



APLICAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR MULTIVARIÁVEL  
COM OTIMIZADOR À OPERAÇÃO TRANSIENTE DE TURBINA A GÁS

Thiago da Silva Pires

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Orientadores: Marcelo José Colaço

Manuel Ernani de Carvalho Cruz

Rio de Janeiro  
Setembro de 2017

APLICAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR MULTIVARIÁVEL  
COM OTIMIZADOR À OPERAÇÃO TRANSIENTE DE TURBINA A GÁS

Thiago da Silva Pires

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ  
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM  
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA MECÂNICA.

Examinada por:

---

Prof. Marcelo José Colaço, D.Sc.

---

Prof. Manuel Ernani de Carvalho Cruz, Ph.D.

---

Prof. Albino José Kalab Leiroz, Ph.D.

---

Prof. Helcio Rangel Barreto Orlande, Ph.D.

---

Prof. Rubens Sampaio Filho, Ph.D.

---

Prof. Sergio Leal Braga, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

SETEMBRO DE 2017

Pires, Thiago da Silva

Aplicação de Controle Preditivo Não Linear Multivariável com Otimizador à Operação Transiente de Turbina a Gás/ Thiago da Silva Pires. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2017.

XIX, 168 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Marcelo José Colaço

Manuel Ernani de Carvalho Cruz

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Mecânica, 2017.

Referências Bibliográficas: p. 144-159.

1. Controle preditivo. 2. Otimização. 3. Emissões. 4. Turbina a gás. I. Colaço, Marcelo José *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Mecânica. III. Título.

*A felicidade ocorre quando o que você pensa, o que  
você diz e o que você é estão em harmonia.*

**Mahatma Gandhi.**

(1869 – 1948).

## AGRADECIMENTOS

Não foi fácil chegar até aqui. Foi árduo conciliar a produção desta pesquisa com uma jornada adicional semanal de 40 horas, compromissos sociais e familiares, troca de emprego. Todos os campos da minha vida foram impactados. No entanto, do início ao fim do curso, não me faltaram amigos com palavras de incentivo para seguir em frente. Não sou atleta e nunca corri uma maratona, mas imagino quão relevante deve ser ter pessoas gritando à beira da rua na confiança de que você pode chegar ao fim. Esse sentimento de estar sendo apoiado me acompanhou o tempo todo, e me parece que este suporte foi crucial para cruzar a linha de chegada. Sou grato pelos amigos que tenho.

Agradeço à Daniela, minha esposa. Seguramente foi quem mais sentiu e viveu de perto todo o processo. Embora tenhamos deixado de fazer muitas coisas juntos neste período, sempre esteve ao meu lado. “Posso te ajudar? Vamos caminhar? Você precisa ver o sol”. Dani me enxerga, me entende, sabe quando preciso de ajuda, estende a mão, se entrega. É minha inspiração da vida cotidiana, de como tudo pode ser melhor, de humanidade. O amor rejuvenesce, revigora e deixa a vida mais leve. E assim, tudo é mais possível ao seu lado.

Agradeço a meus pais, Jenny e Laci, e ao meu irmão, Leandro. Por vezes, penso que eles acreditam em mim mais do que eu mesmo. Estão sempre presentes e entusiasmados para não me deixar abandonar tudo tão fácil. Sempre foi assim. São minha inspiração de perseverança.

Agradeço aos meus orientadores, Manuel e Colaço. Pela compreensão nas ocasiões mais críticas durante o curso. Pelos caminhos indicados para que eu chegasse até aqui. Pelo profissionalismo na condução do curso, e pela amizade. Seus conselhos e suas críticas me fizeram crescer e levo muito do nosso convívio para o cotidiano da minha profissão.

Agradeço também ao professor Marco Alves, por me receber e me fazer sentir bem-vindo na UFJF, bem como pelo fornecimento do simulador.

Agradeço ao Programa de Engenharia Mecânica da COPPE/UFRJ como um todo, por me receber e permitir desenvolver pesquisas para a melhoria da indústria, da vida humana e do meio ambiente.

Agradeço à Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis por me conceder um período curto final exclusivo para a conclusão do curso, por acreditar no desenvolvimento técnico dos servidores públicos. E aos colegas da Superintendência de Segurança Operacional e Meio Ambiente, pelo apoio, compreensão e companheirismo.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

## APLICAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO NÃO LINEAR MULTIVARIÁVEL COM OTIMIZADOR À OPERAÇÃO TRANSIENTE DE TURBINA A GÁS

Thiago da Silva Pires

Setembro/2017

Orientadores: Marcelo José Colaço

Manuel Ernani de Carvalho Cruz

Programa: Engenharia Mecânica

O presente trabalho tem como objetivo aplicar e investigar uma estratégia de controle preditivo não linear multivariável como um meio de evitar a operação insegura ou inadequada de uma turbina a gás. Nesta pesquisa, o controlador é utilizado para manter a velocidade de rotação constante correspondente à frequência do sistema elétrico, quando das variações de carga. Adicionalmente, caso a turbina opere em ciclo combinado, a temperatura na descarga da turbina deve ser mantida no valor ajustado, a fim de preservar a qualidade do vapor gerado. O controle é obtido pela manipulação da vazão de combustível na câmara de combustão e do posicionamento das pás diretoras móveis do compressor. O comportamento dinâmico não linear de uma turbina a gás com configuração industrial é modelado com auxílio de um simulador de processos especialista, o qual resolve as equações de conservação de massa e energia, de estado e da dinâmica de eixo, sendo dispensável a obtenção dos modelos físico e termodinâmico de forma explícita. Além do controle de rotação e de temperatura, o controlador é aplicado como otimizador da vazão mássica de combustível fornecida à câmara de combustão e do nível de emissões de poluentes. O processo de otimização intrínseco à estratégia de controle preditivo é solucionado e verificado através da implementação de três algoritmos evolucionários e um de busca direta. A estratégia de controle proposta é aplicada com sucesso à operação da turbina a gás simulada para cenários de rejeição de carga e cumpre o seu objetivo na redução do consumo de combustível e de emissões de poluentes.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

APPLICATION OF MULTIVARIABLE NONLINEAR MODEL PREDICTIVE  
CONTROL WITH OPTIMIZER TO TRANSIENT OPERATION OF A GAS  
TURBINE

Thiago da Silva Pires

September/2017

Advisors: Marcelo José Colaço

Manuel Ernani de Carvalho Cruz

Department: Mechanical Engineering

The present work aims to apply and to investigate a multivariable nonlinear model-based predictive control strategy to avoid unsafe or inappropriate operation of a gas turbine. In this research, the controller maintains the rotational speed of the compressor constant in accordance with the grid frequency, during load changes. Additionally, in case the gas turbine is installed in a combined heat and power cycle, the discharge temperature must track a reference, to ensure the quality of the generated steam. The control is achieved by manipulation of the fuel flow in the combustion chamber and by adjusting the position of the variable inlet guide vanes of the compressor. The nonlinear dynamic behavior of a gas turbine with an industrial configuration is modeled with the aid of a first principle process simulator, which solves the mass and energy balances and the equations of state and shaft transient. In addition to speed and temperature control, the control strategy is applied to minimize fuel consumption and pollutant emissions. The inherent optimization process of the controller is solved and verified by means of three evolutionary algorithms and one direct search method. The proposed controller is successfully applied to the simulated gas turbine for load fall and load rejection scenarios and the strategy fulfills its goals in reducing fuel consumption and pollutants emissions.



# SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS.....</b>	<b>XIII</b>
<b>LISTA DE TABELAS.....</b>	<b>XVI</b>
<b>NOMENCLATURA .....</b>	<b>XVII</b>
<b>1      <b>INTRODUÇÃO.....</b></b>	<b>1</b>
<b>1.1    <b>Motivação .....</b></b>	<b>1</b>
<b>1.2    <b>Objetivos e Contribuições .....</b></b>	<b>3</b>
<b>1.3    <b>Organização do Trabalho .....</b></b>	<b>4</b>
<b>2      <b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....</b></b>	<b>7</b>
<b>2.1    <b>Controle de Turbinas a Gás.....</b></b>	<b>7</b>
<b>2.2    <b>Modelagem de Turbinas a Gás.....</b></b>	<b>17</b>
<b>2.3    <b>Emissões de Poluentes em Turbinas a Gás.....</b></b>	<b>20</b>
<b>3      <b>PROBLEMAS FÍSICOS .....</b></b>	<b>24</b>
<b>3.1    <b>Configuração da Turbina a Gás Simulada .....</b></b>	<b>24</b>
<b>3.2    <b>Controle .....</b></b>	<b>25</b>
<b>3.2.1    <b>Controle de Uma Única Variável.....</b></b>	<b>25</b>
<b>3.2.2    <b>Controle de Duas Variáveis .....</b></b>	<b>27</b>
<b>3.3    <b>Otimização.....</b></b>	<b>27</b>
<b>3.3.1    <b>Minimização de consumo de combustível.....</b></b>	<b>27</b>
<b>3.3.2    <b>Minimização de emissão de poluentes.....</b></b>	<b>28</b>
<b>3.4    <b>Pontos de Referência (Setpoints).....</b></b>	<b>29</b>
<b>3.5    <b>Parâmetros e Restrições.....</b></b>	<b>29</b>
<b>3.6    <b>Rejeição de Carga.....</b></b>	<b>30</b>
<b>4      <b>CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO .....</b></b>	<b>32</b>
<b>4.1    <b>Generalidades .....</b></b>	<b>33</b>
<b>4.2    <b>Estratégia Geral.....</b></b>	<b>34</b>
<b>4.2.1    <b>Arquitetura .....</b></b>	<b>36</b>

4.2.2	Função objetivo.....	39
4.2.3	Trajetória de referência .....	40
4.2.4	Restrições .....	41
4.2.5	Lei de controle .....	42
<b>4.3</b>	<b>Controle Preditivo Baseado em Modelo Não Linear.....</b>	<b>43</b>
4.3.1	Estabilidade.....	44
4.3.2	Robustez.....	45
<b>4.4</b>	<b>Formulação do Controlador MPC para a Turbina a Gás.....</b>	<b>45</b>
4.4.1	Formulação para o Problema de Controle de Uma Única Variável.....	46
4.4.2	Formulação para o Problema de Controle Multivariável.....	47
4.4.3	Formulação para a Otimização de Consumo de Combustível .....	49
4.4.4	Formulação para a Otimização de Emissão de Poluentes.....	49
4.4.5	Função de Base para a Lei de Controle.....	50
<b>4.5</b>	<b>Otimização.....</b>	<b>53</b>
4.5.1	Solução do Problema de Otimização .....	53
4.5.2	Algoritmo de Evolução Diferenciada .....	55
4.5.3	Algoritmo de Enxame de Partículas.....	58
4.5.4	Algoritmo Genético.....	60
4.5.5	Algoritmo de Busca Direta em Padrões .....	62
<b>4.6</b>	<b>Procedimento Computacional .....</b>	<b>64</b>
<b>5</b>	<b>MODELAGEM DE TURBINAS A GÁS.....</b>	<b>71</b>
<b>5.1</b>	<b>Modelo de Previsão de Desempenho de Turbinas a Gás .....</b>	<b>71</b>
<b>5.2</b>	<b>Regime Permanente.....</b>	<b>76</b>
5.2.1	Operação no Ponto de Projeto.....	76
5.2.2	Operação Fora do Ponto de Projeto .....	79
<b>5.3</b>	<b>Regime Transiente.....</b>	<b>82</b>
<b>6</b>	<b>MODELAGEM DE EMISSÕES DE POLUENTES .....</b>	<b>86</b>
<b>6.1</b>	<b>Generalidades .....</b>	<b>86</b>
<b>6.2</b>	<b>Correlações para Óxidos de Nitrogênio.....</b>	<b>88</b>
<b>6.3</b>	<b>Correlações para Óxidos de Nitrogênio: <math>g_{NOx}/kg_{combustível}</math> .....</b>	<b>89</b>
6.3.1	Odgers e Kretschmer.....	89
6.3.2	Comitê Americano de Tecnologias Aeronáuticas.....	91

<b>6.4</b>	<b>Correlações para Óxidos de Nitrogênio: ppmv .....</b>	<b>92</b>
6.4.1	Rokke et al. ....	92
6.4.2	Bakken e Skogly .....	93
<b>7</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>96</b>
<b>7.1</b>	<b>Análise do Sistema de Controle.....</b>	<b>96</b>
7.1.1	Oscilações na Carga .....	96
7.1.2	Alteração de Ponto de Ajuste (Setpoint).....	103
<b>7.2</b>	<b>Resultados do Problema de Controle de Rotação por MPC .....</b>	<b>109</b>
7.2.1	Queda de 50% na Carga.....	109
7.2.2	Rejeição Total de Carga.....	112
<b>7.3</b>	<b>Resultados do Problema de Controle de Rotação por MPC e Temperatura por PID.....</b>	<b>117</b>
7.3.1	Queda de 50% na Carga.....	117
7.3.2	Rejeição Total de Carga.....	119
<b>7.4</b>	<b>Resultados do Problema de Controle de Rotação e Temperatura por MPC .....</b>	<b>121</b>
7.4.1	Queda de 50% na Carga.....	121
7.4.2	Rejeição Total de Carga.....	123
<b>7.5</b>	<b>Resultados do Problema de Otimização do Consumo de Combustível por MPC.....</b>	<b>126</b>
<b>7.6</b>	<b>Resultados do Problema de Otimização do Nível de Emissões por MPC .....</b>	<b>129</b>
<b>7.7</b>	<b>Análise dos Resultados por Diferentes Algoritmos de Otimização.....</b>	<b>136</b>
<b>8</b>	<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>140</b>
<b>9</b>	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>144</b>
<b>APÊNDICE A – PARÂMETROS PARA SIMULAÇÃO .....</b>		<b>160</b>
<b>I.1</b>	<b>Análise do Sistema de Controle.....</b>	<b>160</b>
<b>I.2</b>	<b>Controle da Rotação por MPC.....</b>	<b>163</b>
<b>I.3</b>	<b>Controle da Rotação por MPC e de Temperatura por PID. ....</b>	<b>164</b>
<b>I.4</b>	<b>Controle da Rotação e de Temperatura por MPC. ....</b>	<b>165</b>

<b>I.5</b>	<b>Otimização do Consumo de Combustível por MPC. ....</b>	<b>166</b>
<b>I.6</b>	<b>Otimização do Nível de Emissões de NOx por MPC.....</b>	<b>167</b>
<b>I.7</b>	<b>Comparação entre Algoritmos de Otimização.....</b>	<b>168</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Configuração da turbina a gás. ....	24
Figura 3.2 - Controle da rotação por MPC. ....	26
Figura 3.3 - Controle da rotação por MPC e da temperatura por PID. ....	26
Figura 3.4 - Controle da rotação por MPC e da temperatura por PID. ....	27
Figura 3.5 – Otimização de consumo de combustível. ....	28
Figura 3.6 – Otimização do nível de emissões de NOx. ....	29
Figura 4.1 - Estratégia geral do controle MPC. ....	34
Figura 4.2 - Estrutura do controlador. ....	36
Figura 4.3 - Arquitetura do controlador MPC. ....	37
Figura 4.4 - Arquitetura interna de um controlador MPC não linear (adaptada de [52]). .....	38
Figura 4.5 - Trajetória de referência (adaptada de [114]). ....	41
Figura 4.6 - Domínio da variável manipulada – RF-2. ....	51
Figura 4.7 - Domínio da variável manipulada – RF-3. ....	52
Figura 4.8 - Domínio da variável manipulada – RF-4. ....	53
Figura 4.9 - Estrutura do Controlador MPC para a Turbina a Gás. ....	65
Figura 4.10 - Fluxograma do programa computacional para controle da turbina a gás. ....	66
Figura 4.11 - Entradas para o modelo da turbina a gás. ....	67
Figura 5.1 - Exemplos de mapas de desempenho dos componentes. ....	72
Figura 5.2 - Estrutura modular. ....	74
Figura 5.3 - Representação esquemática da turbina a gás no simulador. ....	75
Figura 5.4 - Alteração do mapa do compressor com variação da posição das VIGV (adaptada de [129]). ....	80

Figura 7.1 - Oscilações na carga em degraus. ....	97
Figura 7.2 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-1). ....	98
Figura 7.3 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-2). ....	98
Figura 7.4 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-3). ....	99
Figura 7.5 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-4). ....	99
Figura 7.6 - Resultado consolidado para variação da regra de formação. ....	100
Figura 7.7 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 3$ ). ....	101
Figura 7.8 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 4$ ). ....	101
Figura 7.9 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 5$ ). ....	102
Figura 7.10 - Resultado consolidado para variação do horizonte de previsão. ....	102
Figura 7.11 - Alterações do ponto de ajuste da rotação. ....	103
Figura 7.12 - Resposta à alteração de setpoint ( $\theta = 0$ ). ....	104
Figura 7.13 - Resposta à alteração de setpoint ( $\theta = 0,35$ ). ....	104
Figura 7.14 - Resposta à alteração de setpoint ( $\theta = 0,50$ ). ....	105
Figura 7.15 - Resposta à alteração de setpoint ( $\theta = 0,75$ ). ....	105
Figura 7.16 - Resultado consolidado para variação do valor de $\theta$ . ....	106
Figura 7.17 - Resposta à alteração de setpoint ( $s = 0,5$ ). ....	107
Figura 7.18 - Resposta à alteração de setpoint ( $s = 1,0$ ). ....	107
Figura 7.19 - Resultado consolidado para variação do valor de $s$ . ....	107
Figura 7.20 - Resposta à alteração de setpoint (antecipação). ....	109
Figura 7.21 - Queda de 50% da carga. ....	110
Figura 7.22 - Resposta em malha aberta para queda de 50 % da carga: N e mf. ....	110
Figura 7.23 - Resposta em malha aberta para queda de 50 % da carga: TIT e TAT. ....	111
Figura 7.24 - Resposta à queda de 50 % da carga (MPC: N). ....	111
Figura 7.25 - Temperaturas na queda de 50% da carga (MPC: N). ....	112

Figura 7.26 - Rejeição de carga. ....	113
Figura 7.27 - Resposta em malha aberta para rejeição da carga: N e mf. ....	113
Figura 7.28 - Resposta em malha aberta para rejeição da carga: TIT e TAT. ....	114
Figura 7.29 - Resposta à rejeição de plena carga (MPC: N). ....	115
Figura 7.30 - Resultado consolidado para controle da rotação com MPC. ....	115
Figura 7.31 - Temperaturas na rejeição da carga (MPC: N). ....	116
Figura 7.32 - Resposta à rejeição de 50% da carga: N por MPC e TAT por PID. ....	118
Figura 7.33 - Resposta à rejeição da carga: N por MPC e TAT por PID. ....	119
Figura 7.34 - Rotação após rejeição da carga: N por MPC e TAT por PID. ....	120
Figura 7.35 - Resultado consolidado para controle de N por MPC e TAT por PID. ...	121
Figura 7.36 - Resposta à queda de 50% da carga: MPC multivariável. ....	122
Figura 7.37 - Resposta à rejeição da carga: MPC multivariável. ....	124
Figura 7.38 - Resultado consolidado para MPC multivariável. ....	126
Figura 7.39 - Minimização da vazão mássica de combustível. ....	127
Figura 7.40 - Emissões durante queda de 50% da carga. ....	129
Figura 7.41 - Otimização de emissões de NOx: modelo Rokke et al. da eq. (6.10). ....	132
Figura 7.42 - Comportamento da TIT na otimização de emissões de NOx. ....	133
Figura 7.43 - Variáveis do modelo de Rokke et al., equação (6.10). ....	134
Figura 7.44 - Emissões: outros modelos na minimização de Rokke et al. ....	135
Figura 7.45 - Número de cálculos de J; controle de N; queda de 50 % da carga. ....	137
Figura 7.46 - Número de cálculos de J; MPC multivariável; queda de 50 % da carga. ....	138

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultados de controle e otimização nos cenários de queda de 50 % da carga. .....	128
Tabela 2 - Resultados de emissões de NOx no cenário de queda de 50 % da carga. ...	131
Tabela 3 - Resultados de emissões nos cenários de queda de 50 % da carga. ....	133
Tabela 4 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; oscilações de carga; variação de RF. .....	160
Tabela 5 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; oscilações de carga; variação de N <sub>2</sub> . .....	161
Tabela 6 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; variação de $\theta$ . ....	161
Tabela 7 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; variação de s.....	162
Tabela 8 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; antecipação. ....	162
Tabela 9 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; controle de N por MPC. ....	163
Tabela 10 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; controle de N por MPC e TAT por PID.....	164
Tabela 11 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; MPC multivariável.....	165
Tabela 12 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; otimização da vazão mássica de combustível.....	166
Tabela 13 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; otimização do nível de emissões de NOx. ....	167
Tabela 14 - Parâmetros do MPC para a comparação entre algoritmos de otimização.	168



## NOMENCLATURA

AG	Algoritmo Genético
BC	Bocal
BP	Busca em Padrões
$c$	Velocidade do som no fluido
CC	Câmara de combustão
$c_p$	Calor específico a pressão constante
CP	Compressor
CR	<i>Crossover</i> (Fator de cruzamento)
CS	Câmara de combustão suplementar
ED	Evolução Diferenciada
EI	<i>Emissions index</i> (Índice de emissões)
EP	Enxame de Partículas
F	Filtro
FE	Fator de escala para mapa característico de desempenho
G	Gerador
$G$	Torque
$h$	Entalpia
$I$	Momento polar de inércia
$J$	Função objetivo
$k$	Razão entre calores específicos
$L$	Quantidade de movimento angular
LI	Limite inferior da variável de decisão
LS	Limite superior da variável de decisão
$\dot{m}$	Vazão mássica
$\dot{m}_{ar}$	Vazão mássica de ar
$\dot{m}_f$	Vazão mássica de combustível
$M$	Fator de mutação
MPC	<i>Model-based predictive control</i> (Controle preditivo baseado em modelo)
$N$	Rotação do compressor
$\bar{N}$	Ponto de ajuste da rotação do compressor
$N_{CR}$	Número de indivíduos gerados por cruzamento ( <i>crossover</i> )

$N_{elite}$	Número de indivíduos ótimos que sobrevivem sem alteração
$NG_{max}$	Número máximo de gerações
NGV	<i>Nozzle guide vanes</i> (Pás guias na entrada da turbina)
$NI_{max}$	Número máximo de iterações consecutivas sem melhora na função objetivo
$N_{it,max}$	Número máximo de iterações para o algoritmo de busca direta em padrões
$N_{J,max}$	Número máximo de cálculos da função objetivo para o algoritmo de busca direta em padrões
NMPC	<i>Nonlinear model-based predictive control</i> (Controle preditivo baseado em modelo não linear)
NOx	Óxidos de nitrogênio
$NP$	Número de indivíduos que constituem uma população
$N_{var}$	Número de variáveis de decisão
$\phi$	Razão de equivalência
$P_3$	Pressão na descarga do compressor
$P_3/P_2$	Razão de pressão
$P_4$	Pressão na entrada da câmara de combustão
PID	Controle proporcional, integral e derivativo
$r$	Trajetória de referência
$r_p$	Razão de pressão
$R_{comb-ar}$	Razão de combustível-ar
RF	Regra de formação da população inicial para o algoritmo de otimização
$s$	Fator de suboptimalidade
$\Delta t$	Tempo de amostragem
$T_c$	Temperatura de chama
$T_4$	Temperatura na entrada da câmara de combustão
$T_5$	Temperatura na saída da câmara de combustão
$TAT$	<i>Temperature After Turbine</i> (Temperatura na descarga da turbina)
$\overline{TAT}$	Ponto de ajuste da temperatura na descarga da turbina
TB	Turbina
$TIT$	<i>Turbine Inlet Temperature</i> (Temperatura na entrada da turbina)
$Tol_D$	Tolerância da distância entre pontos para o algoritmo de busca direta em padrões
$Tol_{malha}$	Tolerância da malha de pontos para o algoritmo de busca direta em padrões
$Tol_N$	Tolerância referente à rotação do compressor

$Tol_{TAT}$	Tolerância referente à temperatura na descarga da turbina
$u$	Variável manipulada
$u_{max}$	Valor máximo da variável manipulada
$u_{min}$	Valor mínimo da variável manipulada
$\Delta u$	Variação da variável manipulada
$\Delta u_{max}$	Variação máxima da variável manipulada
$\Delta u_{min}$	Variação mínima da variável manipulada
$V$	Velocidade
VIGV	<i>Variable inlet guide vanes</i> (Pás diretoras móveis do compressor)
$\dot{W}$	Potência
$W_{NOx}$	Peso referente às emissões de óxidos de nitrogênio na função objetivo com otimização
$W_m$	Peso referente à vazão mássica de combustível na função objetivo com otimização
$y$	Variável de controle
$y_{max}$	Valor máximo da variável controlada
$y_{min}$	Valor mínimo da variável controlada
$\hat{y}$	Estimativa da variável de controle
$\alpha$	Parâmetro do algoritmo de otimização de enxame de partículas
$\beta$	Parâmetro do algoritmo de otimização de enxame de partículas
$\beta_s$	Razão de pressões em uma mesma linha de rotação
$\delta$	Coefficiente da função objetivo
$\eta$	Eficiência
$\theta$	Constante de aproximação da trajetória de referência
$\lambda$	Coefficiente da função objetivo
$\rho$	Massa específica
$\tau$	Tempo de formação do óxido de nitrogênio
$w$	Aproximação da trajetória de referência
$\omega$	Velocidade angular do eixo

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Motivação

Turbinas a gás são máquinas térmicas com bom emprego em situações nas quais há restrições de espaço e peso, porém é requerida elevada capacidade de geração de potência. Sua aplicação na indústria é variada, sendo encontradas em motores aeronáuticos e navais, movimentação de fluido em processos industriais, geração de energia em instalações marítimas de petróleo, e centrais de potência conectadas ao sistema de distribuição de energia.

De acordo com o Banco de Informações de Geração da Agência Nacional de Energia Elétrica [1], em julho de 2017 a capacidade brasileira de geração elétrica possuía 153.429.016 kW de potência instalada. A geração por usinas termelétricas correspondia a cerca de 27 % desta potência. Ademais, havia previsão da entrada em operação de mais 163 usinas termelétricas outorgadas com potência total de 7.920.141 kW, das quais 31 encontravam-se em construção. Estes números revelam a importância da geração termelétrica no país e enfatizam a necessidade de estudos sobre o controle e desempenho de turbinas a gás.

O regime transiente corresponde a uma parte pequena da vida útil da turbina a gás. Contudo, durante as alterações nas condições operacionais da turbina – como na partida, parada, reduções de carga – pode haver situações de instabilidade e de violação nas restrições de funcionamento. Efeitos como o bombeamento (*surge*), sobrevelocidade e excesso de temperatura na entrada da turbina reduzem a sua vida útil e podem acarretar a perda total do equipamento.

O fenômeno de *surge* é caracterizado por uma instabilidade aerodinâmica do compressor da turbina a gás, associada a uma queda de pressão na descarga. Consiste em um fenômeno cíclico de fluxo reverso de ar e recuperação deste fluxo, acompanhado de flutuações na temperatura e pressão. O ciclo de queda e recuperação da pressão é da ordem de grandeza de 1 a 2 segundos e o de reversão do fluxo de 20 a 80 milissegundos [2]. Esta instabilidade ocorre quando uma resistência na descarga no compressor se apresenta, condição operacional em que o fluxo de ar na saída do compressor não possui energia suficiente para entrar na voluta de descarga. Nesta situação em que o compressor

perde capacidade de impulsionar o fluido e o fluxo é revertido, há uma rápida queda da pressão de descarga e o fluxo é restabelecido. O ar que retorna pelo compressor encontra-se em temperatura mais elevada, o que pode propiciar danos térmicos às pás do equipamento. Como é um efeito que ocorre em forma de ciclos, com perda e recuperação da pressão e do fluxo de ar, há vibração associada. Portanto, trata-se de um efeito indesejável, o qual deve ser evitado durante a operação do compressor. As turbinas a gás são equipadas com sistema de detecção da situação de *surge*, o qual continuamente monitora e conta os ciclos. Além de prover a diminuição da ocorrência de *surge*, o sistema de detecção tem as funções de segurança de alarme e desligamento de emergência da turbina a gás, caso a instabilidade não seja controlada.

A sobrevelocidade é outro efeito indesejado possível na operação de uma turbina a gás, representando um risco à segurança dos operadores e da máquina, pois pode levar a acidentes catastróficos [3, 4, 5]. A sobrevelocidade ocorre, por exemplo, em cenário de rejeição abrupta de carga durante a operação normal de uma turbina. Portanto, é comum testar a rejeição de carga durante o comissionamento de turbinas a gás, servindo como verificação da atuação do sistema de controle para evitar a sobrevelocidade.

No que tange à turbina, a temperatura na entrada deste componente é limitada por considerações metalúrgicas no projeto. Ademais, quando em ciclo combinado, a temperatura na descarga deve ser controlada, para fins da garantia da qualidade do vapor gerado na caldeira de recuperação.

Em tempos mais recentes, outra restrição operacional da turbina a gás está relacionada à preservação do meio ambiente, no que concerne à emissão de poluentes na atmosfera. Um método de reduzir os níveis de emissão é através do uso de combustíveis alternativos [6–8]. Outro modo de diminuir a emissão de óxidos de nitrogênio (NOx), e ao mesmo tempo aumentar a potência útil de uma turbina a gás, por exemplo, é por meio da injeção de vapor após ou na própria câmara de combustão [9].

Neste contexto, o presente trabalho tem o intuito de endereçar soluções para estas questões de segurança e ambientais relacionadas à operação transiente de uma turbina a gás, garantindo o atendimento à demanda de energia. Os objetivos específicos e a contribuição da pesquisa são descritos a seguir.

## 1.2 Objetivos e Contribuições

Convencionalmente, a velocidade de rotação e a temperatura na descarga de uma turbina são reguladas com controladores do tipo PID (proporcional, integral e derivativo), os quais atuam na vazão mássica de combustível e nas pás diretoras móveis do compressor (VIGV – *variable inlet guide vanes*). Esta estratégia de controle é capaz de estabilizar a operação de uma turbina a gás operando em determinada faixa de operação.

A alteração do ângulo das VIGV modifica o ponto de operação do compressor, mudando a pressão, a temperatura e a vazão de ar na sua descarga. Para um valor de potência gerada, mais de uma combinação entre a posição das VIGV e vazão de combustível é possível. Assim, torna-se interessante o emprego de uma estratégia de controle que seja capaz de aliar o controle da rotação e da temperatura na descarga à seleção de um ponto operacional que atenda outros objetivos como a economia de combustível ou a redução de emissões de poluentes.

A estratégia de controle preditivo (MPC – *model-based predictive control*) fundamenta-se na utilização de um modelo do processo para prever como devem ser manipuladas as diversas variáveis de operação de modo que as variáveis de controle sejam conduzidas aos respectivos valores ajustados. Esta previsão é conseguida por meio da solução repetida de um problema de otimização, no qual a função objetivo a ser minimizada considera o erro entre o valor estimado da variável de controle e o valor desejado, em determinado período de tempo futuro (horizonte de controle). A característica de otimização intrínseca ao controlador MPC pode ser aproveitada na minimização do consumo de combustível e do nível de emissões de óxidos de nitrogênio (NOx), por exemplo. Logo, a estratégia de controle MPC possui os atributos adequados para lidar com a complexidade do controle da operação transiente de uma turbina a gás em conjunto com a seleção de um ponto ótimo em relação ao consumo de combustível ou emissão de poluentes.

O objetivo da presente pesquisa é aplicar uma estratégia de controle preditivo (MPC – *model-based predictive control*) não linear e multivariável para o controle da operação de uma turbina a gás durante o regime transiente e para a otimização do consumo de combustível e das emissões de poluentes. Também é objetivo deste trabalho a identificação de um algoritmo de otimização a ser utilizado pela estratégia de controle

que potencialize o controlador desenvolvido, aliando o bom desempenho com o menor custo computacional.

Na estratégia desenvolvida, as variáveis de controle da turbina a gás são a rotação e na temperatura na descarga. As variáveis manipuladas são a vazão de combustível na câmara de combustão e a posição das VIGV.

O MPC é aplicado conforme as seguintes estratégias: (i) apenas a velocidade de rotação do compressor é controlada por MPC; (ii) a velocidade de rotação é controlada por MPC enquanto a temperatura na descarga da turbina é controlada por PID; (iii) a rotação e a temperatura na descarga da turbina são controladas simultaneamente por MPC; (iv) o consumo de combustível é reduzido por MPC; e (v) a minimização de emissões de NOx é realizada por MPC.

O sistema de controle é examinado em eventos de perturbações oscilatórias na carga, alterações de ponto de referência (*setpoint*) e de rejeição de carga. Finalmente, o desempenho do controlador é avaliado com quatro algoritmos de otimização: evolução diferenciada, enxame de partículas, algoritmo genético e busca em padrões. A verificação por meio de diferentes algoritmos tem a intenção de identificar um método de otimização capaz de controlar a turbina com o menor custo computacional.

A contribuição científica original desta pesquisa é o desenvolvimento de um programa computacional que integra a estratégia de controle MPC multivariável para operação de turbina a gás em regime transiente com um modelo dinâmico não linear implementado em um simulador de processos especialista e com um modelo de previsão de emissões de poluentes para turbina a gás.

### **1.3 Organização do Trabalho**

O Capítulo 2 contém uma revisão bibliográfica sobre modelagem e controle de turbinas a gás e sobre emissão de poluentes. O estado da arte sobre os três temas é apresentado de forma a evidenciar o posicionamento da presente pesquisa em relação aos trabalhos publicados até a atualidade.

Em seguida, no Capítulo 3 os problemas físicos de controle e otimização são enunciados. A configuração da turbina a gás a ser controlada é ilustrada. São apresentados dois problemas de controle: o primeiro com uma única variável controlada e o segundo considerando múltiplas variáveis. Os objetivos do uso do controlador para seleção de

ponto operacional ótimo são expostos. Os pontos de referência, os parâmetros da turbina a gás e as restrições do problema são delineados. Ademais, apresenta-se o cenário de regime transiente em que o controlador será examinado. Neste Capítulo, a enunciação dos problemas físicos é realizada sem a formulação matemática correspondente, a qual é apresentada nos Capítulos 4, 5 e 6.

O Capítulo 4 explica a teoria da estratégia de controle MPC. Os conceitos sobre a forma de obtenção da lei de controle e de otimização são apresentados. Ademais, são descritas as técnicas de otimização empregadas na estratégia de controle. O procedimento computacional desenvolvido nesta pesquisa é apresentado, ilustrando suas funcionalidades, sua estrutura e como é realizada a integração entre o controlador, o modelo dinâmico da turbina a gás implementado no simulador de processos e o modelo de previsão de emissão de óxidos de nitrogênio.

O Capítulo 5 descreve as equações de governo do processo envolvido na dinâmica da turbina a gás em regime transiente, as quais são resolvidas pelo simulador de processo. A forma de construção de um modelo, as capacidades do simulador e as funcionalidades utilizadas nesta pesquisa são descritas.

No Capítulo 6, são apresentados conceitos sobre modelagem de previsão de emissões de poluentes para turbinas a gás. Em seguida, são descritos os modelos de previsão de emissões de óxidos de nitrogênio utilizados pelo controlador MPC implementado. São apresentados modelos capazes de estimar as emissões em unidades  $\text{gNO}_x/\text{kg}_{\text{combustível}}$  ou  $\text{ppmv @ 15 \% O}_2$ .

O Capítulo 7 apresenta e discute os resultados obtidos com a aplicação do controlador desenvolvido aos problemas de controle e otimização descritos no Capítulo 3. Inicialmente, uma análise do sistema de controle é realizada, demonstrando a capacidade de o controlador transferir o sistema do estado inicial para um novo estado, sob cenários de alterações sucessivas de carga ou do ponto de ajuste da rotação. Durante esta análise, o comportamento dinâmico é verificado alterando-se os parâmetros do sistema de controle. Assim, estes parâmetros são selecionados para o controle da turbina a gás no cenário de rejeição de carga. Em seguida, os resultados do controle de uma única variável e do controle multivariável são discutidos. Finalmente, o desempenho do controlador é avaliado sob o aspecto do esforço computacional ao se modificar a técnica de otimização embutida na estratégia de controle.



Por fim, o Capítulo 8 concentra as conclusões obtidas durante o desenvolvimento do trabalho, na avaliação do desenvolvimento e aplicação de um controlador preditivo não linear multivariável com otimizador à operação transiente de uma turbina a gás. Ao final do capítulo, são propostas sugestões de trabalhos futuros que podem derivar deste estudo.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A presente seção contém uma revisão bibliográfica do desenvolvimento mundial dos principais temas abordados nesta tese, que são: controle de turbinas a gás, modelagem de turbina a gás em regime transiente e emissões de poluentes.

### 2.1 Controle de Turbinas a Gás

Todas as turbinas a gás são fornecidas com um sistema de controle desenvolvido por seu respectivo fabricante [10]. Em turbinas de geração de energia elétrica, este sistema tem a função principal de controlar a operação durante os transientes que ocorrem principalmente na partida, desligamento (*shutdown*) e perturbações da carga demandada. O objetivo é responder às perturbações mantendo a máquina em velocidade de rotação proporcional à frequência da rede elétrica, em condição operacional estável e sem ultrapassar os limites de projeto. Segundo Avellar [11], o tempo característico da resposta transitória de uma turbina a gás industrial é relativamente pequeno, da ordem de cinco a dez segundos, e as principais variáveis monitoradas são quatro: a temperatura máxima na entrada da turbina, especificada no projeto da máquina; a margem de estabilidade do compressor (*surge*); a relação ar-combustível na câmara de combustão, necessária para garantir a estabilidade da chama; e a velocidade de rotação do eixo, a qual deve ser mantida em correspondência com a frequência do sistema elétrico ao qual a turbina estiver conectada. Tipicamente, as variáveis manipuladas no controle de uma turbina a gás são: vazão mássica de combustível na entrada da câmara de combustão e vazão mássica de ar no compressor.

A vazão mássica de combustível é manipulada com o objetivo de atender à demanda de energia, mantendo em seu valor nominal a velocidade de rotação do eixo acoplado ao gerador. A modulação da vazão mássica de combustível deve ser efetuada considerando possíveis danos ao equipamento devido à temperatura dos gases após a combustão. Quanto maior a carga da turbina, maior a vazão de combustível e maior é a temperatura na saída da câmara de combustão. A depender da temperatura dos gases na saída da câmara de combustão, as palhetas do primeiro estágio da turbina podem ser danificadas, acarretando redução da eficiência mecânica da turbina e parada não programada do equipamento para manutenção [12]. Conforme Avellar [11], quando a

eficiência da turbina é degradada, pode ser necessário operar com uma vazão de combustível maior do que aquela que o sistema de controle permite e, nesta situação, o conjunto pode não encontrar um ponto de equilíbrio, o que resultaria em uma parada do equipamento (*run down*). Neste sentido, a manipulação da vazão de combustível deve ser adequada durante a desaceleração da turbina para evitar o *run down*, pois neste cenário, há possibilidade de a razão combustível-ar ser baixa o suficiente para acarretar o apagamento da chama. A vazão de combustível pode atingir valores entre 20% e 50% do seu valor nominal na desaceleração [11], levando à redução da pressão de descarga do compressor, o que aumenta a vazão de ar comprimido pelo compressor. Em caso de extinção da chama, a válvula de combustível é fechada, a fim de impedir a ignição do combustível em regiões da turbina a gás que não foram projetadas para suportar queima, tais como as palhetas da turbina [11].

A vazão mássica de ar admitida pelo compressor é regulada atuando-se na variação da posição das pás diretoras móveis do compressor (VIGV). Esta manipulação tem dois objetivos principais. O primeiro objetivo da manipulação das VIGV é controlar a entrada de ar no compressor a fim de manter sua estabilidade, fazendo-o operar em condições operacionais afastadas da situação de ocorrência de *surge*. A região operacional propícia para o efeito de *surge* pode ser delimitada em mapa característico de desempenho de um compressor. O mapa de desempenho é composto por curvas que relacionam a razão de pressão, a vazão mássica de ar e a rotação e a região de *surge* pode ser demarcada por uma curva específica, a linha de *surge*. Embora a manipulação da posição das VIGV permita a seleção de um ponto operacional que evite a ocorrência do fenômeno de *surge*, o compressor possui outros sistemas dedicados de detecção e de controle de *surge* [2]. Em geral, estes sistemas dedicados são estabelecidos com folgas da ordem de 22% em relação à região operacional de *surge*, uma margem capaz de lidar com as incertezas na determinação da linha de *surge* e o comportamento dinâmico do sistema [13]. O segundo objetivo da manipulação das VIGV é o controle da temperatura na descarga da turbina, a fim de garantir a qualidade do vapor gerado na caldeira de recuperação, quando a turbina é empregada em um ciclo combinado. De acordo com Assumpção [12] a estratégia de controle da temperatura após a turbina (TAT – *temperature after turbine*) pela manipulação das VIGV é viável quando o valor da temperatura na entrada da turbina (TIT – *turbine inlet temperature*) encontra-se abaixo do valor máximo permitido, de forma que as VIGV estejam em abertura máxima para quase toda a faixa de potência útil. De acordo

com Kehlhofer [14], turbinas a gás podem ser equipadas com até três fileiras de VIGV, o que permitiria o controle da temperatura na exaustão da turbina, mesmo em carga parcial.

Antes do surgimento de sistemas eletrônicos, a manipulação das vazões mássicas era realizada por sistemas essencialmente mecânicos, conhecidos como governadores, nome utilizado até os dias atuais para os sistemas de controle de velocidade de turbinas [15]. Devido à evolução dos sistemas eletrônicos, outras formas de controle tornaram-se possíveis. Atualmente, existem diversos fabricantes de sistemas de controle para turbinas a gás, cada um com uma lógica específica, sendo a proposta de Rowen [16] uma das metodologias mais empregadas.

No início da década de 1990, Rowen [16] propôs um modelo linear de turbina a gás industrial de eixo simples, o qual se tornou referência na área de modelagem e controle de turbinas. O modelo considera os principais controles de uma turbina a gás: velocidade, temperatura, aceleração e limites de vazão de combustível. O modelo possui validade para uma faixa estreita de variação da rotação em torno da velocidade nominal de operação, considerando turbinas de eixo simples. O controle proposto é alcançado comparando-se os sinais de controle referentes à velocidade, à temperatura e à aceleração, em um seletor de sinal. Em seguida, o sinal de menor valor passa por um limitador de forma a garantir que a ação de controle não esteja acima do limite de atuação das válvulas de injeção de combustível. Anos mais tarde, Rowen [17] publicou um novo trabalho, adicionando ao seu modelo a manipulação das VIGV. A estratégia consiste em malhas de controle PID independentes: uma que manipula a vazão de combustível, como em seu trabalho anterior [16], e outra que modula a posição das VIGV a fim de controlar a temperatura de exaustão da turbina.

Desde então, em geral, as estratégias de controle de turbinas a gás são elaboradas com base em modelos lineares. O emprego de modelos lineares no controle de turbina a gás é útil porque a operação da turbina é estável na vizinhança de um ponto operacional. Os controles desenvolvidos com base em modelos não lineares são desenvolvidos para garantir a estabilidade em todos os pontos de operação de aplicação da turbina. Com essa motivação, Ailer *et al.* [18] propuseram um controlador PI para uma turbina a gás de baixa potência baseado em um modelo não linear. O controle tinha o objetivo principal de manter a rotação da turbina constante sob perturbações das condições ambientais ou de carga. O sistema de controle proposto também era capaz de proteger o equipamento de sobrevelocidade e de altas temperaturas.

Mu *et al.* [19] realizaram a sintonia de um controlador PID para turbina a gás de aplicação aeronáutica, por meio de uma técnica de otimização. Dois controladores foram desenvolvidos para regular a rotação por meio da manipulação da vazão de combustível, sendo um sistema de controle baseado em modelo dinâmico linear e o outro com base em um modelo não linear. Os resultados foram comparados e se concluiu que a qualidade dos controladores era dependente da precisão dos modelos. Neste sentido, foi concluído que o modelo linear oferecia representação acurada para pequenos sinais de controle e respostas confiáveis para uma faixa operacional limitada.

Conforme a revisão sobre controle de turbina a gás realizada por Centeno *et al.* [20], em geral a estratégia de controle de rotação e temperatura desta máquina térmica é fundamentada em modelos lineares e malhas de controle PID ou PI. Ailer *et al.* [18] e Pongrácz *et al.* [21] chamaram atenção para esta concentração da abordagem de controladores PID aplicada à turbina a gás, apesar dos avanços na teoria de controle. Nessa esteira, Pongrácz *et al.* [21] aplicaram uma estratégia de controle adaptativo, na qual um modelo linear era obtido a partir de um modelo não linear. O controle foi aplicado à rotação de uma turbina a gás de baixa potência, por meio da manipulação da vazão de combustível, sujeita a variações de carga e das condições de pressão e temperatura ambientes.

Outra abordagem distinta do controlador PID para a operação de turbinas a gás é a estratégia de controle implementada por Zang *et al.* [22], a qual é inspirada em sistemas imunológicos. A estratégia foi aplicada ao controle da temperatura dos gases de exaustão e da rotação de uma turbina. Duas unidades controladoras foram desenvolvidas, uma para cada variável de controle. O sistema de controle de temperatura atuava na manipulação das VIGV e o sistema de controle da velocidade de rotação atuava na vazão mássica de combustível. As duas unidades controladoras se comunicavam informando os erros de cada variável de controle a fim de melhorar o desempenho do sistema de controle.

Lima [15] apresentou uma proposta para o controle da velocidade de uma turbina a gás aplicada na propulsão de um navio, onde emprega uma estratégia adaptativa em conjunto com o controlador PID foi aplicada. O sistema de controle foi desenvolvido com base em um modelo não linear. No caso estudado por Lima [15], de propulsão de embarcações do tipo corveta, utilizadas pela Marinha do Brasil, as turbinas possuíam faixa de operação de 0 a 3600 rpm. A motivação para propor uma estratégia de controle adaptativo vinha do fato que um controlador PID convencional não garante que a

especificação de erro em regime permanente da velocidade de rotação seja atendida em toda a faixa de operação de uma turbina a gás de propulsão de um navio de guerra.

Com o exposto, observa-se que a aplicação da estratégia de controle PID à turbina a gás ainda é investigada nos dias atuais [5, 11, 12, 23, 24, 25], porém algumas pesquisas propondo novos esquemas de controle surgem com o intuito de ampliar a capacidade dos controladores. Em 1997, foram iniciadas investigações sobre controle de turbina a gás através de uma estratégia conhecida como controle preditivo baseado em modelo (MPC – *model-based predictive control*) [26]. Desde então, foram publicados outros trabalhos sobre aplicação de controle MPC à turbina a gás, mas não de forma frequente [21].

Em 1997, Vroemen [26] apresentou uma primeira tentativa de aplicar o MPC a uma turbina a gás. A motivação de Vroemen para a escolha do MPC para uma turbina a gás foi a facilidade desta estratégia em incorporar as restrições do sistema a ser controlado. De acordo com Vroemen, a abordagem por essa estratégia garante que as variáveis de processo não violam suas respectivas restrições. No caso de turbina a gás, por exemplo, as restrições de temperatura máxima na entrada da turbina e os valores mínimos e máximos para as variáveis manipuladas (vazão de combustível e VIGV) podem ser considerados explicitamente na formulação do controle. A ação de controle é obtida por meio da solução de um problema de otimização, definido pela minimização da diferença entre a saída desejada (valor de referência) e a saída prevista por um modelo, sujeita às restrições do sistema a ser controlado. O modelo utilizado por Vroemen para estimar as saídas era um modelo linear. Segundo o autor, o modelo linear foi escolhido devido ao esforço computacional exigido por esta estratégia. As variáveis de controle eram a razão de pressão no compressor, a vazão mássica de ar no compressor e a rotação do compressor. Apenas duas das três variáveis eram controladas ao mesmo tempo, uma vez que duas variáveis definem um ponto operacional do compressor. As variáveis manipuladas eram válvula de *blow-off* após o compressor, a válvula de aceleração (throttle valve) entre o compressor e a câmara de combustão e a válvula de combustível injetado na câmara de combustão. Vroemen afirmou que apenas conseguiu empregar o MPC em malha aberta, ou seja, o sinal de controle aplicado à instalação de laboratório foi obtido sem informações sobre a evolução do processo. Ao final, foi possível comparar as respostas do processo com as respostas do modelo. O autor concluiu que os resultados se mostraram promissores, apesar de observar que o modelo utilizado para representar a dinâmica da turbina necessitava de um avanço. Em sua avaliação, concluiu que, conforme

esperado, o tempo de execução do controlador se mostrou um problema para a aplicação em tempo real, porém não insuperável. O trabalho de Vroemen [26], publicado em 1997, é fruto da tese de doutorado publicada em 1998 por van Essen [27].

Vroemen, van Essen *et al.* [28] continuaram investigando a aplicabilidade do MPC a uma turbina a gás. Desta vez, ao reconhecer que o controle MPC aplicado com um modelo linear é frágil no trato das não linearidades presentes na dinâmica de uma turbina a gás, investigaram mais profundamente a técnica de linearizações sucessivas e o uso de um modelo não linear. Contudo, o modelo não linear foi utilizado apenas como modelo de predição e não no problema de otimização, no qual ainda se utilizou um modelo linear. As simulações realizadas foram balizadas no comportamento dinâmico da instalação devido a mudanças de *setpoints* de pressão ou vazão mássica no compressor. O *setpoint* desejado pôde ser alcançado pelo sistema com diferentes combinações de entradas. Logo, os autores perceberam que poderiam adicionar uma restrição ao problema de controle, referente à seleção do ponto operacional de máxima eficiência da turbina. Neste cenário de eficiência máxima requerida, considerando a configuração da turbina simulada, seria possível impor que a válvula de *blow-off* permanecesse completamente fechada na maior parte do tempo. Pelos resultados obtidos, concluiu-se que a implementação em um caso real ainda não seria possível devido ao custo computacional, embora acreditassem na viabilidade da aplicação. Os autores sugeriram melhorias nos algoritmos de integração e de otimização para reduzir o esforço computacional.

Em 2001, van Essen e de Lange [29] apresentaram uma publicação com resultados experimentais da aplicação de MPC a uma turbina a gás em laboratório, considerando a técnica de linearizações sucessivas. A rotação era controlada com a manipulação da vazão mássica de combustível. Apesar de terem considerado que o controle apresentou bom desempenho, observou-se que a presença de discrepâncias entre o modelo e o processo, bem como a presença de perturbações, levaram a violações temporárias da restrição de temperatura máxima na entrada da turbina durante os transientes. Dessa forma, os autores concluíram que para ser possível fazer uso dos benefícios da estratégia MPC em configurações em escala industrial de turbinas a gás, havia a necessidade de mais pesquisa em simulação e experimentos. O tempo de amostragem foi feito o menor possível para alcançar a viabilidade do emprego em tempo real, porém foi concluído que ainda precisava ser reduzido. Finalmente, foi entendido como promissor o conceito de implementação hierárquica em cascata, no qual o controlador MPC não age como o

controlador principal, mas é empregado no cálculo de *setpoints* para controladores locais, mantendo as propriedades gerais de otimização e concomitantemente reduzindo o esforço computacional.

