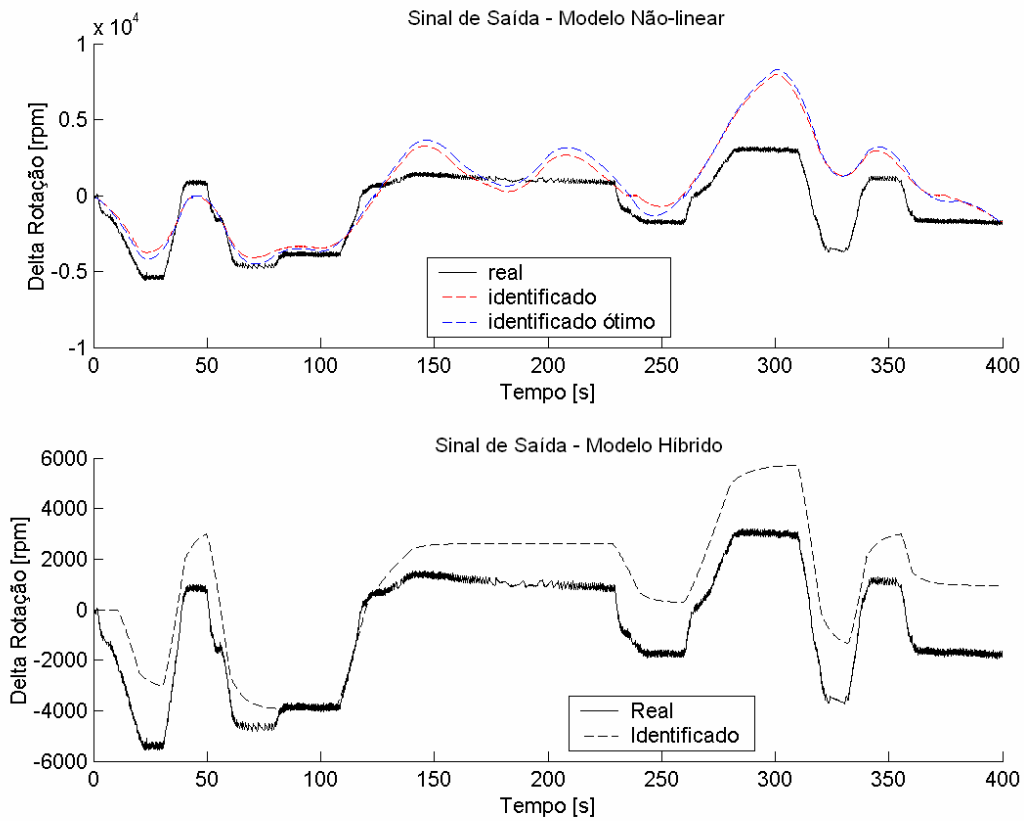


Figura 5.42 – Comparação dos modelos não-linear e híbrido para o ensaio 8

A partir da análise dessas comparações, verifica-se que o modelo híbrido apresenta resultados satisfatórios para representar o comportamento dinâmico do sistema da microturbina. Por outro lado, a aplicação do modelo não-linear foi deficiente para a representação desse comportamento. Esta constatação é válida para todas as condições de operação analisadas em todos os ensaios.

## 6 – CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Por meio deste trabalho, caracterizou-se o funcionamento termodinâmico da microturbina, e, identificou-se o modelo referente ao comportamento dinâmico deste sistema, sob diversos regimes de operação. Especificamente, o trabalho se desdobrou em cinco etapas:

- determinação de um número mínimo de variáveis representativas do comportamento da microturbina;
- instrumentação do sistema com base nessas variáveis;
- implementação e avaliação do modelo termodinâmico para a microturbina;
- aplicação de técnicas de identificação de parâmetros para obter modelos matemáticos que descrevessem o comportamento dinâmico da microturbina; e,
- avaliação dos modelos obtidos, determinando um envelope operacional adequado ao posterior controle da microturbina.