Brunell *et al.* [30] aplicaram a estratégia de MPC a uma turbina a gás aeronáutica, utilizando a linearização de um modelo não linear simplificado, ao qual os autores se referiram como SRTM (*Simplified Real Time Model*). Segundo os autores, o modelo SRTM possuía uma precisão de 20 % no regime transiente e de 5 % no regime permanente. O controle foi aplicado à rotação e à razão de pressão do motor aeronáutico, manipulando-se a vazão de combustível e a área do bocal de exaustão da turbina. O algoritmo foi implementado na plataforma de programação MATLAB, de forma não compilada. Os autores sugeriram escrever o código em linguagem Fortran ou C, bem como melhorar o algoritmo de otimização, a fim de acelerar a execução dos cálculos e tentar torná-lo aplicável em tempo real.

Em 2004, Mu e Rees [31], os mesmos autores da referência [19], motivados pela relação não linear entre a vazão de combustível e a velocidade do eixo da turbina, aplicaram conceitos de controle preditivo para a solução do problema de controle de rotação de uma turbina a gás. A estratégia de controle proposta, denominada pelos autores de controle preditivo aproximado (AMPC – *Approximate Model Predictive Control*), também era baseada na linearização instantânea de um modelo não linear, permitindo assim a aplicação de técnicas de controle preditivo linear. Os autores compararam o desempenho da estratégia AMPC com o de um controlador adaptativo PID e concluíram que a estratégia AMPC apresentou melhor desempenho em cenários de mudanças de *setpoints* da rotação.

Martucci *et al.* [32] reconheceram que a seleção do horizonte de predição pode exigir um esforço computacional não adequado para implementação prática do MPC em uma turbina a gás. Numa situação ideal, o horizonte de predição deve ser escolhido tão pequeno quanto possível para aliviar o tempo computacional, mas de forma a ainda garantir estabilidade, robustez e boa resposta dinâmica. Nesta direção, os autores examinaram se a utilização de uma restrição terminal poderia reduzir o horizonte de predição. A restrição terminal é um termo adicionado à função objetivo do controlador MPC, que força a minimização da variável controlada após um determinado horizonte. Um modelo simplificado linear foi utilizado para o controle da rotação e temperatura na entrada da turbina a gás, manipulando-se a vazão de combustível, as VIGV e as pás guias



na entrada da turbina (NGV – *nozzle guide vanes*). Nos casos estudados, foi concluído que o horizonte de predição poderia ser reduzido com o uso da restrição terminal.

Outro trabalho publicado em 2004 foi o de Brunell *et al.* [33], onde a técnica de controle preditivo foi empregada a uma turbina a gás aeronáutica. O objetivo do controle era regular a rotação e a temperatura na entrada da turbina de baixa pressão, modulando a vazão de combustível, as VIGV e a folga das pás da turbina de alta pressão. Os autores lidaram com a não linearidade do problema através de sucessivas linearizações em torno do ponto de operação. Os autores aproveitaram a característica de otimização do controle preditivo para a melhoria do desempenho da turbina quando em regime permanente, tendo como objetivo o atendimento a um requisito de menor consumo de combustível.

Em 2005, Mu *et al.* [34], motivados pelo desenvolvimento de um sistema de controle válido para toda a faixa operacional de uma turbina aeronáutica, compararam a simulação de três tipos diferentes de controladores aplicados ao controle de rotação de uma turbina a gás com manipulação do fluxo de combustível, sem considerar a manipulação das VIGV. Os controladores considerados eram: um controlador PID sintonizado repetidas vezes com uma técnica de otimização; um MPC com repetidas linearizações; e um MPC não linear utilizando um modelo construído através da técnica de identificação por redes neurais. Foi concluído que os controladores do tipo MPC desempenharam melhor do que o PID e que, entre os dois controladores MPC, o de repetidas linearizações apresentou melhores resultados.

Em 2006, Jurado e Carpio [35, 36], discutiram a aplicação de uma estratégia MPC em uma turbina a gás utilizando um modelo construído com a técnica de Hammerstein e um algoritmo GPC (*global predictive control*). A ideia era demonstrar que o controle MPC poderia amortecer as oscilações da rotação de uma turbina a gás quando submetida a perturbações na carga, por meio da manipulação da vazão mássica de combustível. Ressalva-se que Gennady e Haydn [37] afirmaram que a técnica de identificação de Hammerstein não é adequada para modelar uma turbina a gás, uma vez que o comportamento dinâmico do modelo obtido é constante, independente da amplitude da variável de entrada.

Viassolo *et al.* [38] propuseram uma estratégia MPC para o controle da aceleração de uma turbina a gás aeronáutica de duplo eixo. A vazão de combustível e as VIGV eram manipuladas para atender um perfil de aceleração no regime transiente. A estratégia MPC

também foi utilizada para a redução do consumo de combustível. A arquitetura de controle proposta previa um estimador de parâmetros *off-line* de modo a atualizar o modelo da turbina com informações sobre a degradação das eficiências dos componentes da turbina durante a sua vida útil.

Em 2008, Ghorbani *et al.* [39, 40] implementaram uma estratégia MPC para uma turbina a gás industrial, utilizando um modelo linear. O controle foi aplicado à velocidade de rotação do compressor e à temperatura dos gases de exaustão da turbina, manipulando a vazão de combustível e a posição das VIGV. O sistema foi simulado contra perturbações da carga demandada e comparado com as estratégias SpeedTronic™ (sistema de controle proprietário da General Electric) e o controle convencional PID. Foi concluído que o controle MPC apresentou melhor desempenho do que as outras duas estratégias.

Lusanga [41] estudou a aplicação de uma estratégia MPC a um ciclo Brayton, cujo fluido de trabalho era o hélio. Um modelo linear da planta foi utilizado. O propósito era controlar a potência de saída do ciclo manipulando-se o inventário de hélio. De acordo com o autor, a estratégia MPC foi escolhida a fim de se poder facilmente incorporar a quantidade de restrições existentes no sistema real, o que não é trivial em outras estratégias de controle. O autor concluiu que a estratégia apresentou bom desempenho, porém encontrou dificuldades em estabelecer os parâmetros do controlador.

Considerando as restrições e não linearidades da dinâmica de turbinas a gás, Wiese *et al.* [42] aplicaram uma estratégia MPC a uma turbina, de forma a garantir a operação segura da máquina em toda a sua faixa operacional. De acordo com Wiese *et al.*, diversas estratégias de controle alternativas são propostas na literatura, mas é comum que as restrições sejam consideradas após o projeto do sistema de controle. Wiese *et al.* utilizaram um modelo físico e termodinâmico que resolvia as equações de estado e de conservação de massa e energia para obter um novo modelo. A modelagem original possuía estrutura modular, de forma que cada componente de uma turbina a gás era representado por um bloco, o qual possuía uma estação de entrada e uma de saída. Em cada estação as propriedades termodinâmicas eram calculadas. Este modelo original foi considerado complexo pelos autores para aplicação do MPC em tempo real e, portanto, utilizaram uma técnica de identificação para obter um modelo mais simples, porém também não linear. O objetivo do MPC era controlar a vazão e a pressão de ar extraído por uma válvula (*bleed valve*) entre o compressor e a câmara de combustão. Os autores

realizaram experimentos e concluíram que o modelo construído pode ser utilizado no controle MPC em tempo real sem a necessidade de linearização.

Surendran *et al.* [43] aplicaram o controle preditivo MPC a uma turbina a gás de laboratório. Um modelo linear empírico foi construído, relacionando a vazão de combustível com a velocidade de rotação da turbina. Inicialmente, um controlador PI foi projetado, mas forneceu resultados considerados insatisfatórios pelos autores, com comportamento oscilatório. Com base no mesmo modelo, um controlador MPC foi proposto com o qual se obteve melhores resultados.

Mohamed *et al.* [44] propuseram um controlador preditivo MPC para uma turbina a gás para geração de energia elétrica. O controlador utilizava um modelo linear construído a partir de dados experimentais de uma turbina a gás de grande porte (240 MW) e foi aplicado ao controle da potência, temperatura de exaustão e frequência, por meio da manipulação das válvulas de controle de vazão de combustível e das VIGV. O controlador foi configurado de forma a enviar sinais para os controladores locais atuarem nas válvulas e nas VIGV.

Recentemente, é possível encontrar trabalhos aplicando a estratégia de controle preditivo MPC com base em modelos lineares a turbinas a gás aeronáuticas [45, 46, 47] e especificamente ao controle de compressores [48, 49] no intuito de se evitar o fenômeno de *surge*. Poucos trabalhos envolvem o uso de modelos não lineares para o controle preditivo em turbinas a gás [42]. Allgöwer *et al.* [50] afirmaram que, em geral, os controladores MPC com base em modelos não lineares aplicados na indústria química tentam se beneficiar do potencial de simuladores de processo. Como exemplo de aplicação da estratégia de controle MPC considerando um modelo não linear baseado na solução das equações de conservação de massa e energia, citam-se os trabalhos de Gräber *et al.* [51] e de Leducq *et al.* [52], os quais utilizam a estratégia de controle em um ciclo de refrigeração por compressão de vapor. Um ponto em comum em qualquer estratégia de controle MPC é o elevado custo computacional, sendo esta uma das principais razões para o uso de modelos simplificados. A fim de endereçar a questão relacionada ao esforço computacional, Behbahani [53] sugere que o uso de processamento paralelo pode oferecer novas oportunidades no projeto de sistemas de controle do tipo MPC para turbinas a gás.

## 2.2 Modelagem de Turbinas a Gás

O estudo de diferentes tipos e estratégias de controle de turbinas a gás depende da modelagem do comportamento dinâmico da turbina. Diversos trabalhos foram publicados a respeito da modelagem do comportamento dinâmico de uma turbina a gás, sendo que a maior parte deles considera um modelo linear para simular a dinâmica da turbina. De fato, o emprego de modelos lineares no controle de turbina a gás é útil porque a operação da turbina é estável na vizinhança de um ponto de operação. Porém, os controles desenvolvidos com base em modelos não lineares são superiores, já que são projetados para garantir a estabilidade em todos os pontos de operação de aplicação da turbina [18, 54].

O desenvolvimento de modelos para regime de operação transiente de turbinas a gás foi iniciado na década de 1950 [55, 56]. Em seguida, Palmer [57] e Palmer *et al.* [58] utilizaram o conceito de estrutura modular em programas de simulação, a fim de possibilitar a análise de diferentes configurações de motores. Este esquema de programação é amplamente difundido nas plataformas atuais de simulação termodinâmica [59]. Ainda na década de 1960, teve início o desenvolvimento do programa HYDES pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*, EUA), com o propósito de estudar a dinâmica de turbojatos e de turbofans, o que culminou na publicação dos trabalhos de Szuch [60] e de Szuch *et al.* [61].

Considera-se a década de 1970 como uma época frutífera em termos de surgimento de modelos computacionais para análise de desempenho de turbinas. Fawke e Saravanamutto [62] discutiram métodos de simulação do comportamento dinâmico de turbinas a gás, compararam dados experimentais com simulações, e concluíram que os resultados dos modelos possuíam boa aderência aos dados experimentais. MacMillan [63] publicou sua tese de doutorado na qual apresentou um programa de computador capaz de simular a condição de operação em regime permanente de turbinas a gás, tanto no ponto de projeto quanto em condição afastada do ponto de projeto. O programa foi criado em estrutura modular, conferindo flexibilidade para a simulação de turbinas a gás com configurações distintas. O programa desenvolvido por MacMillan foi a origem do programa TURBOMATCH da Universidade de Cranfield, utilizado até os dias atuais [64]. Sellers e Daniele [65] desenvolvem o DYNGEN, capaz de calcular o desempenho de turbojatos e turbofans no regime permanente e transiente. Apesar do DYNGEN ter

sido um dos precursores na simulação de turbinas a gás nos regimes operacionais permanente e transiente, as configurações de turbojatos e turbofans eram limitadas [59]. Outros simuladores surgiram nessa época [66, 67].

Diversos trabalhos sucederam-se também na década de 1980. Em 1982, Palmer e Yan [68] apresentaram o programa TURBOTRANS, com capacidade de simulação em regime permanente e transiente, considerando a ação de um sistema de controle. Esta plataforma, desenvolvida a partir do TURBOMATCH, considerando avanços do DYNGEN, se mostrou uma ferramenta importante para a análise de desempenho de turbinas a gás e seus sistemas de controle [59]. Demais trabalhos com foco na resposta dinâmica de motores também foram publicados nessa época [69–73], dentre os quais o simulador GTTRANS [74].

Um modelo simplificado de turbina a gás industrial de simples eixo foi proposto por Rowen [16] e tornou-se um dos trabalhos mais citados na literatura recente no ramo de controle de turbinas a gás. Mais tarde, Rowen aperfeiçoou o modelo, contemplando a possibilidade de manipulação das VIGV [17]. O modelo de Rowen emprega equações algébricas lineares para relacionar a rotação, a vazão de combustível e a temperatura dos gases de exaustão, estando limitado a uma faixa estreita de variação da rotação em torno da velocidade nominal de operação da turbina [15]. A partir de meados da década de 1990, diversos modelos passaram a ser propostos a fim de testar estratégias de controle, sendo comum a utilização de técnicas de identificação de modelos lineares [75–81] e não lineares [82–87]. Poucos modelos com fundamento físico e termodinâmico, ou seja, que solucionam as equações de estado e de conservação de massa, energia e quantidade de movimento, têm sido desenvolvidos ou empregados para fins de projeto de sistema de controle [4, 88–91].

No que tange ao uso na estratégia de controle MPC para turbinas a gás de modelos não lineares que resolvem equações de estado e de balanço de massa e energia, citam-se os trabalhos de Brunell *et al.* [30, 33], os quais utilizaram como representação de uma turbina aeronáutica a linearização de um modelo construído em uma plataforma de estrutura modular denominado pelos autores de CLM (*component level model*), desenvolvido pela GE Aircraft Engines. O modelo CLM foi referido pelos autores como sendo de alta fidelidade e capaz de modelar cada componente desde da entrada, passando pelos diversos componentes: ventilador (*fan*), compressor, combustor, turbinas e bocais. Mais recentemente, Wiese *et al.* [42] também partiram de um primeiro modelo não linear

construído em uma estrutura modular [91], o qual resolvia equações de estado e de balanço de massa e energia. Deste modelo inicial, constroem um novo modelo não linear de menor complexidade em relação ao modelo original. O novo modelo obtido foi aplicado em uma estratégia MPC para uma turbina a gás de geração de energia elétrica.

Em 2003, Alves [4] avaliou o regime transiente não adiabático de turbinas a gás em sua tese de doutorado e embarcou tal funcionalidade no seu programa DESTUR [92, 93]. A plataforma foi construída considerando uma arquitetura modular, possuindo a capacidade de resolver as equações de estado, da mecânica de eixo e de balanço de massa e energia. Dessa forma, tal ferramenta era capaz de simular turbinas a gás em regime permanente ou transiente, podendo representar fenômenos de transiente de eixo, de dinâmica de gás e do transiente térmico entre o gás e as partes metálicas da turbina [4]. Como parte da validação de seu trabalho, Alves comparou os resultados obtidos pelo DESTUR com o programa GTTRANS [74]. O programa DESTUR foi utilizado em trabalhos posteriores por diferentes autores [11, 12, 23, 59], a fim de analisar o desempenho de turbinas no regime transiente, bem como avaliar os resultados da implementação no simulador de estratégias de controle PID para rotação e temperatura, manipulando-se a vazão de combustível e das VIGV. Uma vez comprovada a sua capacidade de simulação de turbinas a gás nos diversos trabalhos publicados e devido a sua disponibilidade, este programa nacional foi o simulador selecionado para emprego na estratégia de controle MPC desenvolvida no presente trabalho.

Recentemente, outros trabalhos utilizam modelos de previsão de desempenho não apenas para controle, mas como ferramenta potencial para uso em tempo real de detecção de falhas e diagnóstico do desempenho de turbinas [38, 53, 64, 94–96]. Em 2017, Gazzetta Junior *et al.* [96] apresentaram um modelo de previsão de desempenho desenvolvido com a capacidade de simular o desempenho de turbinas a gás em tempo real. Este modelo possuía estrutura modular que possibilitava a simulação de turbinas a gás de configurações distintas. O simulador resolvia as equações de balanço de massa e energia e utilizava mapas característicos de desempenho para o compressor e para a turbina. Segundo os autores, a execução rápida do programa foi alcançada pela implementação de rotinas mais eficientes para solução do sistema de equações não lineares e para a consulta de dados nos mapas característicos. Neste sentido, Behbahani [53] e Panov [97] vislumbram a potencialidade da estratégia de controle MPC no propósito de considerar em seu escopo a detecção de falhas e diagnóstico do desempenho.

### 2.3 Emissões de Poluentes em Turbinas a Gás

Questões legislativas relativas a emissões de poluentes no meio ambiente têm pressionado as equipes de projeto de fabricantes de equipamentos a reduzir as emissões de turbinas a gás [98]. Para uma turbina a gás que queima uma mistura pobre de gás natural e ar, as emissões de hidrocarbonetos não queimados e de óxidos de enxofre (SO<sub>x</sub>) são negligenciáveis, sendo os óxidos de nitrogênio (NO<sub>x</sub>) e o monóxido de carbono (CO) os principais poluentes emitidos [99, 100].

No que tange às possibilidades na fase de projeto, câmaras de combustão do tipo DLE (*Dry Low Emissions*) vêm sendo utilizadas no intuito de reduzir emissões de NO<sub>x</sub> [101, 102]. O princípio deste sistema é manter uma razão combustível-ar pobre, ou seja, próxima à extinção da chama. Entretanto, uma alteração nas condições de operação, tal como uma redução na potência de saída, resulta no decréscimo da razão combustível-ar, o que poderia levar ao desligamento da turbina, caso a razão combustível-ar ultrapassasse o limite de extinção da chama [11, 102]. A manipulação da válvula de *blow-off* seria um modo de contornar este problema, mas é considerado um controle ineficiente, sendo a manipulação das VIGV uma solução melhor [102].

Como outro meio de reduzir as emissões de NO<sub>x</sub> em turbinas a gás encontra-se a técnica de umidificação, a qual traz outros benefícios: melhor eficiência, aumento da potência, redução do efeito de degradação da potência de saída devido à alta temperatura ambiente ou à baixa pressão ambiente, bem como melhor desempenho em carga parcial em comparação com os ciclos combinados [9]. A ideia central é injetar água ou vapor para aumentar o fluxo de massa através da turbina. Deve-se ter em mente que em turbinas a gás com injeção de vapor, mantendo constante a temperatura de entrada na turbina, há aumento na potência de saída e na eficiência térmica. Neste caso, porém, há aumento do consumo de combustível. Por outro lado, o proprietário pode optar por reduzir o consumo de combustível mantendo a mesma potência nominal de saída [103]. Devido aos benefícios obtidos pela injeção de água/vapor, tais turbinas têm sido estudadas por mais de trinta anos [98] e continua-se buscando possíveis melhorias. Diversos tipos de umidificação têm sido propostos, mas nem todos implementados [104]. Em relação à técnica de umidificação, em geral os trabalhos focam no desempenho de turbinas, enquanto alguns analisam a questão das emissões [98, 105, 106]. Se por um lado a injeção de água acarreta a redução de emissões de NO<sub>x</sub>, por outro os custos de instalação,

manutenção e operação aumentam [101]. A água injetada precisa ser tratada em uma planta específica para evitar a corrosão em seções a montante do combustor, além de haver aumento no número de inspeções dos equipamentos e aumento do consumo de combustível para aquecer a quantidade de água injetada até a temperatura de combustão [101].

A redução de emissões de NO<sub>x</sub> em turbinas a gás também pode ser alcançada com o emprego de um sistema de redução catalítica seletiva (SCR – *Selective Catalytic Reduction*). Neste caso, os gases de exaustão da turbina passam pelo sistema SCR que converte quimicamente os óxidos de nitrogênio em moléculas de nitrogênio e água, por meio da mistura dos gases de exaustão com amônia e fazendo este fluxo passar por um leito catalisador [101]. Esta tecnologia pode ser utilizada em conjunto com a técnica de injeção de água ou vapor d'água e requer que a temperatura dos gases de exaustão esteja dentro de uma faixa estreita de temperatura, entre 560 K a 670 K [101].

Conforme relatado por Viassolo *et al.* [38], como uma estratégia MPC resolve um problema de otimização, é possível que a função objetivo seja modificada de acordo com o modo operacional desejado, tal que o controlador realize a minimização de consumo de combustível, da temperatura da turbina ou da emissão de poluentes. Panov [97] também enxerga o potencial do controlador MPC além do controle tradicional da rotação e da temperatura. De acordo com Panov, as emissões do sistema de combustão são usualmente gerenciadas pelo controle da mistura de combustível-ar. O desafio deste conceito de controle é o desenvolvimento e posicionamento de sensores para o motor. Assim, sugere que a integração de modelos simplificados de previsão de NO<sub>x</sub> com modelos dinâmicos pode oferecer uma abordagem econômica para controlar ativamente a razão combustível-ar. Em geral, os modelos de previsão de emissão de poluentes aos quais Panov se refere são utilizados para diagnóstico e avaliação do projeto de turbina a gás [101, 107]. Não foram encontrados na literatura estudos que utilizem na estratégia MPC a integração entre modelos dinâmicos e modelos de previsão de emissão de poluentes.

Dado o estado da arte sobre o controle preditivo MPC aplicado a turbinas a gás, percebe-se que desde o primeiro trabalho publicado em 1997 [26] foi pequena a frequência de trabalhos nesta área, apesar do MPC já ser amplamente empregado, por exemplo, na indústria química [21]. A abordagem de controle de turbina a gás por meio



da estratégia MPC, em detrimento da estratégia convencional PID, reside principalmente no fato do controlador MPC poder considerar mais facilmente no seu escopo as restrições de estados, variáveis manipuladas e controladas, além da dinâmica não linear do sistema a ser controlado e de critérios de otimização que podem envolver eficiência, custo ou requisitos ambientais. Outra vantagem em relação ao controlador convencional PID é a possibilidade de utilização do processo de otimização intrínseco à estratégia MPC para a seleção de pontos operacionais ótimos, por exemplo, de menor consumo de combustível e de menor nível de emissões de poluentes. Dessa forma, nos últimos anos novos trabalhos de aplicação de controladores MPC à operação transiente de turbinas a gás têm surgido.

Das publicações levantadas, várias aplicam modelos lineares da turbina a gás e nem sempre consideram a potencialidade do MPC de lidar com o controle multivariável. Apenas o trabalho de Wiese *et al.* [42] foi localizado como aplicação de controle MPC multivariável sem técnica de linearização, porém o controlador é utilizado para regular variáveis relacionadas ao compressor de uma turbina a gás. O modelo não linear utilizado por Wiese *et al.* [42] foi obtido por meio de técnica de identificação a partir de um modelo original que resolvia as equações de estado e de balanço de massa e energia.

O presente trabalho aplica a estratégia de controle MPC à regulação da rotação e temperatura de entrada da turbina a gás, com a manipulação da vazão de combustível e das VIGV, considerando um modelo não linear que resolve, para o regime transiente, as equações de estado, da mecânica de eixo e de balanço de massa e energia. Outra contribuição frente aos demais trabalhos, e de forma inédita no controle preditivo multivariável não linear de turbinas a gás, consiste no desenvolvimento de um código computacional que integra modelos de previsão de emissões de óxidos de nitrogênio ao modelo dinâmico da turbina a gás, para a minimização da emissão de poluentes durante a operação da turbina. Adicionalmente, na busca por identificar uma técnica de minimização que requeira menor esforço computacional para o funcionamento do controlador, é realizada uma comparação entre algoritmos evolucionários e de busca direta em padrões para a solução do problema de otimização do controlador.

Nota-se que não foram encontrados trabalhos nacionais relacionados ao emprego de controle preditivo MPC para turbina a gás. Os trabalhos no país sobre o emprego desta estratégia de controle estão mais relacionados à indústria de processos químicos. A concentração de estudos brasileiros a respeito de controle de turbina a gás ainda reside

em propostas de melhorias do controle convencional PID, seja através de alguma estratégia adaptativa, ganho de escala, modos de sintonização por otimização, ou propondo que as variáveis de controle sejam outras além das clássicas (rotação, potência e temperatura de exaustão dos gases de combustão). Neste sentido, também se considera o presente trabalho original.

### 3 PROBLEMAS FÍSICOS

Neste capítulo são enunciados os problemas físicos a serem resolvidos no presente trabalho, descrevendo-se a configuração do sistema térmico, suas características físicas, o escopo do controle e da otimização. A teoria e o equacionamento relativos à estratégia de controle, à otimização, à modelagem da turbina a gás e à modelagem de emissões de poluentes são tratados, respectivamente, nos Capítulos 4, 5 e 6.

Os problemas gerais a serem resolvidos são: (i) o controle multivariável de uma turbina a gás, durante a operação em situação de rejeição de carga, utilizando uma estratégia de controle preditivo (MPC) não linear; (ii) a otimização do consumo de combustível e do nível de emissões de poluentes de uma turbina a gás, aproveitando as funcionalidades do controlador MPC.

#### 3.1 Configuração da Turbina a Gás Simulada

O comportamento dinâmico não linear de uma turbina a gás é modelado com auxílio do simulador de processos especialista DESTUR [93], o qual resolve as equações de estado e as equações de conservação de massa, energia e quantidade de movimento. As equações são apresentadas no Capítulo 5. A turbina de configuração comercial, ilustrada na Figura 3.1, que consta no banco de dados do simulador, foi utilizada para a aplicação das estratégias de controle e otimização.

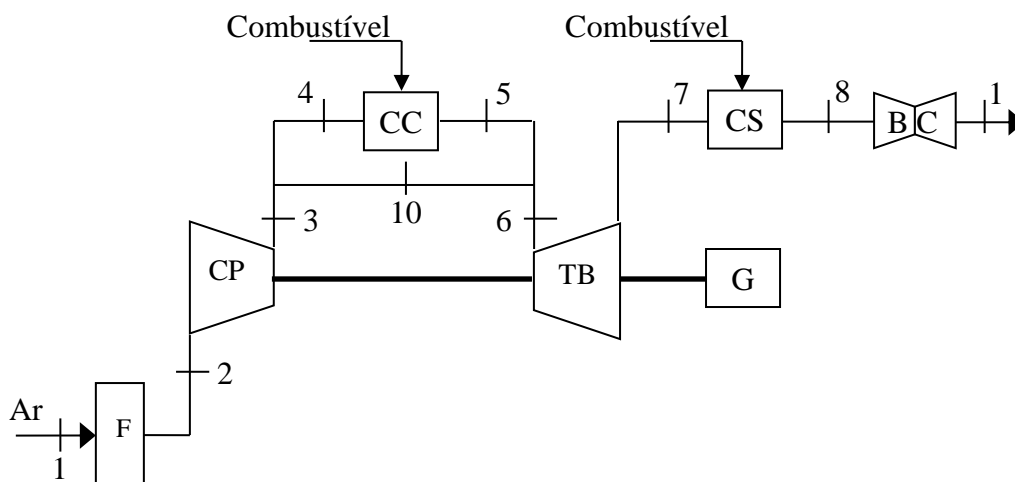


Figura 3.1 - Configuração da turbina a gás.

Na Figura 3.1, os componentes F, CP, CC, TB, G, CS, e BC significam, respectivamente, filtro, compressor, câmara de combustão, turbina, gerador, câmara de combustão suplementar e bocal. Os componentes CS e BC fazem parte do sistema de queima suplementar (*duct burning* ou *supplementary firing*) instalado na turbina, os quais permitem que os gases de exaustão da turbina passem por novo processo de combustão, caso seja necessário, para atender a demanda na geração de vapor em ciclo combinado. No presente trabalho o sistema de queima suplementar não é avaliado. No simulador, a função do componente BC é representar a perda de carga existente na exaustão da turbina, garantindo que as condições atmosféricas na sua saída sejam atendidas na simulação.

### **3.2 Controle**

No que tange ao problema de controle, o controlador deve ser capaz de manter a velocidade de rotação proporcional à frequência do sistema elétrico, mesmo com variações de carga. Adicionalmente, caso a turbina opere em ciclo combinado, a temperatura na descarga da turbina deve ser mantida no valor ajustado, a fim de preservar a qualidade do vapor gerado. As variáveis manipuladas são a vazão de combustível na câmara de combustão e das pás diretoras móveis (VIGV) do compressor.

A estratégia MPC é aplicada no problema de controle da turbina a gás representada na Figura 3.1 de duas formas: no controle de uma única variável (rotação do compressor CP) e no controle de duas variáveis (rotação do compressor CP e temperatura na descarga da turbina TB). O equacionamento referente ao controle é apresentado no Capítulo 4.

#### **3.2.1 Controle de Uma Única Variável**

Neste caso, o controlador MPC é responsável tão somente por manter a velocidade de rotação do compressor no ponto de ajuste. A variável manipulada pelo controlador MPC é a vazão de combustível na câmara de combustão CC, conforme ilustrado na figura a seguir.

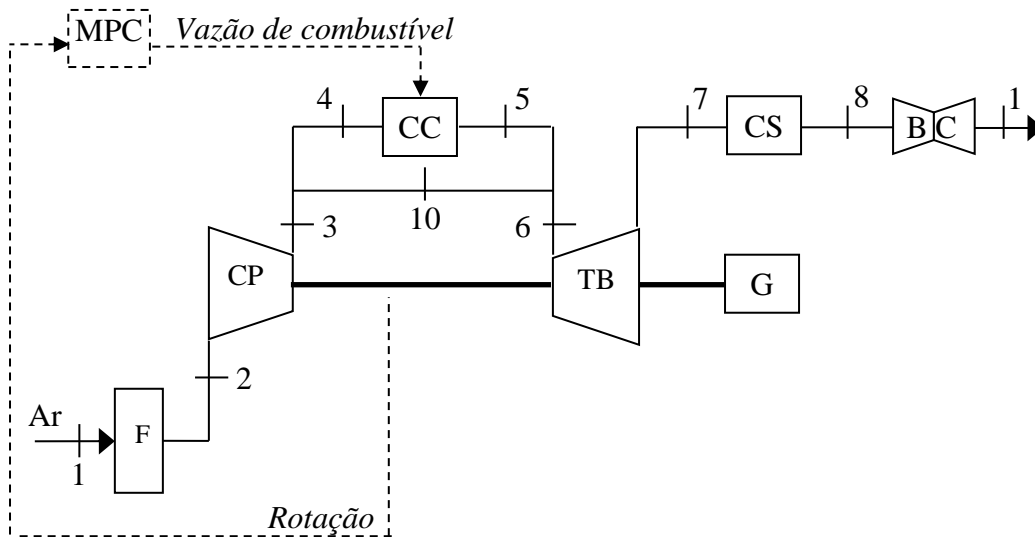


Figura 3.2 - Controle da rotação por MPC.

Além do controle de rotação pelo MPC, foi implementada a simulação de um caso em que a temperatura de descarga da turbina ( $TAT$ ) é regulada por uma malha de controle do tipo PID, conforme figura a seguir.

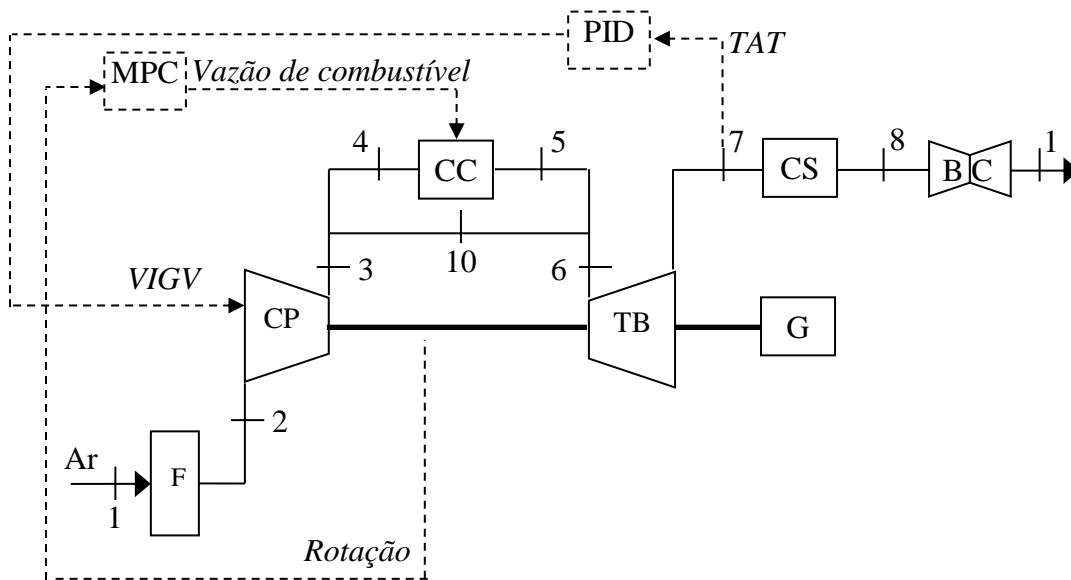


Figura 3.3 - Controle da rotação por MPC e da temperatura por PID.

### 3.2.2 Controle de Duas Variáveis

Neste caso, o controlador MPC é empregado para a manutenção da rotação do compressor e da temperatura na descarga da turbina nos respectivos pontos de ajuste. As variáveis manipuladas pelo controlador MPC são a vazão de combustível na câmara de combustão CC e as VIGV.

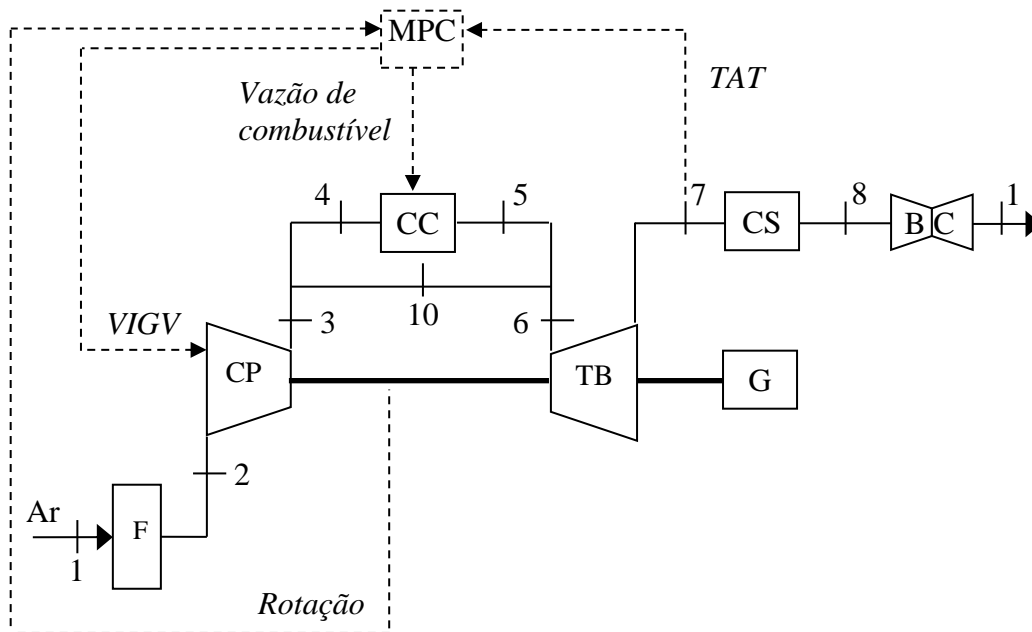


Figura 3.4 - Controle da rotação por MPC e da temperatura por PID.

## 3.3 Otimização

A função objetivo do problema de otimização resolvido pela estratégia MPC pode ser modificada no intuito de conduzir a operação da turbina a gás para um modo operacional desejado. Esta característica é aproveitada pelo controlador para que a turbina a gás opere em modo de menor consumo de combustível, ou de menor nível de emissões.

### 3.3.1 Minimização de consumo de combustível

Neste caso, durante a operação da turbina, o otimizador busca uma condição de menor consumo de combustível. A nova condição operacional é alcançada pela manipulação da posição das VIGV e pela manipulação da própria vazão mássica de combustível, variável que se deseja minimizar. Conforme Figura 3.5, a manipulação da

posição das VIGV não possui o objetivo de manter a *TAT* em algum ponto ajustado. As VIGV são posicionadas para permitir a redução da vazão mássica de combustível.

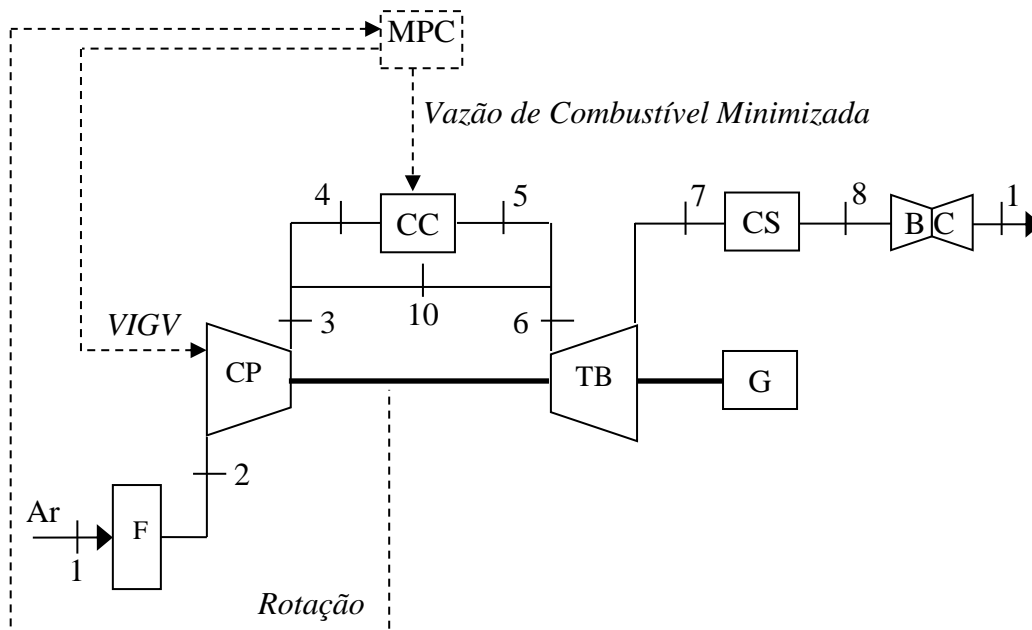


Figura 3.5 – Otimização de consumo de combustível.

Durante o regime transiente entre a condição inicial e a condição operacional de menor consumo de combustível, a rotação não deve se afastar do seu respectivo ponto de referência.

### 3.3.2 Minimização de emissão de poluentes

O objetivo do otimizador neste caso é a redução do nível de emissões de poluentes. Na presente pesquisa, os poluentes são especificamente os óxidos de nitrogênio. Novamente, durante a mudança da condição operacional para a minimização do nível de emissões de óxidos de nitrogênio, a rotação deve ser mantida em seu valor nominal.

Conforme Figura 3.6, a manipulação da posição das VIGV não possui o objetivo de manter a *TAT* em algum ponto ajustado. As VIGV são posicionadas para permitir a redução das emissões de óxidos de nitrogênio.

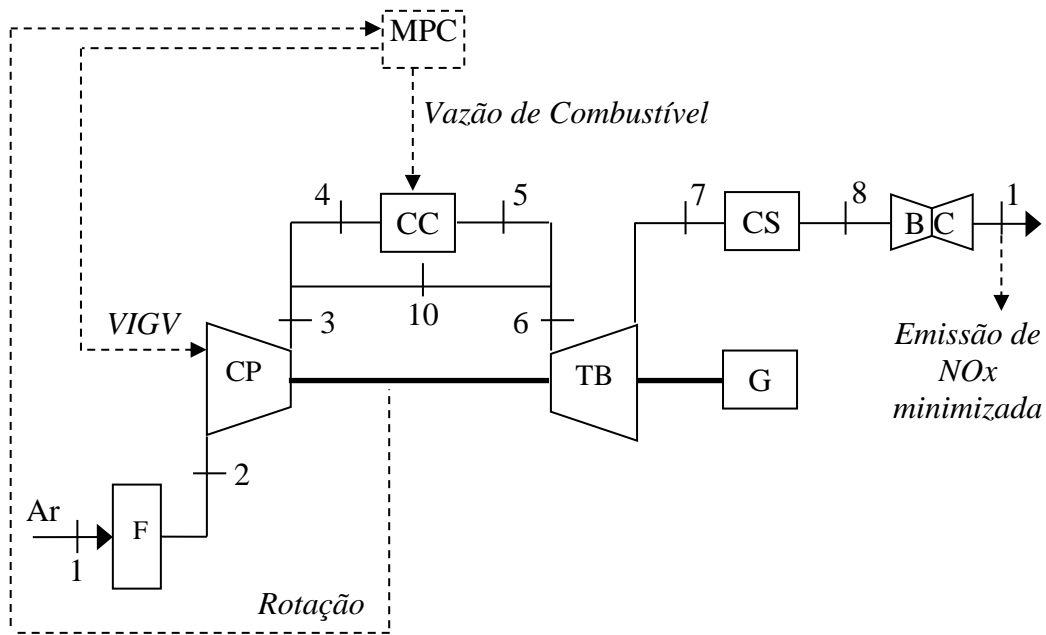


Figura 3.6 – Otimização do nível de emissões de NO<sub>x</sub>.

O equacionamento referente à modelagem de emissão de poluentes é apresentado no Capítulo 6. A forma como os objetivos de minimização de consumo de combustível e de emissões de poluentes é considerada é definida no Capítulo 4.

### 3.4 Pontos de Referência (*Setpoints*)

No presente trabalho, o valor de referência da rotação do compressor é 3600 rpm, correspondente à frequência da rede elétrica de 60 Hz. Para a temperatura de descarga da turbina, propriedade termodinâmica controlada para garantir a qualidade do vapor gerado quando a turbina trabalha em ciclo combinado, o ponto de referência é de 540 °C. Este é o valor da temperatura quando a turbina opera em regime permanente, no ponto de projeto.

### 3.5 Parâmetros e Restrições

A evolução do projeto das turbinas a gás possibilitou que as turbinas atuais alcancem razões de pressão de até 34:1, eficiências do compressor e da turbina de até 90% e eficiência térmica global até 40% [108]. De acordo com Boyce [10], há turbinas de razão de pressão de até 30:1. Martínez *et al.* [108] afirmaram que o avanço mais



significativo no projeto de turbinas a gás foi a possibilidade de suportar temperaturas na entrada da turbina de até 1700 °C. Essa capacidade deve-se a melhorias nas técnicas de refrigeração das pás das turbinas e aos avanços na área metalúrgica. A vazão de ar extraída do compressor para resfriamento das palhetas e disco da turbina pode variar de acordo com a tecnologia utilizada, podendo representar um valor de até 20% da vazão mássica de ar admitida pelo compressor [11]. A temperatura na zona de combustão excede significativamente a temperatura máxima permitida pelas pás do primeiro estágio da turbina, sendo necessário controlar a temperatura do gás da exaustão da câmara de combustão para os valores permitidos na entrada da turbina. No presente trabalho foi utilizada uma temperatura máxima permitida de 1200 °C na entrada da turbina.

O simulador utilizado no presente trabalho possui em seu banco de dados uma turbina a gás com a configuração da Figura 3.1. Esta turbina possui características similares a da turbina a gás simulada no programa TURBOMATCH em [64]. Os parâmetros apresentados a seguir referem-se ao ponto operacional de projeto da turbina.

As condições ambientais empregadas foram de pressão de 1 atm e temperatura de 22,5 °C. Para o compressor, foram estabelecidos para o compressor um rendimento isentrópico de 85,1% e uma relação de pressão de 13,76. O valor de 1 % foi adotado para a vazão de ar extraída do compressor para resfriamento das palhetas e disco da turbina (ponto 10 da Figura 3.1). Para a câmara de combustão, foi adotada uma perda de carga de 2 %, eficiência de 99 % e poder calorífico inferior do combustível igual a 48 MJ/kg. Quanto à turbina TB, foi estabelecido um rendimento isentrópico de 87,8 %, um rendimento mecânico de 99 % e um momento de inércia de 13038 kg·m<sup>2</sup>, fornecendo a potência de 107 MW.

Nos problemas de controle e otimização, as variáveis manipuladas são limitadas da seguinte forma: a vazão mássica de combustível na câmara de combustão CC permanece circunscrita entre 2 kg/s e 8 kg/s; a taxa de variação máxima da vazão mássica de combustível foi limitada a 3,0 kg a cada segundo; as pás diretoras móveis do compressor podem ser manipuladas na faixa entre 0 (abertura mínima) e 1 (abertura máxima) e sua taxa de variação máxima foi restringida a 0,2 a cada segundo.

### **3.6 Rejeição de Carga**

A ocorrência de sobrevelocidade em máquinas críticas, seja devido a erros operacionais ou a falhas do sistema, é um grave risco de segurança do pessoal da operação

e pode causar danos catastróficos ao sistema e à planta [3]. Sendo a sobrevelocidade uma das condições mais perigosas que podem ocorrer na operação de uma turbina, a máquina deve contar com um sistema de proteção adequado [3]. Tal sistema, ao detectar uma condição de sobrevelocidade, desliga a unidade por meio do fechamento ou abertura de válvulas, solenoides e outros dispositivos que levem o sistema a uma parada segura [3].

Um cenário que pode levar à condição de sobrevelocidade ocorre na rejeição abrupta de carga, quando a unidade geradora é desacoplada do sistema elétrico, o que acarreta um desbalanceamento de torque entre a turbina e o gerador com consequente aumento da velocidade de rotação [109].

A desconexão instantânea entre a potência de saída e a rede elétrica pode ocorrer devido à queda de um raio, falha mecânica ou erro operacional. Assim, nesta situação inesperada, na qual a turbina está operando em plena carga, o sistema de controle deve ser capaz de perceber o aumento imediato da rotação e atuar o mais rápido possível, manipulando a vazão de combustível na câmara de combustão. A vazão de combustível deve ser reduzida para evitar o desligamento de segurança por sobrevelocidade, porém suficiente para manter a combustão e de forma que a velocidade de rotação permaneça no seu valor nominal ajustado, 3600 rpm.

Sendo assim, é comum durante o comissionamento de uma turbina a gás (nova ou modernizada) ocorrer testes de rejeição de carga com o propósito de verificar o comportamento transiente e a capacidade do sistema de controle, e prevenir que a velocidade de rotação atinja o limite em que acontece o desligamento da turbina pelo sistema de proteção [109, 110, 111]. Além da questão da segurança, Idebrant e Näs [111] afirmaram que este é um dos testes mais importantes realizados em turbinas a gás novas, pois em muitos casos é essencial que a turbina de gás seja reconectada à rede produzindo máxima energia no menor tempo possível. O requisito para este teste de rejeição de carga é que a velocidade de rotação não deve exceder 10 % do valor nominal [111].

## 4 CONTROLE PREDITIVO BASEADO EM MODELO

O controle preditivo é uma filosofia que utiliza explicitamente um modelo para prever a resposta dinâmica de um sistema em instantes de tempos futuros. Pavnov [97] afirma que nem todas as variáveis da turbina a gás podem ser medidas ou, por vezes, podem ser medidas apenas com precisão reduzida. Portanto, por meio do emprego em tempo real de um modelo da turbina a gás controlada é possível obter as variáveis não mensuráveis, como temperaturas, pressões e vazões mássicas, nas estações relevantes da turbina. Com essas variáveis calculadas pelo modelo é possível calcular a resposta dinâmica da turbina. Dessa forma, a fidelidade do modelo utilizado no controle MPC tem relevância no desempenho do controlador. O modelo da turbina a gás utilizado neste trabalho é descrito no Capítulo 5.

Allgöwer *et al.* [50] afirmaram que o controle preditivo MPC com aplicação linear é conhecido desde a década de 70, enquanto aplicações não lineares começaram a ser estudadas apenas na década de 90. No que tange sua aplicação a turbinas a gás, conforme visto no Capítulo 2, a primeira pesquisa é de 1997 [26]. O interesse prático no controle MPC não linear foi impulsionado pelas demandas de desempenho e econômicas nos processos atuais, bem como devido às restrições ambientais e de segurança. Em geral, tais demandas só podem ser satisfeitas quando a não linearidade dos processos e as restrições podem ser consideradas explicitamente no projeto do controle [50].

Na literatura, pode-se observar uma distinção de nomenclatura para o controle preditivo baseado em modelo, dependendo da aplicação. Quando um esquema MPC é baseado em um modelo dinâmico não linear e/ou considera uma função objetivo não quadrática com restrições não lineares, faz-se referência à sigla NMPC (*Nonlinear Model Based Predictive Control*) [50]. Ocorre que há na literatura algumas estratégias denominadas NMPC, mas que utilizam técnicas de linearização a partir de modelos não lineares. Assim, Wiese *et al.* [42] descreveram seu trabalho utilizando a expressão “*fully nonlinear model predictive controller (NMPC)*” para enfatizar que de fato utilizam um modelo não linear na formulação do controle MPC. Outra observação sobre nomenclatura é a possibilidade de se referir aos algoritmos MPC como RHPC (*Receding Horizon Predictive Control*), porém não se vê este termo com frequência.

## 4.1 Generalidades

O termo “controle preditivo baseado em modelo” (*model based predictive control*) não designa uma estratégia de controle específica. Existe por trás desse conceito uma gama de métodos os quais têm em comum o uso explícito de um modelo do processo que se deseja controlar, a fim de obter um sinal de controle que minimize uma função objetivo. Assim, os diversos algoritmos diferenciam-se entre si no modelo utilizado para representar o processo, na função objetivo a ser minimizada e no algoritmo de otimização.

Atualmente, existem diversas aplicações bem-sucedidas de controle MPC na indústria química, principalmente na área de refino [112, 113]. Mesmo com a falta de resultados teóricos em alguns pontos cruciais, tais como estabilidade e robustez, a experiência mostra a capacidade de se alcançar sistemas de controle com altas eficiências, disponíveis para operar durante longos períodos com quase nenhuma intervenção [114].

Originalmente, sistemas complexos, sejam não lineares, híbridos ou demasiadamente rápidos, foram considerados fora do escopo do controle MPC, devido ao esforço computacional envolvido nesta estratégia. Entretanto, durante os últimos anos, houve relevante desenvolvimento na aplicação de controle MPC a sistemas complexos [114]. Algumas empresas desenvolveram sistemas proprietários, como, por exemplo: AspenTech – Dynamic Matrix Control (DMC); Honeywell Profimatics – Robust Model Predictive Control Technology (RMPCT) and Predictive Control Technology (PCT); ABB: 3dMPC. Entretanto, muitos destes sistemas não lidam ainda com tópicos como identificação de modelos e controle preditivo não linear.