A determinação do número mínimo de variáveis representativas do comportamento da microturbina foi feito em função da análise do ciclo *Brayton*, e de quais variáveis são necessárias para a sua caracterização. A partir dessa análise, verificou-se que essas variáveis são: pressão na entrada da câmara de combustão; temperatura na entrada e saída da câmara de combustão e na saída da turbina. Além disso, em função dos diversos regimes em que se planejou operar a microturbina, acrescentaram-se a essas variáveis, a rotação do compressor e a vazão de combustível. De fato, essas últimas configuraram-se nas variáveis primordiais da identificação, enquanto que as demais, consistiram em variáveis de monitoramento.

Determinado o conjunto de variáveis a serem analisadas, foram selecionados cada um dos sensores, e projetados e confeccionados os respectivos circuitos de condicionamento. Esse conjunto de instrumentação implementado permitiu uma aquisição adequada dos dados, bem como, a geração de sinais de controle para o acionamento dos atuadores. Toda a cadeia de medição foi calibrada, incluindo-se os transdutores, circuitos de condicionamento e a placa de aquisição.

Uma vez consolidada toda a instrumentação, procedeu-se à caracterização do

comportamento termodinâmico da microturbina. Para isso, foram realizados testes sob diferentes condições de operação do sistema. A partir dos dados coletados nos ensaios, implementou-se um modelo termodinâmico no *software Cyclepad*. A partir dos resultados obtidos, foi possível verificar que a microturbina está funcionando adequadamente como um gerador de gases. Constatou-se, também, que o método de sangria dos gases foi eficaz para simular diferentes condições de operação da microturbina, em que a eficiência é inversamente proporcional à vazão de sangria dos gases. Por fim, as análises de emissões confirmaram o funcionamento do tipo *dry-low-NO<sub>x</sub>* da microturbina, em que os níveis de emissão de NO<sub>x</sub> são inferiores a 15ppm.

Finalizada a caracterização termodinâmica, iniciou-se o estudo do comportamento dinâmico do sistema por meio da proposta e avaliação de duas técnicas de identificação de parâmetros. Esta etapa teve início estabelecendo-se a constante de tempo do sistema a partir das análises de resposta deste, a qual foi estimada em cerca de 5 segundos. Além disso, realizaram-se alguns testes em que se verificou que o sinal persistentemente excitante para o sistema era rampa aleatória e, também, que a principal não-linearidade do sistema provinha da válvula de combustível. Após isso, determinou-se, pelo Método da Matriz de Ortogonalidade Estendida, que a ordem dos polinômios adequada para representar o sistema era igual a três. Posteriormente, aplicaram-se os métodos de estimação e validação dos dados.

Na primeira técnica de identificação, o sistema foi modelado como caixa-preta, aplicando-se o modelo não-linear NARX na rede neural. Entretanto, os resultados experimentais obtidos utilizando-se redes neurais não foram adequados para caracterizar o comportamento não-linear da microturbina. Na segunda técnica de identificação, utilizou-se um modelo híbrido, em que se dividiu o sistema em dois blocos. O primeiro representava o comportamento não-linear da válvula de combustível e o segundo o comportamento linear do sistema. A estimação do modelo linear foi realizada utilizando-se o modelo ARX. Os resultados obtidos, tanto para a identificação quanto para a validação deste modelo híbrido, foram eficazes e satisfatórios para representar o comportamento dinâmico do sistema.

## 6.1 – RECOMENDAÇÕES

Como desenvolvimentos posteriores a este trabalho recomendam-se:

- Utilizar os resultados deste trabalho para realização do controle dinâmico do sistema.
- Implementar um sistema fixo de medição de vazão de e combustível;
- Melhorar o sistema de combustão por meio da alteração da geometria da câmara de combustão;
- Utilizar outros combustíveis, tais como, gás natural, etanol e gás de síntese, ou arranjos bi-combustíveis;
- Acoplar uma segunda turbina para geração de energia elétrica;
- Realizar testes sob condições reais de alterações na demanda de energia elétrica.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUIRRE, L. A. Some remarks on structure selection for nonlinear models. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, 4(6):1707-1714, 1994.
- AGUIRRE, L. A. A nonlinear correlation function for selecting the delay time in dynamic reconstructions. **Physics Letters A**, 203:88-94, 1995.
- AGUIRRE, L. A. **Introdução à Identificação de Sistemas - Técnicas Lineares e Não-lineares Aplicadas a Sistemas Reais**. Belo Horizonte, MG, UFMG, 2004.
- AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A. Dynamic effects of overparametrization in nonlinear models. **Physica D**, 80:26-40, 1995.
- AGUIRRE, L. A.; BILLINGS, S. A. Improved structure selection for nonlinear models based on term clustering. **International Journal of Control**, 62(3):569-587, 1995.
- AGUIRRE, L. A.; RODRIGUES, G. G.; JÁCOME, R. F. C. Identificação de Sistemas Não-Lineares utilizando modelos NARMAX polinomiais – Uma revisão e novos resultados”. **SBA Controle e Automação**, vol. 9, no. 2, 1998.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 19(6):716-723, 1974.
- AKAIKE, H. Statistical predictor identification. **Ann. Inst. Statist. Math.**, vol. 22, pp. 207-217, 1970.
- ARIFFIN, A.; MUNRO, N. Robust Control Analysis of a Gas-Turbine Aeroengine. **IEE Transactions on Control Systems Technology**, 5, 2, 1997.
- ARKOV, V.; EVANS, C.; FLEMING, P. J.; HILL, D. C.; NORTON, J. P.; PRATT, I.; REES, D.; RODRÍGUEZ-VÁSQUEZ, K. System Identification Strategies Applied to Aircraft Gas Turbine Engines. **Annual Reviews in Control**, 24, 67-81, 2000.

- ARTHUR, D. L. Opportunities for Micropower and Fuel Cell/Gas Turbine Hybrid Systems in Industrial Applications. **Final Report to Lockheed Martin Energy Research Corporation and DOE Office of Industrial Technologies**, Janeiro, 2000.
- BAGARINAO, E.; SATO, S. Algorithm for vector autoregressive model parameter estimation using an orthogonalization procedure. **Anal. Of Biomedical Engineering**, 30:260-271, 2002.
- BLACK & VEATCH. **Power Plant engineering**, Klumer. Boston, Estados Unidos, Academic Publisher, 1996.
- BILLINGS, S. A. Identification of nonlinear systems – A survey. **IEE Proceedings**, Part D, 127(6):272-285, 1980.
- BILLINGS, S. A.; BOAGHE, O. M.; Li, L. M.; FLEMING, P. J.; LIU, J. Time and Frequency Domain Identification and Analysis of a gas turbine engine. **Control Engineering Practice**, 10, 1347-1356, 2002.
- BILLINGS, S.A.; FADZIL, M.B. The practical identification of systems with nonlinearities. **Proc. 7th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation**. pp. 155-160, 1985.
- BILLINGS, S. A.; VOON, W. S. F. Structure detection and model validity tests in the identification of nonlinear systems. **IEE Proceedings**, Part D, 130(4):193-199, 1983.
- BILLINGS, S. A.; VOON, W. S. F. Least squares parameter estimation algorithms for non-linear systems. **International Journal of Systems and Science**, 15(6):601-615, 1984.
- BORGES, L.; PAIVA, M.; BOAVENTURA, J.; OLIVEIRA, P. Implementação e desenvolvimento de Controlo Adaptativo, Disciplina de Projeto, **Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro**, 2003-2004.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. Time series analysis: Forecasting and control. Holden-

Day Series in Time Series Analysis and Digital Processing, **Holden-Day**, 1976.

BOYCE, M. P. **Gas Turbine Engeneering Handbook**, 2<sup>nd</sup>, Reino Unido, Butterworth-Heinemann, Reino Unido, 2002.

CASDAGLI, M. Nonlinear prediction of chaotic time series. **Physica D**, 35:335-356, 1989.

CERPCH - Centro Nacional de Referência em pequenas Centrais Hidrelétricas. In: Notícias, 2005. Disponível em:  
<[http://www.cerpch.unifei.edu.br/noticias/ano\\_2005/abril/10/1ad.html](http://www.cerpch.unifei.edu.br/noticias/ano_2005/abril/10/1ad.html)>

CHEN, S.; BILLINGS, S. A. Representation of non-linear systems: the NARMAX model. **International Journal of Control**, 49(3):1013-1032, 1989.

CHEN, S.; BILLINGS, S. A.; LUO, W. Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification. **International Journal of Control**, 50(5):1873-1896, 1989.

CHIGIER, N. **Energy, Combustion and Environment**, McGrall-Hill, EUA, 1981.