Camacho e Bordons [114] listam uma série de vantagens do controle MPC em relação a outros métodos de controle, quais sejam: (i) atrativo para o pessoal com conhecimento limitado sobre controle, pois os conceitos são intuitivos; (ii) pode ser utilizado para controlar uma variedade de processos, independentemente da complexidade da dinâmica, incluindo sistemas com longo atraso ou instáveis; (iii) facilidade de implementação de controle multivariável; (iv) possui compensação intrínseca para tempos mortos; (v) a lei de controle é fácil de ser implementada; (vi) o tratamento das restrições é conceitualmente simples; (vii) muito útil quando referências futuras são conhecidas (robótica e processos em batelada); (viii) metodologia aberta, a qual permite expansões futuras. Entretanto, cita também alguns empecilhos: (a) esforço computacional muito maior do que os controladores PID convencionais; (b)

disponibilidade do modelo apropriado, pois os benefícios obtidos são afetados pelas discrepâncias entre o processo real e o modelo utilizado; (c) sintonia, pois a metodologia não é bem definida. Em geral, a sintonia é realizada por meio de observações empíricas [35].

## 4.2 Estratégia Geral

Como dito anteriormente, MPC não designa uma estratégia de controle específica. Entretanto, os controladores pertencentes a esta classe adotam a metodologia geral a seguir.

O objetivo do controlador é obter um sinal de controle  $u(t)$  que faça a variável controlada  $y(t)$  seguir uma referência  $w(t)$ . Entenda-se o sinal de controle ( $u$ ) como a variável a ser manipulada no sistema dinâmico para que a resposta ( $y$ ) se aproxime do ponto de ajuste desejado ( $w$ ).

Um modelo da dinâmica do processo a ser controlado é utilizado para previsão das saídas a cada instante de tempo futuro, dentro de um determinado horizonte de tempo de predição  $N_2$ . Dado um instante de tempo  $t$ , as saídas previstas nos instantes de tempo subsequentes  $\hat{y}(t+k|t)$ ,  $k = 1, 2 \dots N_2$ , são calculadas pelo modelo. O cálculo de  $\hat{y}$  é efetuado a partir do conhecimento do valor da entrada ( $u$ ) e saída ( $y$ ) no instante  $t$ , e a partir do conhecimento de um conjunto de sinais de controle futuros  $u(t+k|t)$ ,  $k = 1, 2 \dots N_2$ . A Figura 4.1 ilustra este processo.

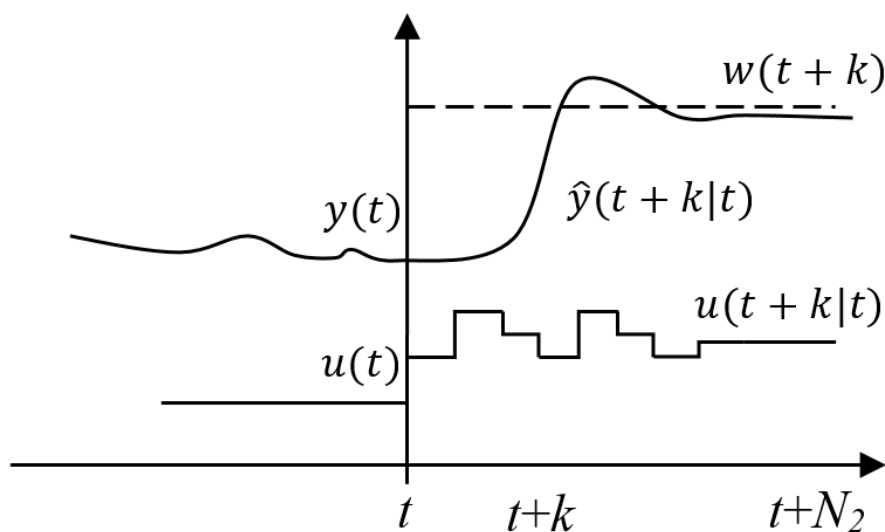


Figura 4.1 - Estratégia geral do controle MPC.

A lei de controle, ou seja, o conjunto dos sinais de controle futuros, é obtida pelo controlador por meio da otimização de um determinado critério estabelecido para manter a variável controlada  $y(t)$  tão próxima quanto possível da sua trajetória de referência  $w(t)$ . Logo, o controlador resolve um problema de otimização, cujo resultado é a lei de controle que melhor atende a um determinado critério.

Em geral, o critério para otimização tem a forma de uma função quadrática dos erros entre os sinais de saída previstos ( $\hat{y}$ ) pelo modelo e a trajetória de referência ( $w$ ). No problema de otimização, a função que representa o critério a ser otimizado é denominada função objetivo. Usualmente, a função objetivo a ser minimizada também considera o esforço de controle, ou seja, a diferença entre sinais de controle  $u$  consecutivos.

Quando no problema de controle ótimo um modelo linear é empregado, o critério é quadrático e não há restrições, então uma solução explícita para o problema de otimização pode ser obtida. Caso contrário, um algoritmo de otimização deve ser utilizado para minimizar a função objetivo.

A solução do problema de otimização fornece um sinal de controle no horizonte de predição  $N_2$ . No entanto, do sinal de controle obtido pela solução do problema de otimização,  $u(t+k|t), k = 1, 2 \dots N_2$ , apenas uma parte é enviada ao processo,  $u(t+k|t), k = 1, 2 \dots N_u$ , onde  $N_u$  é o horizonte de controle. Em seguida, partindo da nova condição inicial  $[u(t); y(t)]$ , o controlador resolve novamente o problema de otimização, a fim de buscar a lei de controle que minimiza a função objetivo no horizonte de predição  $N_2$ , passando à planta a informação da lei de controle até o horizonte de controle  $N_u$ .

Assim, a estratégia MPC é formulada como a solução repetida de um problema de controle ótimo de horizonte finito de malha aberta, sujeito à dinâmica do sistema e às restrições das entradas, saídas e dos estados [50]. A figura a seguir ilustra a estrutura geral do controlador.

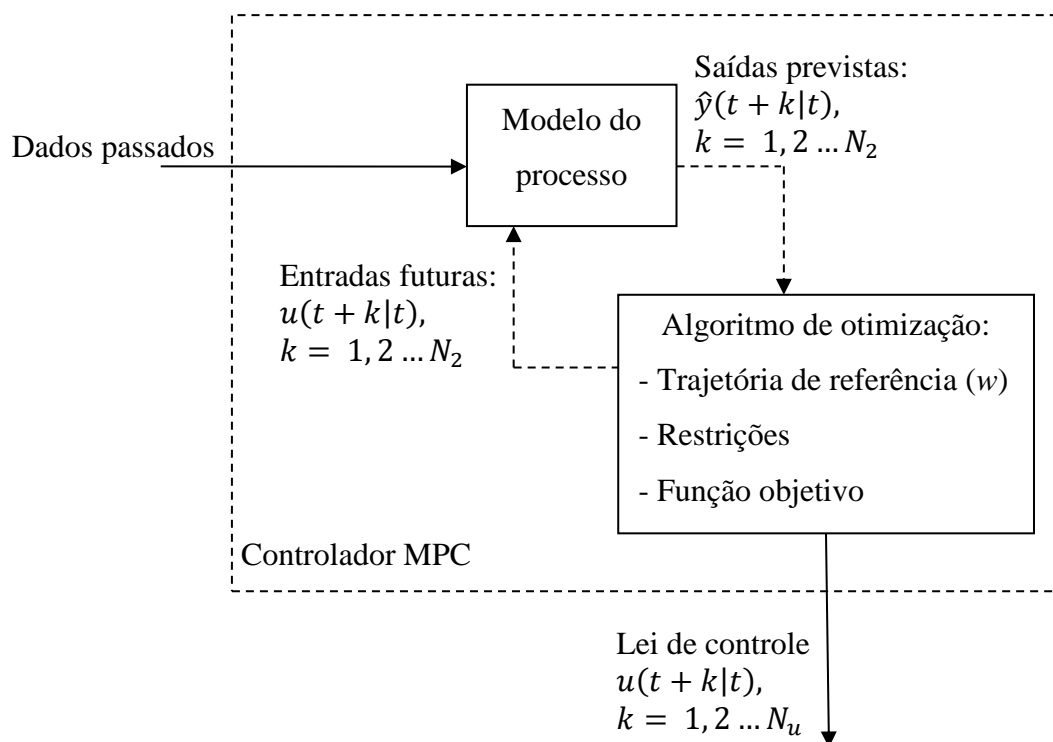
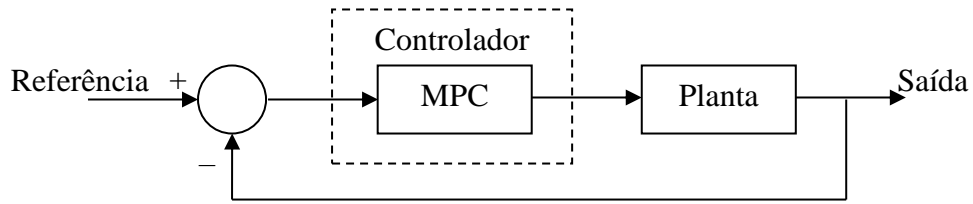


Figura 4.2 - Estrutura do controlador.

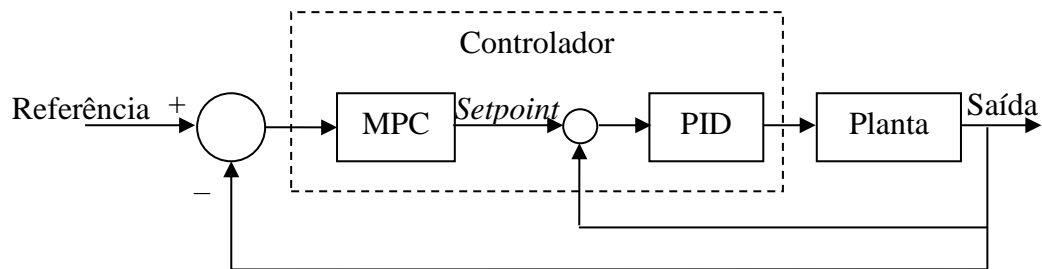
Nota-se que o modelo que representa a dinâmica do processo tem papel central na qualidade da previsão das saídas e, portanto, tem influência marcante na obtenção da lei de controle. Observa-se também que o algoritmo de otimização possui participação fundamental nesta estratégia. O esforço da otimização depende das restrições, do modelo utilizado e do número de variáveis, logo, do tamanho do horizonte de previsão.

#### 4.2.1 Arquitetura

O controlador MPC pode ser empregado diretamente ao processo ou ainda em cascata, estando o MPC em uma camada superior a de um controlador local. Como exemplo, Favaro [115] avaliou em seu trabalho a implementação de estratégias considerando um controlador PID, um MPC e um MPC em cascata com o PID a um modelo linear de uma planta de neutralização de pH. A figura a seguir ilustra as possibilidades.



(a) MPC como controlador primário.



(b) MPC em cascata.

Figura 4.3 - Arquitetura do controlador MPC.

Como exemplo no controle em cascata para uma turbina a gás, cita-se o trabalho de Mohamed *et al.* [44], o qual estudou a aplicação de um controlador preditivo MPC que fornece informação para controladores locais de posicionamento da válvula de combustível e das VIGV.

No que tange à arquitetura interna do controlador MPC, também é possível haver variação. Leducq *et al.* [52] apresentaram em seu trabalho a arquitetura de um controlador MPC não linear, em forma de diagrama de blocos, para ilustrar uma possibilidade de inclusão de uma funcionalidade para estimação de parâmetros, conforme figura a seguir.



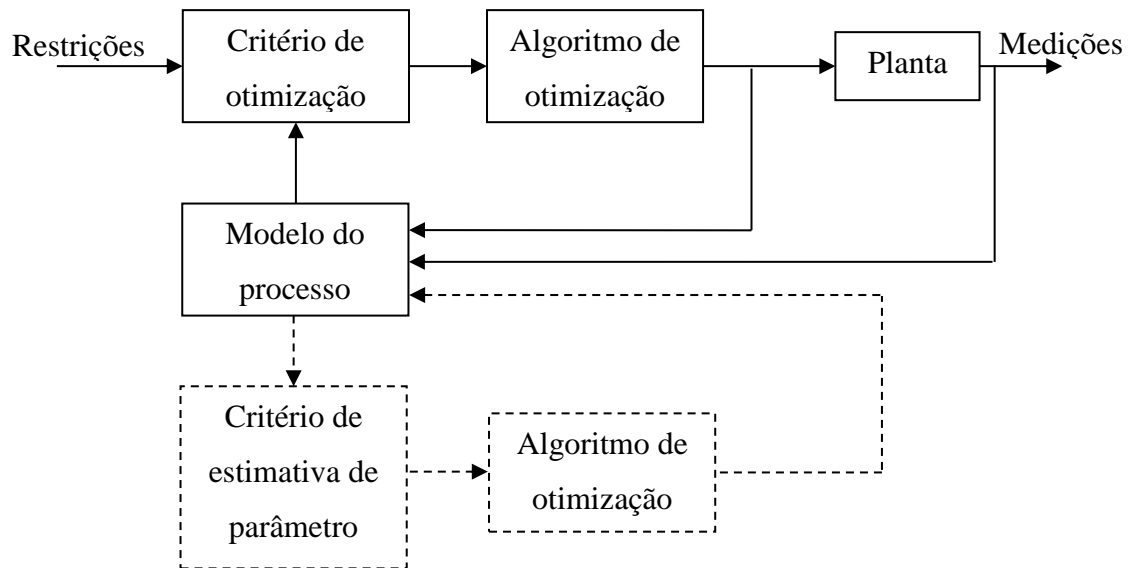


Figura 4.4 - Arquitetura interna de um controlador MPC não linear (adaptada de [52]).

Este módulo adicional cumpriria a função de atualizar os parâmetros do modelo da dinâmica do processo com o passar do tempo, de acordo com informações adquiridas da planta. Os autores citam como exemplo, para o caso de ciclo de refrigeração por compressão de vapor, a possibilidade de atualização do valor do coeficiente global de transferência de calor referente a um permutador. Em geral, o estimador de parâmetros baseia-se na minimização da diferença entre valores medidos e valores estimados [52]. Assim, o módulo adicional conferiria ao controlador a capacidade de adaptação caso o processo sofresse com alguma degradação ao longo do tempo.

Como exemplo de uso de um estimador de parâmetros na estratégia MPC aplicada a uma turbina a gás aeronáutica, cita-se o trabalho de Brunell *et al.* [33]. Os autores reconhecem que as turbinas de aplicação aeronáutica estão sujeitas a alterações bruscas de temperatura e pressão ambiente e do número de Mach. Como projeto de avanço do controlador MPC, adicionam um estimador de estados e parâmetros à arquitetura convencional, a qual fundamenta-se estritamente no conhecimento *a priori* das informações. Dessa forma, o controlador passa a adaptar o modelo linear com informações tratadas sobre estado atual e sobre a degradação do motor, reduzindo o conservadorismo da arquitetura convencional.

Com o exposto, observa-se que os algoritmos da família MPC são compostos por três elementos fundamentais: um modelo dinâmico de previsão (modelo do processo), uma função objetivo (critério de otimização) e a otimização (algoritmo para obtenção da

lei de controle). O modelo do processo é descrito no Capítulo 5. A seguir são apresentadas as formas da função objetivo e do processo de otimização.

#### 4.2.2 Função objetivo

Diferentes funções objetivo podem ser propostas para a obtenção da lei de controle. No entanto, a ideia central é obter o sinal de controle  $u$  que conduza as saídas futuras ( $y$ ) em direção à trajetória desejada (sinal de referência  $w$ ), no horizonte de tempo considerado. Concomitantemente, o esforço de controle ( $\Delta u$ ) necessário para realizar tal tarefa deve ser minimizado. Assim, a função objetivo pode ser expressa conforme a equação (4.1),

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (4.1)$$

onde,  $\delta(j)$  e  $\lambda(j)$  são coeficientes adimensionais que penalizam o comportamento futuro e  $\Delta u = u(t) - u(t-1)$ . Em algumas estratégias de controle MPC, o segundo termo do lado direito da equação (4.1) não é levado em consideração. Em outros algoritmos, o próprio valor  $u$  (ao invés de  $\Delta u$ ) pode ser adotado. No presente trabalho, o esforço de controle faz parte da função objetivo. No caso da otimização de combustível, será visto que o próprio sinal de controle também fará parte da equação (4.1). Outros termos podem compor a função objetivo a ser minimizada, como no caso da otimização dos níveis de emissão, situação em que uma equação de previsão do nível de emissão é adicionada como um termo da função objetivo  $J$ .

Na equação (4.1), os parâmetros  $N_1$ ,  $N_2$  e  $N_u$  significam, respectivamente, o mínimo horizonte de previsão, o máximo horizonte de previsão e o horizonte de controle. A definição desses três parâmetros faz parte da sintonia do controlador MPC. Os parâmetros  $N_2$  e  $N_u$  não precisam ser necessariamente coincidentes. Conforme se observa pelo primeiro termo da função objetivo  $J$ , os parâmetros  $N_1$  e  $N_2$  estabelecem em que período de tempo as saídas ( $y$ ) devem acompanhar a referência ( $w$ ). Se o valor de  $N_1$  for elevado, significa que erros nos primeiros instantes não são considerados importantes e uma resposta suave do processo pode ser obtida. Se o processo apresentar um tempo

morto ( $d$ ), então não faz sentido definir  $N_1$  menor do que  $d$ . Observa-se da equação (4.1) que os erros entre as saídas e a trajetória de referência são levados em consideração até  $N_2$  e que a partir de  $N_u$  desconsideram-se as alterações na ação de controle ( $\Delta u = 0$ ).

Outros parâmetros referentes à sintonia do controlador MPC são os coeficientes adimensionais  $\delta(j)$  e  $\lambda(j)$ , sequências que penalizam o comportamento futuro. Em geral, são adotados constantes ou sequências exponenciais [114]. Neste trabalho, o coeficiente  $\lambda$  é mantido constante, enquanto  $\delta(j)$  é formado por uma sequência exponencial, conforme a equação (4.2) [114],

$$\delta(j) = \alpha^{N_2-j} \quad (4.2)$$

Neste caso, se  $0 < \alpha < 1$ , então os erros mais afastados do instante  $t$  são mais penalizados. Caso adote-se  $\alpha > 1$ , então os primeiros erros serão mais penalizados.

#### 4.2.3 Trajétoria de referência

Uma das vantagens do controlador preditivo é se a trajetória de referência  $w(t)$  for conhecida *a priori*. Neste caso, o sistema pode reagir antes da mudança na referência efetivamente ter ocorrido. Esta característica antecipatória evita os efeitos do atraso na resposta do processo.

A trajetória de referência pode ser considerada como o próprio valor desejado (*setpoint*) ou pode ser representada por uma função de aproximação que tende ao valor desejado no fim do horizonte de predição. No processo de minimização, grande parte dos métodos utiliza uma trajetória de referência que não necessariamente corresponde à referência real  $r(t)$ , ou seja,  $w(t)$  é uma aproximação suave de  $r(t)$ . A equação (4.3) apresenta uma forma clássica de aproximação [114],

$$w(t+j) = \theta w(t+j-1) + (1-\theta) r(t+j) \quad ; k = 1 \dots N_2; 0 < \theta < 1 \quad (4.3)$$

onde,  $w(t) = y(t)$ . A figura a seguir ilustra duas aproximações  $w_1(t+j)$  e  $w_2(t+j)$  da trajetória real  $r(t+j)$ .

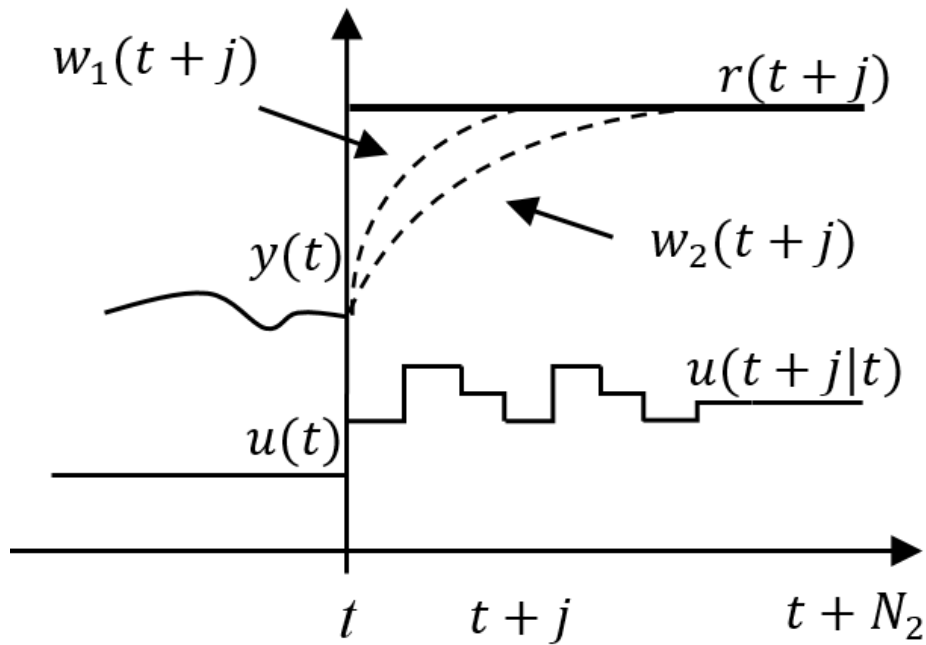


Figura 4.5 - Trajetória de referência (adaptada de [114]).

Quanto mais próximo de 1 é o valor de  $\theta$ , mais suave é a aproximação. Na Figura 4.5, o valor de  $\theta$  para  $w_1$  é menor do que aquele referente a  $w_2$ .

Outra função de aproximação da trajetória de referência é apresentada em [114], conforme equação (4.4),

$$w(t+j) = r(t+j) - \theta^j [y(t) - r(t)] \quad (4.4)$$

No presente trabalho a aproximação apresentada na equação (4.3) foi selecionada para uso.

#### 4.2.4 Restrições

As restrições do processo podem ser construtivas, de segurança, ambientais, limitações das condições operacionais, ou restrições econômicas. Usualmente, os sinais de controle e de saída, bem como o esforço de controle são limitados,

$$u_{min} \leq u(t) \leq u_{max} \quad ; \forall t \quad (4.5)$$

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u(t) \leq \Delta u_{max} \quad ; \forall t \quad (4.6)$$

$$y_{min} \leq y(t) \leq y_{max} \quad ; \forall t \quad (4.7)$$

A adição de restrições torna a solução do problema de otimização mais complexa. As restrições utilizadas neste trabalho foram apresentadas no Capítulo 3.

#### 4.2.5 Lei de controle

Os valores de  $u(t + j|t)$  são obtidos da minimização da função objetivo  $J$ . Para minimizar  $J$ , deve-se calcular as saídas previstas  $\hat{y}(t + j|t)$ , como função dos valores passados das entradas e saídas, bem como função dos futuros valores de controle  $u(t + j|t)$ . Os valores de  $\hat{y}(t + j|t)$  são obtidos pelo modelo.

Qualquer método que se utilize possuirá  $N_2 - N_1 + 1$  variáveis independentes. A fim de reduzir o grau de liberdade, certa estruturação pode ser imposta à lei de controle. Uma imposição é considerar que após determinado intervalo de tempo  $N_u (< N_2)$  não existem variações nos sinais de controle propostos [114], como na equação (4.8),

$$\Delta u(t + j + 1) = 0 \quad ; j \geq N_u \quad (4.8)$$

Caso a lei de controle não seja estruturada, sinais de controle indesejáveis de alta frequência podem ser obtidos. A restrição da evolução das variáveis manipuladas pode ser uma ferramenta para melhorar a robustez e o comportamento geral do sistema [114].

Outra imposição possível à lei de controle é utilizar uma combinação linear de funções de base para  $u(t + j)$ , como por exemplo, a descrita na equação (4.9),

$$u(t + j) = \sum_{i=1}^n \mu_i(t) B_i(j) \quad (4.9)$$

onde,  $B_i(j)$  são escolhidos de acordo com a natureza do processo e da trajetória de referência. Normalmente são do tipo polinomial, conforme equação (4.10),

$$B_0 = 1; B_1 = j; B_2 = j^2 \dots B_i = j^i \quad (4.10)$$

### 4.3 Controle Preditivo Baseado em Modelo Não Linear

É evidente que a principal vantagem do controle NMPC em relação ao MPC é a possibilidade de lidar com a dinâmica não linear, situação em que o modelo possui maior fidelidade ao processo. Esta vantagem é potencializada se um modelo que soluciona as equações dos balanços de massa e energia (*first principle model* ou *fundamental model*) está disponível. Atualmente, tais modelos são frequentemente levantados antes mesmo da construção da planta [50]. Especialmente na indústria de processos, há um grande interesse na fase de projeto em usar tais modelos com o propósito de otimização da planta [50] ou na fase operacional para fins de treinamento de operadores [114]. Caso um modelo derivado da aplicação das equações de balanço de massa e energia esteja disponível, ele também pode ser usado para fins de controle e, neste caso, a previsão da evolução dos estados no tempo é feita por uma simulação das equações não lineares que descrevem a dinâmica do processo [114]. Uma vantagem do uso de modelos desenvolvidos da aplicação dos balanços de massa e energia é o fato de poderem ser extrapolados para regiões operacionais não representadas nos dados utilizados para a construção do modelo, característica importante quando a planta possui ampla faixa operacional [114].

Um modelo construído com base teórica nas equações de balanço pode ser aumentado com uma abordagem de empírica. Um modelo dinâmico que é desenvolvido a partir de informações empíricas e teóricas é conhecido como um modelo híbrido ou um modelo caixa-cinza (*grey-box model*). Camacho e Bordons [114] afirmaram que, embora modelos híbridos possuam um potencial promissor, o seu uso em NMPC ainda deve ser

explorado. O modelo utilizado no presente trabalho, apresentado no Capítulo 5, combina a solução das equações de balanço com mapas característicos de desempenho dos componentes da turbina a gás.

Não há nada nos conceitos básicos do controle MPC que impeça o uso de um modelo não linear, de forma que a extensão das ideias do controle MPC para processos não lineares é direta, ao menos conceitualmente [114]. Entretanto, o emprego de um modelo não linear torna a solução do problema de otimização mais complexa, com problemas relacionados à existência de mínimos locais e aumento do esforço computacional.

#### 4.3.1 Estabilidade

No que tange à estabilidade, alguns meios de garanti-la foram investigados, sendo um deles a adição de termos de penalização à função objetivo. Um exemplo é o termo adicional conhecido como termo de penalização terminal (*terminal penalty term*) [50, 114], conforme equação (4.11),

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta_j [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (4.11)$$

$$+ E[\hat{y}(t+N_2|t) - w(t+N_2)]$$

O termo  $E[\hat{y}(t+N_2|t) - w(t+N_2)]$  representa o custo necessário para que ao final do horizonte de previsão ( $N_2$ ) a variável de controle esteja em seu pontos de referência. Alternativamente à adição de um termo de penalização terminal à função objetivo, uma restrição terminal de desigualdade poderia ser utilizada no problema de otimização [50, 114], conhecida como *terminal region constraint*,

$$\hat{y}(t+N_2|t) - w(t+N_2) \leq \epsilon \quad (4.12)$$

onde  $\epsilon$  define a proximidade entre a variável de controle e o seu ponto de referência ao final do horizonte de previsão ( $N_2$ ).

Adicionalmente, em geral não é necessário que se encontre a solução ótima do problema de otimização para se garantir a estabilidade [50, 116–118], ou seja, basta encontrar uma solução fisicamente possível, a qual leva a um decréscimo na função objetivo. Esta característica pode ser utilizada para redução necessária do esforço computacional na aplicação em tempo real. Desde que se adote uma estratégia de otimização que forneça soluções fisicamente possíveis a cada iteração e um decréscimo na função objetivo seja conseguido, a otimização pode ser interrompida se não houver mais tempo disponível. Com esta abordagem de suboptimalidade a estabilidade é garantida [119].

#### 4.3.2 Robustez

Refere-se como robustez, a capacidade do controle lidar com incertezas e distúrbios na representação do modelo da planta. Allgöwer *et al.* [50] afirmaram que a robustez tem sido identificada como uma das maiores deficiências dos atuais produtos industriais NMPC. A escolha de testes apropriados na planta para identificação do melhor modelo torna-se uma questão fundamental para garantia da robustez. Ainda segundo os autores, quase todos os controladores NMPC industriais aplicados na indústria química tentam se beneficiar do potencial de simuladores de processo (ASPEN, gPROMS, Hysys). De fato, à medida que novas ferramentas que facilitam a obtenção e representação de modelos não lineares, tanto a partir da solução do balanço de massa e energia como a partir de dados experimentais, aparecem no mercado, o interesse em seu uso em NMPC cresce [114]. Embora o uso de modelos existentes desenvolvidos nestes ambientes de programação de alto nível possa parecer em um primeiro momento uma abordagem atraente, tais modelos podem não ser adequados para fins de controle devido ao custo computacional. Contudo, podem servir como o ponto de partida para o levantamento de um novo modelo a ser utilizado pela estratégia de controle [114], como realizado em [42].

### **4.4 Formulação do Controlador MPC para a Turbina a Gás**

Nesta seção, descreve-se como a estratégia de controle MPC é aplicada ao controle da turbina a gás no presente trabalho.



#### 4.4.1 Formulação para o Problema de Controle de Uma Única Variável

No problema de controle de uma única variável, o controlador MPC é responsável por manter a velocidade de rotação do compressor ( $N$ ) no ponto de ajuste ( $\bar{N}$ ), por meio da manipulação da vazão de combustível ( $\dot{m}_f$ ). Assim, a variável controlada  $y$  corresponde à rotação  $N$  e a variável manipulada  $u$  corresponde à vazão de combustível  $\dot{m}_f$ . A trajetória de referência  $r$  é constante e igual a  $\bar{N}$ .

Logo, as saídas previstas  $\hat{y}(t + k|t)$ ,  $k = 1, 2 \dots N_2$ , calculadas pelo modelo da turbina a gás, são os valores previstos da velocidade de rotação do compressor no intervalo  $[t + 1, t + N_2]$ , e podem ser representadas por um vetor na forma  $\hat{\mathbf{y}} = \{\hat{y}(t + 1|t) \dots \hat{y}(t + N_2|t)\}^T$ .

A trajetória de referência  $r(t + k)$  é constante e pode ser representada pelo vetor  $\mathbf{r} = \bar{N}\{1 \dots 1\}^T$  de dimensão  $N_2$ . A partir da equação (4.3), a aproximação  $w(t + k)$  da referência conhecida  $r(t + k)$  pode ser representada na forma vetorial  $\mathbf{w} = \{w(t + 1|t) \dots w(t + N_2|t)\}^T$ .

A lei de controle  $u(t + k|t)$ ,  $k = 1, 2 \dots N_2$ , é o conjunto de valores referentes às vazões mássicas de combustível no intervalo  $[t + 1, t + N_2]$ , entradas do modelo da turbina a gás, que levam às saídas previstas  $\hat{\mathbf{y}}$ , e pode ser escrita vetorialmente como  $\mathbf{u} = \{u(t + 1|t) \dots u(t + N_2|t)\}^T$ .

Na equação (4.1) da função objetivo, o esforço de controle  $\Delta u(t + j - 1)$ ,  $j = 1, 2 \dots N_u$ , pode ser representado pelo vetor  $\Delta \mathbf{u} = \{\Delta u(t) \dots \Delta u(t + N_u - 1)\}^T$ .

Com as variáveis escritas em notação vetorial, a equação (4.1) pode ser representada na forma

$$J = (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{w})^T \mathbf{W}_1 (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{w}) + \Delta \mathbf{u}^T \mathbf{W}_2 \Delta \mathbf{u} \quad (4.13)$$

onde  $\mathbf{W}_1$  e  $\mathbf{W}_2$  são matrizes diagonais contendo, respectivamente, os coeficientes  $\delta(j)$ ,  $j = N_1 \dots N_2$ , e  $\lambda(j)$ ,  $j = 1, 2 \dots N_u$ ,

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} \delta_{N_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \delta_{N_2} \end{bmatrix}_{(N_2-N_1+1) \times (N_2-N_1+1)} \quad (4.14)$$

$$\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{N_u} \end{bmatrix}_{N_u \times N_u} \quad (4.15)$$

#### 4.4.2 Formulação para o Problema de Controle Multivariável

No problema de controle multivariável, o controlador MPC é responsável por manter a velocidade de rotação do compressor ( $N$ ) e a temperatura após a turbina ( $TAT$ ) nos respectivos pontos de ajuste ( $\bar{N}$  e  $\overline{TAT}$ ), por meio da manipulação da vazão de combustível ( $\dot{m}_f$ ) e da posição das pás diretoras móveis do compressor ( $VIGV$ ).

Neste caso, as saídas previstas  $\hat{y}(t+k|t)$ ,  $k = 1, 2 \dots N_2$ , são os valores previstos da velocidade de rotação do compressor e da temperatura após a turbina ( $TAT$ ) no intervalo  $[t+1, t+N_2]$ . A representação vetorial de  $\hat{y}$  é dada pela forma  $\hat{\mathbf{y}} = \{\hat{y}_N(t+1|t) \dots \hat{y}_N(t+N_2|t) \hat{y}_{TAT}(t+1|t) \dots \hat{y}_{TAT}(t+N_2|t)\}^T$ , onde  $\hat{y}_N$  significa a saída prevista para a rotação e onde  $\hat{y}_{TAT}$  significa a saída prevista para a temperatura após a turbina.

Analogamente, a trajetória de referência  $r(t+k)$  é constante e pode ser representada pelo vetor  $\mathbf{r} = \{\mathbf{r}_N^T \mathbf{r}_{TAT}^T\}^T$ , onde  $\mathbf{r}_N = \bar{N}\{1 \dots 1\}^T$  e  $\mathbf{r}_{TAT} = \overline{TAT}\{1 \dots 1\}^T$ , ambos vetores com dimensão  $N_2$ . A aproximação  $w(t+k)$  pode ser representada na forma vetorial  $\mathbf{w} = \{\mathbf{w}_N^T \mathbf{w}_{TAT}^T\}^T$ , onde  $\mathbf{w}_N = \{w_N(t+1|t) \dots w_N(t+N_2|t)\}^T$  e  $\mathbf{w}_{TAT} = \{w_{TAT}(t+1|t) \dots w_{TAT}(t+N_2|t)\}^T$ .

A lei de controle para o controle multivariável é o conjunto de valores referentes às vazões mássicas de combustível e das posições da VIGV no intervalo  $[t+1, t+N_2]$  e pode ser escrita vetorialmente como  $\mathbf{u} = \{\mathbf{u}_m^T \mathbf{u}_{VIGV}^T\}^T$ , onde  $\mathbf{u}_m = \{u_m(t+1|t) \dots u_m(t+N_2|t)\}^T$  e  $\mathbf{u}_{VIGV} = \{u_{VIGV}(t+1|t) \dots u_{VIGV}(t+N_2|t)\}^T$ . E o esforço de controle pode ser representado pelo vetor  $\Delta \mathbf{u} = \{\Delta \mathbf{u}_m^T \Delta \mathbf{u}_{VIGV}^T\}^T$ , onde  $\Delta \mathbf{u}_m = \{\Delta u_m(t) \dots \Delta u_m(t+N_u-1)\}^T$  e  $\Delta \mathbf{u}_{VIGV} = \{\Delta u_{VIGV}(t) \dots \Delta u_{VIGV}(t+N_u-1)\}^T$ .

Conseqüentemente, a expressão da equação (4.13) para a função objetivo permanece válida para o caso multivariável, porém com as matrizes diagonais aumentadas,

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{1,m} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{W}_{1,VIGV} \end{bmatrix}_{2(N_2-N_1+1) \times 2(N_2-N_1+1)} \quad (4.16)$$

$$\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{2,m} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{W}_{2,VIGV} \end{bmatrix}_{2N_u \times 2N_u} \quad (4.17)$$

onde,

$$\mathbf{W}_{1,m} = \begin{bmatrix} \delta_{m,N_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \delta_{m,N_2} \end{bmatrix}; \mathbf{W}_{1,VIGV} = \begin{bmatrix} \delta_{VIGV,N_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \delta_{VIGV,N_2} \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

$$\mathbf{W}_{2,m} = \begin{bmatrix} \lambda_{m,1} & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{m,N_u} \end{bmatrix}; \mathbf{W}_{2,VIGV} = \begin{bmatrix} \lambda_{VIGV,1} & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{VIGV,N_u} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Percebe-se que, tanto no caso de controle de uma única variável quanto no caso de controle multivariável, a equação da função objetivo envolve a soma de um termo contendo a diferença entre as saídas previstas com um termo contendo o esforço de controle, sendo que estes termos possuem unidades físicas distintas. Por exemplo, no caso de controle apenas da velocidade de rotação do compressor ( $N$ ) por meio da manipulação da vazão de combustível ( $\dot{m}_f$ ), a diferença ( $\hat{y} - w$ ) significa uma grandeza em rpm enquanto  $\Delta u$  representa uma grandeza em kg/s. No caso do controle multivariável são adicionados um termo de temperatura e um termo adimensional referente à posição relativa das VIGV. É possível trabalhar com grandezas adimensionais, normalizando cada uma das variáveis  $\hat{y}$ ,  $w$  e  $u$  em relação a valores que signifiquem quantidades de referência de cada variável  $N$ ,  $TAT$  e  $\dot{m}_f$ . No entanto, também é possível minimizar a

função objetivo conservando as unidades originais das variáveis, utilizando os coeficientes  $\delta(j)$  e  $\lambda(j)$  como atributos que ajustem a escala de cada uma das variáveis. Os valores dos coeficientes atribuídos a cada variável fazem com que o processo de minimização priorize mais ou menos cada termo da equação da função objetivo. A parametrização ( $N_1$ ,  $N_u$ ,  $N_2$ ,  $\delta$  e  $\lambda$ ) do controlador desenvolvido que levou aos resultados discutidos no Capítulo 7 é apresentada no Apêndice A.

Uma vez que a otimização é inerente ao controle MPC, esta característica pode ser aproveitada para alcançar outros objetivos, ou seja, efetuar outras minimizações. No presente trabalho, o controlador MPC é utilizado como um otimizador aplicado para se obter condições operacionais de menor consumo de combustível e de menor índice de emissões de óxidos de nitrogênio. Estes dois objetivos são alcançados pela adição de termos na equação da função objetivo.

#### 4.4.3 Formulação para a Otimização de Consumo de Combustível

Conforme exposto na seção 4.2.2, o próprio valor do sinal de entrada  $u$  pode ser considerado na equação da função objetivo. Dessa forma, em relação à minimização do consumo de combustível, adiciona-se ao lado direito da equação (4.13) da função objetivo uma parcela  $J_m$  contabilizando a variável manipulada  $u$ ,

$$J_m = W_m \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_m^T \quad (4.20)$$

onde,  $W_m$  significa um fator de peso para a parcela relacionada à minimização da vazão de combustível  $\dot{m}_f$ . O valor estipulado para  $W_m$  que levou aos resultados discutidos no Capítulo 7 é apresentado no Apêndice A.

#### 4.4.4 Formulação para a Otimização de Emissão de Poluentes

No que tange à emissão de poluentes, adiciona-se ao lado direito da equação (4.13) da função objetivo uma parcela  $J_{NOx}$  contendo o resultado do modelo de previsão de emissão de óxidos de nitrogênio,

$$J_{NOx} = W_{NOx} NO_x \quad (4.21)$$

onde,  $W_{NOx}$  significa um fator de peso para a parcela relacionada à minimização da emissão de óxidos de nitrogênio  $NO_x$ . A formulação do modelo de previsão de emissão de óxido de nitrogênio que fornece o valor  $NO_x$  é apresentada no Capítulo 6. O valor utilizado para  $W_{NOx}$  que conduziu aos resultados tratados no Capítulo 7 é apresentado no Apêndice A.

#### 4.4.5 Função de Base para a Lei de Controle

Conforme exposto na seção 4.2.5, a adoção de uma estrutura base para a lei de controle produz uma melhora no comportamento geral do sistema, evitando uma evolução das variáveis manipuladas de alta frequência. Na busca por uma lei de controle  $\mathbf{u}$  que conduza as saídas previstas  $\hat{\mathbf{y}}$  na direção de  $\mathbf{w}$ , os algoritmos de otimização evolucionários utilizados neste trabalho necessitam para inicialização de um conjunto de vetores  $\mathbf{u}$ ,  $\{\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2 \dots \mathbf{u}_{NP}\}$ , denominado população inicial, onde NP é o tamanho da população e cada vetor  $\mathbf{u}_i$ ,  $i = 1 \dots NP$ , é denominado indivíduo. Na construção desta população inicial, foram adotadas quatro regras de formação para a construção de cada indivíduo  $\mathbf{u}$ .

A primeira regra de formação (RF-1) permite a construção livre das variáveis manipuladas, dentro dos respectivos limites. Neste caso, a população inicial é formada conforme a regra a seguir,

$$u_i(t + j|t) = u_i(t + j - 1|t) + (-1)^{R_{1,j}} [\Delta u_{min} + R_{2,j}(\Delta u_{max} - \Delta u_{min})] \quad (4.22)$$

onde  $u_i(t + j|t)$  é o  $j$ -ésimo componente do  $i$ -ésimo indivíduo  $\mathbf{u}_i$  da primeira geração,  $j = 1 \dots N_2$ ,  $i = 1 \dots NP$ . Ainda nesta equação,  $R_{1,j}$  é um número gerado aleatoriamente que vale 0 ou 1, o qual define se  $u_i(t + j|t)$  cresce ou reduz em relação a  $u_i(t + j - 1|t)$ . O número  $R_{2,j}$  é gerado aleatoriamente com distribuição uniforme entre 0 e 1, e estabelece o quanto  $u_i(t + j|t)$  se afasta de  $u_i(t + j - 1|t)$  com o passo mínimo de  $\Delta u_{min}$  e máximo de  $\Delta u_{max}$ .

A segunda regra de formação (RF-2) impõe a função base de uma reta na construção das variáveis manipuladas, conforme a regra a seguir,

$$u_i(t + j|t) = u(t) + (-1)^{R_1} [\Delta u_{min} + R_2(\Delta u_{max} - \Delta u_{min})] j \quad (4.23)$$

onde  $u(t)$  é o valor conhecido da condição inicial,  $R_1$  é um número gerado aleatoriamente que vale 0 ou 1, o qual define se  $u_i(t + j|t)$ ,  $j = 1 \dots N_2$ , cresce ou reduz em relação a  $u(t)$ . O número  $R_2$  é gerado aleatoriamente com distribuição uniforme entre 0 e 1, e estabelece o quanto  $u_i(t + j|t)$  se afasta de  $u_i(t + j - 1|t)$  com o passo mínimo de  $\Delta u_{min}$  e máximo de  $\Delta u_{max}$ .

A Figura 4.6 ilustra o domínio das possibilidades de  $\mathbf{u}_i$ , para a regra de formação RF-2.

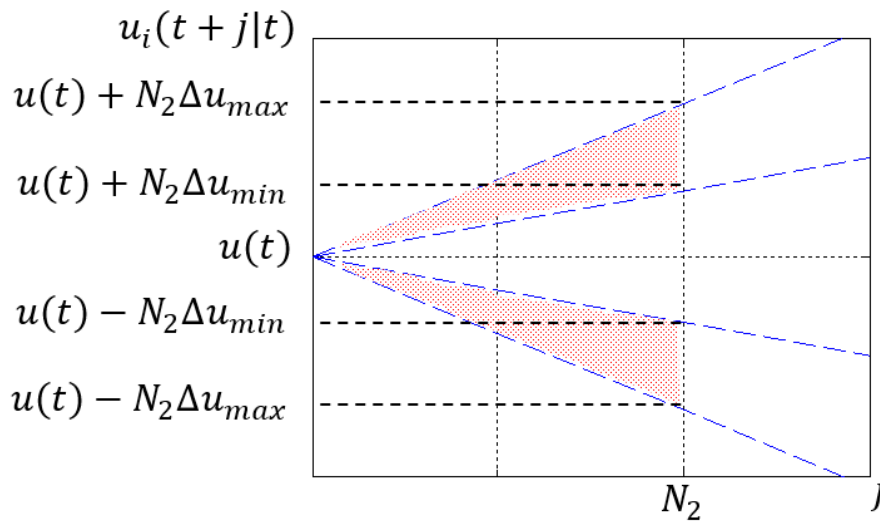


Figura 4.6 - Domínio da variável manipulada – RF-2.

A terceira regra de formação (RF-3) impõe que  $\mathbf{u}_i$  seja construído com base em um polinômio de segundo grau, com derivada nula em  $j = N_2$ ,

$$u_i(t + j|t) = u(t) + (-1)^{R_1} \left[ \frac{\Delta u_{min} + R_2(\Delta u_{max} - \Delta u_{min})}{N_2} \right] (j^2 - 2N_2j) \quad (4.24)$$

A Figura 4.7 ilustra o domínio das possibilidades de  $u_i$ , para a regra de formação RF-3.

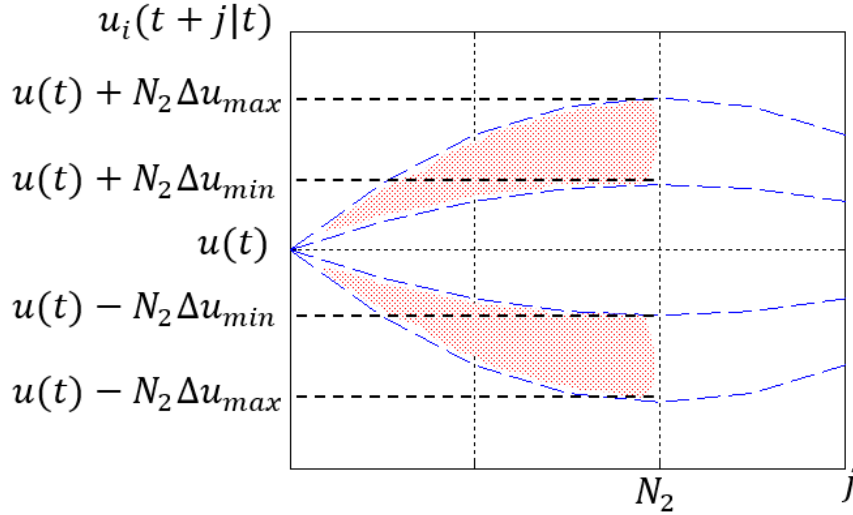


Figura 4.7 - Domínio da variável manipulada – RF-3.

Na regra de formação RF-3, a fim de que  $u_i(t + j|t)$  esteja dentro do limite  $\Delta u_{max}$  em relação a  $u_i(t + j - 1|t)$  para todo  $j = 1 \dots N_2$ , e considerando  $\Delta u_{min} = 0$ ,  $R_2$  deve estar no intervalo entre 0 e  $N_2/(2N_2 + 1)$ .

A quarta regra de formação (RF-4) imposta na formação da população inicial é também a de um polinômio de segundo grau, porém com derivada nula em  $j = 0$ ,

$$u_i(t + j|t) = u(t) + (-1)^{R_1} \left[ \frac{\Delta u_{min} + R_2(\Delta u_{max} - \Delta u_{min})}{N_2} \right] j^2 \quad (4.25)$$

A Figura 4.8 ilustra o domínio das possibilidades de  $u_i$ , para a regra de formação RF-4.

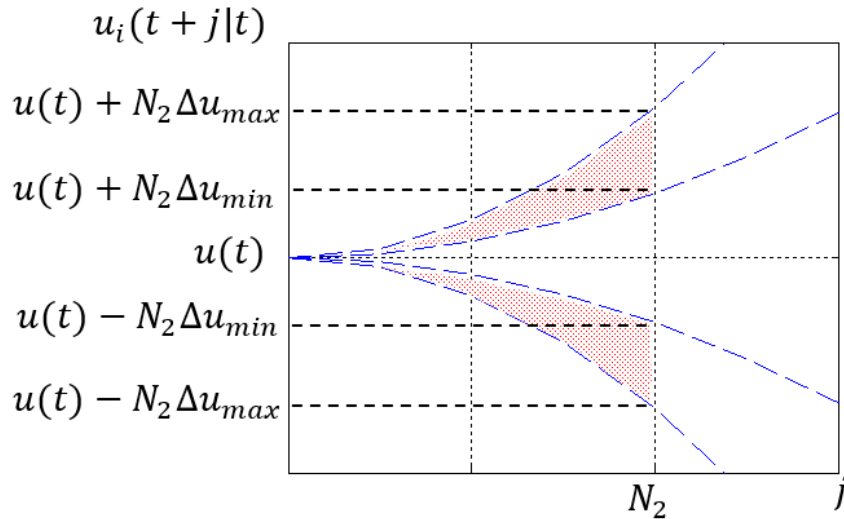


Figura 4.8 - Domínio da variável manipulada – RF-4.

Para a regra de formação RF-4, a fim de que  $u_i(t + j|t)$  esteja dentro do limite  $\Delta u_{max}$  em relação a  $u_i(t + j - 1|t)$  para todo  $j = 1 \dots N_2$ , e seja  $\Delta u_{min,j} = 0$ , o número  $R_2$  deve ser gerado no intervalo entre 0 e  $N_2/(2N_2 - 1)$ .

No caso de controle multivariável a geração da população inicial é realizada de forma independente para  $\mathbf{u}_m$  e  $\mathbf{u}_{VIGV}$ , e então um indivíduo é formado pela junção dos dois vetores na forma  $\mathbf{u} = \{\mathbf{u}_m^T \mathbf{u}_{VIGV}^T\}^T$ .

A regra de formação utilizada na obtenção dos resultados discutidos no Capítulo 7 é apresentada no Apêndice A.

## 4.5 Otimização

### 4.5.1 Solução do Problema de Otimização

A otimização é um processo intrínseco ao controlador MPC. Ou seja, o controle do processo é conseguido por meio da sucessiva minimização de uma função objetivo com a expressão da equação (4.13). A função objetivo é uma função de variáveis sobre as quais se tem controle [120]. As variáveis que governam a função objetivo são denominadas variáveis de decisão e o problema de otimização envolve encontrar os seus valores que resultam no menor valor da função objetivo.

No controle MPC, a função objetivo envolve essencialmente a comparação entre a previsão das variáveis de controle em relação aos seus pontos de referência (*setpoints*).



As variáveis de decisão são os componentes do vetor de variáveis manipuladas  $\mathbf{u}$ . Então, o que se deseja é encontrar quais valores das variáveis manipuladas  $\mathbf{u}$  minimizam a função objetivo, ou seja, levam as variáveis de controle estimadas, componentes do vetor  $\hat{\mathbf{y}}$ , a se aproximarem dos seus pontos de referência  $\mathbf{r}$ . Matematicamente, o problema de otimização é representado da seguinte forma.

$$\begin{aligned} & \min J(\mathbf{u}) \\ & \text{sujeito a } \begin{cases} h_i(\mathbf{u}) = 0, & i = 1, 2, \dots, m \\ g_j(\mathbf{u}) \leq 0, & j = 1, 2, \dots, r \end{cases} \end{aligned} \quad (4.26)$$

onde,  $\mathbf{u}$  é um vetor composto por  $n$  variáveis de decisão  $\{u_1, u_2 \dots u_n\}^T$ ,  $J(\mathbf{u})$  é a função objetivo escalar a ser minimizada,  $h_i(\mathbf{u})$  significam restrições de igualdade, e  $g_j(\mathbf{u})$  são restrições de desigualdade. Todas as funções são funções reais das variáveis de decisão.

A solução do problema de otimização está sujeita às restrições do problema físico, descritas no Capítulo 3, as quais limitam a seleção das variáveis de decisão. Nessa esteira, mesmo dentro das restrições impostas, nem todo conjunto de valores possíveis das variáveis manipuladas pode resultar numa solução de convergência quando o problema físico é resolvido pelo simulador da turbina a gás. A obtenção dos valores ótimos das variáveis manipuladas é conseguida com uso de técnicas de minimização. Há diversas técnicas que utilizam o gradiente da função objetivo como direção de busca do seu valor mínimo, pois conceitualmente indica uma direção de “descida” da função objetivo [121]. Porém, nem sempre é possível obter uma expressão analítica para a derivada da função objetivo, ou o cálculo do gradiente pode ser oneroso sob o ponto de vista computacional. Nestas situações, os métodos heurísticos se apresentam como uma ferramenta útil, uma vez que não utilizam informação sobre o gradiente da função objetivo [122]. Assim, os algoritmos de otimização aplicados neste trabalho não fazem uso do gradiente da função objetivo. Como procedimento, a cada iteração eles selecionam de modo organizado um conjunto de variáveis manipuladas para os quais a função objetivo é calculada em busca de um valor ótimo.

Quatro algoritmos de otimização distintos são empregados com o intuito de identificar aquele que ofereça ao controlador o menor esforço computacional. Os quatro algoritmos selecionados para compor o controlador são amplamente empregados na

otimização de sistemas térmicos [122]. Uma das técnicas empregadas foi a de busca direta em padrões. Os demais métodos utilizados são conhecidos como evolucionários, pois são algoritmos fundamentados na reprodução de fenômenos da natureza e se baseiam na herança e mutação de características de uma população. Assim, foram implementados no MATLAB os algoritmos de evolução diferenciada e enxame de partículas [123, 124]. E foram aproveitados o algoritmo genético e a técnica de busca em padrões disponíveis no MATLAB [125, 126]. Embora todos os quatro métodos sejam passíveis de paralelização, programação que permite que a função objetivo de cada ponto seja calculada simultaneamente por diferentes processadores acelerando a execução da otimização, os algoritmos não foram programados desta forma nesta tese. A seguir são apresentadas as técnicas de minimização.

#### 4.5.2 Algoritmo de Evolução Diferenciada

O método da evolução diferenciada (*Differential Evolution Method*) foi elaborado por Kenneth Price e Rainer Storn [123], em 1996, como alternativa ao algoritmo genético. Baseia-se na teoria sobre a evolução das espécies de Charles Darwin, a qual considera que os membros mais fortes de uma população estarão mais aptos a sobreviver sob determinada condição ambiental e passarão adiante suas características para a geração seguinte.

Dessa forma, o algoritmo parte de uma população inicial, a qual é identificada dentro de um domínio de interesse. Uma população é formada por um conjunto de indivíduos  $\{\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2 \dots \mathbf{u}_{NP}\}$ , onde  $NP$  é o número total de indivíduos. Um indivíduo  $\mathbf{u}_i$ ,  $i = 1 \dots NP$ , é um ponto formado pelo conjunto de variáveis de decisão  $\{u_{i,1} u_{i,2} \dots u_{i,N_{var}}\}$ , onde  $N_{var}$  é o número total de variáveis de decisão.

Conhecendo a população, a força de um indivíduo “ $i$ ” da população “ $k$ ” é dada pela função objetivo  $J(\mathbf{u}_i^k)$ , sendo o indivíduo mais forte aquele que leva ao menor valor da função.

O processo iterativo é constituído pela comparação entre indivíduos, efetuando-se a identificação dos mais fortes, a fim de se obter uma nova geração (nova população). Na nova população, um descendente é gerado pelo cruzamento de dois indivíduos da população original, processo conhecido como cruzamento (*crossover*), em que os cromossomos dos dois indivíduos da população original são combinados produzindo um

novo cromossomo. Nesta etapa algumas mutações podem acontecer levando à formação de indivíduos com maior ou menor capacidade de sobrevivência, a depender da sua força (valor da função objetivo).

O procedimento iterativo da etapa de *crossover* e mutação é definido pela equação a seguir,

$$u_{i,j}^{k+1} = \delta_1 u_{i,j}^k + \delta_2 [\alpha_j^k + M(\beta_j^k - \gamma_j^k)] \quad (4.27)$$

onde  $k$  é o número da iteração (geração),  $i = 1, 2 \dots NP$ ,  $j = 1, 2 \dots N_{var}$ ,  $u_{i,j}^k$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do  $i$ -ésimo indivíduo da  $k$ -ésima população,  $\alpha_j^k$ ,  $\beta_j^k$  e  $\gamma_j^k$  são as  $j$ -ésimas variáveis de decisão de três indivíduos da  $k$ -ésima geração ( $\alpha^k$ ,  $\beta^k$  e  $\gamma^k$ ) selecionados aleatoriamente. Na mesma equação,  $M$  é um fator que estabelece a mutação ( $0,5 < M < 1$ ),  $\delta_1$  e  $\delta_2$  são funções do tipo Delta de Dirac, as quais dependem do fator  $CR$  ( $0,5 < CR < 1$ ) de *crossover*.

$$\delta_1 = \begin{cases} 0, & \text{se } R \leq CR \\ 1, & \text{se } R > CR \end{cases}; \delta_2 = \begin{cases} 1, & \text{se } R \leq CR \\ 0, & \text{se } R > CR \end{cases} \quad (4.28)$$

onde  $R$  é um número gerado de modo aleatório com distribuição uniforme entre 0 e 1. Neste algoritmo, o modo de se estabelecer a etapa de *crossover* pode variar, sendo a equação acima o método conhecido como binomial, o adotado no presente trabalho.

Todo indivíduo  $u_i^k$  gerado tem suas variáveis de decisão  $u_{i,j}^k$  mantidas dentro dos seus respectivos limites inferior ( $LI_j$ ) e superior ( $LS_j$ ) estabelecidos.

$$LI_j \leq u_{i,j}^k \leq LS_j \quad (4.29)$$

Os limites inferiores  $LI_j$  e superiores  $LS_j$ ,  $j = 1, 2 \dots N_{var}$ , significam os limites da equação (4.5). Em sequência, o novo indivíduo  $u_i^{k+1}$  é comparado com o indivíduo da geração anterior  $u_i^k$ . Caso o valor da função objetivo do descendente  $u_i^{k+1}$  seja menor do

que o valor da função calculada para o membro da geração anterior  $\mathbf{u}_i^k$ , então o novo indivíduo substitui o antigo. Por outro lado, se o descendente for menos capaz, então quem sobrevive na geração  $k+1$  é o indivíduo antigo, ou seja,  $\mathbf{u}_i^{k+1} = \mathbf{u}_i^k$ .

O algoritmo de otimização é encerrado quando um critério de término é satisfeito. Adotam-se três critérios de parada para estabelecer quando o valor ótimo é obtido. O processo de otimização é interrompido se um dos três critérios é atendido. O primeiro critério é satisfeito se o procedimento atinge um número máximo quanto à quantidade de gerações ( $NG_{max}$ ).

A segunda condição de término é atingida se após um número de iterações (gerações) consecutivas  $NI_{max}$ , não for encontrado indivíduo tão melhor do que aqueles das  $NI_{max} - 1$  gerações passadas, conforme a regra

$$|J(\mathbf{u}_{ótimo}^k) - J(\mathbf{u}_{ótimo}^{k-1})| \leq Tol_J, k = IT, IT - 1 \dots IT - NI_{max} - 1 \quad (4.30)$$

onde  $\mathbf{u}_{ótimo}^k$  e  $\mathbf{u}_{ótimo}^{k-1}$  são os melhores indivíduos das gerações  $k$  e  $k - 1$ , respectivamente, e  $IT$  significa a iteração atual. O valor atribuído para a tolerância  $Tol_J$  é que determina o quanto se considera que não há indivíduo tão mais capaz do que outro por  $NI_{max}$  iterações consecutivas.

Um terceiro critério é a utilização do conceito de suboptimalidade do MPC [114, 119], de forma a conseguir um menor esforço computacional. Nesta estratégia, compara-se o valor da função objetivo dos indivíduos gerados  $J(\mathbf{u}_i^k)$  com o valor da função objetivo obtido no último problema de otimização resolvido pelo controlador. Caso seja menor, então a otimização pode ser interrompida. Neste caso, significa que foi encontrada variável manipulada  $\mathbf{u}$ , tal que reduz o valor da função objetivo em relação à condição anterior. Dessa forma, obteve-se um sinal de controle que conduz as variáveis de controle  $\mathbf{y}$  para mais próximas das suas referências  $\mathbf{r}$ . A suboptimalidade foi implementada da seguinte forma no presente trabalho,

$$J_k(\mathbf{u}_i) < s J_{k-1} \quad (4.31)$$

onde  $s$  é um número entre 0 e 1, que define a suboptimalidade. Caso  $s$  seja igual a 0, então o conceito de suboptimalidade não é empregado. Se igual a 1, então o processo de otimização ( $k$ ) em andamento é interrompido caso seja encontrado um indivíduo  $\mathbf{u}_i$  cuja função objetivo  $J_k$  tenha valor menor do que a função objetivo  $J_{k-1}$  obtida no último problema de otimização resolvido pelo controlador.

Neste sentido, antes de iniciar o processo de otimização, o controlador realiza uma verificação em que a função objetivo é calculada para um sinal de controle constante,

$$u_i(t + j|t) = u(t); \quad j = 1 \dots N_2 \quad (4.32)$$

Caso o critério de suboptimalidade seja atendido para o sinal de controle constante, ou seja, se a variável de controle se aproxima significativamente da referência mantendo a variável manipulada inalterada, então o processo de otimização não é necessário, o que confere ao controlador MPC um menor esforço computacional e menor variação da variável manipulada na planta de processo.

#### 4.5.3 Algoritmo de Enxame de Partículas

O método de enxame de partículas (*Particle Swarm*) foi proposto pelo psicólogo James Kennedy e pelo engenheiro elétrico Russel Eberhart [124] em 1995 como alternativa ao algoritmo genético. A essência do desenvolvimento do algoritmo reside na observação do comportamento de pássaros em busca de locais para construção de seus ninhos.

Foi percebido que um pássaro que busca por lugares alternativos possui uma individualidade mais intensa, enquanto os pássaros que aprendem com a experiência dos demais possuem uma sociabilidade mais acentuada. Portanto, a ideia é fundamentada em regras sociais e regras individuais do comportamento das espécies.

Neste cenário, uma individualidade muito aguçada pode acarretar que um lugar ótimo nunca seja encontrado. Por outro lado, uma característica de sociabilidade muito pronunciada pode acarretar o estabelecimento de ninhos (lugares ótimos) muito próximos uns aos outros, no primeiro lugar que encontrarem. Assim, neste método, a busca por um lugar ótimo deve considerar um equilíbrio entre individualidade e sociabilidade.

Dessa forma, o algoritmo parte de uma população inicial do mesmo modo estabelecido no método da evolução diferenciada. O indivíduo da geração seguinte é gerado por meio da alteração das características do indivíduo da população anterior,

$$\mathbf{u}_i^{k+1} = \mathbf{u}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1} \quad (4.33)$$

onde  $\mathbf{u}_i^k$  é o  $i$ -ésimo indivíduo da  $k$ -ésima iteração (geração),  $i = 1, 2 \dots NP$ , e  $\mathbf{v}_i^{k+1}$  é o vetor que confere ao indivíduo da nova geração  $\mathbf{u}_i^{k+1}$  as características individual e social. O vetor de alteração  $\mathbf{v}_i^{k+1}$  considera as características dos melhores indivíduos das gerações passadas,

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \alpha \mathbf{v}_i^k + \mathbf{S}_i + \mathbf{I}_i \quad (4.34)$$

onde  $\mathbf{S}_i$  e  $\mathbf{I}_i$  são os fatores que representam a sociabilidade e a individualidade do  $i$ -ésimo indivíduo, respectivamente, e  $\alpha$  é um número escalar entre 0 e 1. A característica de sociabilidade, que considera o aprendizado com a experiência dos demais, considera as características do melhor membro da geração originadora dos novos indivíduos,

$$S_{i,j} = \beta_S R_{S,j} (P_{g,j}^k - u_{i,j}^k) \quad (4.35)$$

onde  $\beta_S$  é número escalar entre 1 e 2, e  $R_{S,j}$  é um número gerado de modo randômico com distribuição uniforme entre 0 e 1,  $u_{i,j}^k$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do  $i$ -ésimo indivíduo da  $k$ -ésima,  $P_{g,j}^k$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do melhor indivíduo ( $\mathbf{P}_g^k$ ) da  $k$ -ésima geração,

$$J(\mathbf{P}_g^k) \leq J(\mathbf{u}_i^k); \forall i = 1, 2 \dots NP \quad (4.36)$$

A individualidade, que torna um novo membro mais independente, considera as características do melhor indivíduo da  $i$ -ésima posição,

$$I_{i,j} = \beta_I R_{I,j} (P_{i,j} - u_{i,j}^k) \quad (4.37)$$

onde  $\beta_I$  é número escalar entre 1 e 2, e  $R_{I,j}$  é um número gerado de modo randômico com distribuição uniforme entre 0 e 1,  $u_{i,j}^k$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do  $i$ -ésimo indivíduo da  $k$ -ésima,  $P_{i,j}$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do melhor indivíduo da  $i$ -ésima posição das populações,

$$J(\mathbf{P}_i) \leq J(\mathbf{u}_i^n); \forall n = 0, 1 \dots k \quad (4.38)$$

As condições de término implementadas para este método são os mesmos três critérios adotados para o algoritmo da Evolução Diferenciada.

#### 4.5.4 Algoritmo Genético

Assim como os métodos anteriores, o algoritmo genético é apropriado para a resolução de problemas de otimização de funções descontínuas, não diferenciáveis ou não lineares. Este algoritmo também é do tipo evolucionário, baseado na teoria da seleção natural das espécies. Portanto, o processo iterativo envolve a evolução dos indivíduos de geração em geração [125]. Similarmente ao método da evolução diferenciada, o algoritmo genético seleciona de modo aleatório dois indivíduos para serem os pais de um indivíduo da próxima geração e envolve regras de cruzamento e mutação.

O processo geral de criação de uma nova população é iniciado com o cálculo da função objetivo de cada indivíduo, seguido da aplicação de um escalonamento dos resultados obtidos, convertendo-os em valores dentro de uma faixa para fins de manipulação, e com a subsequente classificação dos indivíduos de acordo com os respectivos valores.

A população inicial contendo  $NP$  indivíduos do algoritmo genético do *toolbox* do MATLAB é gerada aleatoriamente, mas dentro de um determinado domínio, o qual pode

ser estabelecido pelo usuário. Dessa forma, no presente trabalho, a população inicial é gerada dentro de uma faixa ao redor da condição inicial das variáveis manipuladas,

$$u(t) - \Delta u_{max} \leq u_{i,j}^0 \leq u(t) + \Delta u_{max} \quad (4.39)$$

onde  $u_{i,j}^0$  é a  $j$ -ésima variável de decisão do  $i$ -ésimo indivíduo da primeira geração,  $u(t)$  é o valor conhecido da condição inicial da  $j$ -ésima variável de decisão, e  $\Delta u_{max}$  é o passo máximo da  $j$ -ésima variável de decisão.

A verificação e ajuste para que as variáveis de decisão estejam dentro dos seus limites é realizada conforme equação (4.40),

$$LI_j \leq u_{i,j}^0 \leq LS_j \quad (4.40)$$

A formação de uma nova geração baseia-se na ordenação da geração anterior. Há previsão para que os melhores indivíduos de uma população sobrevivam, passando para a próxima geração sem alteração. Os demais indivíduos da nova população são gerados por cruzamento ou mutação dos indivíduos da geração anterior. Então, um descendente pode ser gerado por meio da combinação entre os genes dos pais selecionados aleatoriamente (*crossover*) ou pela alteração genética aleatória de um dos pais (mutação). Os genes de um indivíduo são as variáveis de decisão e são geralmente representados em codificação binária, embora seja possível representá-los por números reais. Os conjuntos de genes formam sequências únicas de parâmetros.

O número de indivíduos que permanecerão inalterados ( $N_{elite}$ ) e o fator de *crossover* ( $CR$ ), o qual corresponde a uma fração da população restante para se fazer as combinações, podem ser estabelecidos no algoritmo genético do *toolbox* do MATLAB. Um indivíduo formado por *crossover* é composto pela combinação aleatória de genes de dois indivíduos selecionados também aleatoriamente. O fator de *crossover* no algoritmo genético tem funcionalidade distinta daquele do método da evolução diferenciada. No algoritmo genético o valor de  $CR$  define a quantidade de indivíduos que são gerados pela combinação de dois indivíduos ( $N_{CR}$ ),



$$N_{CR} = CR(NP - N_{elite}) \quad (4.41)$$

Os membros restantes da população ( $NP - N_{elite} - N_{CR}$ ) sofrerão mutação, processo em que números aleatórios, gerados a partir de uma distribuição de Gauss, são adicionados aos genes do indivíduo. A criação de novas populações é realizada iterativamente até o atingimento de uma condição pré-estabelecida.

No algoritmo genético do MATLAB existem cinco critérios de parada. O primeiro deles é o número máximo de gerações ( $NG_{max}$ ). Outro critério de término é se não houver melhora da função objetivo após um número estabelecido de gerações consecutivas ( $NI_{max}$ ). Um terceiro critério é o atingimento de um valor mínimo estabelecido para a função objetivo,  $J(\mathbf{u})|_{min}$ . Por meio desta funcionalidade é possível implantar a característica de suboptimalidade, definindo o valor de  $J(\mathbf{u})|_{min}$  como

$$J(\mathbf{u})|_{min} = s J_{k-1} \quad (4.42)$$

onde  $s$  é o fator de suboptimalidade e  $J_{k-1}$  é a função objetivo obtida no último problema de otimização resolvido pelo controlador.

Estes três critérios são os mesmos que os utilizados nos métodos anteriores. Além destas condições, o processo iterativo pode ser interrompido caso um tempo limite seja atingido ou caso dentro de um período de tempo não haja melhora (redução) na função objetivo.

#### 4.5.5 Algoritmo de Busca Direta em Padrões

O método de busca direta em padrões também é apropriado para solução de problemas de otimização em que a função objetivo não é necessariamente contínua, pois não utiliza informação a respeito do gradiente da função [126]. O algoritmo de busca em padrões (*Pattern Search*) pesquisa por pontos na vizinhança de um ponto inicial, cujos valores da função objetivo sejam menores. Dessa forma, o processo iterativo envolve o cálculo para obtenção de uma sequência de pontos com sucessivas reduções da função objetivo e que se aproximam de um ótimo.

A cada iteração uma malha de pontos é gerada em torno do ponto calculado na iteração precedente. A malha é construída pela adição ao ponto inicial de um conjunto de vetores ponderado com um número escalar. Caso um ponto da malha tenha função objetivo melhor que o ponto inicial, então aquele ponto se torna o novo ponto de partida da próxima iteração.

O conjunto de vetores utilizado na geração da malha para efetuar a busca de pontos ótimos em cada iteração é denominado padrão. Os vetores possuem a seguinte forma.

$$\begin{aligned}
 & \{1 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{-1 \ 0 \ \dots \ 0 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{0 \ 1 \ \dots \ 0 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{0 \ -1 \ \dots \ 0 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \quad \vdots \\
 & \{0 \ 0 \ \dots \ 1 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{0 \ 0 \ \dots \ -1 \ 0\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1\}_{1 \times Nvar} \\
 & \{0 \ 0 \ \dots \ 0 \ -1\}_{1 \times Nvar}
 \end{aligned}$$

onde  $N_{var}$  é o número de variáveis de decisão, ou seja, a dimensão do ponto inicial. O ponto original para início do processo de otimização é fornecido, sendo um vetor formado pela condição inicial da variável manipulada, o que representa a condição de manter a variável manipulada constante no seu valor inicial,

$$\mathbf{u}_0 = u(t)\{1 \ 1 \ \dots \ 1\}_{1 \times N_2}^T \quad (4.43)$$

O conjunto de vetores é multiplicado por um escalar, o qual é referido como tamanho da malha. Cada novo vetor é conhecido como direção da malha, a qual é formada pela aplicação das diferentes direções ao ponto inicial.

Dentro da malha gerada, o algoritmo calcula os valores da função objetivo, buscando os melhores pontos. A procura por um ponto melhor do que o inicial pode ser encerrada tão logo seja encontrado na malha um ponto com função objetivo melhor, ou

somente quando a função objetivo tenha sido calculada para todos os pontos da malha para a seleção do melhor ponto de toda a malha.

Uma procura bem-sucedida é aquela que encontrou novo ponto melhor do que o inicial. Caso a malha não tenha produzido ponto melhor que o original, então diz-se que a busca foi malsucedida e o mesmo ponto inicial será a partida da próxima malha. Em caso de sucesso na busca de um ponto melhor, a próxima malha é expandida em relação à anterior. Em caso de insucesso, então a malha é contraída em relação à utilizada na busca malsucedida.

O algoritmo de busca em padrões termina quando uma das cinco condições a seguir é atingida. Os dois primeiros critérios de parada ocorrem quando um número máximo de iterações é atingido ( $N_{it,max}$ ) ou o número de cálculos realizados da função objetivo atinge um número máximo ( $N_{J,max}$ ). Outra condição de término é alcançada se o tamanho de malha reduzir até uma tolerância estabelecida ( $Tol_{malha}$ ). Um quarto critério é estabelecido quando a distância entre o ponto encontrado em uma pesquisa bem-sucedida e o ponto encontrado na próxima pesquisa bem-sucedida é inferior a uma tolerância ( $Tol_D$ ). Por fim, o algoritmo é encerrado se a mudança na função objetivo entre buscas bem-sucedidas é inferior a uma tolerância.

#### **4.6 Procedimento Computacional**

Uma vez que a estratégia de controle, as variáveis de controle, as variáveis manipuladas (variáveis de decisão no processo de otimização), a função objetivo e os algoritmos de otimização foram introduzidos, então nesta seção é apresentado como o procedimento computacional integra estes conceitos para o controle da turbina a gás.

O controlador desenvolvido para a solução dos problemas de controle e otimização da turbina a gás apresentados no Capítulo 3 foi estruturado conforme figura a seguir.

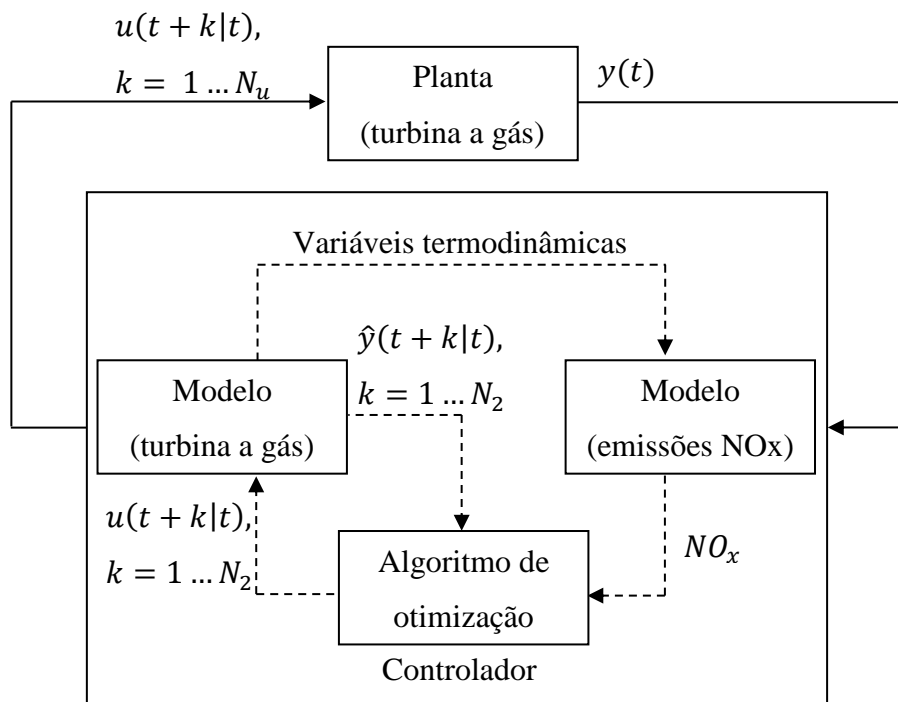


Figura 4.9 - Estrutura do Controlador MPC para a Turbina a Gás.

A Figura 4.10 ilustra a estrutura do código computacional desenvolvido nesta tese. O programa foi elaborado na linguagem de programação da plataforma MATLAB, o qual se comunica com o simulador de processos quando necessário.

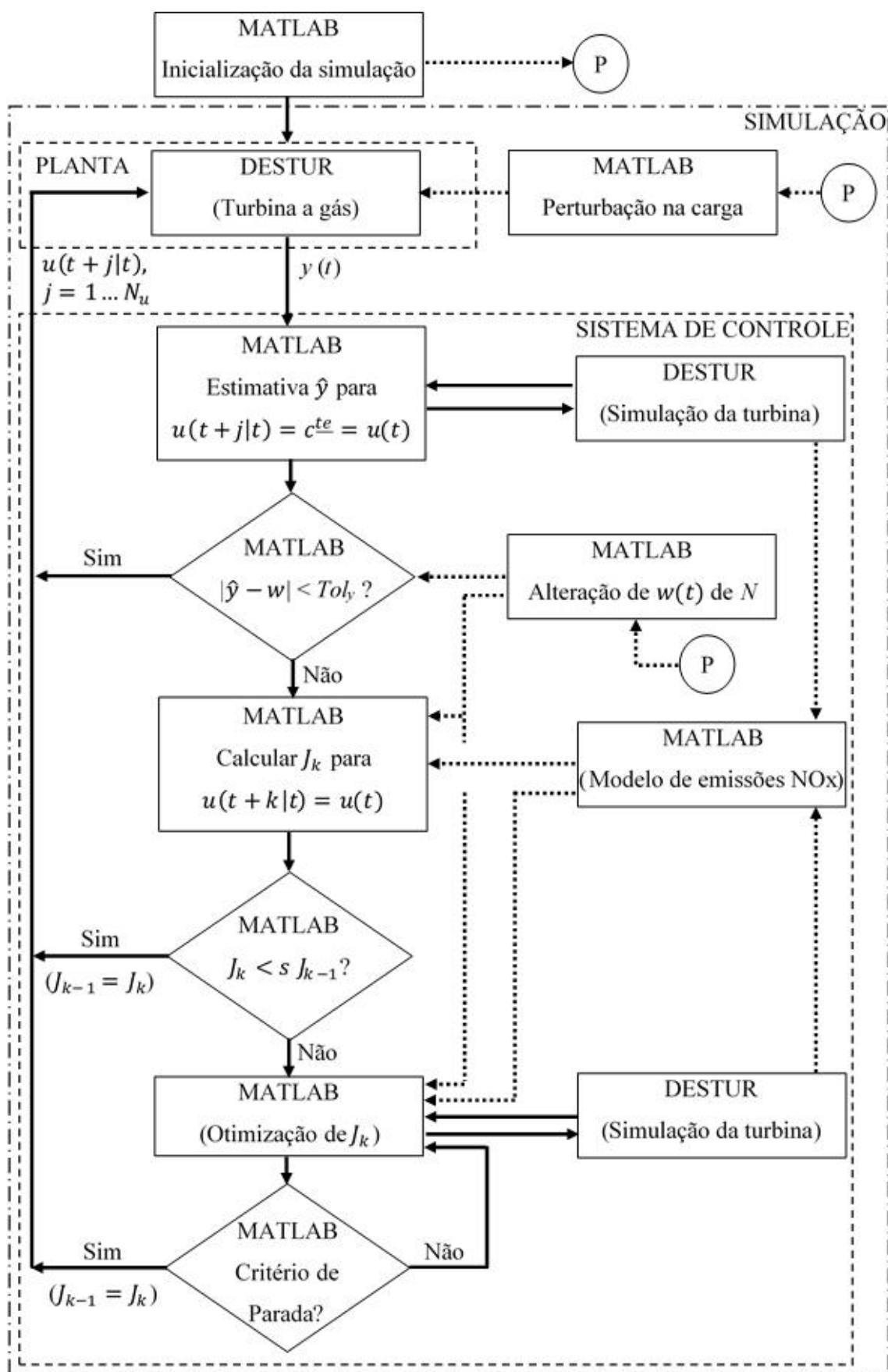


Figura 4.10 - Fluxograma do programa computacional para controle da turbina a gás.

Na Figura 4.10 existe um bloco referente à inicialização do programa. A simulação da operação transiente da turbina a gás ocorre após a inicialização. As linhas tracejadas entre caixas significam que são ações que eventualmente ocorrem, a depender de como o programa foi inicializado, conforme se explica a seguir.

A inicialização do programa computacional requer a definição de parâmetros de do modelo da turbina a gás, do controlador, da simulação, do modelo de previsão de emissões de óxidos de nitrogênio e do algoritmo de otimização. Estas informações precisam ser inseridas pelo usuário, antes do começo da simulação.

Os parâmetros estabelecidos na seção 3.5 sobre cada componente da turbina a gás da Figura 3.1 devem ser escritos de modo que o procedimento gere um arquivo de extensão “.dat” que serve de comunicação entre o programa desenvolvido e o simulador. O programa gera um arquivo com escrita padronizada e ordenado para o entendimento correto do simulador. Este arquivo de dados de entrada para o simulador é composto pelos parâmetros dos componentes, pelas variáveis manipuladas e pelas condições operacionais da turbina. A Figura 4.11 demonstra uma visão geral das variáveis necessárias.

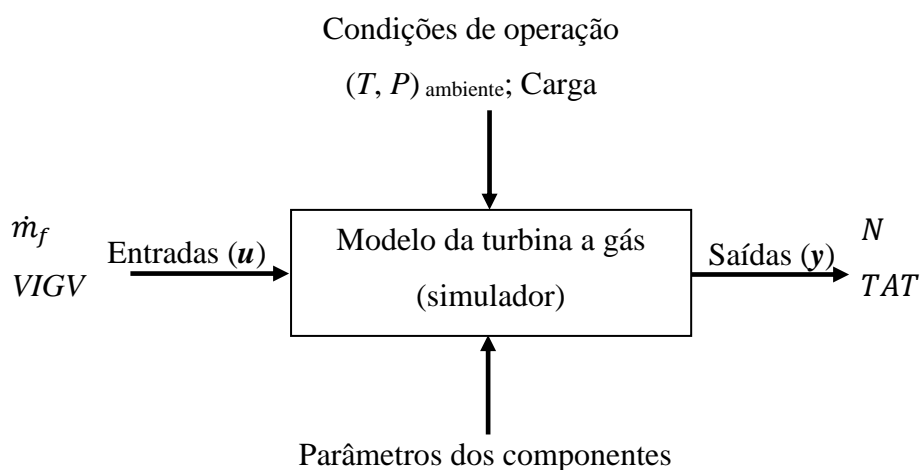


Figura 4.11 - Entradas para o modelo da turbina a gás.

Os parâmetros do controlador apresentados na seção 4.4 devem ser definidos:  $N_1$ ,  $N_u$ ,  $N_2$ ,  $\delta$ ,  $\lambda$ ,  $\theta$ ,  $W_m$ ,  $W_{NOx}$  e os pontos de referências das variáveis de controle  $N$  e  $TAT$ . É necessário definir tolerâncias para as variáveis de controle  $N$  e  $TAT$ ,  $Tol_N$  e  $Tol_{TAT}$ ,

dentro das quais o controlador não atua se o processo estiver estável. Quanto à forma de controle, o usuário deve optar pelo controle de uma única variável ( $N$ ) ou multivariável ( $N$  e  $TAT$ ).

Quanto aos parâmetros de simulação, o usuário pode optar entre cenários de rejeição abrupta de carga ou eventos sucessivos de alteração na carga ou no ponto de ajuste da velocidade de rotação ( $N$ ). É necessário informar o tempo de amostragem, o tempo total de simulação e os tempos de aplicação das perturbações. Assim, o perfil das perturbações fica definido para todo o período de tempo de simulação. É possível eleger se a perturbação fornecida ao sistema é de conhecimento prévio do controlador ou não, a fim de verificar a potencialidade de antecipação do controlador à modificação da condição operacional da turbina. O cenário de perturbação definido é levado para o programa geral de simulação, conforme o caminho identificado pelo símbolo “P” do fluxograma da Figura 4.10.

No caso em que o controlador é utilizado como otimizador do consumo de combustível ou de emissões, deve-se informar o tempo de início da minimização. Nestes casos de otimização, o controlador é ativado mesmo com as variáveis de controle  $N$  e  $TAT$  dentro das respectivas tolerâncias estabelecidas,  $Tol_N$  e  $Tol_{TAT}$ . O controlador automaticamente passa a manipular a vazão de combustível e a posição das  $VIGV$  no intuito de reduzir o consumo de combustível ou o nível de emissões. Outra definição necessária no caso de otimização do nível de emissões  $NO_x$  é a seleção de qual dos modelos de previsão de emissões de  $NO_x$  apresentados no Capítulo 6 será utilizado para cálculo.

Quanto ao algoritmo de otimização, o usuário pode optar por um dos quatro métodos descritos na seção 4.5. Conforme apresentado, cada algoritmo possui sua própria parametrização e o usuário precisa defini-la em conjunto com os critérios de parada. Outra definição necessária é a escolha de uma dentre as quatro regras de formação da população inicial apresentadas na seção 4.4.5. Dessa forma, a inicialização está concluída e a simulação pode ser efetuada.

Conforme o esquema da Figura 4.9, a simulação é iniciada pelo fornecimento à planta da variável manipulada inicial  $u(t + k|t), k = 1 \dots N_u$ . Consequentemente, a saída  $y(t + N_u|t)$  obtida com a simulação é fornecida para o controlador como a nova condição atual  $y(t)$ . O controlador verifica primeiramente o valor da saída prevista no

horizonte de previsão  $\hat{y}(t + N_2|t)$  se a variável manipulada é mantida constante no horizonte de previsão,  $u(t + k|t) = u(t), k = 1 \dots N_2$ . Caso a diferença entre  $\hat{y}(t + N_2|t)$  e o ponto de ajuste esteja dentro da tolerância estabelecida ( $Tol_N$  ou  $Tol_{TAT}$ ), então o controlador provê o sinal de controle constante  $u(t + k|t) = u(t), k = 1 \dots N_u$ , para a planta. Se esta diferença for maior do que a tolerância estabelecida, então o controlador procede nova verificação. Caso o valor da função objetivo obtida com a variável manipulada constante atenda o critério de suboptimalidade definido pela equação (4.31), então o controlador provê o sinal de controle constante  $u(t + k|t) = u(t), k = 1 \dots N_u$ , para a planta. Se o critério de suboptimalidade não for atendido, então o algoritmo de otimização é evocado para encontrar uma lei de controle que aproxime a variável de controle do seu ponto de ajuste.

Uma vez iniciado o processo de otimização, então ele é realizado até que um critério de parada seja satisfeito. Conforme exposto, o cálculo da função objetivo envolve a obtenção da previsão das saídas  $\hat{y}$ , o que é alcançado pela simulação da turbina a gás. Logo, o simulador é evocado a cada vez que o algoritmo de otimização precisa calcular a função objetivo. As variáveis de decisão (variáveis manipuladas) geradas pelo algoritmo de otimização são fornecidas como entrada para o simulador. Em seguida, os resultados da simulação são coletados pelo MATLAB para o cálculo da função objetivo. A coleta de informações é efetuada pela leitura de um arquivo de extensão “.dat” gerado pelo simulador de processos. O arquivo de saída gerado pelo simulador possui formatação padronizada, de forma que o programa desenvolvido consegue reconhecer os dados e atribuir os valores lidos às variáveis correspondentes. Quando o processo de otimização de emissões é ativado, as informações necessárias para estimar as emissões são fornecidas ao modelo de previsão de emissões de óxidos de nitrogênio da turbina a gás.

Quando um critério de término do algoritmo de otimização é atendido, então todo o processo é repetido até o encerramento do tempo de simulação. Ou seja, o controlador fornece à planta o sinal de controle  $u(t + k|t), k = 1 \dots N_u$ , parte do sinal resultante da otimização  $u(t + k|t), k = 1 \dots N_2$ . A saída  $y(t + N_u|t)$  obtida com a simulação da planta é fornecida para o controlador como a nova condição atual  $y(t)$  e o controlador procede com as verificações de tolerância e suboptimalidade no caso de manter a variável manipulada constante no horizonte de previsão. Caso necessário, procede-se com a execução do algoritmo de otimização. Gräber *et al.* [51], ao empregarem uma estratégia MPC a um ciclo de refrigeração por compressão de vapor utilizando um modelo não



linear derivado da aplicação das equações de balanço de massa e energia, afirmaram que a chave para um algoritmo eficiente para este tipo de controlador é a reutilização da informação obtida na solução do último problema de otimização para inicializar o novo problema. Afirmaram que se as previsões das variáveis previstas pelo modelo são suficientemente próximas ao comportamento do processo real, então é razoável esperar que a informação oriunda da solução anterior seja uma boa estimativa de solução para o novo problema. Esta estratégia de utilizar a informação obtida na resolução do último problema de otimização para iniciar a próxima iteração foi implementada no presente trabalho.

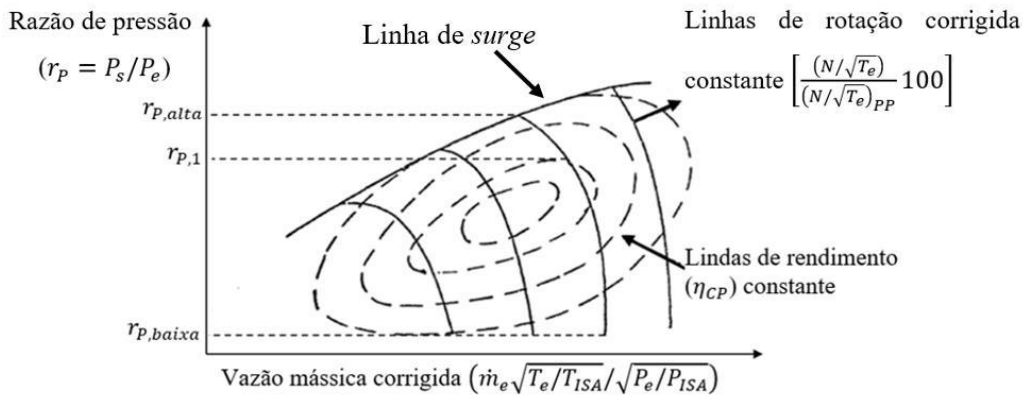
## 5 MODELAGEM DE TURBINAS A GÁS

A modelagem de turbinas a gás para análise de desempenho vem sendo estudada desde a década de 1950. A maioria destes modelos pode simular configurações específicas de turbinas a gás no regime permanente [96, 127]. No entanto, poucos modelos são capazes de simular configurações variadas de turbinas no regime transiente e com geometria variável [96, 127]. Muitos modelos não lineares existentes são proprietários dos fabricantes de turbinas a gás, cujo acesso é restrito, ou são obtidos a partir de técnicas de identificação para uma turbina a gás real em torno de um ponto de operação específico [127]. Desta forma, existem poucos trabalhos que desenvolvem modelos a partir das equações da dinâmica do eixo da turbina e da termodinâmica. No cenário nacional, de forma geral, ainda há escassez de trabalhos sobre modelagem e controle de turbina a gás, conforme relatado por Carrera [127].

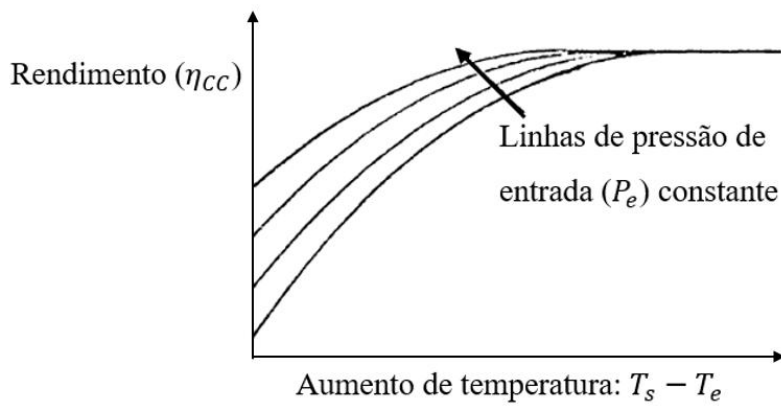
Na estratégia MPC, o modelo do processo que se deseja controlar é necessário para o cálculo das saídas previstas  $\hat{y}(t + N_2|t)$  a partir de entradas mensuráveis. As entradas do modelo são as variáveis manipuladas e perturbações, conforme apresentado na Figura 4.11. Para o MPC, é importante que seja empregado um modelo cujas saídas previstas representem com fidelidade o processo real. Se um modelo não linear que resolve as equações dos balanços de massa e energia (*first principle model* ou *fundamental model*) está disponível, então o emprego do MPC é potencializado.

### 5.1 Modelo de Previsão de Desempenho de Turbinas a Gás

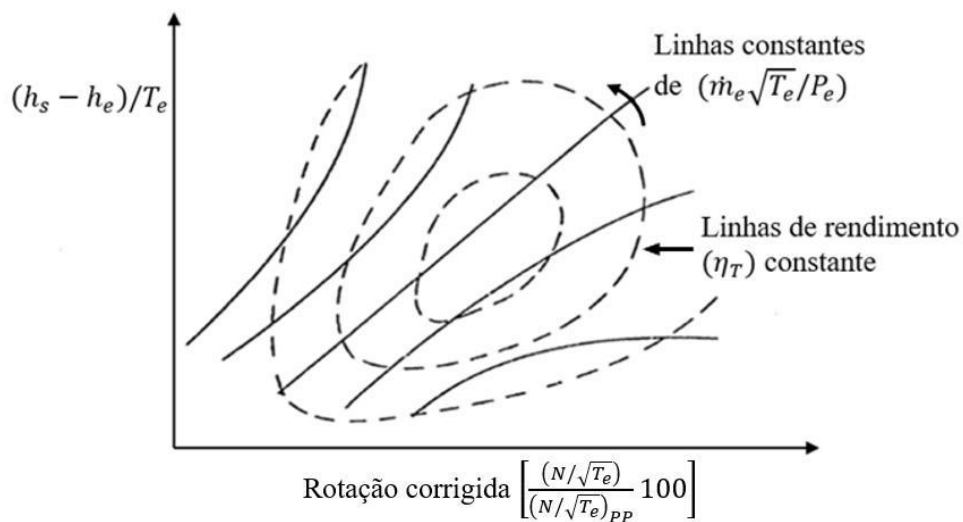
O programa DESTUR [4], selecionado para emprego no presente trabalho, é um programa com capacidade de simular configurações variadas de turbinas a gás no regime permanente ou transiente. O programa é capaz de fornecer previsões próximas ao comportamento dinâmico do processo real e pode ser utilizado para em ampla faixa operacional de uma turbina a gás [4, 11, 12, 23, 59, 92, 93]. A modelagem é fundamentada na solução das equações de conservação de massa, quantidade de movimento e energia, da equação de estado e da dinâmica de eixo, além de considerar mapas de desempenho para os componentes da turbina a gás. Mapas característicos gerais destes componentes são ilustrados na Figura 5.1 (adaptada de [63]).



(a) Exemplo de mapa de desempenho de um compressor (adaptada de [63]).



(b) Exemplo de mapa de desempenho de uma câmara de combustão (adaptada de [63]).



(c) Exemplo de mapa de desempenho de uma turbina (adaptada de [63]).

Figura 5.1 - Exemplos de mapas de desempenho dos componentes.

Na Figura 5.1,  $r_p$ ,  $N$ ,  $\dot{m}$ ,  $T$ ,  $P$  e  $\eta$  significam, respectivamente, a razão de pressão, rotação, vazão mássica, temperatura e pressão. Os subscritos “CP”, “CC” e “T” referem-se aos componentes compressor, câmara de combustão e turbina, respectivamente. Os subscritos “e” e “s” referem-se à entrada e à saída do componente e o subscrito “PP” refere-se ao ponto de projeto.  $T_{ISA}$  e  $P_{ISA}$  são a temperatura e pressão estáticas ao nível do mar referentes ao padrão ISA (*International Standard Atmosphere*).

No ponto de projeto, o rendimento de cada componente é conhecido. Porém, em outro ponto de operação da turbina a gás, o desempenho dos seus componentes varia em função das relações de interação estabelecidas pelas equações de balanço de massa, quantidade de movimento e energia, bem como pelas restrições de igualdade de rotação entre componentes ligados por um mesmo eixo [63]. Assim, os mapas característicos são utilizados para o cálculo do desempenho quando a operação ocorre fora do ponto de projeto. Embora os mapas do compressor sejam obtidos em fase de projeto e dificilmente são disponibilizados pelos fabricantes, estes mapas podem ser obtidos experimentalmente [12, 59]. Os mapas utilizados pelos modelos de previsão de desempenho, em geral, não precisam corresponder aos mapas verdadeiros da turbina a gás, pois o simulador internamente calcula fatores de escala para gerar novos mapas que correspondam ao ponto de projeto da turbina a gás modelada [63].

A flexibilidade do programa em simular diferentes configurações reside na sua arquitetura modular. Neste tipo de estrutura, cada componente da turbina a gás é representado por um módulo. As propriedades termodinâmicas na entrada e na saída de cada módulo são associadas a uma estação de entrada e uma de saída, respectivamente, conforme ilustrado na Figura 5.2.

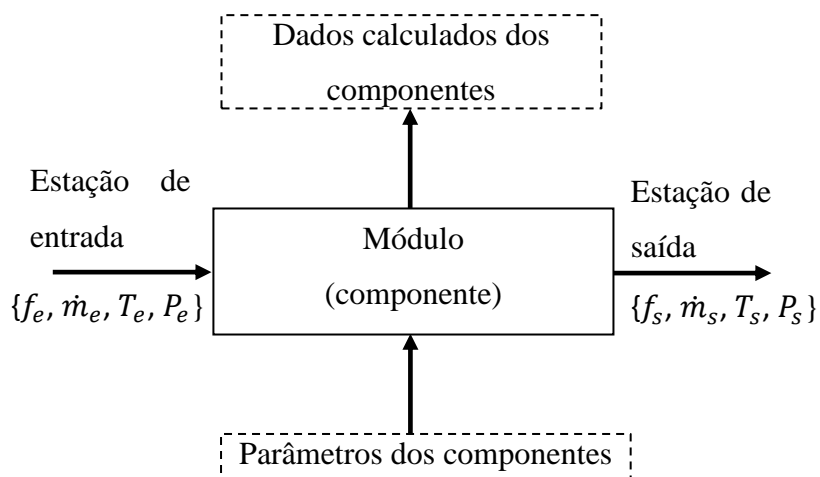


Figura 5.2 - Estrutura modular.

Em cada estação, o programa calcula a razão combustível-ar  $f$ , a vazão mássica  $\dot{m}$ , e as propriedades termodinâmicas de temperatura ( $T$ ) e pressão ( $P$ ). Ainda na Figura 5.2, o conjunto de dados calculados dos módulos depende de cada componente, sendo constituído pelas informações de potências, rotações, eficiências e fatores de escala dos mapas característicos a serem utilizadas em condições fora do ponto de projeto. As variáveis termodinâmicas obtidas são fornecidas para um modelo de previsão de emissões de NOx, apresentado no Capítulo 6.

A turbina a gás simulada no presente trabalho, apresentada Figura 3.1, faz parte do banco de dados do programa. A sua configuração implementada no simulador pode ser representada esquematicamente por módulos, conforme mostrado na Figura 5.3. O simulador foi desenvolvido em linguagem de programação Fortran e não possui interface gráfica, sendo um arquivo executável compilado que lê um arquivo de entrada do tipo '.dat' e gera um arquivo de saída na mesma extensão, conforme descrito no Capítulo 4. Na Figura 5.3, observa-se que duas malhas de controle PID independentes estão disponíveis no modelo da turbina a gás: uma para o controle da temperatura na descarga da turbina ( $TAT$ ) por meio da manipulação das VIGV no compressor; e outra para o controle da rotação do compressor ( $N$ ) manipulando-se a vazão de combustível na câmara de combustão principal. Neste trabalho os controladores PID são substituídos pelo MPC, conforme apresentado no Capítulo 3.