ÇINAR, A. Nonlinear time series models for multivariable dynamic processes. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 30:147-158, 1995.

DRAFT MICROTURBINES TECHNOLOGY CHARACTERIZATION. EUA: NREL - National Renewable Energy Laboratory, 2002.

EVANS, D. C.; REES, D.; JONES, D.L. Design of Test Signals for Identification of Linear Systems with Nonlinear Distortions. **IEE Transactions of Instrumentation and Measurement**, 41, 6, 1992.

EVANS, D. C.; REES, D.; JONES, D.L. Identifying Linear Models of Systems Suffering Nonlinear Distortions, with a Gas Turbine Aplication. **IEE Proc. Control Theory Appl.**, 142, 3, 1995.

- EVANS, C.; FLEMING, P. J.; HILL, D. C.; NORTON, J. P.; PRATT, I.; REES, D.; RODRÍGUEZ-VÁSQUEZ, K. Application of System Identification Techniques to Aircraft Gas Turbine Engines. **Control Engineering Practice**, 9, 135-148, 2001.
- FONSECA, C. M.; MENDES, E. M.; FLEMING, P. J.; BILLINGS, S. A. Non-linear model term selection with genetic algorithms. **IEE/IEEE Workshop on Natural Algorithms in Signal Processing**, páginas 27/1-27/8, 1993.
- GALLEGO, A. G.; MARTINS, G.; GALLO, W.L.R. Emissões de Nox em Turbinas a Gás: Mecanismos de Formação e Algumas Tecnologias de Redução. **Revista de Ciência & Tecnologia**, 15, pp. 13-22, 2000.
- GODFREY, K. R. Practical problems in identification. In: Godefrey, K.; Jones, P. (Ed.). Signal processing for control. **Berlin: Springer-Verlag**. P. 358-381, 1986.
- GOMES, E. E. B. Análise Técnico-Econômica e Experimental de Microturbinas a gás operando com gás natural e óleo diesel, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Itajubá, 156p, 2002.
- GRANJA, T. V.; MERÍCIA, J. G. Instrumentação e Controle de uma Microturbina, Projeto de Graduação, Universidade de Brasília, 2002.
- HABER, R.; UNBEHAUEN, H. Structure identification of nonlinear dynamic systems - A survey on input/output approaches. **Automatica**, 26(4):651-677, 1990.
- HANNAN, E.J.; QUINN, B.G. The determination of the order of an autoregression. **J. Roy. Statist. Soc., Ser. B**, 41, 190-195, 1979.
- INEE - Instituto Nacional de Eficiência Energética. In: Fórum de Geração Distribuída, 2005. Disponível em: <[http://www.inee.org.Br/fórum\\_ger\\_distrib.asp](http://www.inee.org.Br/fórum_ger_distrib.asp)>.
- JACKSON, D. Investigation of state space architectures for engine models, **Rolls Royce plc. Report**, TDR 9331, 1988.