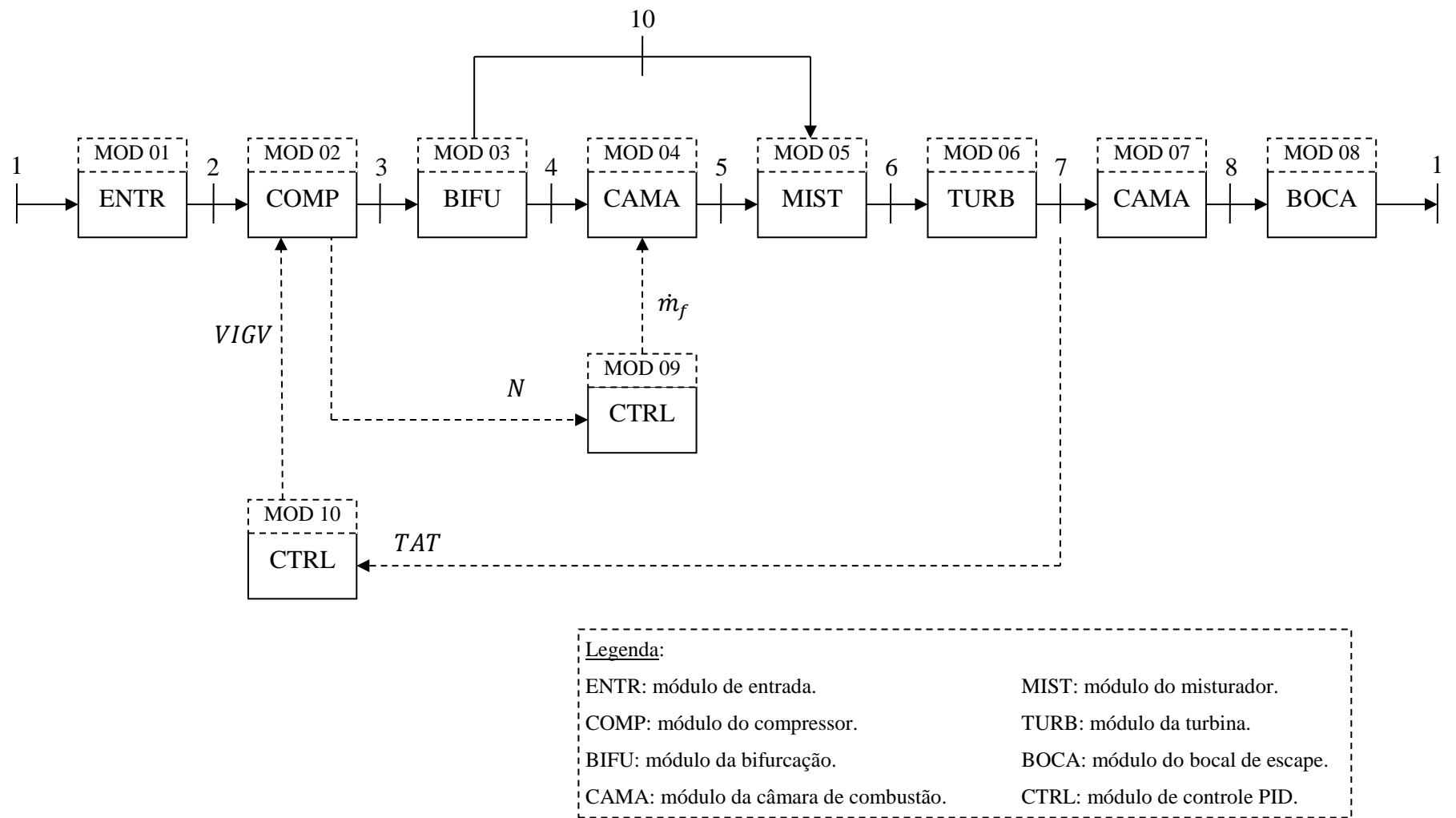


Figura 5.3 - Representação esquemática da turbina a gás no simulador.

O equacionamento termodinâmico e o método iterativo de cálculo utilizados para simulações no regime permanente, tanto no ponto de projeto (*design point*) como em outro ponto operacional (*off-design point*), são baseados no trabalho de MacMillan [63]. Além de simulações no regime permanente, o programa é capaz de simular, em regime transiente, efeitos relacionados à inércia dos conjuntos rotativos, à dinâmica do gás no volume de cada componente e à transferência de calor entre o fluido e as partes metálicas.

## 5.2 Regime Permanente

A operação de uma turbina a gás pode ocorrer no ponto para o qual foi projetada ou em outra condição operacional. O simulador é capaz de representar ambas as situações operacionais, utilizando mapas característicos de desempenho para o caso de operação afastada do ponto de projeto.

### 5.2.1 Operação no Ponto de Projeto

O ponto de projeto é uma condição de operação determinada, na qual são conhecidos os parâmetros de operação: condições ambientais, perdas de carga, eficiências, razões de pressão, vazão de ar, vazão de combustível, temperatura máxima do ciclo e potência requerida. Nesta condição operacional, a turbina a gás é simulada pela solução das relações termodinâmicas em cada componente de forma sequencial.

O módulo de entrada, a partir das condições ambientais de pressão e temperatura e de perda de carga, fornece as condições de entrada de ar no compressor. Caso uma turbina aeronáutica seja simulada, o módulo leva em consideração o número de Mach no cálculo das propriedades termodinâmicas [63]. Com os dados de entrada definidos, e conhecendo os parâmetros de razão de pressão ( $r_p$ ) e eficiência isentrópica ( $\eta_{CP}$ ), o módulo do compressor calcula as condições de saída, resolvendo as equações termodinâmicas (5.1), (5.2), (5.3), (5.4) e (5.5),

$$\dot{m}_s = \dot{m}_e \quad (5.1)$$

$$\eta_{CP} = (h_{s,ise} - h_e)/(h_s - h_e) \quad (5.2)$$

$$s_s - s_e = (s_{T_s}^0 - s_{T_e}^0) - R \ln(P_s/P_e); s_T^0 = \int_{T_0}^T \frac{c_{p0}}{T} dT \quad (5.3)$$

$$\dot{W}_C = \dot{m}_s(h_s - h_e) \quad (5.4)$$

$$P_s = r_p P_e \quad (5.5)$$

onde os subscritos “s”, “e” e “ise” referem-se às estações de saída e de entrada, e propriedade se o processo fosse isentrópico, respectivamente. Os termos  $\dot{m}$ ,  $P$ ,  $T$ ,  $h$ ,  $s$ ,  $R$  e  $c_{p0}$  significam, respectivamente, a vazão mássica, pressão, temperatura, entalpia, entropia, constante do gás e calor específico a pressão constante de gás perfeito.  $\dot{W}_C$  é a potência requerida pelo compressor. Conforme Alves [4], os parâmetros utilizados para o cálculo do calor específico são obtidos de Walsh e Fletcher [128].

O módulo referente ao combustor calcula a temperatura de saída do combustor a partir do fornecimento da vazão mássica de combustível ( $\dot{m}_f$ ), do conhecimento do poder calorífico inferior ( $PCI$ ), da eficiência da combustão ( $\eta_{CC}$ ), da equação da continuidade (5.1) considerando a entrada de ar e combustível no componente, e da equação de conservação de energia,

$$\eta_{CC} \dot{m}_f PCI = \dot{m}_s h_s - \sum \dot{m}_e h_e \quad (5.6)$$

O módulo da turbina, calcula as condições de saída em função das condições de entrada, da eficiência isentrópica ( $\eta_T$ ), das equações (5.1) e (5.3), e das equações (5.7) e (5.8),

$$\eta_T = (h_s - h_e)/(h_{s,ise} - h_e) \quad (5.7)$$

$$\dot{W}_C + \dot{W}_{AUX} = \dot{m}_s(h_e - h_s) \quad (5.8)$$



onde  $\dot{W}_{AUX}$  é a carga do sistema auxiliar (gerador).

O módulo do bocal convergente de escape verifica a compatibilidade da pressão de saída do escoamento dos gases com a pressão ambiente na saída da turbina a gás [63]. Para o módulo do bocal convergente de escape, considera-se o escoamento compressível isentrópico de um gás ideal, e as equações de conservação de massa, energia, processo isentrópico, e equação de estado são utilizadas.

$$\dot{m}_s = \dot{m}_e = \rho AV \quad (5.9)$$

$$h_e + V_e^2/2 = h_s + V_s^2/2 \quad (5.10)$$

$$s_s = s_e \quad (5.11)$$

$$p_s/p_e = (T_e/T_s)^{k/(k+1)} \quad (5.12)$$

$$p = \rho RT \quad (5.13)$$

$$c = \sqrt{kRT} \quad (5.14)$$

onde  $A$  é a área e  $V$  é a velocidade do escoamento  $c$  é a velocidade sônica no gás,  $\rho$  é a massa específica,  $R$  e  $k$  é a razão entre calores específicos do gás ideal. Os subscritos “e” e “s” referem-se à entrada e saída do componente.

No ponto de projeto, a solução das equações de conservação e de estado pode ser realizada sequencialmente, desde a entrada do ar no compressor até a exaustão dos gases. A simulação nesta condição operacional é útil na fase de concepção da turbina a gás, podendo-se analisar o seu desempenho em função da variação dos parâmetros dos componentes. Adicionalmente, o cálculo no ponto de projeto é necessário para a execução da simulação em condição operacional afastada deste ponto. Durante a simulação no

ponto de projeto, fatores de escala são calculados de forma a ajustar os mapas característicos contidos na biblioteca à condição da turbina simulada. Estes fatores de escala dos mapas são utilizados para o cálculo das eficiências dos componentes quando a turbina a gás é simulada fora do seu ponto de projeto.

### 5.2.2 Operação Fora do Ponto de Projeto

Caso a carga ou as condições ambientais sejam diferentes do cenário do ponto de projeto, ou caso haja modificação da vazão de combustível ou da posição das VIGV, então as eficiências dos componentes, as razões de pressão, as vazões mássicas e a temperatura máxima do ciclo são alteradas.

O novo ponto operacional é obtido pela solução das equações apresentadas na seção anterior em conjunto com as informações de desempenho obtidas pelos mapas característicos. Adicionalmente, as rotações dos componentes conectados ao mesmo eixo devem ser iguais, e as condições na estação de saída de um componente devem ser iguais às condições da estação de entrada do componente subsequente. Para cada ponto operacional no regime transiente existirá um único conjunto de condições operacionais que satisfazem as equações e as restrições. Tal conjunto é obtido pela solução numérica das equações não lineares da seção anterior, utilizando o método iterativo de Newton-Raphson [92].

Para obtenção as informações do novo ponto operacional do compressor, a consulta ao mapa é feita com os dados de rotação  $N$  e da razão  $\beta_s$ ,

$$\beta_s = \frac{r_p - r_{p,baixa}}{r_{p,alta} - r_{p,baixa}} \quad (5.15)$$

onde  $r_{p,alta}$  e  $r_{p,baixa}$  são as razões de pressão referentes à linha da rotação  $N$  indicadas na Figura 5.1.a, e  $r_p$  é a razão de pressões atual. Assim, a razão  $\beta_s$  significa o quão distante o ponto operacional atual está da linha de *surge*. Os dados de saída da consulta ao mapa são a razão de pressão, a vazão mássica de ar e a eficiência do compressor. A cada uma destas três informações obtidas pelo mapa são aplicados os fatores de escala  $FE_1$ ,  $FE_2$  e  $FE_3$ , obtidos previamente na simulação no ponto de projeto, pelas equações a seguir [63].

$$FE_1 = \frac{r_{P,PP} - 1}{r_{P,mapa,PP} - 1} \quad (5.16)$$

$$FE_2 = \frac{\dot{m}_{PP}}{\dot{m}_{PP,mapa}} \quad (5.17)$$

$$FE_3 = \frac{\eta_{CP,PP}}{\eta_{CP,PP,mapa}} \quad (5.18)$$

onde o índice “*PP*” refere-se aos valores do ponto de projeto da turbina a gás simulada. O índice “*PP,mapa*” corresponde aos valores originais do mapa utilizado, obtidos para a rotação  $N_{PP}$  e  $\beta_{s,PP}$ .

A alteração da posição das VIGV altera o mapa do compressor, o que permite obter uma nova condição operacional para a turbina a gás [129]. O simulador altera o mapa do compressor aplicando um fator de escala às curvas do mapa, causando alteração similar à apresentada na referência [129], conforme Figura 5.4 (adaptada de [129]), na qual  $\theta$  representa a posição das VIGV.



Figura 5.4 - Alteração do mapa do compressor com variação da posição das VIGV (adaptada de [129]).

O mapa da câmara de combustão é utilizado para obter a eficiência da combustão ( $\eta_{CC}$ ) a partir da pressão de entrada na câmara ( $P_{CC,e}$ ) e do aumento de temperatura ( $T_{CC,s} - T_{CC,e}$ ), conforme Figura 5.1.b. O fator de escala  $FE_4$  que multiplica a eficiência  $\eta_{CC}$  obtida pelo mapa no caso de operação fora do ponto de projeto é calculado pela equação,

$$FE_4 = \frac{\eta_{CC,PP}}{\eta_{CC,PP,mapa}} \quad (5.19)$$

onde o índice “PP” refere-se aos valores do ponto de projeto da turbina a gás simulada [63]. O índice “PP, mapa” corresponde ao valor original do mapa utilizado, obtidos para a  $P_{CC,e}$  e ( $T_{CC,s} - T_{CC,e}$ ) no ponto de projeto. O subscrito “CC” refere-se à câmara de combustão e o os subscritos “e” e “s” à condição de entrada e saída, respectivamente.

O mapa característico da turbina é utilizado para obter o rendimento ( $\eta_T$ ) e a queda de entalpia corrigida ( $\Delta H_T$ ) da turbina, dada a rotação corrigida ( $N_c$ ) e o parâmetro de vazão mássica ( $\dot{m}_c$ ), conforme Figura 5.1.c [63], onde

$$\Delta H_T = \frac{h_{T,s} - h_{T,e}}{T_{T,e}} \quad (5.20)$$

$$\dot{m}_c = \frac{\dot{m}_{T,e} \sqrt{T_{T,e}}}{P_{T,e}} \quad (5.21)$$

$$N_c = \frac{N}{\sqrt{T_{T,e}}} \quad (5.22)$$

O subscrito “T” refere-se à turbina e o os subscritos “e” e “s” à condição de entrada e saída, respectivamente. Os fatores de escala são multiplicados aos dados de saída do mapa e são obtidos pelas expressões a seguir.

$$FE_5 = \frac{\Delta H_{T,PP}}{\Delta H_{T,PP,mapa}} \quad (5.23)$$

$$FE_6 = \frac{\eta_{T,PP}}{\eta_{T,PP,mapa}} \quad (5.24)$$

onde o índice “*PP*” refere-se aos valores do ponto de projeto da turbina a gás simulada. O índice “*PP, mapa*” corresponde aos valores originais do mapa utilizado, obtidos para a  $N_c$  e  $TF$  no ponto de projeto.

### 5.3 Regime Transiente

Embora o regime transiente represente um período curto da vida útil da turbina, é neste regime que as instabilidades no compressor e violações de temperatura são mais propensas a ocorrer [4]. Diversos modelos de simulação transiente abordam somente os efeitos da inércia dos conjuntos rotativos [59]. Alguns modelos de previsão de desempenho consideram mais dois efeitos: o dinâmica do gás no volume de cada componente; e o da transferência de calor entre o fluido e as partes metálicas [4].

Refere-se à dinâmica de gás, ou transiente de volume, como o fenômeno de acúmulo de massa, energia e quantidade de movimento nos volumes associados aos componentes da turbina. Em componentes que possuam volume significativo associado, como dutos e trocadores de calor, pode haver diferença entre a vazão mássica de gás na entrada e na saída [4]. Dentre as consequências, estão o desbalanceamento entre a potência do compressor e da turbina e a variação de propriedades termodinâmicas (pressões e temperaturas) [4].

O transiente térmico é o efeito resultante da troca de calor entre o gás e as partes metálicas da turbina a gás, durante as mudanças no regime de funcionamento [4]. Devido ao transiente térmico, o desempenho da turbina a gás é impactado pelas alterações das dimensões dos componentes e das propriedades do fluido que escoam através dos componentes [130].

As equações relacionadas à dinâmica do gás (transiente de volume) e à transferência de calor entre o fluido e as partes metálicas (transiente térmico) são apresentadas em [4, 93]. O programa DESTUR foi utilizado em [4, 59] para avaliar os

transientes de volume e em [4, 93] para avaliar o transiente térmico de uma turbina a gás com eixo simples e regenerador. Alves [4] e Silva [59] comentaram que o transiente de volume é um fenômeno rápido, que possui constante de tempo na escala de milissegundos. Alves [93] afirmou que para a análise do transiente de turbinas a gás aerodinâmicas é suficiente um modelo que considere apenas a influência da inércia do conjunto rotativo, uma vez que os volumes associados aos seus componentes são pequenos e, portanto, tratados como adiabáticos e sem atrito. Segundo Alves [93], para turbinas a gás que trabalhem com trocadores de calor, como em ciclos regenerativos, as hipóteses de que o escoamento seja adiabático e sem atrito podem não ser mais adequadas, sendo necessária uma análise dos transientes de volume e térmico. Dada a configuração da turbina a gás analisada no presente trabalho, apenas o efeito da dinâmica de eixo é considerado para simular a dinâmica da turbina a gás. Assim, a análise dos transientes de volume e térmico não faz parte do escopo do presente trabalho.

Os cálculos em regime permanente baseiam-se em compatibilizar os requisitos de fluxos e de trabalhos nas interfaces entre os componentes da turbina a gás [4]. Por outro lado, no regime transiente, enquanto a compatibilidade dos fluxos permanece válida, o desbalanceamento da potência entre turbina, compressor e auxiliares acarreta a aceleração ou desaceleração do eixo. Logo, a equação (5.8) deixa de ser válida e é substituída pela equação,

$$\dot{W} = \dot{W}_C + \dot{W}_{AUX} - \dot{W}_T \quad (5.25)$$

onde  $\dot{W}_T$  é a potência da turbina e  $\dot{W}$  é o desbalanceamento entre as potências, responsável pela aceleração do conjunto rotativo. A relação entre potência e velocidade angular  $\omega$  do eixo é dada por,

$$\dot{W} = G\omega \quad (5.26)$$

onde  $G$  é o torque responsável pela variação da quantidade de movimento angular  $L$ ,

$$G = \frac{dL}{dt} \quad (5.27)$$

Substituindo a equação (5.27) na equação (5.26), tem-se

$$\dot{W} = \omega \frac{dL}{dt} \quad (5.28)$$

A quantidade de movimento angular é dada por

$$L = I\omega \quad (5.29)$$

onde,  $I$  é momento polar de inércia. Substituindo a equação (5.29) na equação (5.28), obtém-se

$$\dot{W} = I\omega \frac{d\omega}{dt} \quad (5.30)$$

A velocidade angular pode ser escrita em função da rotação do eixo,

$$\omega = \frac{2\pi}{60} N \quad (5.31)$$

Substituindo a equação (5.31) na equação (5.30), tem-se uma relação entre a rotação e o desbalanceamento de potência,

$$\dot{W} = I \left(\frac{\pi}{30}\right)^2 N \frac{dN}{dt} \quad (5.32)$$

Combinando a equação (5.32) com a equação (5.25),

$$\frac{dN}{dt} = \frac{1}{I} \left( \frac{\pi}{30} \right)^{-2} \left( \frac{\dot{W}_C + \dot{W}_{AUX} - \dot{W}_T}{N} \right) \quad (5.33)$$

A equação diferencial ordinária não linear (5.33) é resolvida pelo método de Euler, para atualização da rotação a cada instante de tempo.

$$N_{t+\Delta t} = N_t + \frac{1}{I} \left( \frac{\pi}{30} \right)^{-2} \left( \frac{\dot{W}_C + \dot{W}_{AUX} - \dot{W}_T}{N_t} \right) \Delta t \quad (5.34)$$

A cada instante de tempo, o desbalanceamento  $\dot{W}$  é obtido pela solução das equações de balanço de massa e de energia. Este método de solução da equação diferencial ordinária é de primeira ordem. O passo utilizado na integração numérica possui grande influência no erro entre a solução numérica e a solução exata. Contudo, não foi possível a alteração deste método por outro de ordem maior no simulador empregado. De acordo com Alves [4], a facilidade de tratamento e importância do efeito do transiente de eixo faz com que praticamente todos os modelos de simulação neste regime levem-no em consideração.



## 6 MODELAGEM DE EMISSÕES DE POLUENTES

Neste capítulo são apresentados conceitos sobre a modelagem de emissões e alguns modelos de previsão de emissões de óxidos de nitrogênio utilizados neste trabalho.

### 6.1 Generalidades

Os principais poluentes emitidos por uma turbina a gás são os óxidos de nitrogênio (NO<sub>x</sub>), o monóxido de carbono (CO) e, em menor grau, compostos orgânicos voláteis [131]. Quando uma turbina a gás utiliza um combustível líquido, então material particulado também é um dos principais poluentes emitidos [131]. Nas emissões de turbinas a gás ainda se encontram traços de dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>) e outros poluentes atmosféricos perigosos, danosos à saúde humana [131]. Para turbinas a gás que utilizam gás natural, cerca de dois terços destes outros poluentes perigosos são formados por formaldeídos e o restante por benzeno, tolueno, xilenos e outros hidrocarbonetos aromáticos [131].

Com o propósito de permitir a análise de emissões de poluentes para turbinas a gás, uma variedade de modelos de previsão de emissões foi construída e está disponível na literatura [101]. Devido ao fato de NO<sub>x</sub> e CO serem os poluentes mais significantes em quantidade na exaustão de turbinas a gás, a maioria dos modelos de previsão de poluentes desenvolvidos para turbinas a gás referem-se a emissões destes compostos. Tratam-se de modelos empíricos ou semi-empíricos que correlacionam dados experimentais de emissões com parâmetros de relevância. Alguns modelos fornecem estimativas para as emissões de óxidos de nitrogênio utilizando apenas algumas condições de operação, como a temperatura e a pressão total na entrada do combustor [107]. Outros adicionam, por exemplo, vazões de combustível e de ar, dimensões do combustor, características de projeto, tipo de combustível e características da aspersão do combustível [107]. No fim da década de 1980 e no início dos anos 1990, diversos modelos de previsão para NO<sub>x</sub> e CO foram desenvolvidos [132–143]. Até os tempos mais recentes existem trabalhos relacionados ao levantamento de novos modelos de previsão de emissões de NO<sub>x</sub> [144–146].

Enquanto algumas equações fornecem resultado na unidade de partes por milhão por volume (ppmv), outras correlações calculam o índice de emissão (EI – *emission index*), que representa a quantidade de poluente em gramas por quilograma de combustível.

$$EI_{poluente} = \dot{m}_{poluente} / \dot{m}_{combustivel} \quad (6.1)$$

A comparação entre equações que fornecem valores em unidades distintas deve ser realizada com cautela, uma vez que a conversão de unidades depende da razão de equivalência, ou seja, da razão entre as relações combustível-ar real e estequiométrica [101]. Como aproximação, para fins de ordem de grandeza, um EI equivale a aproximadamente 12 ppmv [101].

As equações de correlação reduzem a complexidade associada ao problema da modelagem da previsão de emissões e permitem que seja realizada uma análise com precisão, por vezes, maior do que a obtida por meio de um modelo numérico abrangente, por exemplo, baseado em dinâmica computacional dos fluidos (CFD) [101, 144]. Os melhores resultados com CFD da combustão podem ainda diferir dos valores experimentais de 10% a 30% em novas configurações [147]. Enquanto as estimativas baseadas em CFD são diretas, os modelos empíricos e semi-empíricos requerem calibração para uma condição de referência [147].

A integração dos cálculos em CFD aos modelos de simulação de turbina a gás é prejudicada devido tanto ao esforço computacional requerido quanto por questões econômicas [107]. Por outro lado, em geral, os modelos de previsão de emissões podem ser incorporados aos modelos de desempenho de turbinas a gás, fornecendo uma relação entre a condição operacional e o nível de emissão [107].

O modelo de desempenho de turbinas a gás selecionado para emprego neste trabalho não possui um modelo de previsão de emissões embarcado. Ao simular a dinâmica da turbina, o modelo de desempenho calcula os parâmetros termodinâmicos utilizados em modelos de previsão de emissões. Assim, conforme descrito no Capítulo 4, o programa computacional desenvolvido é capaz de adquirir os resultados dos cálculos realizados pelo simulador e fornecê-los a um modelo de previsão de emissões de NOx. Nas seções subsequentes são expostos modelos de previsão de emissões de NOx

disponíveis na literatura e que foram utilizados no processo de otimização executado pela estratégia MPC desenvolvida neste trabalho.

## 6.2 Correlações para Óxidos de Nitrogênio

Os óxidos de nitrogênio do tipo NO<sub>x</sub> incluem o óxido nítrico (NO) e o dióxido de nitrogênio (NO<sub>2</sub>). Em combustão, normalmente a formação de NO é dominante, seguida de NO<sub>2</sub> já em proporção muito menor, sendo a ocorrência de outros óxidos, do tipo NyO<sub>x</sub>, desprezíveis [148]. Há formação de NO<sub>x</sub> praticamente em todo tipo de combustão, a qual se dá por meio de quatro mecanismos principais: térmico, via combustível, imediato (*prompt*) e intermediário [149].

O principal mecanismo de formação de óxidos de nitrogênio em turbinas a gás é decorrente da dissociação térmica e posterior reação de moléculas de nitrogênio (N<sub>2</sub>) e oxigênio (O<sub>2</sub>) no ar de combustão, sendo todo NO<sub>x</sub> formado na combustão de gás natural essencialmente oriundo deste mecanismo [131]. Devido a essa dependência térmica quase exclusiva, em geral, as expressões para estimativa de NO<sub>x</sub> proporcionam ajuste preciso dos dados experimentais [101].

Como exemplo de aplicação de modelos de previsão de emissões de NO<sub>x</sub> em período mais recente, Zilhão [107] avaliou diferentes correlações para auxiliar a otimização do projeto de combustores, com objetivo de desenvolver um equipamento de baixa emissão. Zhou *et al.* [144] e Zaho *et al.* [150] identificaram um modelo de previsão baseado em dados experimentais de emissões de óxidos de nitrogênio para uma caldeira e utilizaram o modelo para encontrar um ponto operacional que minimizasse a emissão destes poluentes. Kayadelen e Ust [98] avaliaram o desempenho de uma turbina a gás com injeção de vapor, sob o aspecto da emissão de poluentes, utilizando uma correlação como modelo de previsão. Nestes estudos, os autores buscaram a redução de emissão de poluentes em regime permanente, com auxílio de algoritmos de otimização evolucionários, como o algoritmo genético e o de enxame de partículas.

No presente trabalho, os modelos de previsão de emissão de NO<sub>x</sub> são utilizados intrinsecamente na estratégia MPC para obter, durante a operação, uma condição operacional de menor nível de emissões. O atingimento da nova condição operacional é realizado pela manipulação da vazão de combustível e das VIGV.

### 6.3 Correlações para Óxidos de Nitrogênio: $g_{NO_x}/kg_{combustível}$

Dentre os modelos de previsão de emissão de NO<sub>x</sub> calculados com base em índice de emissão ( $g_{NO_x}/kg_{combustível}$ ) referenciados na literatura [101,107] até os dias atuais, citam-se as correlações de Odgers e Kretschmer [134] e do Comitê Americano de Tecnologias Aeronáuticas [142].

#### 6.3.1 *Odgers e Kretschmer*

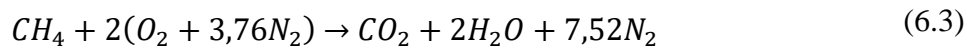
Odgers e Kretschmer [134] apresentaram dois modelos de previsão de emissão de NO<sub>x</sub> térmico que levavam em consideração o tempo de formação de NO<sub>x</sub>, um empírico e outro semi-empírico. Os autores analisaram outros nove modelos. Destes nove modelos, demonstraram que diversas correlações consideravam apenas parâmetros na entrada da câmara de combustão, sendo que um modelo incluía a injeção de água ou vapor d'água. Baseado nas correlações encontradas na literatura, o primeiro modelo apresentado por Odgers e Kretschmer [134] leva em consideração as condições de entrada e a característica do combustível, conforme a expressão (6.2),

$$EI_{NO_x} = 29 \exp(-21670/T_c) P_4^{0,66} [1 - \exp(-250 \tau)] \quad (6.2)$$

onde  $T_c$  é a temperatura de chama,  $P_4$  é a pressão na entrada do combustor e  $\tau$  é o tempo de formação de NO<sub>x</sub>, sendo a pressão e a temperatura nas unidades Pa e K, respectivamente e o tempo em segundos. O tempo de formação (*formation time*) ou tempo de residência (*residence time*) é um fator importante na formação de NO<sub>x</sub> pelo mecanismo térmico, e significa o período de tempo que o gás de combustão permanece a alta temperatura [148]. Odgers e Kretschmer [134] sugeriram que estimativas do tempo de formação de NO<sub>x</sub> para queimadores convencionais de chama difusa são da ordem de grandeza de 1 ms. Para queimadores de chama pré-misturada, as estimativas variam de 1 ms a 3 ms para o tempo de formação de NO<sub>x</sub>. O valor de 1 ms foi adotado na implementação deste modelo, no presente trabalho.

Odgers e Kretschmer [134] afirmaram que, para chamas difusas, a temperatura relevante é aquela correspondente à máxima temperatura de equilíbrio, correspondente às condições de entrada. No caso de gases pré-misturados, a temperatura relevante é a

temperatura de chama com dissociação, correspondente à razão de equivalência e às condições de entrada [134]. Neste trabalho, a temperatura  $T_c$  foi obtida como a máxima temperatura adiabática de chama, ou seja, a temperatura máxima final dos produtos obtidos na reação de combustão completa quando a mistura é estequiométrica, considerando que toda energia disponível para os produtos seja usada somente para aquecê-los. O cálculo desta temperatura é realizado considerando a reação de combustão completa do gás metano com ar atmosférico (21%  $O_2$  e 79%  $N_2$ ), utilizando as tabelas de entalpia da referência [151]:



O segundo modelo de Odgers e Kretschmer [134] possui fundamento na teoria da reação de dissociação de nitrogênio, e é dado pela equação

$$EI_{NOx} = e^{10,5-17752/T_c} \tanh(9,081 \cdot 10^{14} P_4^{0,8687} T_4^{3,96} \phi^{-0,7038} \tau) \quad (6.4)$$

onde  $T_c$  é a temperatura de chama,  $P_4$  é a pressão na entrada do queimador,  $\tau$  é o tempo de formação de NOx,  $T_4$  é a temperatura na entrada do queimador, sendo Pa e K as unidades de pressão e temperatura, respectivamente, e o tempo de formação em segundos. A razão de equivalência  $\phi$  é calculada como a relação entre a razão combustível-ar atual e a razão combustível-ar estequiométrica,

$$\phi = (\dot{m}_{comb}/\dot{m}_{ar})_{atual}/(\dot{m}_{comb}/\dot{m}_{ar})_{estequiométrica} \quad (6.5)$$

A razão combustível-ar estequiométrica é obtida quando a quantidade de ar que fornece o oxigênio suficiente para a combustão completa é mínima. Assim, considerando a reação da equação (6.3), a razão combustível-ar estequiométrica para a combustão de metano em ar atmosférico equivale a  $(17,19)^{-1}$ . De acordo com Odgers e Kretschmer [134], o modelo da equação (6.4) apresentou melhores resultados do que o modelo

apresentado pela equação (6.2) para o conjunto de dados experimentais testados pelos autores.

### 6.3.2 Comitê Americano de Tecnologias Aeronáuticas

De acordo com Zilhão [107], a Agência Nacional de Aeronáutica e do Espaço dos Estados Unidos (NASA) contratou o Comitê Americano de Tecnologias Aeronáuticas (*Committee on Aeronautical Technologies, Aeronautics and Space Engineering Board and the Commission on Engineering and Technical Systems*) para investigar tópicos que auxiliassem aquele país a não perder sua posição no mercado mundial aeronáutico. O estudo elaborado [142] aborda a questão das emissões como um dos pontos principais e apresenta um modelo de emissões de NO<sub>x</sub>, baseado num fator de severidade  $S_{NOx}$ ,

$$S_{NOx} = \left( \frac{P_4}{2965} \right)^{0,4} \exp \left[ \frac{(T_4 - 826)}{194} + \frac{(6,29 - 100\omega)}{53,2} \right] \quad (6.6)$$

onde  $P_4$  e  $T_4$  são a pressão em kPa e a temperatura em K na entrada da câmara de combustão, respectivamente, e  $\omega$  é a razão mássica água-ar (umidade específica do ar). Esta razão é dada por

$$\omega = \frac{m_v}{m_{ar}} = \frac{\rho_v}{\rho_{ar}} = \frac{(p_v R_v / T)}{(p_{ar} R_{ar} / T)} = 0,622 \frac{p_v}{p_{ar}} \quad (6.7)$$

Na equação (6.7),  $p_v$  e  $p_{ar}$  são as pressões parciais de vapor d'água e de ar, respectivamente. A razão  $\omega$  é obtida considerando a pressão de saturação, ou seja, assumindo que o vapor d'água é o máximo possível no ar ( $p_v = p_{sat}$ ) e que a pressão de vapor d'água é muito inferior à pressão atmosférica ( $p_v \ll p_a$ ). Dessa forma, o valor de  $\omega$  é obtido com auxílio de tabelas de saturação de vapor d'água.

O índice de emissão de NO<sub>x</sub> varia linearmente com o fator de severidade  $S_{NOx}$ , conforme

$$EI_{NOx} = k S_{NOx} \quad (6.8)$$

onde  $k$  é uma constante que depende do tipo de câmara de combustão, sendo o valor 32 adotado para câmaras convencionais e o valor 23 para câmaras de anular duplo (*dual annular combustion chamber*) [107].

#### 6.4 Correlações para Óxidos de Nitrogênio: ppmv

Dentre os modelos de previsão de emissão de NOx com resultados obtidos em ppmv, referenciados na literatura [101, 107] até os dias atuais, citam-se os de Rokke *et al.* [136] e de Bakken e Skogly [143].

A fim de permitir a comparação de conjuntos distintos de dados experimentais, em geral, os resultados dos modelos e os limites de emissão estabelecidos por órgãos reguladores são expressos em partes por milhão em volume (ppmv), com referência a 15% de oxigênio em base seca. A equação de conversão dos dados medidos e a referência comumente adotada é dada por

$$(NO_x)_{ref.15\%O_2} = 5,9(NO_{x,medido})/(20,9 - O_{2,medido}) \quad (6.9)$$

onde as concentrações de NOx são expressas em ppmv (base seca) e o conteúdo de O<sub>2</sub> é expresso em porcentagem por volume [101].

##### 6.4.1 Rokke et al.

De acordo com Rokke *et al.* [136], uma expressão global para emissões de NOx deve-se basear essencialmente em parâmetros específicos da turbina, sendo que aspectos externos devem aparecer como fatores correção.

Alternativamente aos modelos que envolvem as grandezas  $P_4$ ,  $T_4$  e  $\tau$ , Rokke *et al.* [136] propuseram um modelo no qual a razão de pressão assume o papel da temperatura, enquanto a vazão mássica de ar na descarga do compressor representa o parâmetro do tempo de formação [101]. A razão combustível-ar é o parâmetro geral das condições de mistura,

$$NO_x = 18,1 \left( \frac{P_3}{P_2} \right)^{1,42} \dot{m}_{ar}^{0,3} R_{comb-ar}^{0,72} \quad (6.10)$$

onde  $P_3/P_2$  é a razão de pressão do compressor,  $\dot{m}_{ar}$  é a vazão mássica de ar na descarga do compressor e  $R_{comb-ar}$  é a razão combustível-ar. Nesta correlação, a vazão de ar de resfriamento para a turbina de alta pressão deve ser subtraída da vazão de ar de entrada no compressor. Os autores apresentam uma equação similar, considerando a unidade de índice de emissão ( $g_{NO_x}/kg_{combustível}$ ),

$$EI_{NO_x} = 1,46 \left( \frac{P_3}{P_2} \right)^{1,42} \dot{m}_{ar}^{0,3} R_{comb-ar}^{0,72} \quad (6.11)$$

Nas correlações de Rokke *et al.* a unidade de  $\dot{m}_{ar}$  é em kg/s. Nos casos estudados por Rokke *et al.*, a comparação entre os valores previstos pela equação (6.10) e os valores experimentais mostrou um intervalo de confiança de 99%, numa faixa de operação entre 35% a 100% de carga de 5 turbinas a gás diferentes de aplicação *offshore*, as quais possuíam potências entre 1,5 MW e 34 MW. Para estas turbinas que operavam com gás natural, os valores de emissão de NOx fornecidos pelo fabricante a carga plena eram de 75 ppmv e 147 ppmv, respectivamente.

#### 6.4.2 Bakken e Skogly

Assim como Rokke *et al.*, Bakken e Skogly [143] preocupam-se com o nível de emissões de turbinas a gás no ambiente *offshore* do Mar do Norte. Bakken e Skogly [143] propuseram um modelo de previsão de emissões de NOx a fim de avaliar o impacto da degradação do desempenho da turbina no nível de emissões. Este modelo de emissões de NOx foi implementado pelos autores em um sistema de monitoramento *on-line* de uma instalação marítima de produção de petróleo, a fim de detectar as condições de degradação do equipamento e avaliar os níveis de poluição ar [143]. O desvio entre os valores estimados pelo modelo e os valores medidos na instalação nos casos estudados pelos autores foi de 2%.

A correlação desenvolvida por Bakken e Skogly [143] é dada pela expressão



$$NO_x = 62 P_3^{0,5} R_{comb-ar}^{1,4} \exp(-635/T_5) \quad (6.12)$$

onde  $P_3$ ,  $R_{comb-ar}$  e  $T_5$  são, respectivamente, a pressão na descarga do compressor, a razão combustível ar e a temperatura na descarga da câmara de combustão. Neste modelo, a pressão e a temperatura estão nas unidades Pa e °C, respectivamente.

Os casos estudados por Bakken e Skogly envolveram a análise de dados de emissões de NOx de turbinas a gás, de 20 MW e 22 MW, operando em carga parcial de 14 MW e 18 MW, instaladas em plataformas de produção de petróleo. Os valores medidos de emissões de NOx encontravam-se entre 136 ppmv e 163 ppmv. Bakken e Skogly concluíram para os dados analisados por eles que a correlação proposta na equação (6.12) e a correlação de Rokke *et al.* [136] representada pela equação (6.11) obtiveram resultados satisfatórios. No entanto, Bakken e Skogly afirmaram que a escolha dos parâmetros do modelo da equação (6.12) foi realizada para representar efeitos de deterioração das turbinas a gás. Segundo Bakken e Skogly, os resultados da equação (6.12) representaram melhor do que o modelo de Rokke *et al.* [136] quatro cenários simulados de deterioração da turbina a gás: perda de eficiência do compressor, perda de eficiência da turbina, aumento de perda de carga no filtro de ar de entrada, e a combinação dos três cenários anteriores.

Note-se que a correlação levantada por Bakken e Skogly utiliza uma condição de temperatura após a câmara de combustão, diferente de todos os outros modelos apresentados neste trabalho, os quais fazem referência às condições de entrada do combustor. Vroemen [26] apresentou uma situação em que utilizou uma válvula de controle entre o compressor e a câmara de combustão para regular a vazão mássica de ar que escoava pela turbina. A restrição da válvula também acarreta uma queda na pressão de descarga do compressor. Porém, devido à diminuição da vazão mássica de ar, a temperatura na entrada da turbina é aumentada.

Nesta situação, observa-se que a elevação da temperatura após o combustor ( $T_5$ ) e da razão combustível ar ( $R_{comb-ar}$ ) influenciariam no aumento de emissões pelo modelo de Bakken e Skogly, conforme equação (6.12). No mesmo modelo de previsão, a redução da pressão na descarga do compressor ( $P_3$ ) contribuiria com a diminuição das emissões.

Por outro lado, para esta mesma situação, o modelo do Comitê Americano de Tecnologias Aeronáuticas, representado nas equações (6.6), (6.7) e (6.8), seria impactado apenas com a diminuição da pressão ( $P_4$ ) e temperatura ( $T_4$ ) na entrada da câmara de combustão, o que reduziria o nível de emissões.

Conforme exposto, os modelos de previsão de emissões de NOx apresentados foram construídos com base na correlação de dados experimentais para casos específicos de turbinas e de condições operacionais distintas. Assim, para que um modelo de previsão de emissões seja utilizado na estratégia MPC, seria necessário possuir um modelo calibrado para a turbina a gás específica. No presente trabalho, os modelos são aplicados para investigar a capacidade de o controlador conduzir a turbina a gás para um ponto operacional de menor nível de emissões de NOx. Os resultados são apresentados no próximo capítulo.

## 7 RESULTADOS E DISCUSSÕES

No presente capítulo são apresentados os resultados para os problemas de controle e otimização de turbinas a gás delineados no Capítulo 3, por meio da aplicação da estratégia de controle MPC descrita no Capítulo 4, utilizando os modelos expostos nos Capítulos 5 e 6.

Os resultados deste capítulo foram obtidos com uso do algoritmo de otimização de Evolução Diferenciada. Na seção 7.7 avalia-se o emprego de outros algoritmos. Parte desses resultados foram publicados em Pires *et al.* [152] e Pires *et al.* [153]. Os parâmetros utilizados para cada seção deste capítulo encontram-se no Apêndice A.

### 7.1 Análise do Sistema de Controle

Inicialmente, o comportamento dinâmico e a capacidade de o controlador transferir o sistema de um estado inicial para um novo estado foram analisados sob cenários de alterações sucessivas de carga ou do ponto de ajuste da rotação. Esta verificação foi realizada para o controle da rotação, manipulando-se a vazão de combustível e possui o objetivo de examinar a influência dos parâmetros de controle no comportamento dinâmico de resposta às perturbações.

#### 7.1.1 *Oscilações na Carga*

O desempenho do sistema de controle é analisado por meio da alteração dos métodos de geração da população inicial e da variação do horizonte de previsão ( $N_2$ ). A partir deste ponto do trabalho, associam-se, respectivamente, os códigos RF-1, RF-2, RF-3 e RF-4 às quatro regras de formação da população inicial, descritas pelas equações (4.22) (livre), (4.23) (reta), (4.24) (polinômio com derivada nula em  $N_2$ ) e (4.25) (polinômio com derivada nula no instante inicial). Após a escolha de uma regra de formação para utilização no controlador, novos resultados são obtidos expandindo-se o horizonte de previsão ( $N_2$ ).

Nesta verificação, observa-se o desempenho do sistema de controle quando a turbina a gás é submetida a repetidas oscilações do tipo degrau, variando o valor da carga em 5% a partir da condição base de 107 MW, conforme Figura 7.1.

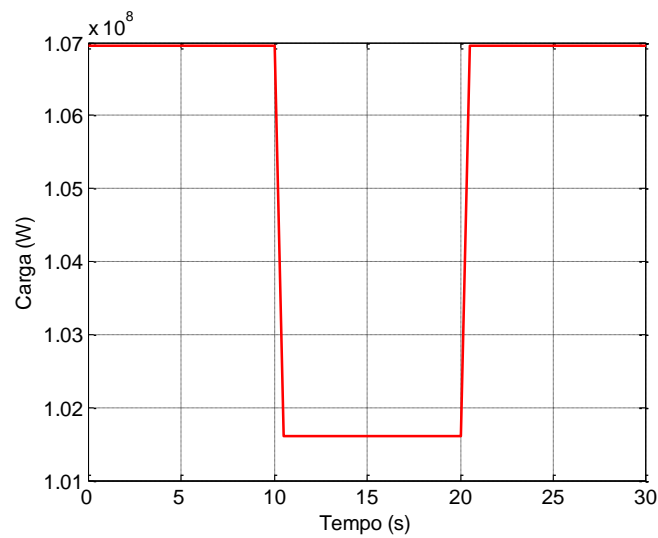
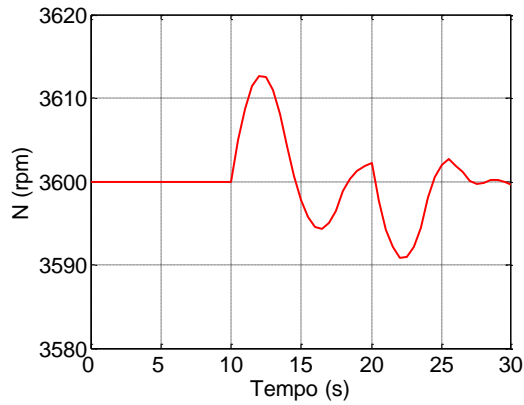


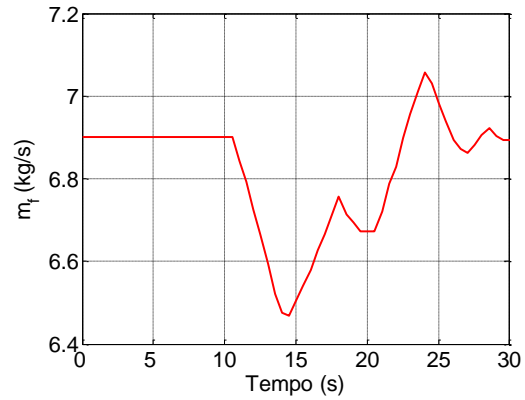
Figura 7.1 - Oscilações na carga em degraus.

Embora essa diferença na carga da turbina seja pequena para a situação de queda real, é um valor significativo para situação de aumento de carga, dado que taxas de elevação de carga para turbinas deste porte possuem ordem de grandeza de 10 MW/min [154]. Quanto a quedas de carga mais significativas, resultados para simulações específicas serão discutidos mais adiante neste capítulo.

Inicialmente, será considerada a turbina operando em regime permanente, em carga base, com vazão mássica de 6,9 kg/s e rotação de 3600 rpm. Devido às oscilações de carga (Figura 7.1), o sistema de controle MPC manipula a vazão mássica para manter a rotação próxima a 3600 rpm. O resultado do controle utilizando a regra RF-1 é apresentado na Figura 7.2.



(a) Variável controlada:  $N$ .

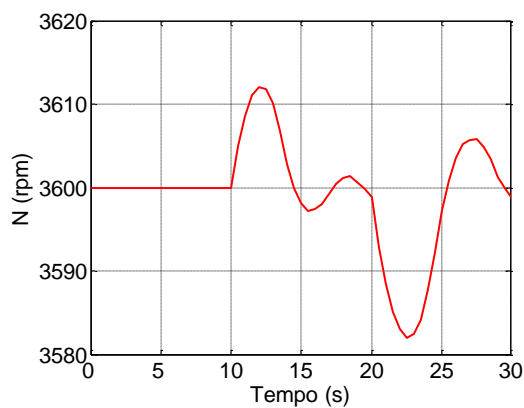


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

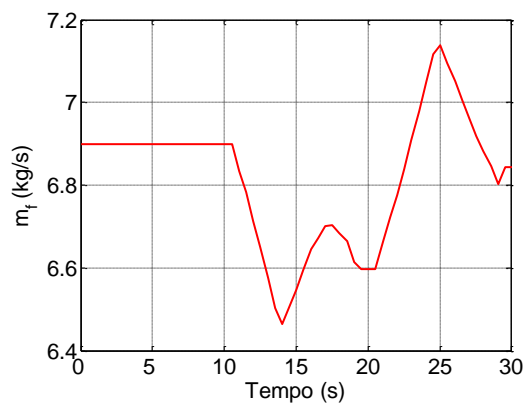
Figura 7.2 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-1).

Com a queda de carga imposta na marca de tempo de 10 segundos, há uma imediata elevação da rotação do compressor, que atinge 3613 rpm. A fim de fazer com que a rotação retorne ao valor ajustado de 3600 rpm, o controlador reduz a vazão mássica de combustível. Antes que o controlador pudesse estabilizar a turbina na rotação de 3600 rpm, ocorre uma elevação da carga na marca de tempo de 20 segundos. Com o aumento da carga, há uma queda na rotação e o controlador eleva a vazão de combustível para recuperar a rotação a 3600 rpm.

As Figuras 7.3, 7.4 e 7.5 mostram a resposta dinâmica do sistema controlado utilizando as regras RF-2, RF-3 e RF-4, respectivamente.

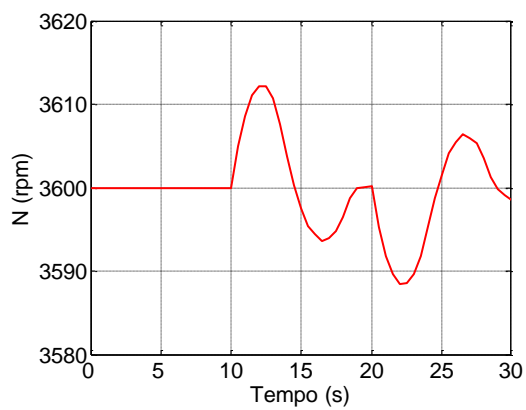


(a) Variável controlada:  $N$ .

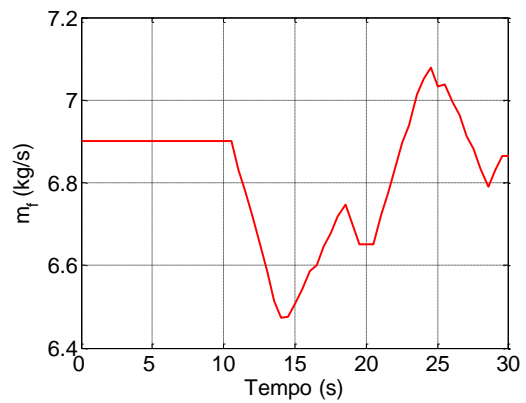


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.3 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-2).

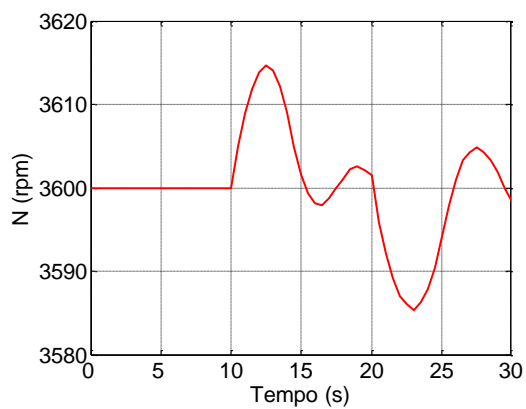


(a) Variável controlada:  $N$ .

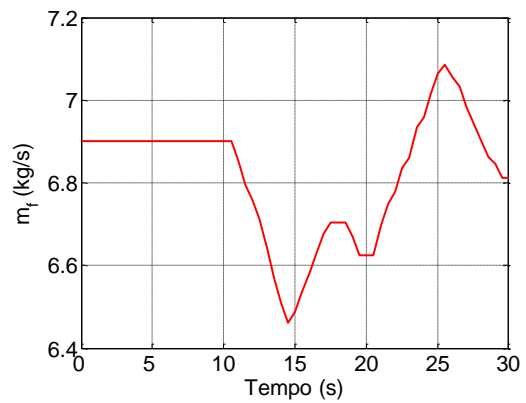


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.4 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-3).



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.5 - Resposta à oscilação degrau na carga (RF-4).

Todas as regras de formação são suficientes para controlar o processo e há pouca diferença entre os resultados, como ilustrado pela Figura 7.6, que consolida todos os resultados.

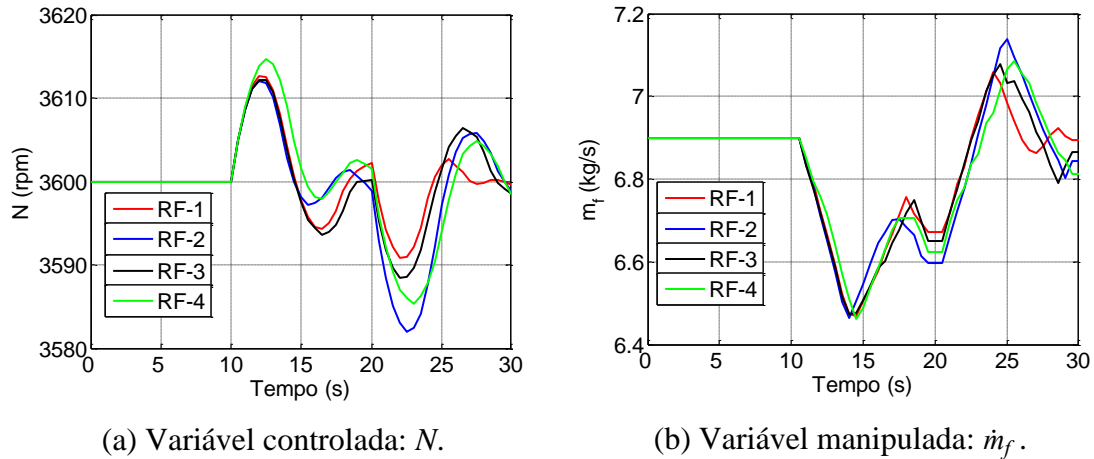
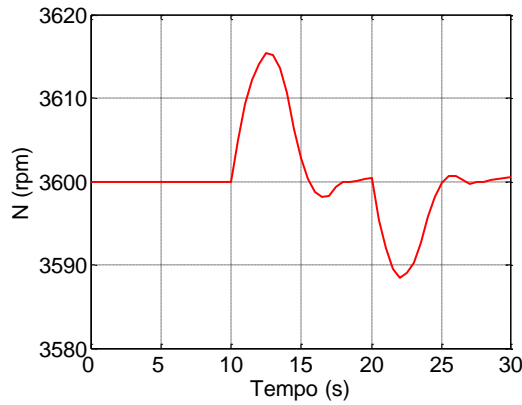


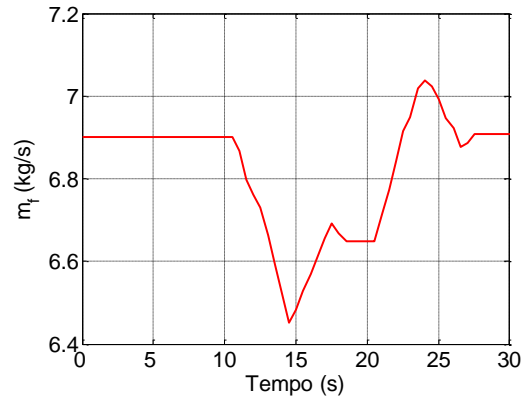
Figura 7.6 - Resultado consolidado para variação da regra de formação.

A manipulação da vazão mássica por RF-1 forneceu uma resposta da rotação de menor amplitude entre as regras de formação (Figura 7.6). Para a RF-2, é possível observar a relação entre o perfil da curva de manipulação da vazão mássica (Figura 7.3.b) e a função base utilizada (uma reta). No caso das regras RF-3 e RF-4, que utilizam polinômios como função base, as Figuras 7.4.b e 7.5.b mostram que a modulação da vazão mássica se afasta do perfil retilíneo, sendo o afastamento maior para a RF-4, cuja função base polinomial tem derivada nula no instante inicial. A manipulação da vazão mássica pelas regras RF-2 e RF-4 acarretou uma amplitude maior na rotação (Figura 7.6). Dessa forma, entende-se que a regra RF-4 tenha tido o pior resultado. Como o controlador deve ser capaz de prevenir a sobrevelocidade do eixo, entende-se que as regras RF-1 e RF-3 são mais favoráveis à segurança. Para a RF-1, por gerar inicialmente uma população com indivíduos aleatórios, o processo de otimização em busca de um ponto ótimo teve custo maior do que a RF-3. Durante o tempo de atuação do controlador, a regra RF-1 necessitou calcular 1232 vezes a função objetivo, enquanto a regra RF-3 calculou a função 1176 vezes. Assim, optou-se pelo uso de RF-3 no controlador MPC.

A seguir, demonstra-se a influência da modificação do horizonte de previsão. Os resultados anteriores foram obtidos para  $N_2 = 2$ . Com a turbina partindo da mesma condição operacional anterior, a Figura 7.7 apresenta o resultado da resposta do sistema às mesmas perturbações na carga da Figura 7.1, quando o controlador é parametrizado com  $N_2 = 3$ .



(a) Variável controlada:  $N$ .

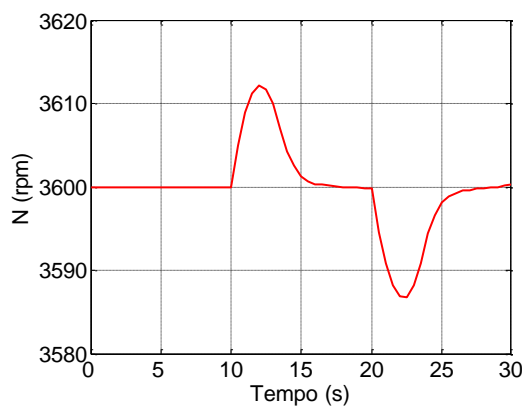


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

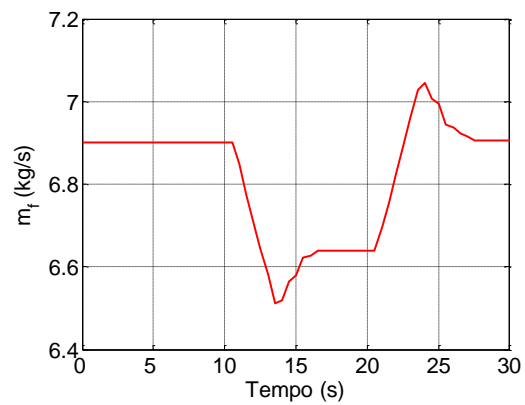
Figura 7.7 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 3$ ).

Nota-se que, em comparação com o resultado obtido com horizonte de previsão menor (Figura 7.4), para  $N_2 = 3$  (Figura 7.7) houve redução das oscilações da variável controlada. Isto significa que o controlador foi capaz de levar a rotação para 3600 rpm de forma mais rápida.

As Figuras 7.8 e 7.9 apresentam os resultados quando se adotam os valores maiores para o horizonte,  $N_2 = 4$  e  $N_2 = 5$ , respectivamente.



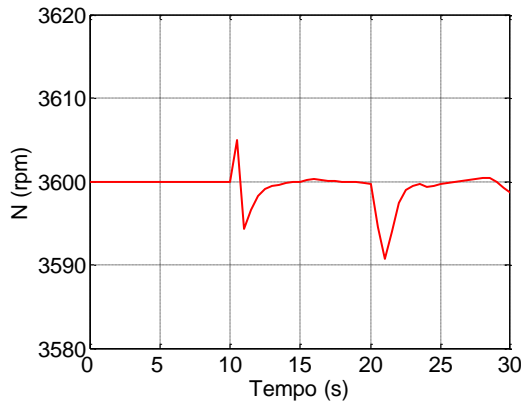
(a) Variável controlada:  $N$ .



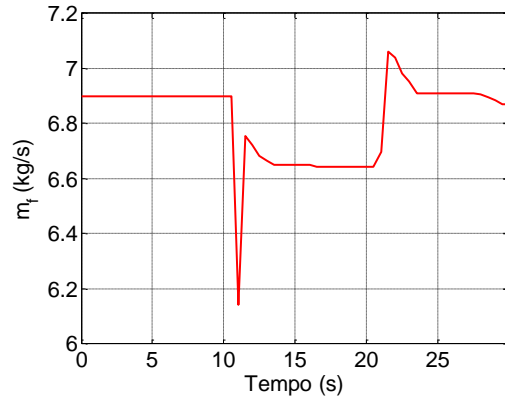
(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.8 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 4$ ).





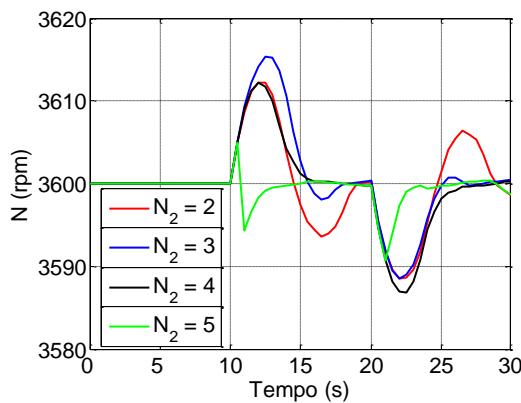
(a) Variável controlada:  $N$ .



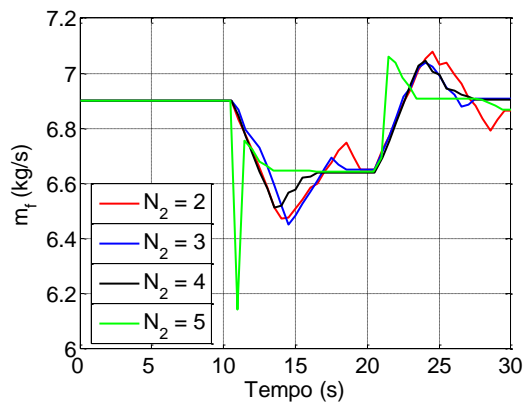
(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.9 - Resposta à perturbação degrau na carga ( $N_2 = 5$ ).

A Figura 7.10 ilustra o resultado consolidado para a variação do horizonte de previsão.



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.10 - Resultado consolidado para variação do horizonte de previsão.

É possível concluir que a amplitude alcançada pela rotação é menor à medida que o horizonte de previsão é expandido. Este comportamento era esperado, uma vez que o controlador obtém uma lei de controle (vazão mássica) que minimiza a saída (rotação) em um horizonte maior. O efeito é a manipulação da vazão mais acentuada, conforme se observa pela Figura 7.9.b ( $N_2 = 5$ ). O horizonte de controle  $N_2 = 4$  conseguiu controlar a rotação em período de tempo adequado, com manipulação da vazão mássica sem oscilações bruscas, como a obtida no caso de  $N_2 = 5$ . Assim, o valor de  $N_2 = 4$  foi escolhido como parâmetro do controlador MPC.

### 7.1.2 Alteração de Ponto de Ajuste (Setpoint)

Nesta seção, o desempenho do sistema de controle é analisado por meio do emprego dos conceitos de aproximação da trajetória de referência e de suboptimalidade, pela variação dos parâmetros  $\theta$  e  $s$  presentes nas equações (4.3) e (4.31), respectivamente. Primeiramente, são mostrados os resultados para diferentes valores de  $\theta$ . Após a escolha do parâmetro  $\theta$  para utilização no controlador, novos resultados são obtidos alterando-se o parâmetro  $s$ .

Para aplicações em máquinas impelidas por eixo, como propulsão marítima ou transporte de óleo e gás, uma turbina deve ter a capacidade de operar em velocidade contínua, mas dentro de uma faixa de velocidade. Assim, o controlador é avaliado sob um cenário de alterações do *setpoint* da velocidade da turbina a gás, conforme Figura 7.11.

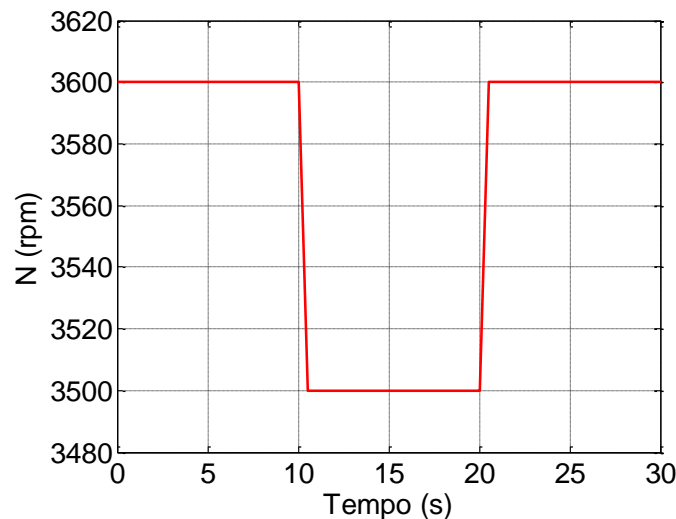
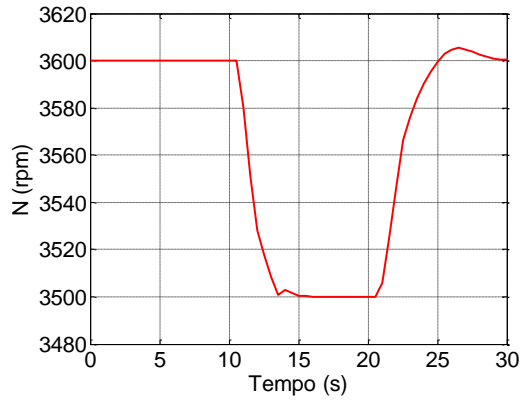
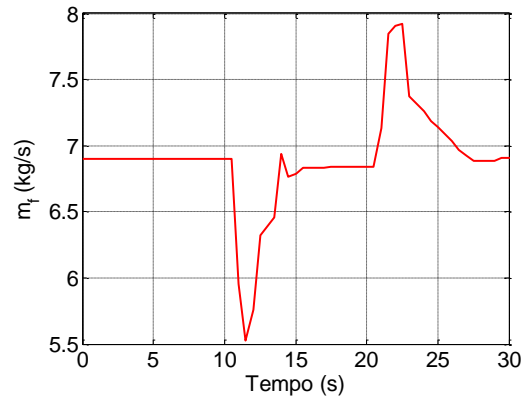


Figura 7.11 - Alterações do ponto de ajuste da rotação.

Inicialmente, a turbina é colocada para operar em regime permanente, em carga base, com vazão mássica de 6,9 kg/s e rotação de 3600 rpm. Com a alteração do *setpoint* da rotação para 3500 rpm (Figura 7.11), o controlador manipula a vazão mássica para ajustar a rotação. O resultado obtido pelo sistema de controle sem uso de aproximação ( $\theta = 0$ ) é apresentado na Figura 7.12.



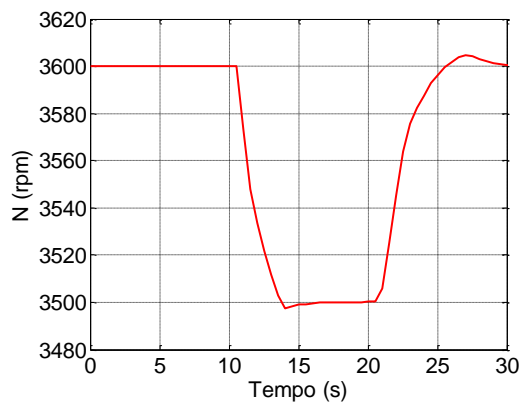
(a) Variável controlada:  $N$ .



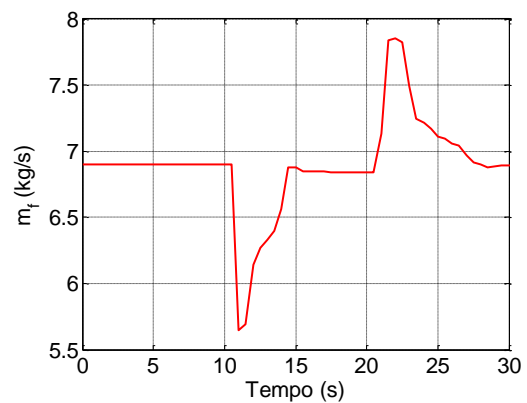
(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.12 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $\theta = 0$ ).

As Figuras 7.13, 7.14, 7.15 apresentam os resultados para  $\theta = 0,35$ ;  $\theta = 0,50$  e  $\theta = 0,75$ , respectivamente.

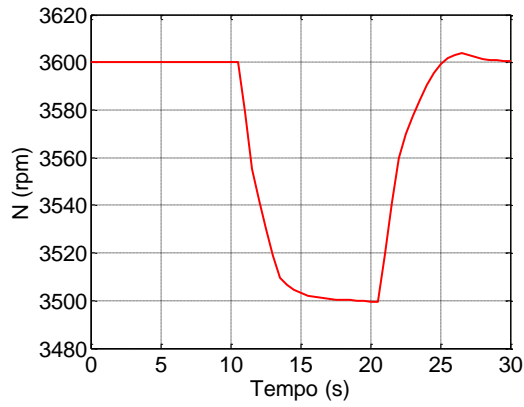


(a) Variável controlada:  $N$ .

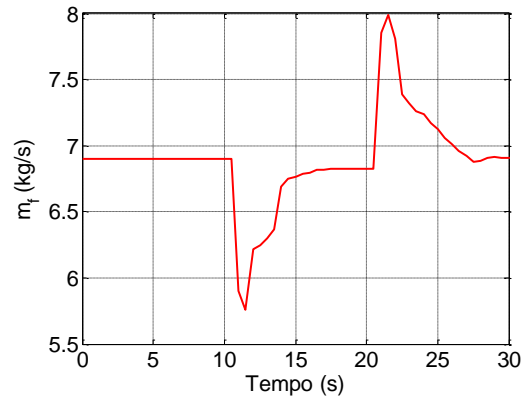


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.13 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $\theta = 0,35$ ).

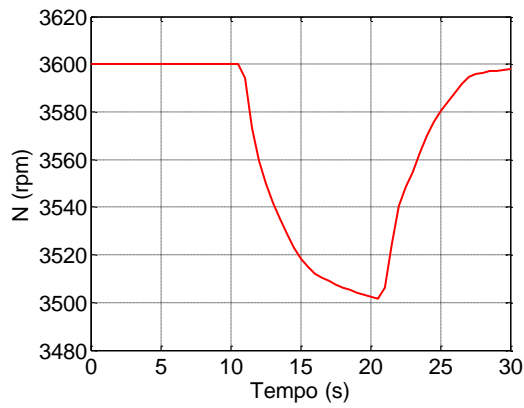


(a) Variável controlada:  $N$ .

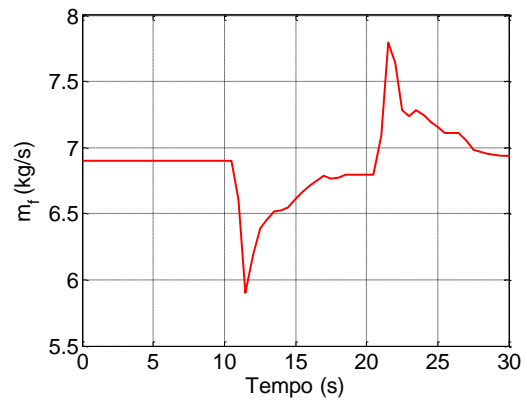


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.14 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $\theta = 0,50$ ).



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.15 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $\theta = 0,75$ ).

A Figura 7.16 apresenta o resultado consolidado para a variação do valor de valor de  $\theta$ .

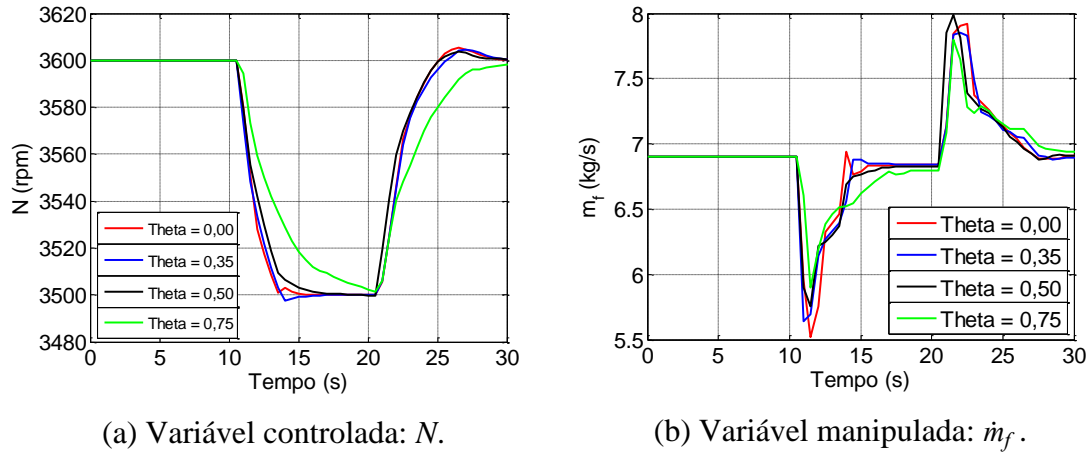


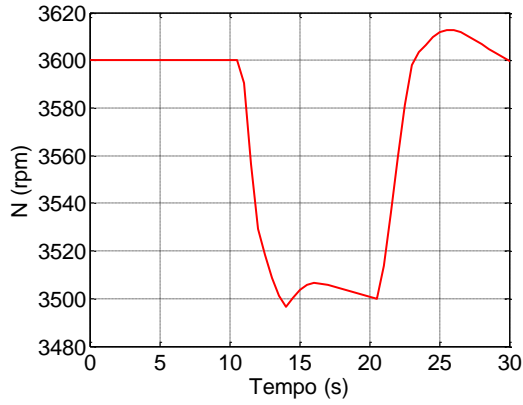
Figura 7.16 - Resultado consolidado para variação do valor de  $\theta$ .

Quanto maior o valor de  $\theta$ , mais suave é a aproximação da trajetória de referência  $w$ . Logo, conforme esperado, quanto maior o valor de  $\theta$ , maior é o tempo transcorrido para que a rotação atinja o seu novo ponto de ajuste. Conforme mostrado na Figura 7.15.a, quando  $\theta$  vale 0,75, a rotação não chega a atingir o valor nominal de 3500 rpm quando um novo *setpoint* de 3600 rpm é designado na marca de tempo de 20 segundos.

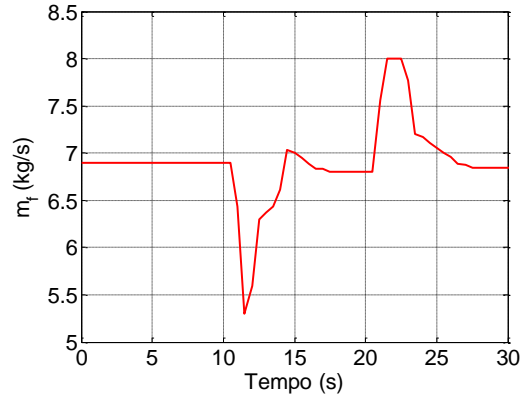
Embora o tempo seja maior para que a rotação chegue ao novo valor nominal, há uma diminuição no esforço de controle. Conforme Figura 7.12.b, nota-se que para  $\theta = 0$ , a variável manipulada é reduzida a um valor próximo a 5,5 kg/s. A medida que o valor de  $\theta$  é elevado, o valor mínimo da variável manipulada também aumenta.

Considerando esse balanço entre tempo transcorrido para atingir o *setpoint* e esforço de controle, entende-se que o valor de  $\theta = 0,35$  é o valor mais adequado e passa a ser adotado no sistema de controle para obtenção dos próximos resultados.

O resultado da Figura 7.13 foi obtido sem utilizar o conceito de suboptimalidade ( $s = 0$ ). As Figuras 7.17 e 7.18 ilustram resultados variando-se o parâmetro  $s$ , nos valores de 0,5 e 1,0, respectivamente.

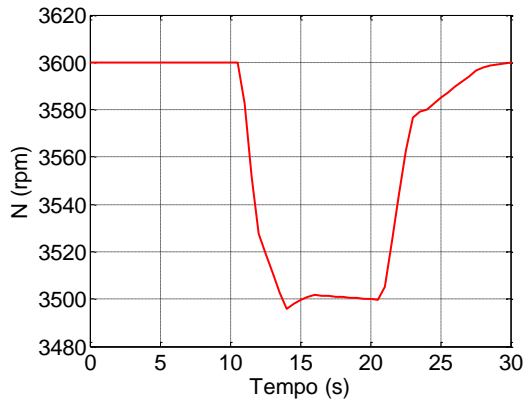


(a) Variável controlada:  $N$ .

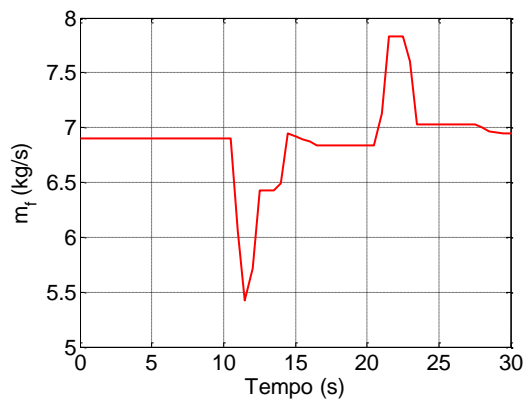


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.17 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $s = 0,5$ ).



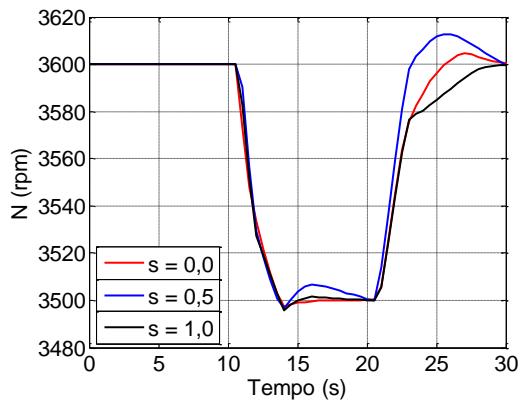
(a) Variável controlada:  $N$ .



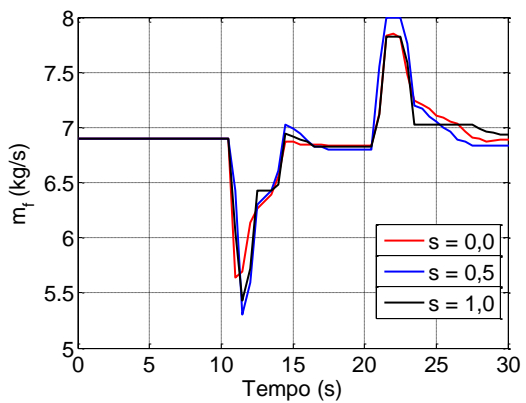
(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.18 - Resposta à alteração de *setpoint* ( $s = 1,0$ ).

A Figura 7.19 ilustra o resultado consolidado para a variação do valor de  $s$ .



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.19 - Resultado consolidado para variação do valor de  $s$ .

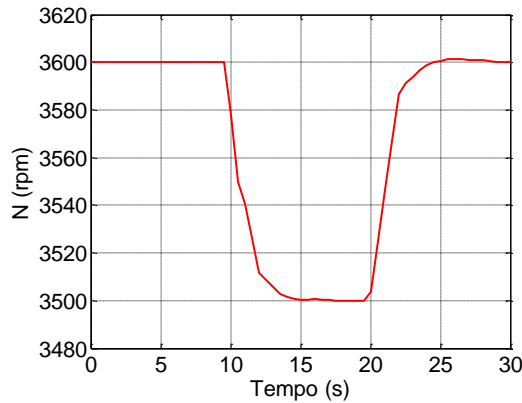
Da Figura 7.18.a, observa-se que entre as marcas de tempo de 20 e 25 segundos, a velocidade de elevação de  $N$  é reduzida. Neste mesmo período de tempo, nota-se pela Figura 7.18.b, que a variável manipulada passou a ficar constante. Este é o efeito da suboptimalidade. Quando o controlador obtém uma lei de controle tal que a aproximação da variável controlada (rotação) da sua referência (*setpoint*) é significativa em relação ao passo anterior, conforme equação (4.31), então o processo de otimização pode ser encerrado. Na situação ilustrada pela Figura 7.18.b, a partir da marca de 23 segundos o controlador previu que mantendo a variável manipulada constante, a rotação continuaria a se aproximar da sua referência.

Embora o tempo transcorrido para que a rotação atinja seu novo ponto de referência aumente quando o parâmetro  $s$  é elevado, o custo computacional para o controlador é menor, visto que o processo de otimização pode ser encerrado com maior brevidade.

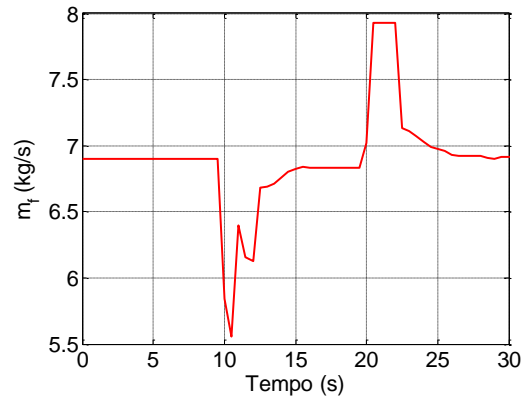
Considerando o balanço entre tempo transcorrido para atingir o *setpoint* e custo computacional, o valor de  $s = 0,5$  foi adotado como o valor mais adequado e passa a ser utilizado no controlador para obtenção dos próximos resultados.

Os próximos resultados são obtidos com todos os parâmetros escolhidos até este ponto do trabalho, conforme tabelas do Apêndice A.

Uma característica antecipatória do MPC pode ser explorada quando o controlador conhece *a priori* a mudança da trajetória de referência. Neste caso, o controlador pode contabilizar o afastamento da saída estimada em relação à nova referência futura. Os resultados anteriores foram obtidos de forma que o controlador não utilizasse a informação futura de mudança de *setpoint* no cálculo da estimativa da rotação dentro do horizonte de previsão. A figura a seguir ilustra o resultado para uma situação em que o controlador tem conhecimento da alteração da referência antes que ela ocorra.



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.20 - Resposta à alteração de *setpoint* (antecipação).

A Figura 7.20.b ilustra que a vazão mássica foi reduzida antes da marca de tempo de 10 s, momento em que a alteração de *setpoint* é aplicada. Em comparação com a Figura 7.17.a, cujo resultado foi obtido com os mesmos parâmetros do controlador, nota-se pela Figura 7.20.a que a ação antecipada do controlador melhorou as oscilações na rotação.

Os resultados a seguir são obtidos sem esta característica antecipatória do controlador, ou seja, o MPC toma conhecimento da perturbação após a sua ocorrência.

## 7.2 Resultados do Problema de Controle de Rotação por MPC

Durante a operação da turbina, é possível que ocorra uma rejeição de carga parcial. Avellar [11] apresentou dados de operação de uma turbina a gás instalada na geração de energia em uma usina termelétrica, a qual teve cerca de 50% da sua carga rejeitada no momento em que um raio atingiu a linha de transmissão ligada à usina. Como visto na seção 3.6, esta desconexão pode ser total, além do fato da rejeição de carga ser um teste do sistema de controle por ocasião do comissionamento de uma turbina a gás.

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos para situações de queda de 50 % da carga e de rejeição total de carga.

### 7.2.1 Queda de 50% na Carga

Conforme Figura 7.21, neste cenário a carga sofre uma queda abrupta de 50 % na marca de tempo de 10 s. Antes dos 10 s, a turbina opera em regime permanente, em carga base, com vazão mássica de 6,9 kg/s e rotação de 3600 rpm.



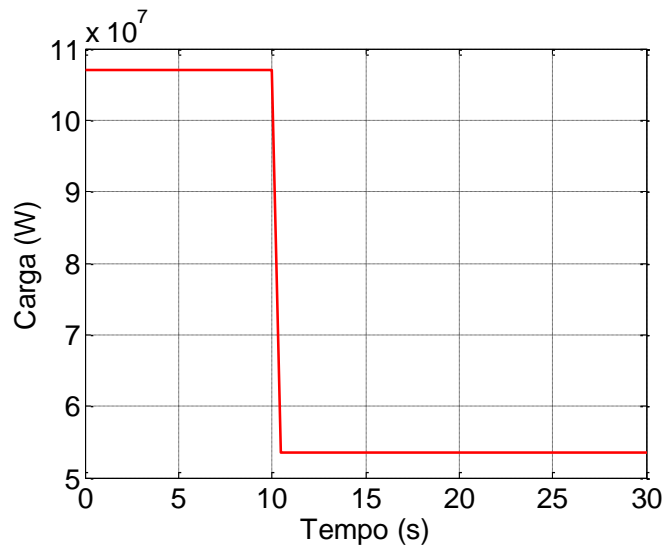


Figura 7.21 - Queda de 50% da carga.

A Figura 7.22 apresenta a resposta dinâmica da turbina a gás em malha aberta, ou seja, caso nenhuma ação fosse tomada após uma queda de carga.

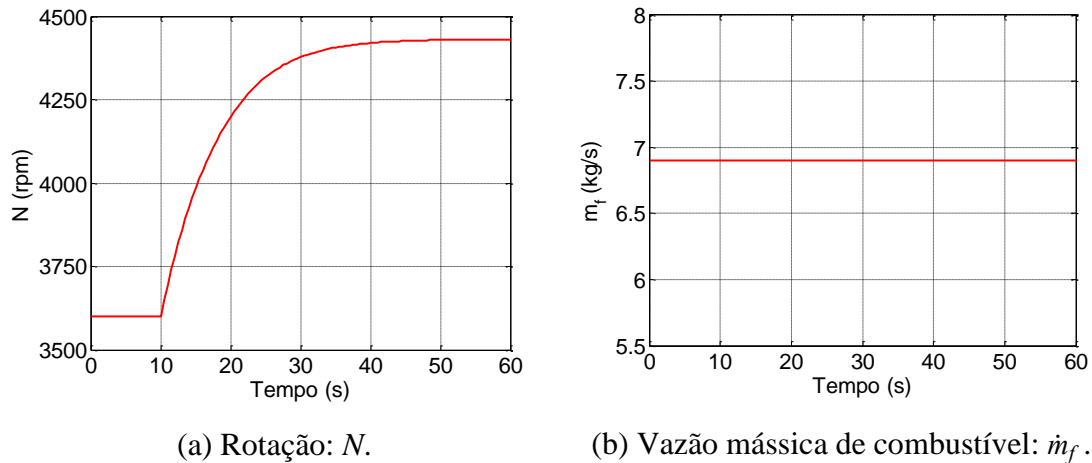
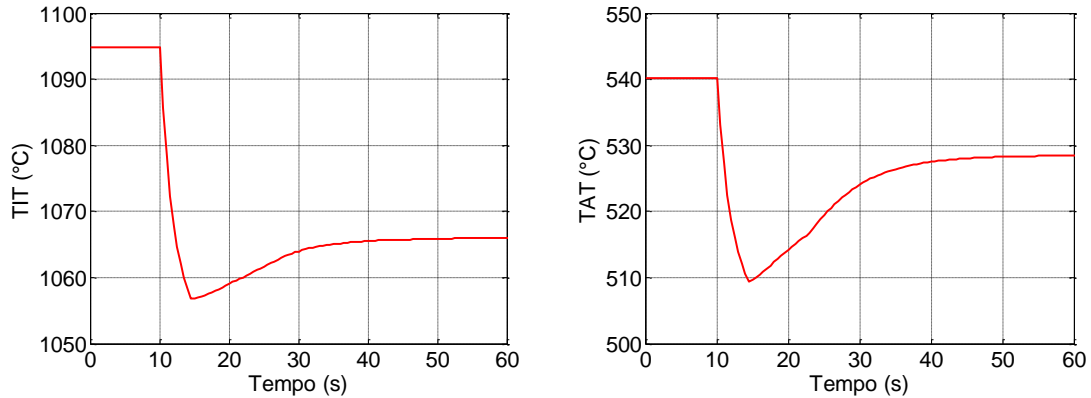


Figura 7.22 - Resposta em malha aberta para queda de 50 % da carga:  $N$  e  $\dot{m}_f$ .

A Figura 7.22 mostra que quando a carga foi reduzida pela metade, mantida a mesma vazão de combustível, a rotação se elevou e estabilizou em 4430 rpm, excedendo o valor de 3960 rpm, 10 % do valor nominal, critério de aceitação para o teste de rejeição de carga [111]. Neste cenário, o sistema de segurança da turbina efetuaria o desligamento de emergência devido à sobrevelocidade.

A Figura 7.23 apresenta a evolução das temperaturas na entrada (*TIT*) e saída (*TAT*) da turbina para o mesmo cenário, no qual o controlador não atua.



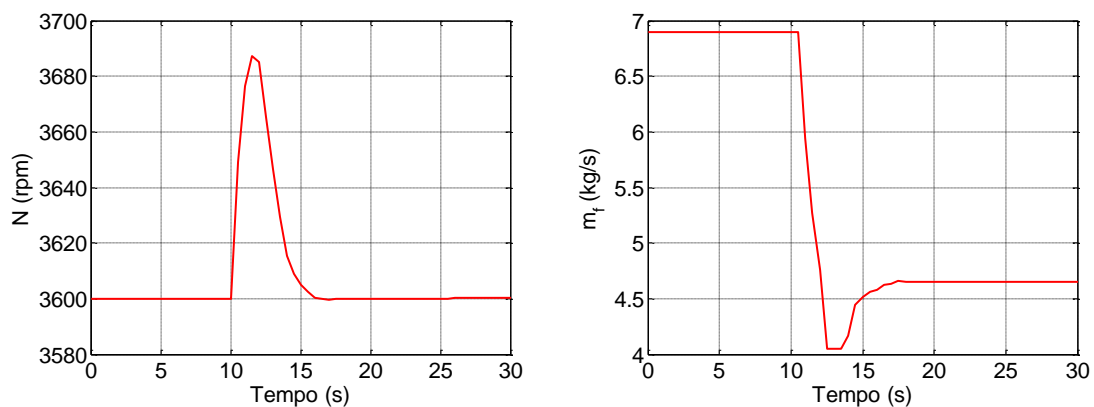
(a) Temperatura na entrada da turbina.

(b) Temperatura após a turbina.

Figura 7.23 - Resposta em malha aberta para queda de 50 % da carga: *TIT* e *TAT*.

Ambas as temperaturas, *TIT* e *TAT*, reduzem e estabilizam, respectivamente, nos valores de 1066 °C e 528 °C.

Para a mesma queda de 50 % da carga ilustrada na Figura 7.21, a Figura 7.24 apresenta a resposta obtida com atuação do MPC na manipulação da vazão de combustível para controlar a rotação.



(a) Variável controlada: *N*.

(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.24 - Resposta à queda de 50 % da carga (MPC: *N*).

A Figura 7.24 mostra que o controlador foi capaz de manter a rotação abaixo de 3700 rpm. Para tanto, a vazão mássica foi reduzida tendo sido mantida ao final no valor

de 4,65 kg/s. Após a queda da carga na marca de 10 s, a recuperação da rotação a 3600 rpm ocorreu no transcorrer de 7,5 s. A Figura 7.25 apresenta a evolução das temperaturas *TIT* e *TAT* quando o controlador atuou reduzindo a vazão mássica de combustível.

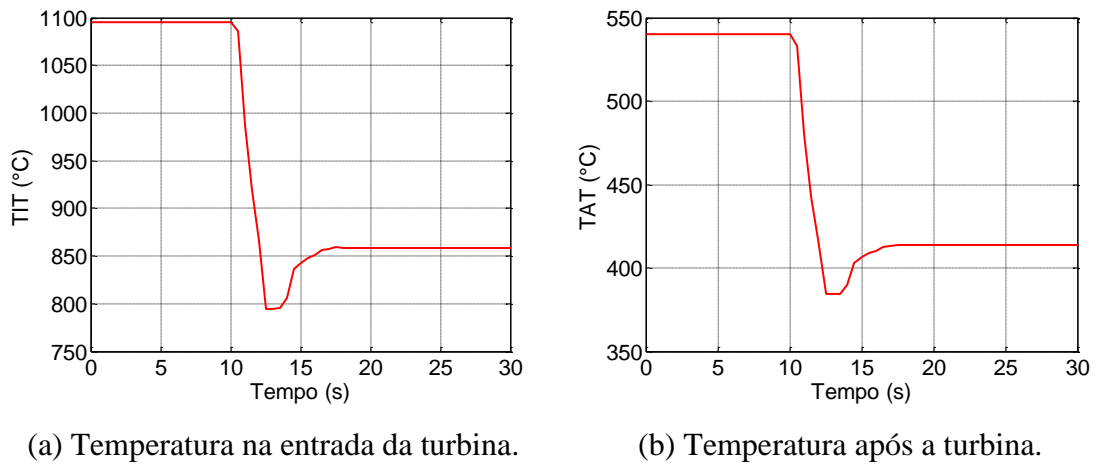


Figura 7.25 - Temperaturas na queda de 50% da carga (MPC: *N*).

Comparando a Figura 7.25 com a Figura 7.23, observa-se que a redução de combustível implicou a diminuição das temperaturas na entrada e saída da turbina, uma vez que a posição das VIGV foi mantida fixa.

### 7.2.2 Rejeição Total de Carga

Neste cenário, a turbina é submetida a um evento de rejeição total da carga, conforme Figura 7.26.

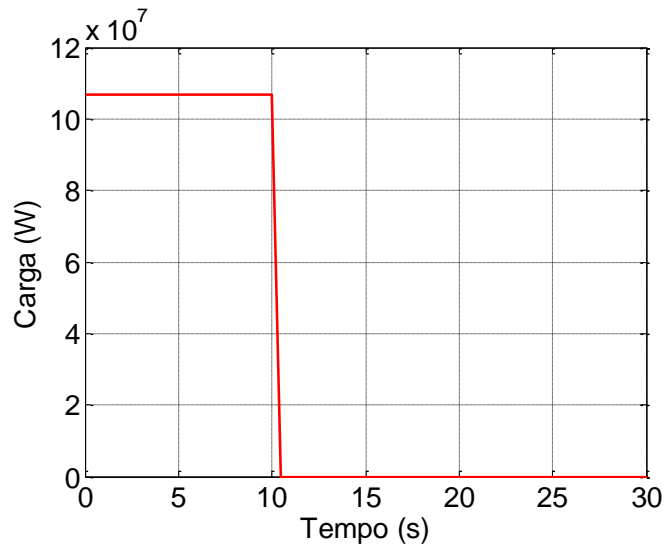


Figura 7.26 - Rejeição de carga.

A simulação parte da operação em regime permanente, carga base, 6,9 kg/s de vazão de combustível e 3600 rpm. A Figura 7.27 apresenta o comportamento da rotação caso não houvesse atuação do controlador.

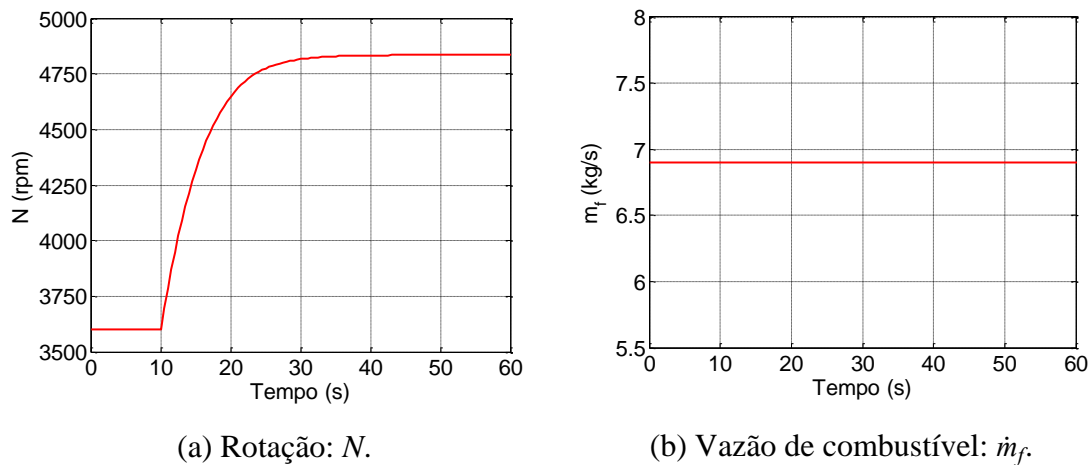
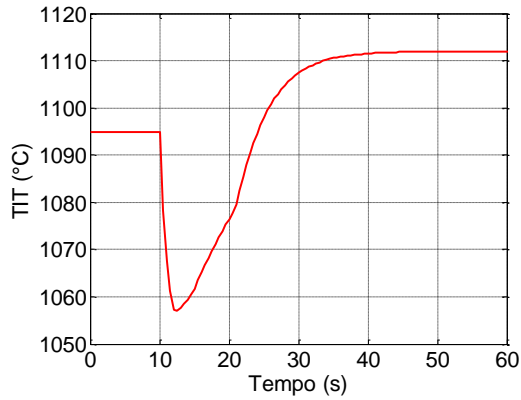
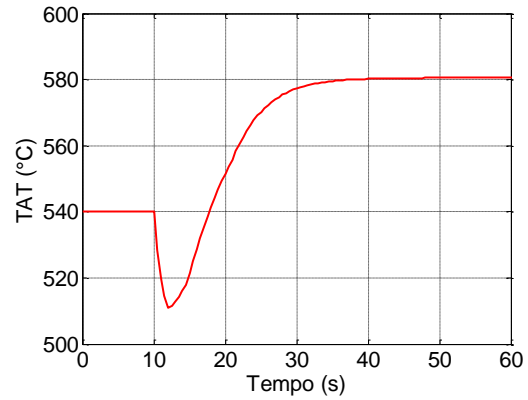


Figura 7.27 - Resposta em malha aberta para rejeição da carga:  $N$  e  $\dot{m}_f$ .

Caso a vazão de combustível fosse mantida constante, no evento de rejeição da carga a rotação da turbina se elevaria até 4835 rpm, 34,3 % acima do valor nominal. O controlador deve ser capaz de atender ao requisito de manter a rotação abaixo de 10 % do valor nominal para o cenário de rejeição da carga [111]. Neste cenário, sem controle, a Figura 7.28 apresenta o comportamento das temperaturas na entrada e saída da turbina.



(a) Temperatura na entrada da turbina.

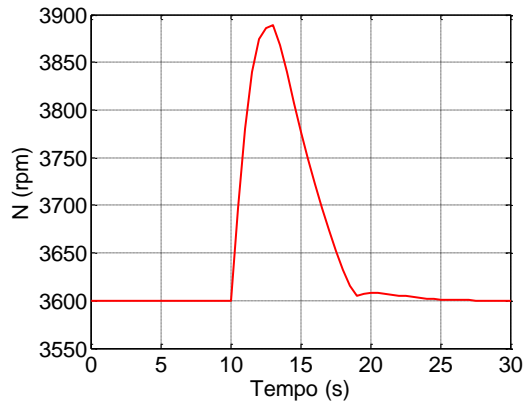


(b) Temperatura após a turbina.

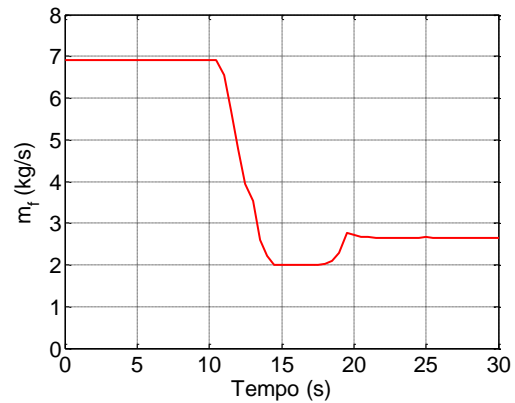
Figura 7.28 - Resposta em malha aberta para rejeição da carga: *TIT* e *TAT*.

As temperaturas atingem valores maiores do que aqueles da situação de queda de 50 % da carga (Figura 7.23). Observa-se que a *TIT* ainda permanece abaixo de 1200 °C, seu limite. Contudo, a posição das VIGV foi mantida constante na abertura de carga base. No compressor, a elevação da rotação do eixo é acompanhada do aumento da vazão mássica de ar, de 384,1 kg/s para 530,4 kg/s, e da razão de pressão, de 13,76 para 19,38, o que acarreta o aumento de temperatura na descarga do compressor. A diferença entre a *TIT* e na *TAT* diminui, mostrando que a expansão na turbina é reduzida. Em uma situação como essa, mantendo-se a vazão de combustível constante, o fechamento das VIGV causaria a violação da restrição de temperatura na entrada da turbina.

A Figura 7.29 apresenta o comportamento da turbina quando o controlador manipula a vazão mássica para evitar a sobrevelocidade.



(a) Variável controlada:  $N$ .

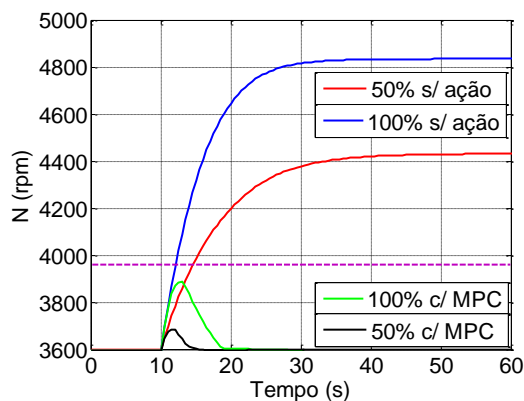


(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

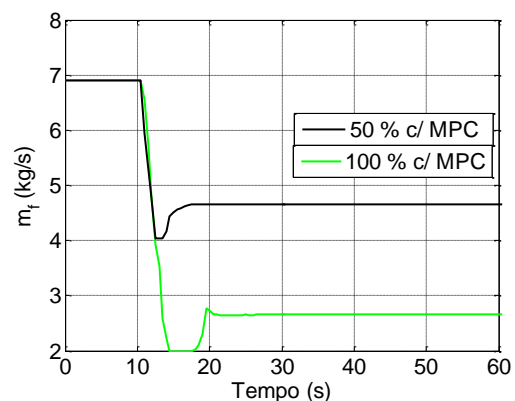
Figura 7.29 - Resposta à rejeição de plena carga (MPC:  $N$ ).

A rotação atinge o valor máximo de 3889 rpm, conforme a Figura 7.29.a. Observa-se na Figura 7.29.b, que o controlador manipula a vazão mássica de combustível até o seu limite inferior de 2 kg/s e mantém a vazão neste patamar a fim de reduzir a rotação para 3600 rpm. Em seguida, a vazão de combustível é elevada até o valor de 2,64 kg/s, estabilizando a operação da turbina em regime permanente novamente, a 3600 rpm.

A Figura 7.30 consolida os resultados obtidos para os cenários de queda de 50 % da carga e de rejeição total da carga, tanto quando há atuação do controlador quanto para o caso em que não há atuação do controlador. Na Figura 7.30.a, encontra-se demarcado o valor de 3960 rpm, 10 % do valor nominal, correspondente ao critério de aceitação para o teste de rejeição de carga [111].



(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .

Figura 7.30 - Resultado consolidado para controle da rotação com MPC.

Em comparação com o cenário de queda de 50 % da carga, observa-se que, no caso da rejeição da carga, a rotação atinge um valor máximo maior e uma vazão de combustível final menor.

O comportamento das temperaturas na entrada e saída da turbina com a rejeição da carga e a redução da vazão são apresentadas na Figura 7.31.