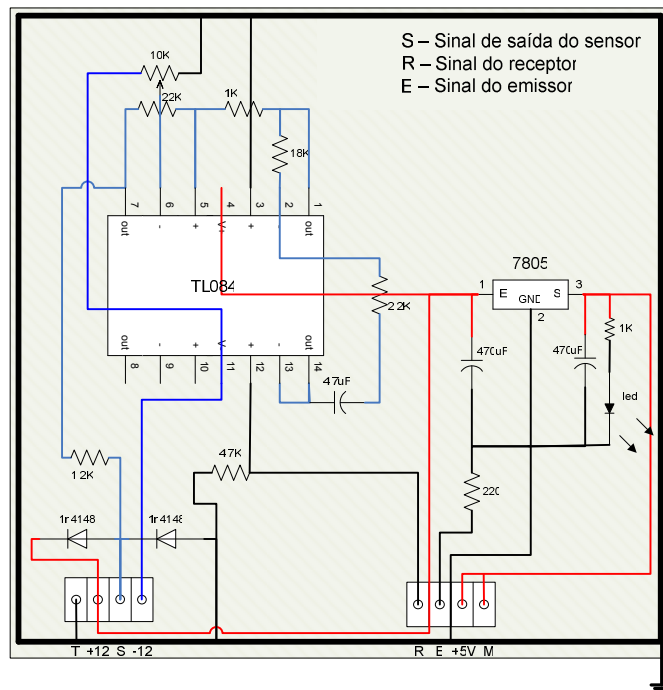


- KASHYAP, R. L. A bayesian comparison of different classes of dinamical models using empirical data. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 22(5):715-727, 1977.
- KORENBERG, M.; BILLINGS, S. A.; LIU, Y. P.; MCILROY, P. J. Orthogonal parameter estimation algorithm for non-linear stochastic systems. **International Journal of Control**, 48(1):193-210, 1988.
- LEFEBVRE, A. H. **Gas Turbine Combustion**. 2nd Edition. Edwards Brothers. EUA, 1998.
- LEONTARITIS, I. J.; BILLINGS, S. A. Input-output parametric models for non-linear systems part I: deterministic non-linear systems. **International Journal of Control**, 41(2):303-328, 1985a.
- LEONTARITIS, I. J.; BILLINGS, S. A. Input-output parametric models for non-linear systems part II: stochastic non-linear systems. **International Journal of Control**, 41(2):329-344, 1985b
- LIEDTKE, O.; SCHULZ, A. Development of a new lean burning combustor with fuel film evaporation for a micro gas turbine. **Experimental Thermal and Fluid Science**, 27, 363–369, 2003.
- LJUNG, L. **System identification - Theory for the user**. Prentice-Hall International, New Jersey, U.S.A, 1987.
- LJUNG, L.; GLAD, T. **Modeling of dynamic Systems**, Prentice-hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1994.
- MCCULLOCH, W. S., PITTS, W. A Logical Cauculos of the Ideas Immanent in Nervus Activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, vol 5, pp. 115-133, 1943.
- MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA (Brasil). **Balanco Energético Nacional, 2004**, Brasília, 2005.