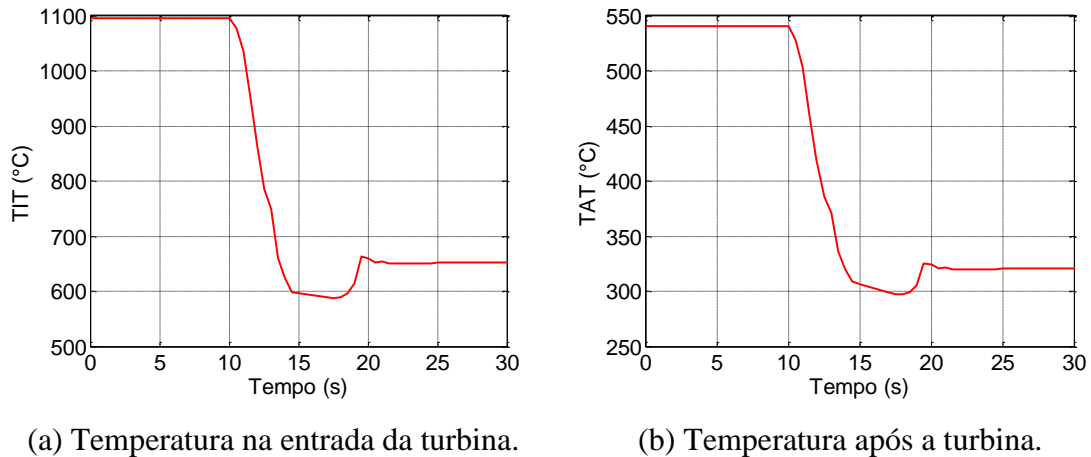


Figura 7.31 - Temperaturas na rejeição da carga (MPC: *N*).

Uma vez que a vazão de combustível foi reduzida a 2,64 kg/s, as temperaturas atingem valores menores do que aqueles da situação de queda de 50 % da carga (Figura 7.25).

Nesta seção, o MPC foi aplicado no controle da rotação, enquanto a temperatura na entrada da turbina não foi controlada. Contudo, o comportamento das temperaturas também é influenciado pelo posicionamento das pás diretoras móveis do compressor (VIGV), as quais foram mantidas com aberturas constantes, neste caso, no valor de carga base. A manipulação da VIGV altera a vazão mássica de ar e, portanto, sua manipulação pode ser usada para regular a temperatura quando em ciclo combinado. A seguir são apresentados os resultados para a resposta dinâmica da turbina a gás submetida a eventos de quedas na carga quando, além da rotação, a temperatura na descarga da turbina também é controlada.

### **7.3 Resultados do Problema de Controle de Rotação por MPC e Temperatura por PID**

Neste caso, adicionalmente ao controlador de rotação por MPC, a *TAT* é regulada por um controlador PID. Nesta estratégia de controle, o MPC obtém a lei de controle considerando a ação do controlador PID.

O controlador PID utilizado é uma funcionalidade inerente ao simulador e alcança o seu objetivo pela manipulação das VIGV. O ganho proporcional ( $K_p$ ), o tempo integral ( $\tau_i$ ) e o tempo derivativo ( $\tau_d$ ) do controlador PID já se encontravam definidos no simulador e seus respectivos valores estão no Apêndice A.

Nesta seção, os cenários de queda de 50% da carga e de rejeição da carga ocorrem da mesma forma prevista nas Figuras 7.21 e 7.26, respectivamente. Igualmente, a simulação inicia com a turbina a gás partindo da operação em regime permanente, em carga base e vazão de combustível de 6,9 kg/s. As referências de *N* e de *TAT* são 3600 rpm e 540 °C, respectivamente.

#### **7.3.1 Queda de 50% na Carga**

O cenário de queda de carga ao qual a turbina a gás é submetida é o mesmo da Figura 7.21. Até a marca de 10 s, quando a carga é reduzida abruptamente, a turbina operava em regime permanente, em carga base, com vazão mássica de 6,9 kg/s, rotação de 3600 rpm e *TAT* de 540 °C.

A Figura 7.32 apresenta a resposta obtida com atuação do MPC na manipulação da vazão de combustível para controlar a rotação e com o PID atuando no posicionamento das VIGV para controle de temperatura.



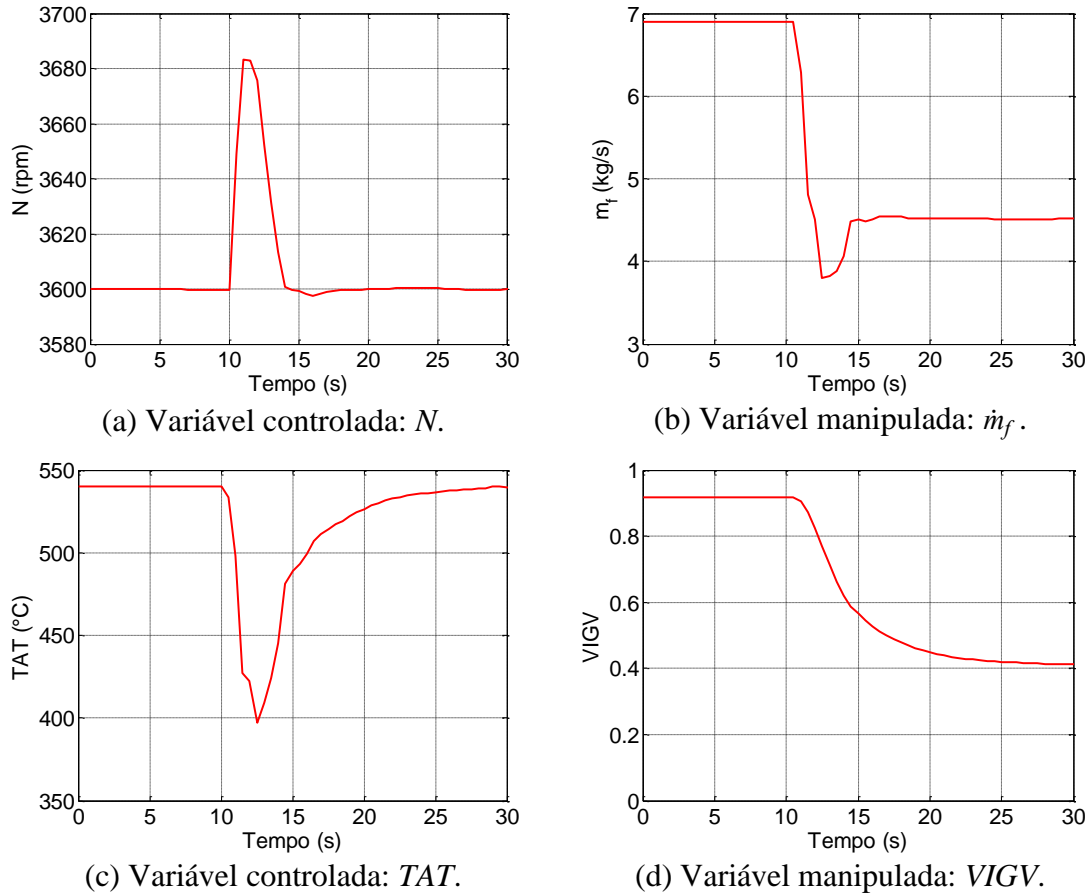


Figura 7.32 - Resposta à rejeição de 50% da carga:  $N$  por MPC e  $TAT$  por PID.

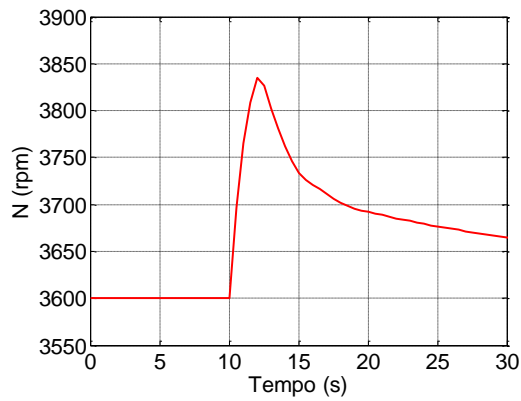
A Figura 7.32 ilustra que a estratégia de controle foi capaz de conduzir a rotação e a temperatura na descarga da turbina aos seus respectivos valores nominais, após evento de queda brusca da carga e mantida a operação em carga parcial de 50%. A rotação máxima atingida foi de 3683 rpm, similar àquela obtida quando a posição da VIGV foi mantida fixa (Figura 7.24).

O fechamento das VIGV da posição 0,92 de carga base para 0,41 permitiu o aumento da  $TAT$ . Na situação anterior, quando a posição das VIGV foi mantida fixa, a Figura 7.25.b mostra que a  $TAT$  havia estabilizado em 413 °C. Observa-se na Figura 7.32.e que a  $TAT$  foi elevada até 540 °C. Com o reposicionamento das VIGV, obteve-se um ponto operacional no qual a vazão mássica de combustível foi manipulada para 4,52 kg/s para manter a rotação a 3600 rpm. Comparando-se a Figura 7.32.b com a Figura 7.24.b, percebe-se que a vazão mássica de combustível foi manipulada para um valor menor do que na situação em que a posição das VIGV era fixa. Assim, é possível concluir que, para manter a rotação no valor nominal de 3600 rpm, se a posição das VIGV é

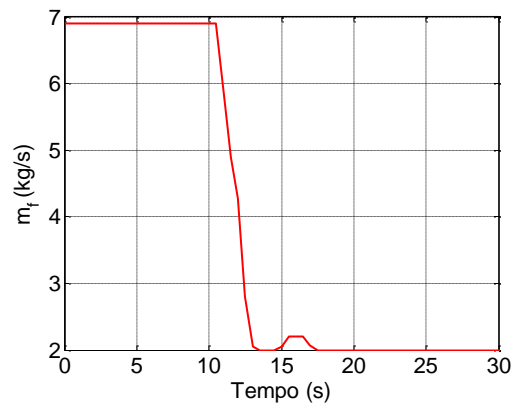
alterada, então a vazão mássica é modificada em atendimento aos balanços de massa e energia.

### 7.3.2 Rejeição Total de Carga

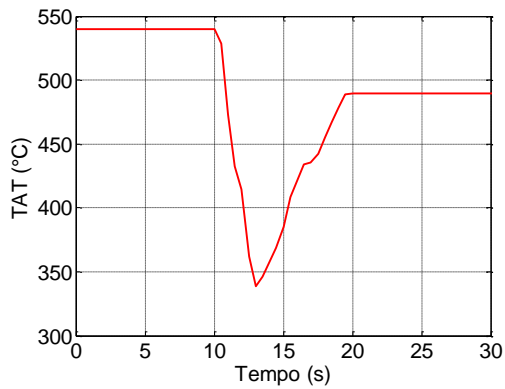
A Figura 7.33 apresenta o resultado da estratégia de controle de rotação por MPC e de temperatura por PID, para o cenário de rejeição da carga ilustrado na Figura 7.26.



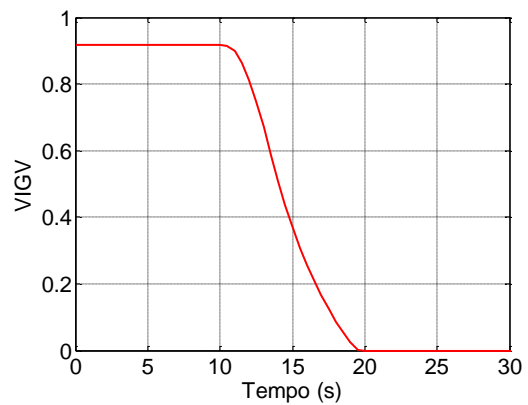
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Variável controlada:  $TAT$ .



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.33 - Resposta à rejeição da carga:  $N$  por MPC e  $TAT$  por PID.

A Figura 7.33 demonstra que a estratégia implementada foi capaz de prevenir que a rotação ultrapassasse 10 % do valor nominal, tendo atingido um valor máximo de 3835 rpm.

No entanto, neste cenário de rejeição da carga, observa-se que não foi possível retornar aos valores nominais da rotação e da temperatura após a turbina,

concomitantemente. Após a perda completa da carga, o valor máximo obtido da *TAT* com a posição mínima (valor zero, na Figura 7.33.d) das VIGV foi de 489 °C, quando a vazão mássica de combustível foi colocada em seu limite inferior de 2 kg/s para a redução da rotação. Ressalta-se que a posição mínima das VIGV não significa restrição completa da vazão mássica de ar. Para que a *TAT* fosse elevada, seria necessária maior a vazão mássica de combustível, o que acarretaria o aumento da rotação. Da mesma forma, para que a rotação fosse reduzida, a posição das VIGV deveria ser aumentada, o que acarretaria à diminuição da *TAT*.

Na Figura 7.33.a, percebe-se que a rotação ainda estava decrescendo na marca de tempo de 30 s. A Figura 7.34 apresenta a mesma simulação da Figura 7.33.a, porém em escala de tempo que ilustra a estabilização da rotação no valor de 3631 rpm.

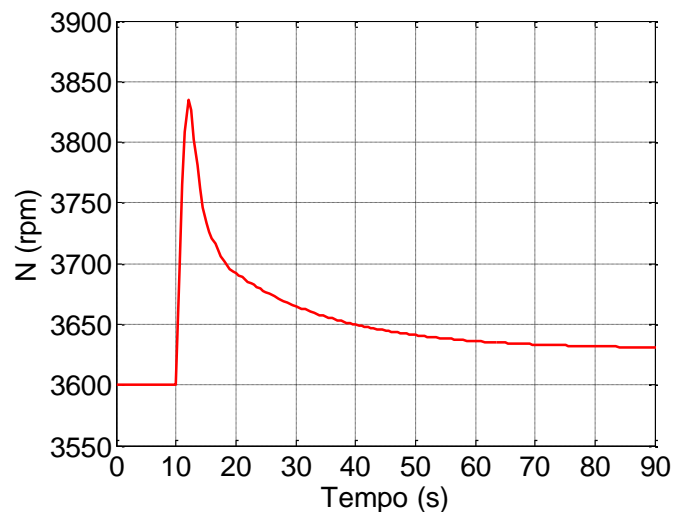
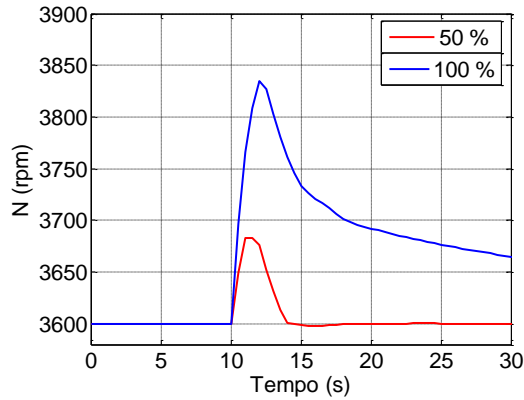
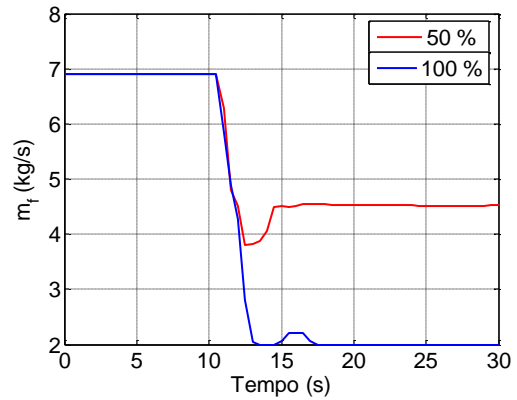


Figura 7.34 - Rotação após rejeição da carga:  $N$  por MPC e *TAT* por PID.

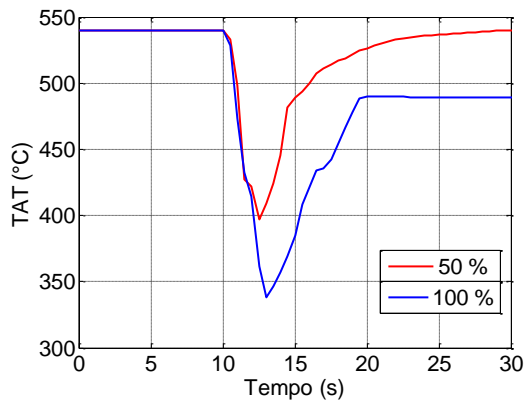
A Figura 7.35 apresenta os resultados consolidados do controle da rotação por MPC e da temperatura por PID.



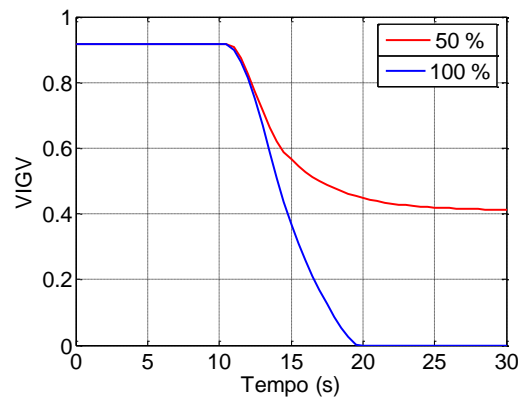
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Variável controlada:  $TAT$ .



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

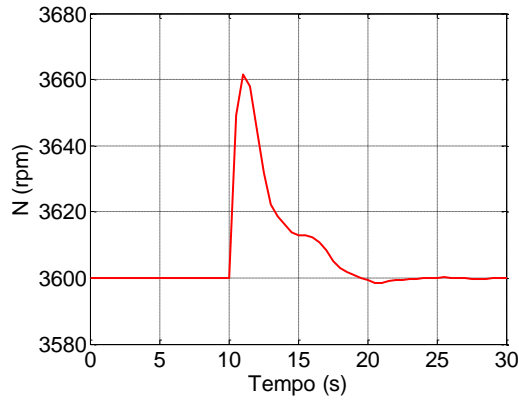
Figura 7.35 - Resultado consolidado para controle de  $N$  por MPC e  $TAT$  por PID.

## 7.4 Resultados do Problema de Controle de Rotação e Temperatura por MPC

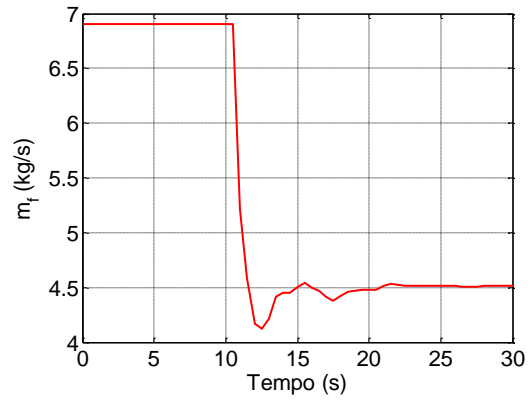
Nesta seção a operação da turbina a gás é controlada pelo MPC multivariável. Tanto a rotação, quanto a temperatura na descarga da turbina, ambas variáveis são controladas por uma malha única.

### 7.4.1 Queda de 50% na Carga

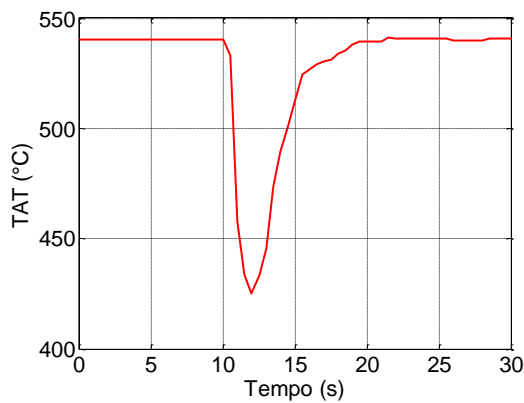
Novamente, a queda de carga é simulada como na Figura 7.21 e antes da marca de 10 s a turbina a gás operava em regime permanente, em carga base, com 6,9 kg/s de vazão mássica de combustível e temperatura de 540 °C após a turbina. A Figura 7.36 apresenta a resposta dinâmica neste evento de queda de carga.



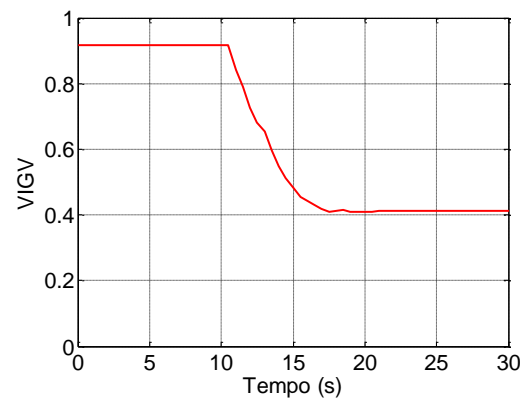
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Variável controlada:  $TAT$ .



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.36 - Resposta à queda de 50% da carga: MPC multivariável.

O controlador multivariável foi capaz de conduzir a rotação e a temperatura aos seus pontos de ajuste. O resultado apresentado na Figura 7.36 é similar ao da obtido Figura 7.32, quando  $TAT$  foi regulada por um controlador PID, porém algumas características do comportamento dinâmico de cada estratégia podem ser ressaltadas.

É possível observar que o valor máximo da rotação atingido no caso multivariável foi de 3662 rpm, menor do que o valor de 3683 rpm obtido com uso do controlador PID. No entanto, nota-se que a rotação foi reestabelecida mais rapidamente quando o MPC era responsável apenas pelo controle da velocidade (Figura 7.32). No caso multivariável, o MPC considera que a redução da vazão mássica de combustível diminui a  $TAT$ . Como no caso multivariável o MPC deve manter a  $TAT$  a 540 °C, percebe-se que o valor mínimo atingido pela vazão mássica não ultrapassa 4 kg/s (Figura 7.36.b), como ocorreu na Figura 7.32.b. Logo, para o MPC, a adição da responsabilidade de controlar a temperatura impacta o tempo de reestabelecimento da rotação.

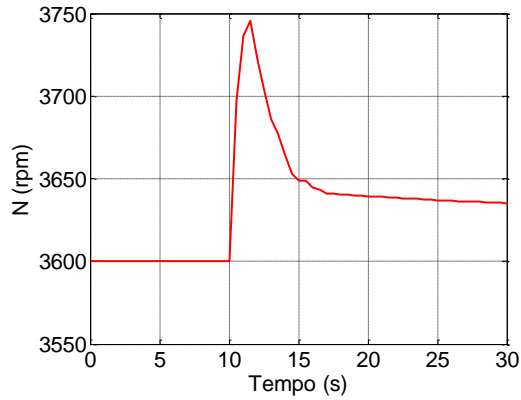
Nota-se ainda diferença no valor mínimo atingido pela *TAT*. No caso do controlador multivariável, a *TAT* não atingiu 400 °C (Figura 7.36.c), como ocorreu quando o controlador PID foi utilizado (Figura 7.32.c). Quanto ao tempo de reestabelecimento da temperatura, no caso multivariável o valor de 540 °C foi recuperado com maior rapidez. Esta celeridade tem relação com a manipulação da vazão mássica, conforme discutido anteriormente, mas também está relacionada com a velocidade de redução da posição das VIGV (Figura 7.36.d). Quando o controlador PID foi utilizado, a posição final das VIGV foi atingida próximo à marca de 25 s (Figura 7.32.d), e no caso multivariável foi atingida antes da marca de 20 s (Figura 7.36.c). Assim, no caso multivariável, a redução veloz da posição das VIGV, aliada ao modo de manipulação da vazão mássica, acarretou o reestabelecimento mais rápido da *TAT*.

#### 7.4.2 Rejeição Total de Carga

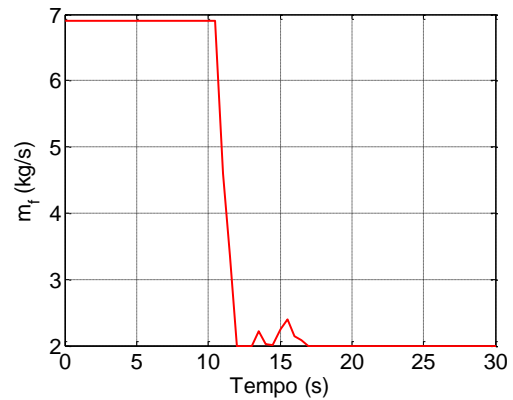
A rejeição da carga é simulada conforme a Figura 7.26.

A rejeição é imposta quando a turbina a gás opera em regime permanente, em carga base, com 6,9 kg/s de vazão mássica de combustível e temperatura de 540 °C após a turbina.

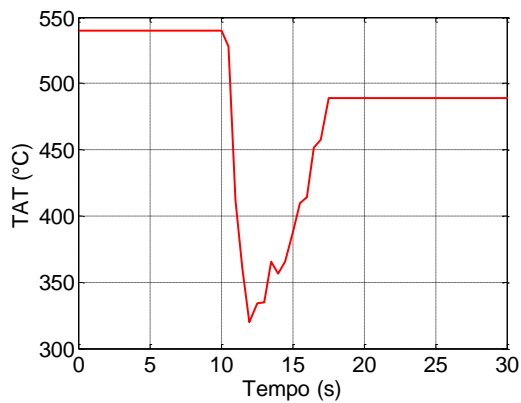
A Figura 7.37 apresenta os resultados da resposta da turbina a gás sob o controle multivariável MPC quando do evento de rejeição de toda a carga.



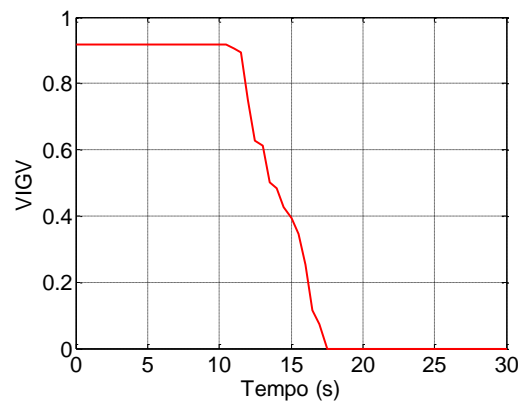
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Variável controlada:  $TAT$ .



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.37 - Resposta à rejeição da carga: MPC multivariável.

Os resultados apresentados na Figura 7.33, no caso de uso do controlador PID, já haviam mostrado a impossibilidade de manter a turbina a gás operando com rotação de 3600 rpm e temperatura de 540 °C após a turbina, para o caso de rejeição da carga. A Figura 7.37 traduz a mesma situação, conforme esperado.

O valor máximo da rotação atingido no caso multivariável foi de 3745 rpm (Figura 7.37.a), menor do que o valor de 3835 rpm obtido com uso do controlador PID (Figura 7.33.a). Novamente, o controlador multivariável se mostrou mais capaz na prevenção da sobrevelocidade do que no caso da estratégia que utilizou o controlador PID para controle da temperatura. O motivo é que a posição das VIGV também contribuiu para a redução da rotação e o MPC multivariável é capaz de considerar esta característica, enquanto o controlador PID está focado apenas na recuperação da temperatura.

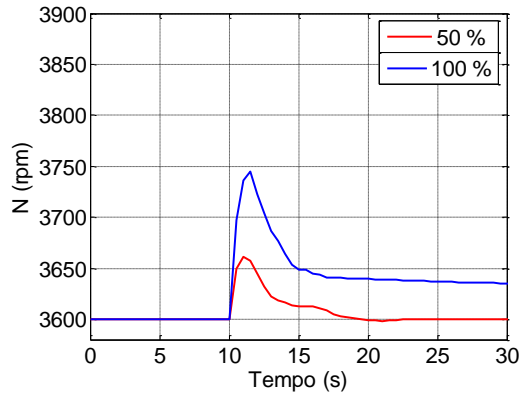
Para o caso de queda de 50 % da carga, foi evidenciado que a recuperação da rotação havia sido mais rápida quando o controlador PID foi utilizado na estratégia de

controle do que no caso de uso do MPC multivariável. Na situação de rejeição da carga ocorreu o oposto, ou seja, para o caso do MPC multivariável a rotação foi reestabelecida mais rapidamente (Figura 7.37.a) do que no caso da estratégia que empregou o controlador PID (Figura 7.33.a). A razão se deve ao afastamento significativo das variáveis controladas em relação ao ponto de ajuste por ocasião da rejeição da carga, sendo a condução rápida das duas variáveis manipuladas aos seus respectivos limites inferiores a solução encontrada pelo controlador MPC. A redução da posição das VIGV é o fator predominante para a elevação da *TAT*, mas também contribui com a diminuição da rotação e, portanto, a sua manipulação rápida para o seu limite inferior beneficiou a velocidade de redução da rotação. A recuperação da *TAT* foi mais rápida com o MPC multivariável do que com a estratégia que adotou o controlador PID para controle de temperatura.

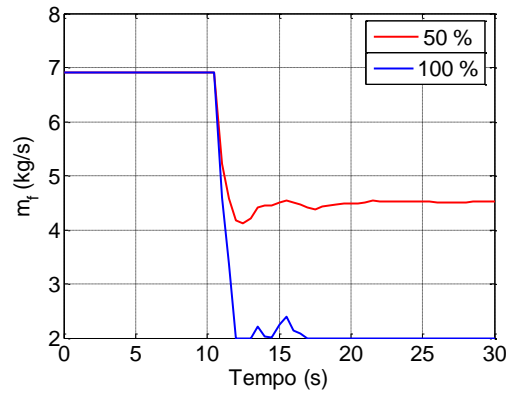
Conclui-se que o MPC multivariável atuou de forma mais eficaz na prevenção da sobrevelocidade do que a estratégia que adotou o controlador PID para controle de temperatura. O motivo é que o controlador multivariável é capaz de manipular tanto a vazão mássica quanto a posição das VIGV considerando o objetivo de reduzir a rotação. Da mesma forma, uma vez que o MPC multivariável é capaz de modular as duas variáveis manipuladas considerando o objetivo de recuperar a *TAT*, conclui-se que o MPC multivariável atuou de forma mais eficaz na recuperação da *TAT* do que a estratégia que adotou o controlador PID para controle de temperatura.

A Figura 7.38 apresenta os resultados consolidados obtidos com a estratégia MPC multivariável.

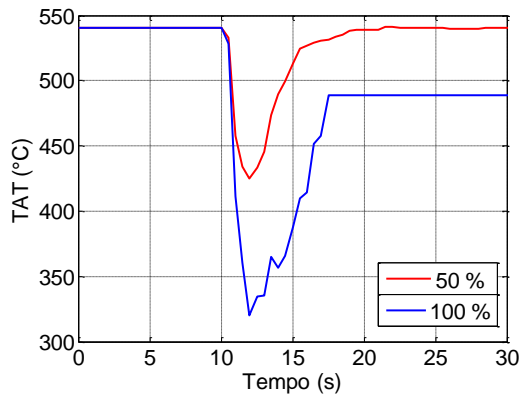




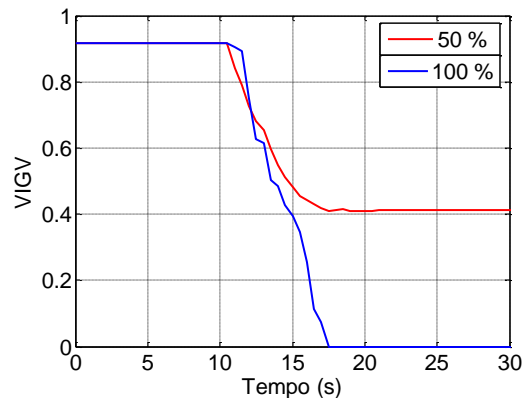
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Variável controlada:  $TAT$ .



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.38 - Resultado consolidado para MPC multivariável.

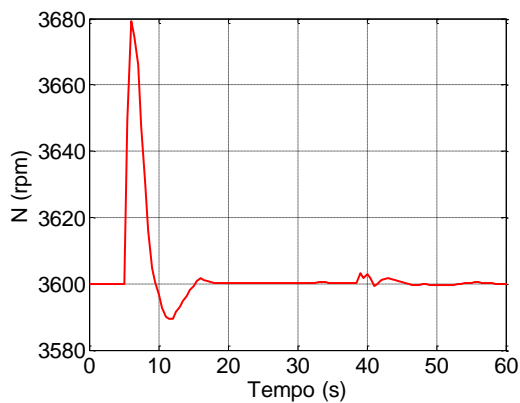
Os resultados das diversas estratégias de controle utilizadas até então mostraram que a turbina a gás pode operar com determinada carga e rotação de 3600 rpm, utilizando vazões mássicas de combustível e posições das VIGV variadas. Conclui-se que a turbina a gás possui diferentes pontos operacionais, que podem ser alterados por meio da manipulação conjunta da vazão mássica de combustível e da posição das VIGV. Portanto, a funcionalidade de otimização do MPC multivariável pode ser utilizada para auxiliar a seleção de um ponto operacional. A seguir são demonstrados dois modos de escolher um ponto operacional: um de menor consumo de combustível e outro de menor nível de emissão de poluentes.

## 7.5 Resultados do Problema de Otimização do Consumo de Combustível por MPC

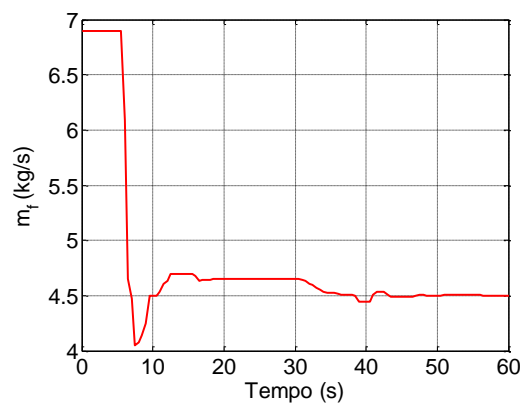
Nesta seção, apenas a rotação é controlada pela manipulação da vazão mássica de combustível e da posição das VIGV. As VIGV são utilizadas de forma a permitir que a

vazão mássica de combustível seja reduzida. O resultado é apresentado na Figura 7.39, cuja explicação é realizada a seguir.

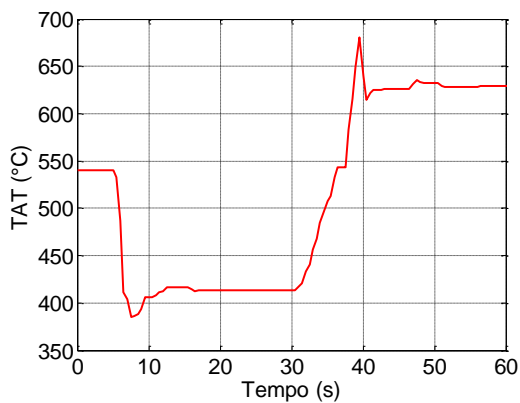
A fim de permitir comparação com os resultados obtidos anteriormente nesse capítulo, inicialmente a turbina a gás é colocada em operação de carga parcial de 50 %, conforme realizado na seção 7.2.1 (na Figura 7.24). Nesta situação, a posição das VIGV é mantida fixa na posição de 0,92 e a após a marca de 20 s a turbina já voltou a operar em regime permanente, com carga parcial de 50 % e vazão mássica de combustível de 4,65 kg/s, conforme Figura 7.39. Somente a partir da marca de 30 s o MPC inicia a otimização da vazão mássica de combustível (Figura 7.39.b).



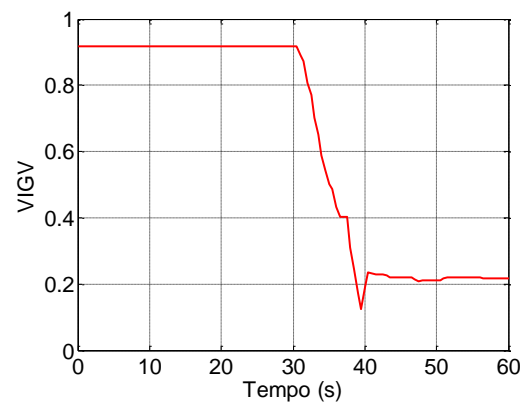
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c)  $TAT$  (não controlada).



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.39 - Minimização da vazão mássica de combustível.

A manipulação da vazão mássica de combustível (Figura 7.39.b) e da posição das VIGV (Figura 7.39.d) é efetuada de forma a manter a rotação próxima ao valor nominal de 3600 rpm, conforme Figura 7.39.a.

A tabela a seguir apresenta os valores obtidos em cada caso utilizado para comparação dos resultados.

Tabela 1 - Resultados de controle e otimização nos cenários de queda de 50 % da carga.

Caso	$\dot{m}_f$		VIGV		TAT	
	Valor Inicial	Valor Final	Valor Inicial	Valor Final	Valor Inicial	Valor Final
I. Queda de 50% da carga: Rotação por MPC (Seção 7.2.1)	6,9 kg/s	4,65 kg/s	0,92	0,92	540 °C	413 °C
II. Queda de 50% da carga Rotação por MPC e Temperatura por PID. (Seção 7.3.1)	6,9 kg/s	4,52 kg/s	0,92	0,41	540 °C	540 °C
III. Otimização de $\dot{m}_f$ em carga parcial de 50 %. (Seção 7.5)	4,65 kg/s	4,50 kg/s	0,92	0,22	413 °C	629 °C

Os valores finais dos três casos da Tabela 1 são referentes à condição de regime permanente obtida ao final da simulação, ou seja, em carga parcial de 50%. Os valores finais do caso I, no qual a posição das VIGV foi mantida fixa, são os valores iniciais do caso III, de otimização.

Observa-se que, dada a carga de 50%, há diferentes pares ( $\dot{m}_f$ , VIGV) para os quais a turbina operara a 3600 rpm. Quanto menor a posição das VIGV, menor é o valor da vazão mássica de combustível para manter a rotação a 3600 rpm. O resultado da TAT é distinto em cada caso, sendo que quanto menor a posição das VIGV, maior é a TAT.

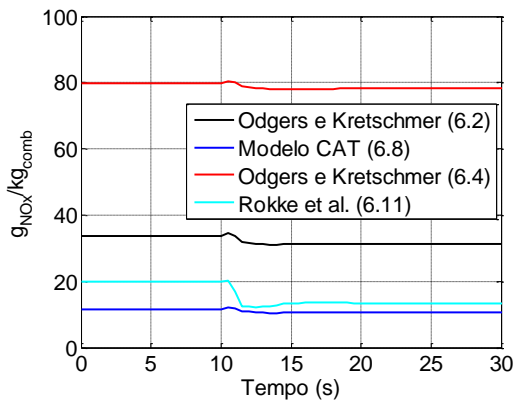
Comparando-se os casos I e II, verifica-se que uma redução de 2,8 % na vazão mássica de combustível (de 4,65 kg/s para 4,52 kg/s) é conseguida com a redução de 55,4 % (de 0,92 para 0,41) da posição das VIGV. Comparando-se os casos II e III, nota-se que o benefício da redução da vazão mássica de combustível já não é mais tão significativo, sendo de 0,4 % (de 4,52 kg/s para 4,50 kg/s) para uma redução de 46,3 % da posição das VIGV (de 0,41 para 0,22).

Conclui-se que o MPC é capaz de reposicionar a VIGV de forma a conduzir a condição operacional da turbina a gás a uma situação de menor vazão mássica de combustível para uma carga de 50% e rotação de 3600 rpm.

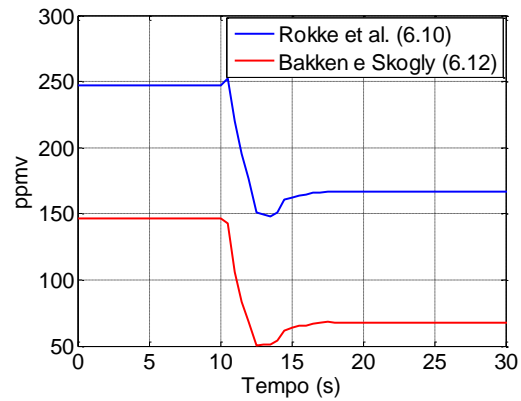
## 7.6 Resultados do Problema de Otimização do Nível de Emissões por MPC

A Figura 7.40 ilustra o comportamento das correlações de emissões de NOx apresentadas no Capítulo 6, nas unidades  $g_{NOx}/kg_{combustível}$  e ppmv, para dois cenários de queda de 50% da carga, sem otimização.

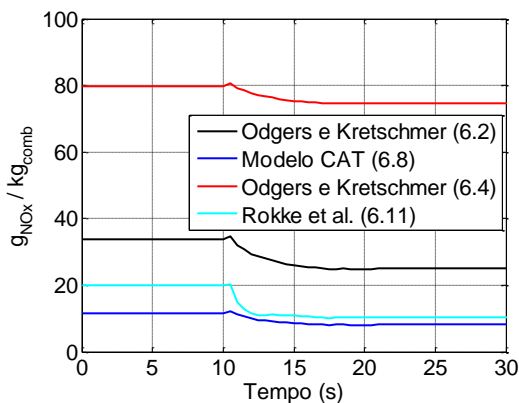
O primeiro cenário (cenário A) é aquele da Figura 7.24, no qual a posição das VIGV é mantida fixa e o MPC é utilizado para controlar a rotação. O segundo cenário (cenário B) é aquele da Figura 7.36, no qual o MPC multivariável é utilizado para o controle da rotação e da *TAT*.



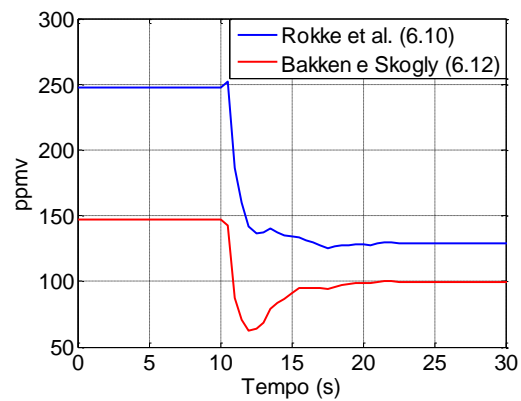
(a) Cenário A:  $g_{NOx}/kg_{combustível}$



(b) Cenário A: ppmv.



(c) Cenário B:  $g_{NOx}/kg_{combustível}$ .



(d) Cenário B: ppmv.

Figura 7.40 - Emissões durante queda de 50% da carga.

Na Figura 7.40 os números entre parênteses ao lado dos nomes dos autores dos modelos referem-se aos números das equações apresentadas no Capítulo 6.

As Figuras 7.40.a e 7.40c mostram que as equações na unidade  $\text{g}_{\text{NOx}}/\text{kg}_{\text{combustível}}$  possuem comportamento similar na previsão de emissões quando do evento de queda de carga. A ordem de grandeza dos resultados de cada equação difere, sendo o modelo de Odgers e Kretschmer da equação (6.4) o que mais se afasta dos demais. Os modelos apresentados no Capítulo 6 foram identificados para diferentes turbinas. As equações de correlação são ajustadas para uma turbina específica, ou um conjunto de turbinas a gás, de acordo com os dados operacionais de uma turbina a gás e os dados experimentais de medição dos níveis de emissões. Os modelos foram aplicados no presente trabalho sem ajuste de correlação para o caso da turbina a gás simulada, e são utilizados para fins de verificação da capacidade do controlador MPC na otimização de emissões de NOx.

As Figuras 7.40.b e 7.40d também mostram que há diferença na ordem de grandeza dos resultados obtidos para os modelos em unidades ppmv. Na Figura 7.40.b, situação em que a posição das VIGV foi mantida fixa, os modelos de Rokke *et al.* da equação (6.10) e o modelo de Bakken e Skogly da equação (6.12) apresentaram comportamento similar. Entretanto, na Figura 7.40.d, caso em que a VIGV foi reposicionada para manter a *TAT* em 540 °C, observa-se que o nível de emissões previsto pelo modelo de Bakken e Skogly sofre elevação após a queda, diferente dos resultados previstos pelo modelo de Rokke *et al.* O modelo de Rokke *et al.* da equação (6.10) tem relação com as variáveis do compressor (razão de pressão e vazão mássica de ar) e a razão combustível-ar. O modelo de Bakken e Skogly da equação (6.12) considera a pressão na descarga do compressor, a razão combustível-ar e a temperatura na descarga da câmara de combustão. Os modelos diferem não só quanto às variáveis termodinâmicas consideradas, mas também na contribuição das variáveis que têm em comum. A razão de pressão no modelo de Rokke *et al.* é elevada à potência de 1,42, enquanto no modelo de Bakken e Skogly a pressão na descarga do compressor é elevada à potência de 0,5. A razão combustível-ar no modelo de Bakken e Skogly é elevada a potência de 1,4 enquanto o modelo de Rokke *et al.* a mesma razão é elevada a potência de 0,72.

A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos pelos modelos de previsão de emissões de NOx, para os dois cenários, antes e depois da queda de 50 % da carga.

Tabela 2 - Resultados de emissões de NO<sub>x</sub> no cenário de queda de 50 % da carga.

Modelo	Unidade	Emissões		Emissões Cenário A		Emissões Cenário B	
		Valor inicial	Valor final	Variação	Valor final	Variação	
Odgers e Kretschmer, eq. (6.4)	g <sub>NO<sub>x</sub></sub> /kg <sub>comb</sub>	79,68	78,15	-1,9 %	74,62	-6,4 %	
Odgers e Kretschmer, eq. (6.2)	g <sub>NO<sub>x</sub></sub> /kg <sub>comb</sub>	33,70	31,38	-6,9 %	24,94	-26,0 %	
Rokke <i>et al.</i> , eq. (6.11)	g <sub>NO<sub>x</sub></sub> /kg <sub>comb</sub>	19,94	13,45	-32,6 %	10,42	-47,7 %	
Modelo CAT, eq. (6.8)	g <sub>NO<sub>x</sub></sub> /kg <sub>comb</sub>	11,67	10,59	-9,3 %	8,13	-30,3 %	
Rokke <i>et al.</i> , eq. (6.10)	ppmv	247,20	166,70	-32,6 %	129,2	-47,7 %	
Bakken e Skogly, eq. (6.12)	ppmv	146,80	67,75	-53,8 %	99,78	-32,0 %	

Para um mesmo cenário, os modelos de Rokke *et al.* das equações (6.10) e (6.11) possuem a mesma variação percentual, dado que a diferença entre as correlações está apenas nos coeficientes: 18,1 para unidade em ppmv e 1,46 para unidade em g<sub>NO<sub>x</sub></sub>/kg<sub>combustível</sub>.

Observa-se que no cenário B, quando houve redução da posição das VIGV para o controle da TAT, as variações percentuais em relação ao valor inicial, antes da queda da carga, são maiores do que no cenário A, exceto para o modelo de Bakken e Skogly. Contudo, conclui-se de forma geral que a manipulação da posição das VIGV pode ser utilizada para minimizar o nível de emissões de NO<sub>x</sub>.

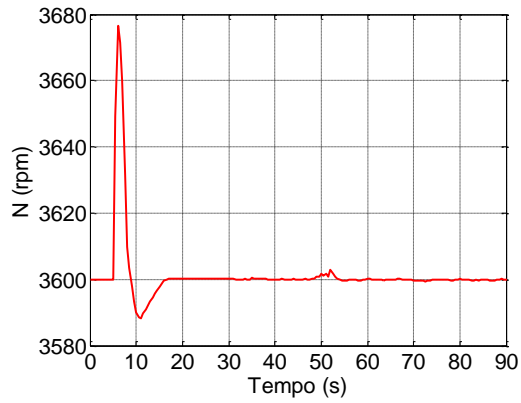
A seguir são apresentados os resultados obtidos utilizando-se a otimização.

A minimização das emissões de NO<sub>x</sub> é alcançada pelo MPC que manipula a vazão mássica e a posição das VIGV, mantendo a rotação próxima ao seu valor nominal de 3600 rpm. Assim como na otimização da vazão mássica de combustível, a TAT não é uma variável controlada.

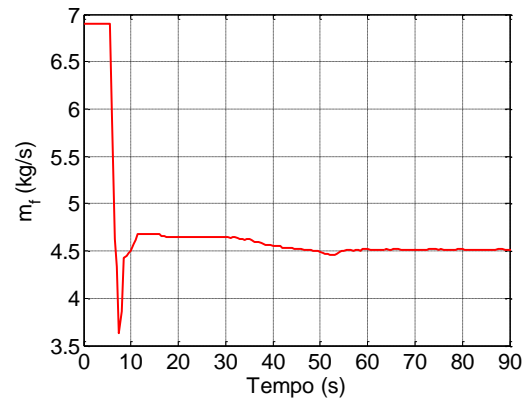
Primeiramente, a minimização das emissões de NO<sub>x</sub> é efetuada considerando o modelo de Rokke *et al.* da equação (6.10).

No intuito de comparar os resultados obtidos anteriormente para os cenários A e B, apresentados na Figura 7.40 e na Tabela 2, a turbina a gás é colocada em operação de carga parcial de 50 %, sem otimização.

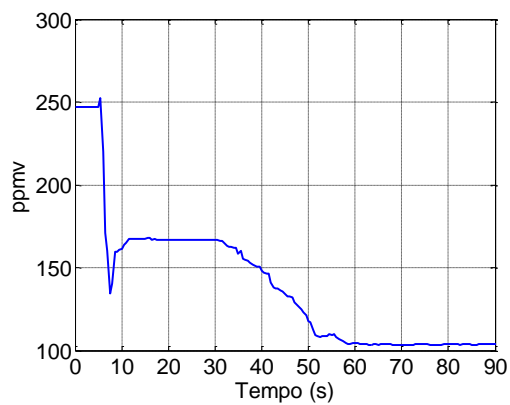
Nesta situação, a posição das VIGV é mantida fixa na posição de 0,92, conforme o cenário A. Somente a partir da marca de 30 s o MPC inicia a otimização das emissões de NO<sub>x</sub>, conforme a Figura 7.41.



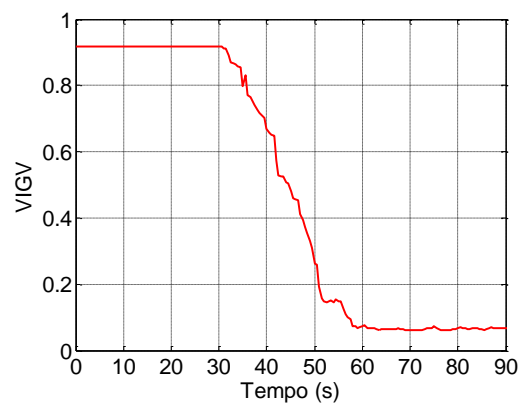
(a) Variável controlada:  $N$ .



(b) Variável manipulada:  $\dot{m}_f$ .



(c) Emissões: Rokke *et al.* (6.10).



(d) Variável manipulada:  $VIGV$ .

Figura 7.41 - Otimização de emissões de NOx: modelo Rokke *et al.* da eq. (6.10).

Das Figuras 7.41.c e 7.41.d é possível observar que, a partir da marca de 30 s quando a otimização é iniciada, a previsão de emissões de NOx acompanha a tendência da manipulação da posição das VIGV.

A rotação (Figura 7.41.a) é mantida próxima ao seu valor nominal com auxílio da manipulação da vazão mássica de combustível (Figura 7.41.b).

A Tabela 3 apresenta os valores obtidos em cada cenário utilizado para comparação dos resultados.

Tabela 3 - Resultados de emissões nos cenários de queda de 50 % da carga.

Cenário	$\dot{m}_f$		VIGV		NOx; Rokke et al. (ppmv)	
	Valor Inicial	Valor Final	Valor Inicial	Valor Final	Valor Inicial	Valor Final
A. Queda de 50% da carga: Rotação por MPC (Seção 7.2.1)	6,9 kg/s	4,65 kg/s	0,92	0,92	247,2	166,7
B. Queda de 50% da carga Rotação por MPC e Temperatura por PID. (Seção 7.3.1)	6,9 kg/s	4,52 kg/s	0,92	0,41	247,2	129,2
C. Otimização de emissões de NOx em carga parcial de 50 %. (Seção 7.6)	4,65 kg/s	4,50 kg/s	0,92	0,07	166,7	103,4

Os valores finais dos três casos da Tabela 3 são referentes à condição obtida ao final da simulação, ou seja, em carga parcial de 50%. Os valores finais do cenário A, no qual a posição das VIGV foi mantida fixa, são os valores iniciais do cenário C, de otimização das emissões de NOx.