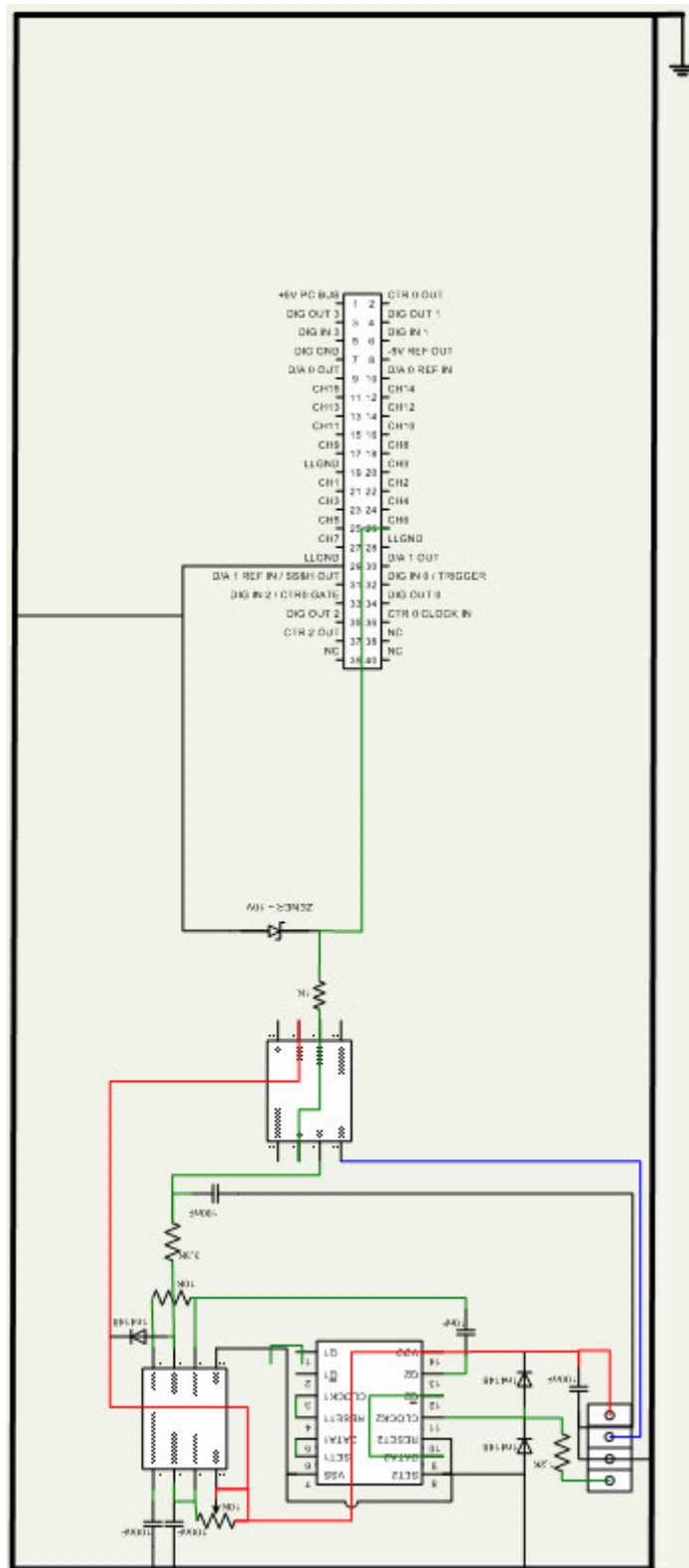
- MOORE, M. J. Nox emission control in gas turbines for combined cycle gas turbine plant. **Proceedings Institution of Mechanical Engineers**, vol 211, part A, 1997.
- NAKAMURA, H.; UCHIDA, M. Optimal Regulation for Thermal power Plants. **IEE Control System Magazine**, janeiro, 33-38, 1989.
- NASCIMENTO, M. A. R; LORA, E. E. S. **Geração Termelétrica: Planejamento, Projeto e Operação**, vol. 1, cap. 3 e 6 e vol. 2, cap. 12,13,15,17 e 18, 2003.
- NOOGAARD, M.,RAVN; O.,POULSEN, N. K.; HANSEN, L. K. **Neural Networks for Modelling and Control of dynamics Systems**.1ª edição. Springer-Verlag. Inglaterra, 2000.
- PILAVACHI, P.A. Power generation with gas turbine systems and combined heat and power. **Applied Thermal Engineering**, 20, 1421–1429, 2000.
- PILAVACHI, P.A. Mini- and micro-gas turbines for combined heat and power . **Applied Thermal Engineering**, 22, 2003–2014, 2002.
- PRÖL, T.; KARIM M. N. Model-predictive PH control using real-time NARX approach. **AIChE Journal**, 40(2):269-282, 1994.
- REED, R. Pruning algorithms – A survey. IEEE Trans. **Neural Networks**, 4(5):740-747, 1993.
- RESOLUÇÃO CONAMA N°005 de 15 de Junho de1989.
- RESOLUÇÃO CONAMA N°003 de 28 de Junho de1990.
- RESOLUÇÃO CONAMA N°008 de 06 de Dezembro de 1990.
- RODGERS, C.,WATTS; J., THOREN, D.; NICHOLS, K.; BRENT, R. **Microturbines, Distributed Generation – The Power Paradigm for the New Millennium**, CRC Press LLC, EUA, 2001.

- RUBIO, M.G. **Curso de Introdução à Instrumentação em Engenharia Módulo Básico**, IPT, 2001.
- SCHOENE, C.; QIN, S.JOE. Blind Identification for the Detection and Estimation of Valve Stiction. University of Texas, 2004.
- SÖDERSTRÖM, T.; STOICA, P. System identification. **Series in Systems and Control Engineering**. Prentice Hall International, 1989.
- SORENSEN, H. W. Least-squares estimation: from Gauss to Kalman. **IEEE Spectrum**, 7:63-68, 1970.
- TEPCO - TOKIO ELECTRIC POWER COMPANY. In: TEPCO International Affairs Department, 1998. Disponível em: <<http://www.tepco.co.jp>>.
- THE ROLE OF DISTRIBUTED GENERATION IN COMPETITIVE ENERGY MARKETS. **Distributed Generation Forum**: Gas Research Institute, EUA, 1999.
- TOMSOVIC, K; ZHU, Y. Development of models for analysing the load-following performance of microturbines and fuel cells. **Applied Electric Power Systems Research**, 62,1-11, 2001.
- URNS, S.R. **An Introduction to Combustion: Concepts and Applications**, McGraw-Hill Science, EUA, 2000.
- ZELDOVICH, B., YA.; SADOVNIKOVIC, P., YA.; FRANK-KAMENETSKY, D.A. Oxidação do nitrogênio durante a combustão, **Nauka**, 1947.

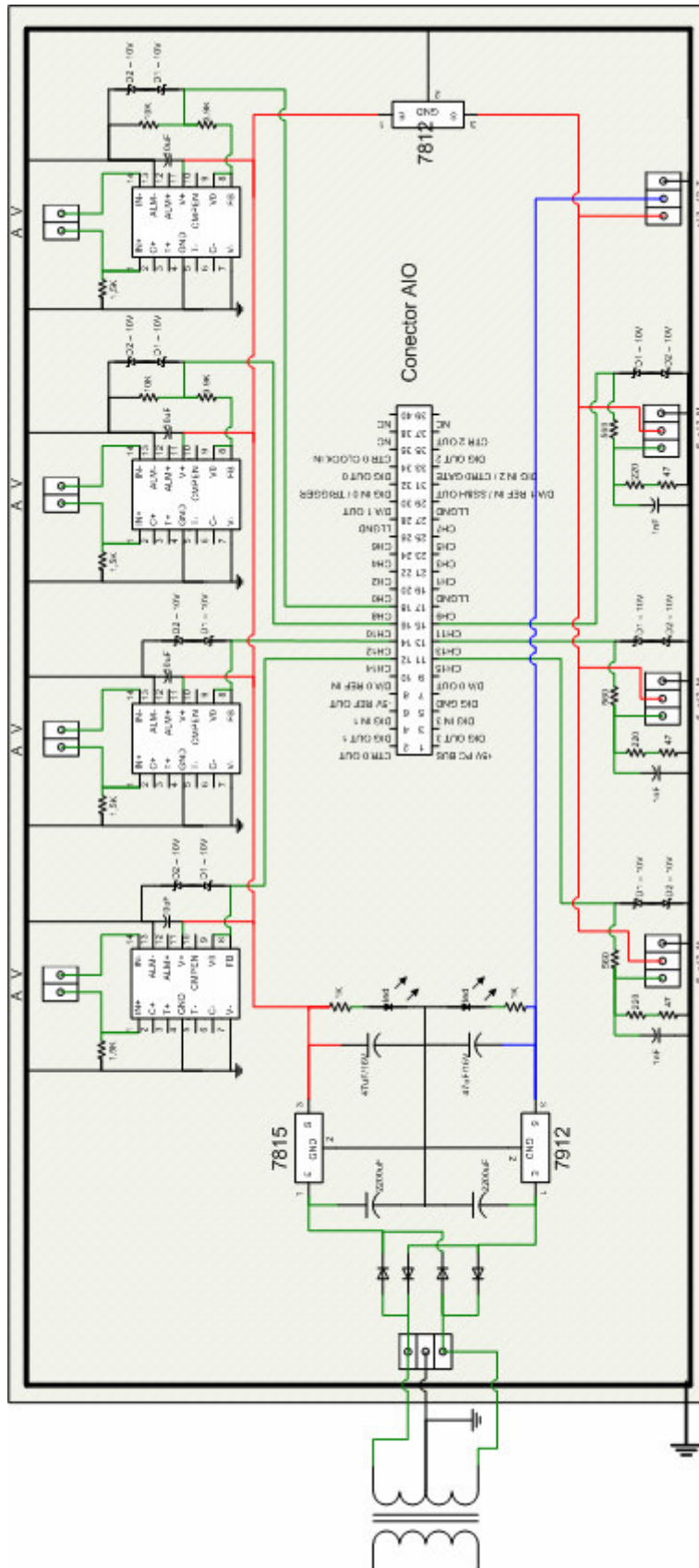
**APÊNDICE A – DIAGRAMAS ESQUEMÁTICOS DOS CIRCUITOS  
DE CONDICIONAMENTO DOS SENSORES DE ROTAÇÃO,  
TEMPERATURA E PRESSÃO**



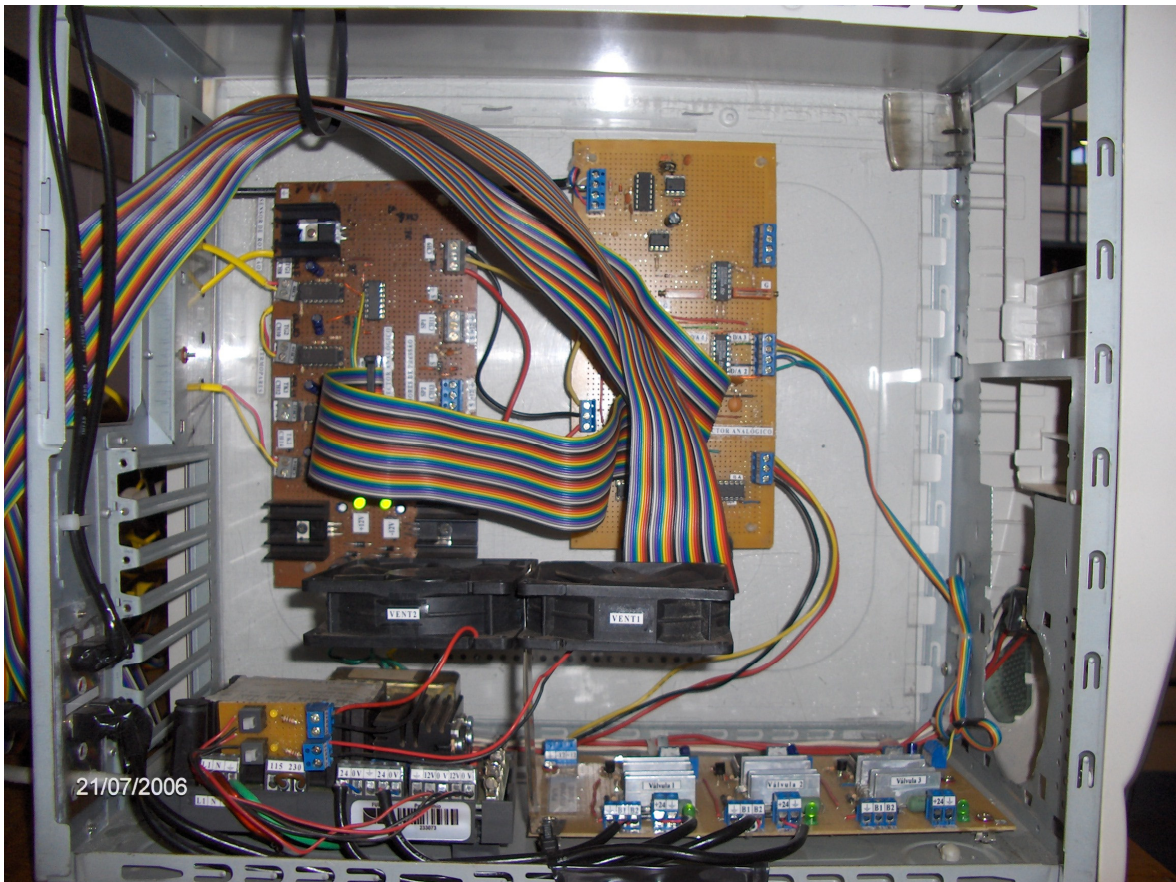
Circuito amplificador e comparador referente às Figura 4.25 e 4.26



Circuito flip-flop, oscilador e seguidor de tensão referente às  
Figura 4.25 e 4.27



Circuito de condicionamento dos termopares e transdutores de pressão à Figura 4.25



Montagem da unidade central de condicionamento de sinais

## APÊNDICE B – ARQUIVOS NO CD

Devido a grande quantidade de gráficos, fotos, filmagens, diagramas e programas optou-se por agrupar todos esses dados no CD. Este contém as seguintes pastas:

- *Cyclepad* – Modelos termodinâmicos implementados no *software Cyclepad*.
- *Datasheets* – Relativos aos componentes utilizados para o condicionamento dos sinais de temperatura, pressão e rotação.
- Fotos – Fotos e esquemáticos da microturbina.
- Filmagens – Gravações dos ensaios da microturbina.
- Mapa do compressor - Relativo ao compressor utilizado.
- Resultados – Programas em MatLab® e gráficos referentes aos resultados de todos os ensaios.
- Programa C++ – Programas em C++ para a aquisição dos dados experimentais e calibrações dos sensores temperatura, pressão e rotação.