Observa-se no cenário C, de otimização, que a redução quase completa da posição das VIGV de 0,92 para 0,07 resultou na redução das emissões de NOx em 38 %, de 166,7 ppmv para 103,4 ppmv. A manipulação da posição das VIGV foi detida em 0,07 para que a temperatura na entrada da turbina (*TIT*) não violasse a restrição de 1200 °C, conforme mostra a Figura 7.42.

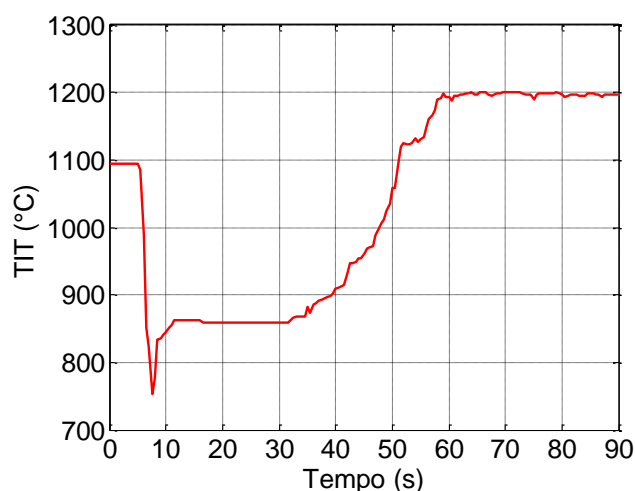


Figura 7.42 - Comportamento da *TIT* na otimização de emissões de NOx.



Um modo de se conseguir maior redução das emissões seria por meio da injeção de vapor d'água na câmara de combustão, por exemplo. A vazão aumentada de gases que passaria pela turbina permitiria o menor consumo de combustível para uma mesma potência gerada. Para a realização de tal estudo, seria necessário um modelo computacional de uma turbina a gás que considerasse a injeção de vapor.

A Figura 7.43 apresenta a evolução das variáveis da equação (6.10) no tempo.

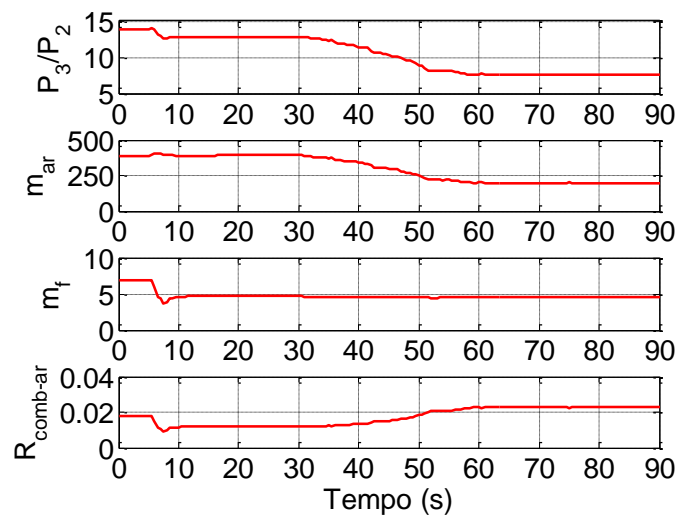


Figura 7.43 - Variáveis do modelo de Rokke *et al.*, equação (6.10).

A manipulação da posição das VIGV a partir da marca de 30 s reduziu a entrada de ar ( $\dot{m}_{ar}$ ) e a razão de pressão ( $P_3/P_2$ ). Assim, embora a razão combustível-ar ( $R_{comb-ar}$ ) tenha crescido, a influência da razão de pressão e da vazão mássica de ar são determinantes para a minimização da equação (6.10).

A Figura 7.44 ilustra os resultados dos modelos de Bakken e Skogly e dos modelos na unidade  $g_{NOx}/kg_{combustível}$ , durante a otimização de emissões de NOx realizada pelo modelo de Rokke *et al.*

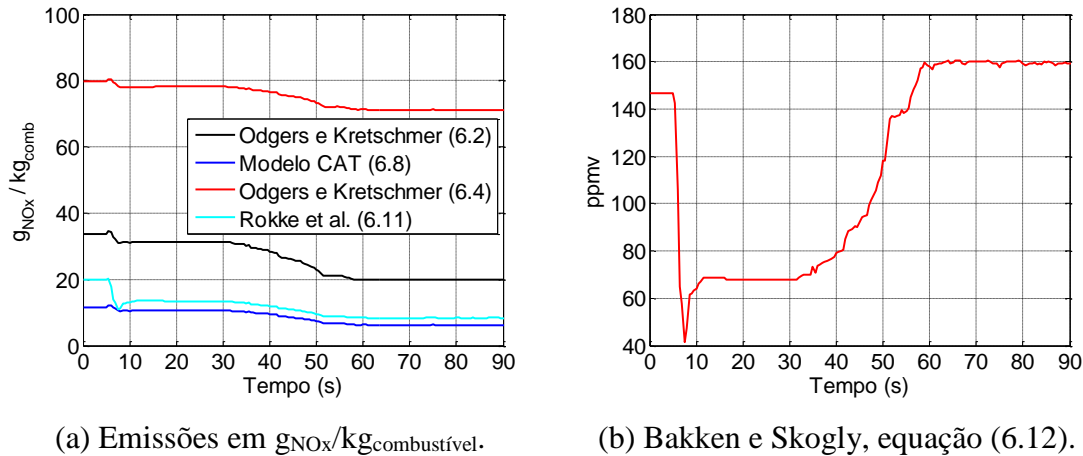


Figura 7.44 - Emissões: outros modelos na minimização de Rokke *et al.*

A Figura 7.44.a mostra que os modelos em unidade  $g_{NOx}/kg_{combustível}$  também preveem a redução das emissões de NOx. Contudo, a Figura 7.44.b, referente ao modelo de Bakken e Skogly da equação (6.12), apresenta o comportamento oposto, ou seja, a previsão é de aumento das emissões de NOx. Esta possibilidade foi discutida no Capítulo 6, onde foi reconhecida a diferença entre o modelo de Bakken e Skogly apresentado na equação (6.12) e os demais. Usualmente os modelos de previsão de emissões de NOx utilizam parâmetros da entrada da câmara de combustão, enquanto o modelo de Bakken e Skogly adota a temperatura na descarga da câmara de combustão. Conforme Figura 7.42, houve aumento da temperatura na entrada da turbina, o que influenciou o aumento da previsão das emissões de NOx de acordo com o modelo de Bakken e Skogly.

Portanto, antes da utilização de modelos de emissões de NOx é necessário obter um modelo ajustado aos dados medidos da turbina a gás real estudada. Na literatura recente, há trabalhos que utilizam técnicas de modelagem por redes neurais para construção de modelos de previsão de emissões de NOx calibrados com os dados experimentais obtidos da planta estudada [144, 150].

Ressalta-se que a funcionalidade de otimização do MPC poderia ser aplicada em configuração cascata no controle da turbina a gás. Nesta implementação, o MPC encontraria os pontos de ajuste (*setpoints*) e os controladores convencionais conduziriam a turbina a gás ao novo ponto operacional.

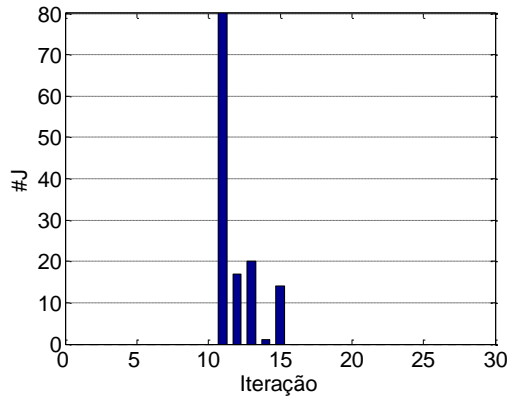
## 7.7 Análise dos Resultados por Diferentes Algoritmos de Otimização

Os resultados apresentados nas seções prévias foram obtidos empregando a técnica de minimização da Evolução Diferenciada. O processo de otimização possui um custo computacional que depende do algoritmo de otimização. O esforço computacional do MPC é modificado alterando-se o algoritmo de otimização. A fim de identificar um algoritmo de otimização que favoreça a eficiência do MPC, verifica-se a seguir o desempenho do sistema de controle com outros três algoritmos de otimização: Enxame de Partículas, Algoritmo Genético e Busca Direta em Padrões. Adicionalmente, o uso de outros algoritmos permite a verificação da consistência dos resultados obtidos com o método da evolução diferenciada.

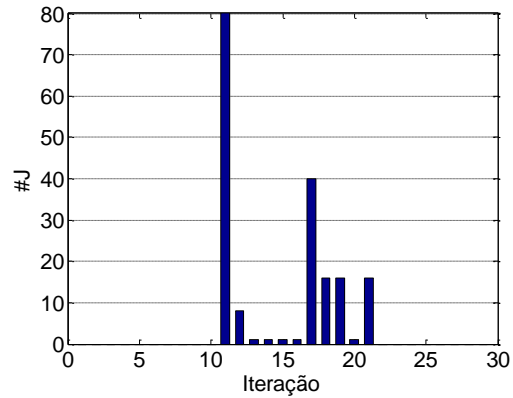
As técnicas de minimização são aplicadas nos cenários de queda de 50% da carga, quando a posição das VIGV foi mantida fixa e na estratégia multivariável, conforme seções 7.2.1 e 7.4.1, respectivamente. Cada cenário é iniciado com a turbina a gás operando em regime permanente, em carga base, com 6,9 kg/s de vazão mássica de combustível,  $TAT$  de 540 °C. A perturbação na carga é aplicada na marca de 10 segundos.

Os quatro algoritmos são comparados em termos de número de cálculos necessários da função objetivo a cada processo de otimização efetuado pelo controlador.

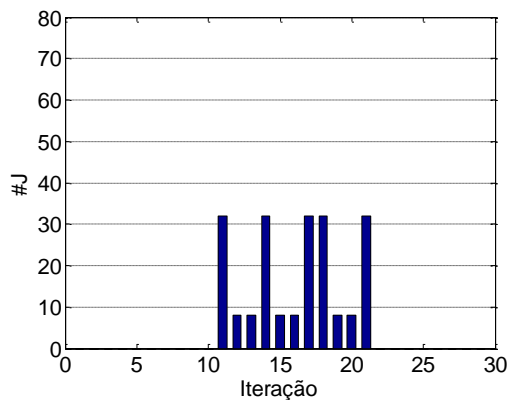
A Figura 7.45 apresenta número de vezes que a função objetivo ( $J$ ) foi calculada por cada algoritmo de otimização durante o controle da rotação no evento de queda de 50 % da carga, quando a posição das VIGV é mantida fixa.



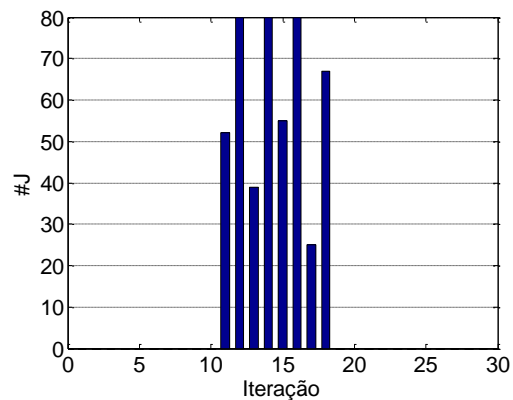
(a) Evolução diferenciada.



(b) Enxame de partículas.



(c) Algoritmo genético.



(d) Busca em padrões.

Figura 7.45 - Número de cálculos de  $J$ ; controle de  $N$ ; queda de 50 % da carga.

Um dos critérios de parada dos processos de otimização é o número máximo de cálculos da função objetivo por iteração, estipulado como 80. Observa-se na Figura 7.45, que a maioria das iterações não atinge o número máximo de cálculos da função objetivo. A razão é que outro critério de término da otimização foi atingido anteriormente, seja de suboptimalidade ou de convergência.

Todos os controladores conduziram a turbina a gás a um novo ponto operacional estável, porém com quantidade de iterações distintas e com número diferente de cálculos da função objetivo e de iterações.

A Figura 7.45.d mostra que o algoritmo de busca em padrões é o método de maior esforço computacional, não sendo adequado para o MPC no problema de controle de rotação da turbina a gás simulada.

Conforme Figura 7.45.c, o algoritmo genético precisou de um número máximo de 32 cálculos por iteração, o que é bom para o MPC. No entanto, precisou de mais iterações (tempo) para estabilizar a operação novamente em regime permanente.

As Figuras 7.45.a e 7.45.b mostram que a primeira iteração dos algoritmos de evolução diferenciada e enxame de partículas evocou a função objetivo 80 vezes. Após este primeiro esforço de controle, as demais iterações necessitaram poucos cálculos da função objetivo. O algoritmo de evolução diferenciada foi o método que conseguiu estabilizar a operação da turbina a gás em menos tempo.

Para o controle de rotação, considera-se que os algoritmos de evolução diferenciada, enxame de partículas e o algoritmo genético desempenharam de forma satisfatória.

A Figura 7.46 apresenta os resultados do MPC multivariável utilizando os mesmos algoritmos por ocasião da queda de 50 % da carga.

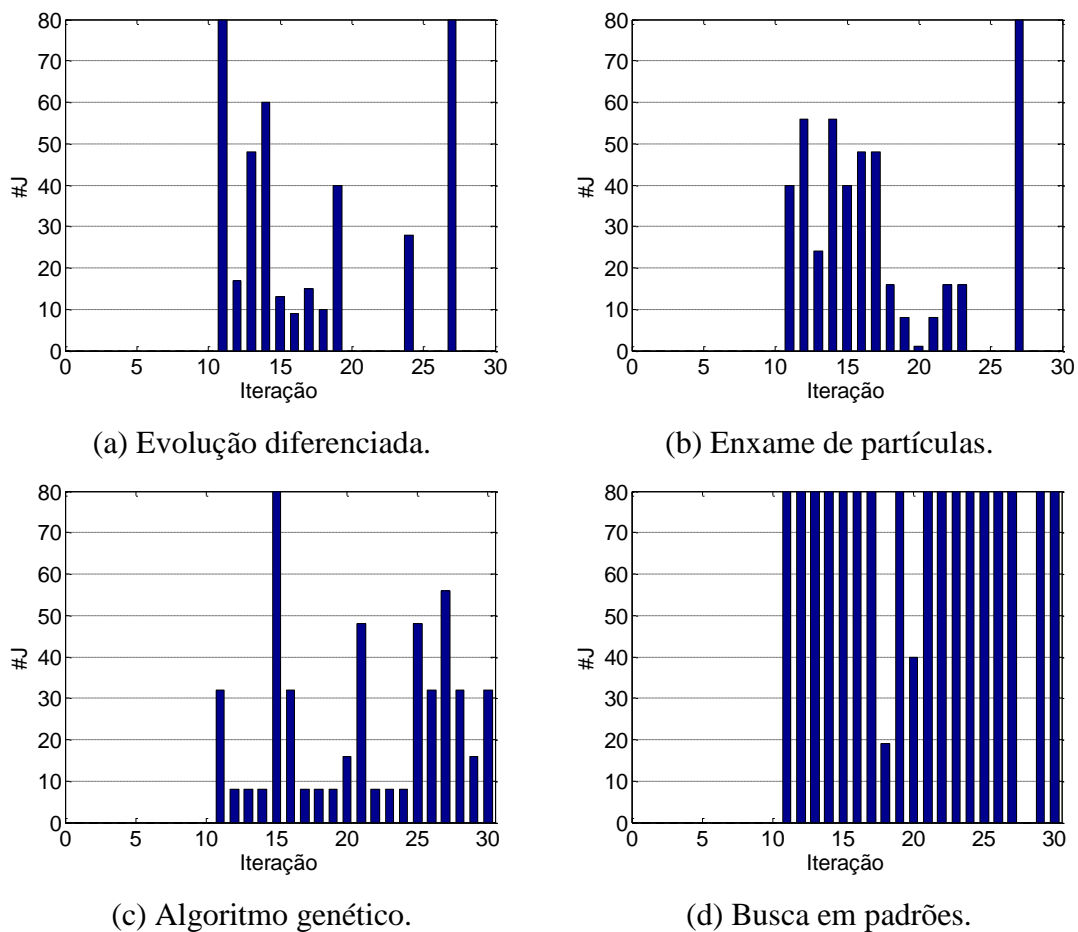


Figura 7.46 - Número de cálculos de  $J$ ; MPC multivariável; queda de 50 % da carga.

Conforme a Figura 7.46, novamente o algoritmo de busca em padrões foi o de maior custo computacional. O método de busca em padrões e o algoritmo genético não foram capazes de encontrar um novo ponto operacional estável. Os algoritmos conduziram para uma situação próxima à condição final encontrada pelos algoritmos de evolução diferenciada e de enxame de partículas, porém a operação necessita que o controlador continue trabalhando continuamente obtendo novas leis de controle.

Os algoritmos de evolução diferenciada e de enxame de partículas conseguiram conduzir a um novo ponto operacional estável. Como se observa na Figura 7.46.b, o algoritmo de evolução diferenciada obteve a solução com menos cálculos da função objetivo. Tanto na situação de controle da rotação quanto na situação de controle multivariável, o método de evolução diferenciada apresentou resultados conjugando poucos cálculos da função objetivo e poucas iterações necessárias para o controle. Dessa forma, entende-se que dos quatro métodos verificados, o algoritmo de evolução diferenciada seria a técnica mais adequada para implementação do MPC.

## 8 CONCLUSÕES

Conforme apresentado no Capítulo 2, a modelagem de turbinas a gás para fins de avaliação de desempenho é investigada desde a década de 1950 até os dias atuais. Adicionalmente, simuladores de processo especializados são utilizados como facilitadores para a implementação de controle preditivo (MPC) no ramo da indústria química. Com o simulador de processos, torna-se desnecessário o equacionamento explícito dos modelos físico e termodinâmico do sistema a ser controlado.

No problema de controle preditivo, um modelo do sistema controlado deve ser utilizado no intuito de prever como a variável manipulada deve ser conduzida para que a variável controlada se aproxime do seu valor de referência. A obtenção dos valores da variável manipulada no tempo é conseguida pela resolução repetida de um problema de otimização. No processo de minimização da função objetivo, a qual considera o afastamento da variável controlada do seu valor nominal, deve-se resolver o sistema de equações referentes aos modelos físico e termodinâmico a cada vez que a função objetivo é calculada.

O presente trabalho propôs com sucesso a aplicação de uma estratégia de controle preditivo (MPC) não linear multivariável como um meio de evitar a operação insegura ou inadequada de uma turbina a gás, utilizando um simulador de processos especialista. O controlador MPC foi utilizado para manter a velocidade de rotação proporcional à frequência do sistema elétrico, quando das variações de carga. Adicionalmente, o sistema de controle foi capaz de manter a temperatura na descarga da turbina em valor ajustado, caso a turbina a gás opere em ciclo combinado. As variáveis manipuladas são a vazão de combustível na câmara de combustão e as pás diretoras móveis (VIGV) do compressor.

O comportamento dinâmico não linear de uma turbina a gás com configuração industrial foi modelado com auxílio de um simulador de processos especialista nacional, o qual resolve as equações da dinâmica de eixo, de estado e de conservação de massa, energia e quantidade de movimento.

Adicionalmente, a presente pesquisa demonstra a aplicação do MPC para otimizar o consumo de combustível e dos níveis de emissão de poluentes. Os modelos de emissão de poluentes, em geral, são empregados para fornecer diagnósticos sobre a turbina a gás ou para investigação de projetos ótimos desta máquina térmica. No presente trabalho, de

forma inédita, a modelagem de emissões de óxidos de nitrogênio (NOx) é aplicada na minimização de emissões de poluentes, durante a operação da turbina a gás. Ressalta-se que para uma aplicação prática deve-se possuir um modelo que esteja calibrado com os dados reais da planta real.

Para a solução do problema de otimização intrínseco ao MPC, quatro técnicas de minimização foram utilizadas, as quais são comumente empregadas na otimização termoeconômica de sistemas térmicos. Os algoritmos são: evolução diferenciada, enxame de partículas, algoritmo genético e busca em padrões. Os dois primeiros métodos de otimização foram implementados pelo autor desta pesquisa, enquanto os dois últimos foram aproveitados de um pacote disponível (*toolbox*) do programa MATLAB.

O desenvolvimento do controlador envolveu a integração do DESTUR e do MATLAB, plataforma de programação na qual foram implementados os algoritmos de otimização e os modelos de emissões de NOx.

O desempenho do controlador foi examinado sob o evento de perturbações consecutivas na carga e na situação de sucessivas alterações de *setpoint*. Para estes cenários, foram discutidas as influências dos parâmetros do controlador.

A estratégia de controle proposta foi aplicada para o cenário de rejeição da carga da turbina a gás. Foram examinados os seguintes casos: (i) apenas a velocidade de rotação do compressor era controlada por MPC; (ii) a rotação era controlada por MPC e a temperatura na descarga da turbina era controlada por PID; (iii) a rotação e a temperatura na descarga da turbina eram controladas por MPC. Para todos os casos verificados obteve-se sucesso no controle da turbina a gás, tendo a velocidade de rotação retornado ao seu valor nominal de 3600 rpm e, quando aplicável, a temperatura na descarga foi mantida em sua referência ajustada de 540 °C.

O sistema de controle foi ainda examinado sob o aspecto do desempenho dos algoritmos de otimização. Como conclusão geral sobre a aplicação dos algoritmos, os métodos foram eficazes no controle da rotação da turbina a gás. Embora o algoritmo de busca em padrões tenha controlado a operação da turbina a gás, o seu esforço computacional foi elevado comparado aos demais métodos. O algoritmo genético apresentou menor número de cálculos por iteração, o que é benéfico para implementação do MPC, porém o mesmo algoritmo não obteve bons resultados no caso multivariável.

Para o caso multivariável, apenas os métodos de evolução diferenciada e de enxame de partículas foram considerados satisfatórios. O algoritmo de evolução



diferenciada desempenhou sua tarefa com pouco esforço computacional tanto no caso de controle da rotação quanto no caso multivariável. Dentre as quatro técnicas de minimização empregadas em cenários de queda de carga, foi verificado que o método de evolução diferenciada foi o algoritmo que melhor aliou a capacidade de controle com o menor esforço computacional. Portanto, considera-se que o método da evolução diferenciada foi o mais adequado para a implementação do MPC neste trabalho.

Além do aspecto de controle, explorou-se a capacidade de otimização do controlador MPC, tendo sido demonstrada a possibilidade de redução do consumo de combustível e do nível de emissões de NOx. No processo de minimização das emissões, foi verificado que não se conseguiu maior redução porque o posicionamento das VIGV foi limitado pela temperatura máxima admissível na entrada da turbina. Contudo, foi possível demonstrar a capacidade do controlador em considerar a restrição operacional de temperatura máxima de 1200 °C na entrada da turbina, evitando uma condição operacional inadequada.

Como conclusão final, a estratégia MPC mostrou ser capaz de ser empregada em uma estratégia multivariável, na qual é possível regular a velocidade de rotação do compressor e a temperatura na descarga da turbina, simultaneamente, por meio da manipulação conjunta da vazão de combustível na câmara de combustão e da modulação das pás diretoras móveis do compressor. O processo de otimização intrínseco do sistema de controle pode ser utilizado para atingir outros objetivos além do controle da rotação e da temperatura. O controlador é capaz de manipular a vazão de combustível e a posição das VIGV com o propósito de reduzir o consumo de combustível ou de minimizar as emissões de poluentes, sem violar a restrição operacional da máxima temperatura admissível na seção de entrada da turbina.

Uma vez concluída a viabilidade do emprego do controle preditivo, entende-se que novos trabalhos poderiam derivar deste. Uma oportunidade de estudo seria a aplicação do controlador MPC a uma turbina com injeção de vapor. A vazão de vapor, injetada na câmara de combustão ou após a câmara, pode ser manipulada de forma a minimizar as emissões, concomitantemente à regulação da potência gerada, da rotação e da temperatura na descarga da turbina em seus valores de referência. Para tanto, sugere-se o levantamento de um modelo de emissões de uma turbina a gás real e a aplicação do conceito MPC, de forma a analisar a aplicação de injeção de vapor ou propor novas condições operacionais para turbinas que sejam reguladas por controladores

convencionais PID. Outro t3pico de interesse 3 trabalhar na melhoria da integra33o entre os programas MATLAB e o simulador de processos, uma vez que a troca de informa33es entre as duas plataformas foi executada no presente trabalho por meio da gera33o e leitura de arquivos do tipo ‘.dat’, o que consome tempo computacional relevante. Ainda no sentido de redu33o de custo computacional, os algoritmos de otimiza33o utilizados nesta tese oferecem oportunidade para paraleliza33o, situa33o em que a fun33o objetivo de cada ponto pode ser calculada por diferentes processadores, acelerando a execu33o da otimiza33o. Por fim, sugere-se a considera33o das incertezas na medi33o dos valores das vari33veis do processo, para uma an33lise da robustez do sistema de controle. No presente trabalho, o pr33prio simulador de processo desempenhou o papel da planta (turbina), sem levar em considera33o que em realidade existem erros associados aos dados adquiridos da turbina a g33s e das condi33o33es ambientais.

## 9 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. *Banco de Informações de Geração: Capacidade de Geração do Brasil*. Julho, 2017. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>. Acesso em: 29 jul. 2017.
- [2] API Standard 670. *Machinery Protection Systems*. 5ª edição, novembro, 2014.
- [3] GE's ORBIT Magazine. *Application Note: Heavy Duty Gas Turbine Monitoring and Protection*. Novembro, 2015. Disponível em: <https://www.orbit-magazine.com/2015/11/30/heavydutygasturbine/>. Acesso em: 29 jun. 2017.
- [4] ALVES, M. A. C., *Transitório Não Adiabático de Turbinas a Gás*. Tese de D.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São Jose dos Campos, 2003.
- [5] REBOUÇAS, R. R., *Modelagem, Simulação e Controle de Turbinas a Gás*. Dissertação de M.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2009.
- [6] TEIXEIRA, C. V., COLAÇO, M. J., ALVES, L. S. B., CALDEIRA, A. B., LEIROZ, A. J. “Analysis of Exhaust Emissions in a Stationary Diesel Engine Operating with Diesel / Biodiesel Blends”. In: *Proceedings of the 20th International Congress of Mechanical Engineering*, Rio Grande do Sul, Brazil, Nov. 2009.
- [7] DUTRA, L. M., TEIXEIRA, C. V., COLAÇO, M. J., ALVES, L. S. B., CALDEIRA, A. B., LEIROZ, A. J. “Comparative Analysis of Performance and Emissions of an Engine Operating with Palm Oil Methyl and Ethyl Esters and Their Blends with Diesel”. In: *Proceedings of the 20th International Congress of Mechanical Engineering*, Rio Grande do Sul, Brazil, Nov. 2009.
- [8] TEIXEIRA, C. V., CALDEIRA, A. B., COLAÇO, M. J. “Analysis of NO<sub>x</sub> Emissions and Specific Fuel Consumption of a Diesel Engine Operating with Diesel/Biodiesel Blends”. *Engenharia Térmica (Thermal Engineering)*, v. 12, n. 1, pp. 10-16, Jun. 2013.
- [9] PIRES, T. S., AYAD, S. M. M. E., COLAÇO, M. J., CRUZ, M. E. “Multi-Objective Optimization of an Evaporative-Regenerative Cycle”. In: *Proceedings of the 4th Inverse Problems, Design and Optimization Symposium*, Albi, 2013.

- [10] BOYCE, M. P. *Gas Turbine Engineering Handbook*. 2 ed., Butterworth-Heinemann, Oxford, UK, 2002.
- [11] AVELLAR, V. P., *Modelagem do Regime Transitório de Turbinas a Gás Industriais para a Geração de Energia Elétrica*. Dissertação de M.Sc., Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- [12] ASSUMPCÃO, V. S., *Estratégia de Controle de Turbina a Gás*. Dissertação de M.Sc., Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.
- [13] COHEN, H., ROGERS, G. F. C., SARAVANAMUTTOO, H. I. H., *Gas Turbine Theory*. 4 ed., Longman Publishing Group, Harlow, UK, 1996.
- [14] KEHLHOFER, R., BACHMANN R., NIELSEN, H., WARNER, J., *Combined-Cycle Gas and Steam Turbine Power Plants*. 2 ed., Pennwell, Tulsa, USA, 1999.
- [15] LIMA, K. M., *Controle de uma Turbina a Gás Aeroderivada Aplicada na Propulsão de Navios*. Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2014.
- [16] ROWEN, W. I. “Simplified Mathematical Representation of Heavy-Duty Gas Turbine”. *Journal of Engineering for Power – ASME*, v. 105, pp. 865-869, 1983.
- [17] ROWEN, W. I. “Simplified Mathematical Representation of Single Shaft Gas Turbines in Mechanical Drive Service”. In: *Proceedings of the ASME 1992 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, v. 5, Jun. 1992.
- [18] AILER, P., SZEDERKÉNYI, G., HANGO, K. M. “Model-Based Nonlinear Control of a Low-Power Gas Turbine”. In: *IFAC Proceedings Volumes*, v. 35 (1), pp. 375-380, 2002.
- [19] MU, J., REES, D., EVANS, C., CHIRAS, N. “Design of Optimum Controllers for a Gas Turbine Engines”. In: *Proceedings of the 4th Asian Control Conference*, Singapore, Sep. 2002.
- [20] CENTENO, P., EGIDO, I., DOMINGO, C., FERNÁNDEZ, F., ROUCO, L., GONZÁLEZ, M. “Review of the gas turbine models for power system stability studies”. In: *Proceedings of the 9th Spanish-Portuguese Congress on Electrical Engineering*, Marbella, Malaga, SPA, Jun. 2005.
- [21] PONGRÁCZ, B., AILER, P., HANGOS, K., SZEDERKÉNYI, G. “Nonlinear Reference Tracking Control of a Gas Turbine with Load Torque Estimation”.

*International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, v. 22, pp. 757-773, Oct. 2008.

[22] ZANG, X., LIU, J., WANG, Z. “An Immune Bidirectional Regulation-Based Decoupling Control in Single Shaft Gas Turbine Plant”. In: *Proceedings of the 3th Asia International Conference on Modelling and Simulation*, Bandung, Bali, Indonesia, May 2009.

[23] AVELLAR, V. P., FERREIRA, S. B., DA SILVA, L. F. F., ALVES, M. A. C. “Transient Performance Modelling of a Heavy Duty Gas Turbine Used for Power Generation”. In: *Proceedings of the 20th International Congress of Mechanical Engineering – COBEM*, Nov. 2009.

[24] BURLAMAQUI FILHO, F. A. C., GÓES, L. C. S., OLIVEIRA A. B. V., BOSA R. W., FERNANDES G. S. “Dynamic Modelling Nonlinear And Control System For A Turboshaft”. In: *Proceedings of the 12th Pan-American Congress of Applied Mechanics*, Port of Spain, Trinidad, Jan. 2012.

[25] NAJIMI, E., RAMEZANI, M. H. “Robust Control of Speed and Temperature in a Power Plant Gas Turbine”. *ISA Transactions*, v. 51, n. 2, pp. 304-308, 2012.

[26] VROEMEN, B. G. *Model Predictive Control of a Gas Turbine Installation*. In: WFW Report 97.002, Faculty of Mechanical Engineering, Eindhoven University of Technology, Jan. 1997.

[27] van ESSEN, H. A., *Modelling and Model Based Control of Turbomachinery*. Ph.D. Thesis, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, Netherlands, 1998.

[28] VROEMEN, B. G., van ESSEN, H. A., van STEENHOVEN, A. A., KOK, J. J. “Nonlinear Model Predictive Control of a Laboratory Gas Turbine Installation”. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, v. 121, pp. 629-634, Oct. 1999.

[29] van ESSEN, H. A., de LANGE, H. C. “Nonlinear Model Predictive Control Experiments on a Laboratory Gas Turbine Installation”. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, v. 123, pp. 347-352, Apr. 2001.

[30] BRUNELL, B. J., BITMEAD, R. R., CONNOLLY, A. J. “Nonlinear Model Predictive Control of an Aircraft Gas Turbine Engine”. In: *Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control*, Las Vegas, Nevada, USA, 2002.

- [31] MU, J., REES, D. “Approximate Model Predictive Control for Gas Turbine Engines. Proceeding of the 2004 American Control Conference”, 2004.
- [32] MARTUCCI, A., FULLER, F., DOROBANTU, E., RAHNAMAI, K. “The Effect of Terminal Weight on the Prediction Horizon of a Gas Turbine Engine Using Model Predictive Control”. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2004: Power for Land, Sea, and Air*, v. 2, Vienna, Austria, Jun. 2004.
- [33] BRUNELL, B. J., VIASSOLO, D. E., PRASANTH R. “Model Adaptation and Nonlinear Model Predictive Control of an Aircraft Engine”. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2004: Power for Land, Sea, and Air*, v. 2, Vienna, Austria, Jun. 2004.
- [34] MU, J., REES, D., LIU, G. P. “Advanced Controller Design for Aircraft Gas Turbines Engines”. *Control Engineering Practice*, v. 13, pp. 1001-1015, 2005.
- [35] JURADO F., CARPIO, J. “Improving Distribution System Stability by Predictive Control of Gas Turbines”. *Journal of Energy Conversion and Management*, v. 47, pp. 2961-2973, 2006.
- [36] JURADO, F., ACERO, N., ECHARRI, A. Enhancing the Electric System Stability Using Predictive Control of Gas Turbines. In: *Proceedings of the IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, pp. 438-441, Ottawa, May 2006.
- [37] GENNADY, G.K., HAYDN A.T. *Dynamic Modelling of Gas Turbines: Identification, Simulation, Condition Monitoring and Optimal Control (Advances in Industrial Control)*. Springer, 1 ed., 2004.
- [38] VIASSOLO, D., KUMAR, A., BRUNELL, B. “Advanced Controls for Fuel Consumption and Time-on-Wing Optimization in Commercial Aircraft Engines”. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2007: Power for Land, Sea, and Air*, v. 1, pp. 539-548, Montreal, Canada, May 2007.
- [39] GHORBANI, H., GHAFFARI, A., RAHNAMA, M. “Multivariable Model Predictive Control for a Gas Turbine Power Plant”. In: *Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Automatic Control, Modelling and Simulation*, pp. 275-281, Istanbul, Turkey, May 2008.
- [40] GHORBANI, H., GHAFFARI, A., RAHNAMA, M. “Constrained Model Predictive Control Implementation for a Heavy-Duty Gas Turbine Power Plant”. In: *Proceedings of the WSEAS Transactions on Systems and Control*, v. 3 (6), pp. 507-516, Jun. 2008.

- [41] LUSANGA, P. K., *Model Predictive Control of a Brayton Cycle Based Power Plant*. M.Sc dissertation, North-West University, Potchefstroom, South Africa, 2012.
- [42] WIESE, A.P., BLOM, M.J., MANZIE, C., BREAR, M.J., KITCHENER, A. “Model Reduction and MIMO Model Predictive Control of Gas Turbine Systems”. *Control Engineering Practice*, v. 45, pp. 194–206, 2015.
- [43] SURENDRAN, S. R, KULKARNI, S., BHARTIYA, S., NATARAJ, P. S. V., SAMPATH S. “Model Predictive Control of a Laboratory Gas Turbine”. In: *Proceedings of the 2016 Indian Control Conference (ICC)*, Hyderabad, India, Jan. 2016.
- [44] MOHAMED, O., WANG, J., KHALIL, A., LIMHABRASH, M. “Predictive control strategy of a gas turbine for improvement of combined cycle power plant dynamic performance and efficiency”. *SpringerPlus*, v. 5, n.1, 2016.
- [45] SEOK, J., KOLMANOVSKY, I., GIRARD, A. “Coordinated Model Predictive Control of Aircraft Gas Turbine Engine and Power System”. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2017.
- [46] SALURU, D., YEDAVALLI, R. “Fault Tolerant Model Predictive Control of a Turbofan Engine using C-MAPSS40k”. In: *Proceedings of the 51<sup>st</sup> AIAA Aerospace Sciences Meeting including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition*, 2013.
- [47] De CASTRO. “Rate-based predictive control of turbofan engine clearance”. *Journal of Propulsion and Power*. v. 23, n. 4, 2007.
- [48] CORTINOVIS, A., PARESCHI, D., MERCANGOEZ, M., BESSELMANN, T. “Model Predictive Anti-Surge Control of Centrifugal Compressors with Variable-Speed Drives”. In: *Proceedings of the 2012 IFAC Workshop on Automatic Control in Offshore Oil and Gas Production*, Norwegian University of Science and Technology, Trondheim, Norway, May 2012.
- [49] CORTINOVIS, A., FERREAU, H.J., LEWANDOWSKI, D., MERCANGÖZ, M. “Safe and Efficient Operation of Centrifugal Compressors Using Linearized MPC”. In: *Proceedings of the 53<sup>rd</sup> IEEE Conference on Decision and Control*, Los Angeles, California, USA, Dec. 2014.
- [50] ALLGÖWER, F., FINDEISEN, R., NAGY, Z. K. “Nonlinear Model Predictive Control: From Theory to Application”. *Journal of the Chinese Institute of Chemical Engineers*, v. 35, n. 3, pp. 299-315, 2004.

- [51] GRÄBER M., KIRCHES, C., SCHLÖDER, J. P., TEGETHOFF, W. “Nonlinear Model Predictive Control of a Vapor Compression Cycle based on First Principle Models”. In: *Proceedings of the 7th Vienna Conference on Mathematical Modelling: MATHMOD 2012*, Vienna, Feb. 2012.
- [52] LEDUCQ, D., GUILPARTA, J., TRYSTRAMB, G. “Non-linear Predictive Control of a Vapour Compression Cycle”. *International Journal of Refrigeration*, v. 29, pp. 761-772, 2006.
- [53] BEHBAHANI, A. “Integrated Model-Based Controls and PHM for Improving Turbine Engine Performance, Reliability, and Cost”. In: *Proceedings of the 45th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit*, Denver, Colorado, EUA, 2009.
- [54] ARAÚJO, F. M. U., *Controladores Automáticos Inteligentes com Aplicações em Isolamento de Vibrações Mecânicas*. Tese de D.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2002.
- [55] GOLD, H., ROSENZWEIG, S. *A Method for Estimating Speed Response of Gas-Turbine Engines*. In: NACA Research Memorandum NACA-RM-E51K21, Washington, D. C. 1952.
- [56] OTTO, E., TAYLOR, B. L. *Dynamics of a Turbojet Engine Considered as a Quasi-static System*. In: NACA Technical Report NACA-T-1011, 1951.
- [57] PALMER, J. R. *The “TURBOCODE” Scheme for the Programming of Thermodynamic Cycle Calculations on an Electronic Digital Computer*. In: CoA Report Aero 198, Cranfield, Jul. 1967.
- [58] PALMER, J. R., ANNAND., K. P. *Description of the Algol Version of the “Turbocode” Scheme for the programming of Thermodynamic Cycle Calculation on an Electronic Digital Computer*. In: CoA Report Aero 203, Cranfield, Mar. 1968.
- [59] SILVA, F. J. S., *Simulação de Desempenho de Turbinas a Gás em Regime Transitório*. Dissertação de M.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2006.



- [60] SZUCH, J. R. *HYDES: A Generalized Hybrid Computer Program for Studying Turbojet and Turbofan Engine Dynamics*. In: Technical Report NASA-TM-X-3014, USA, 1974.
- [61] SZUCH, J. R., KROSEL, S. M., BRUTON, W. M. *Automated Procedure for Developing Hybrid Computer Simulations of Turbofan Engines*. In: NASA Technical Paper NASA-TP-1851, USA, 1982.
- [62] FAWKE, A. J., SARAVANAMUTTOO, H. I. H. “Digital Computer Methods for Prediction of Gas Turbine Dynamic Response”. *SAE Technical Paper 710550*, [S.l.], 1971.
- [63] MACMILLAN, W. L., *Development of a Modular Type Computer Program for the Calculation of Turbine Off Design Performance*. Ph.D. thesis, Cranfield Institute of Technology, Cranfield, UK, 1974.
- [64] BIRUEL JUNIOR, J., *Diagnóstico de Falhas em Componentes de Turbinas a Gás Utilizando Redes Neurais Artificiais*. Tese de D.Sc., Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2016.
- [65] SELLERS, J. F., DANIELE, C. J. *DYNGEN: A Program to Calculate Steady-State and Transient Performance of Turbojet and Turbofan Engines*. In: NASA Technical Note NASA TN D-7901, USA, 1975.
- [66] SHAPIRO, S.R, CADDY, M.J. “NEPCOMP: The Navy Engine Performance Program”. In: *Proceedings of the ASME 1974 Gas Turbine Conference and Products Show*, v. 1B, Zurich, Switzerland, Mar. 1974.
- [67] FISCHBACH, L. H., CADDY, M. J. “NNEP: The Navy NASA Engine Program”. [S.l.], Dec. 1975. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19760007039>. Acesso em: 29 jul. 2017.
- [68] PALMER, J. R., YAN, C. Z. “TURBOTRANS: A programming language for the performance simulation of arbitrary gas turbine engines with arbitrary control systems”. *American Society of Mechanical Engineers, International Gas Turbine Conference and Exhibit*, Apr. 1982.
- [69] SARAVANAMUTTOO, H. I. H, ISSAC, B. D. “An Overview of Engine Dynamic Response and Mathematical Modeling Concepts”. In: *Proceedings of the AGARD Conference*, [S.l.], 1982.

- [70] DANIELE, C., KROSEL, S., SZUCH, J. “Digital computer program for generating dynamic turbofan engine models (DIGTEM)”. [S.l.], NASA, 1983. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19840008117.pdf>. Acesso em: 29 jul. 2017.
- [71] SADLER, G. G, MELCHER, K. J. “DEAN: A program for Dynamic Engine Analysis”. In: *Joint Propulsion Conference*, Monterey, CA, USA, Jul. 1985.
- [72] SCHOBEIRI, T. “A General Computational Method for Simulation and Prediction of Transient Behavior of Gas Turbine”. In: *Proceedings of the ASME 1986 International Gas Turbine Conference and Exhibit*, v. 1, Dusseldorf, West Germany, Jun. 1986.
- [73] KHALID, S. J. “Role of Dynamic Simulation in Fighter Engine Design and Development”. *Journal of Propulsion and Power*, v. 8, n. 1, pp. 219-226, 1992.
- [74] PILIDIS, P., *Digital Simulation of Gas Turbine Performance*. Ph.D. thesis, University of Glasgow, Glasgow, UK, 1983.
- [75] GETINO, L. H., *Análise de Desempenho de Turbinas a Gás em Regime Transitório*. Monografia, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 1996.
- [76] CROSA, G., PITTALUGA, F., TRUCCO, A., BELTRAMI, F., TORELLI, A., TRAVERSO, F. “Heavy-Duty Gas Turbine Plant Aerothermodynamics Simulation Using Simulink”. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, v. 120, p. 550-556, 1998.
- [77] BAGNASCO, A., DELFINO, B., DENEGRI, G. B., MASSUCCO, S. “Management and Dynamic Performance of Combined Cycle Power Plants During Parallel and Islanding Operation”. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 13, pp. 194-201, 1998.
- [78] EVANS, C., REES, D., HILL, D. “Frequency-domain Identification of Gas Turbine Dynamics”. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 6, n. 6, 1998.
- [79] AGRESTI, M., CAMPOREALE, S. M., FORTUNATO, B. An Object-Oriented Program for the Dynamic of Gas Turbines. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2000: Power for Land, Sea, and Air*, v. 4, Munich, Germany, May 2000.
- [80] EVANS, C., CHIRAS, N., GUILLAUME, P., REES, D. Multivariable Modelling of Gas Turbine Dynamics. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo Congress*, New Orleans, Louisiana, USA, Jun. 2001.

- [81] CAMPOREALE, S.M., FORTUNATO, B., MASTTROVITO, M. “A High-Fidelity Real-Time Simulation Code of Gas Turbine Dynamics for Control Applications”. In: *Proceeding of ASME TURBO EXPO 2002*, Amsterdam, The Netherlands, 2002.
- [82] CHIRAS, N., EVANS, C., REES, D. “Global Nonlinear Modeling of Gas Turbine Dynamics Using NARMAX Structures”. *Transactions of the ASME: Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, v.124, pp. 817-826, 2002.
- [83] BOMBERGER, J., SEBORG, D. “Determination of Model Order for NARX Models Directly from Input-output Data”. *Journal of Process Control*, v. 8, n. 5-6, pp. 459-468, 2003.
- [84] AILER, P., SZEDERKÉNYI, G., HANGOS, K. “Mathematical and Model Simplification of a Low Power Gas Turbine”. In: *Proceedings of the 5th International PhD Workshop on Systems and Control a Young Generation Viewpoint*, Balatonfüred, Hungary, Sep. 2004.
- [85] BASSO, M, GIARRE, L., GROPPA, S., ZAPPA, G. “NARX Models of Industrial Power Plant Gas Turbine”. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*. v.13, pp. 599-604, 2005.
- [86] RUANO, A., FLEMING, P. J., TEIXEIRA, C., RODRÍGUEZ-VÁZQUEZ, K., FONSECA, C. M. “Nonlinear Identification of Aircraft Gas Turbine Dynamics”. *Neurocomputing*, v. 55, pp. 551-579, Mar. 2005.
- [87] MÉDICI, M., *Identificação e Controle de Uma Turbina a Gás com Tecnologia Nacional*. Dissertação de M.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2006.
- [88] SCHOBREIRI, M. T., ATTIA M., LIPPKE, C. “GETRAN: A Generic, Modularly Structured Computer Code for Simulation of Dynamic Behaviour of Aero- And Power Generation Gas Turbine Engines”. *Transactions of the ASME: Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, v. 116, pp. 483-494, 1994.
- [89] JEFFERDS, F. S. S., BRINGHENTI, C., BARBOSA, J. R. “Transient performance of gas turbine”. In: *Proceedings of the 18th International Congress of Mechanical Engineering*, Ouro Preto, Brazil, Nov. 2005.

- [90] CARRERA, R., HEMERLY, E.M. “Dynamic Modeling and Control of Gas Turbines Using Fuel Flow Optimization”. In: *Proceedings of the Brazilian Conference on Dynamics, Control and their Applications*, Guaratinguetá, 2006.
- [91] WIESE, A. P., BLOM, M. J., BREAR, M. J., MANZIE, C., KITCHENER, A. “Development and Validation of a Physics-based Dynamic Model of a Gas Turbine”. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2013*, [S.l.], 2013.
- [92] ALVES, M. A. C. “DESTUR – Modelo Digital de Análise do Desempenho de Turbinas a Gás”. In: *Proceedings of the III CONEN*, v. 1, Belém, Brasil, pp. 206–209. 1994.
- [93] ALVES, M. A. C., BARBOSA, J. R. “A Step Further in Gas Turbine Dynamic Simulation”. *Journal of Power and Energy*, v. 217, n. 6, pp. 583-592, Sep. 2003.
- [94] RAUSCH, R. T., GOEBEL, K. F., EKLUND, N. H., BRUNELL, B. J. “Integrated In-Flight Fault Detection and Accommodation: A Model-Based Study”. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2005: Power for Land, Sea, and Air*, v. 1, pp. 561-569, Reno, Nevada, USA, Jun. 2005.
- [95] RAUSCH, R. T., GOEBEL, K. F., EKLUND, N. H., BRUNELL, B. J. “Integrated in-Flight Fault Detection and Accommodation: A Model-Based Study”. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, v. 129, n. 4, pp. 962-969, Jan. 2007.
- [96] GAZZETTA JUNIOR, H., BRINGHENTI, C., BARBOSA, J. R., TOMITA, J. T. “Real-Time Gas Turbine Model for Performance Simulations”. *Journal of Aerospace Technology and Management*, v. 9, n. 3, 2017.
- [97] PANOV, V. “Model-Based Control and Diagnostic Techniques for Operational Improvements of Gas Turbine Engines”. In: *Proceedings of 10th European Conference on Turbomachinery Fluid dynamics & Thermodynamics ETC10*, Lappeenranta, Finland, Apr. 2013.
- [98] KAYADELEN, H. K., UST, Y. “Performance and environment as objectives in multi-criterion optimization of steam injected gas turbine cycles”. *Applied Thermal Engineering*, v. 71, pp. 184-196, 2014.
- [99] HONEGGER, U., *Gas Turbine Combustion Modeling for a Parametric Emissions Monitoring System*. M.Sc. thesis, Kansas State University, Manhattan, USA, 2007.

- [100] SOARES, C., *Gas Turbines: A Handbook of Air, Land, and Sea Applications*. Butterworth-Heinemann, Oxford, UK, 2007.
- [101] LEFEBVRE, A. H., BALLAL, D. R., *Gas Turbine Combustion: Alternative Fuels and Emissions*. 3 ed., CRC Press, Boca Raton, USA, 2010.
- [102] RAZAK, A. M. Y. “Gas Turbine Performance Modelling Analysis and Optimization”. In: Jansohn, P. (ed), *Modern Gas Turbine Systems – High Efficiency, Low Emission, Fuel Flexible Power Generation*, 1 ed., chapter 11, Cambridge, UK, Woodhead Publishing, 2013.
- [103] KOIVU, T. G. “New Technique for Steam Injection (STIG) Using Once Through Steam Generator (GTI/OTSG) Heat Recovery to Improve Operational Flexibility and Cost Performance”. In: *Proceedings of the 17th Symposium on Industrial Application of Gas Turbines (IAGT)*, Canada, 2007.
- [104] JONSSON, M., YAN, J. “Humidified Gas Turbines – A Review of Proposed and Implemented Cycles”. *Energy*, v. 30, pp. 1013-1078, 2005.
- [105] BOUAM, A., AISSANI, S., KADI, R. “Evaluation of Gas Turbine Performances and NO<sub>x</sub> and CO Emissions During the Steam Injection in the Upstream of Combustion Chamber”. In: *Proceedings of the Syrian Renewable Energy Conference ICRE 2010*, pp. 1-6, 2010.
- [106] GONCA, G. “Investigation of the Effects of Steam Injection on Performance and NO Emissions of a Diesel Engine Running with Ethanol-Diesel Blend”. *Energy Conversion and Management*, v. 77, n. 1, pp. 450-457, 2014.
- [107] ZILHÃO, L. A. A., *Early-Stage Design Optimization of a Low NO<sub>x</sub> Emissions Turbofan at Off-Design Operating Conditions*. M.Sc. thesis, Instituto Superior Técnico Lisboa, Lisboa, Portugal, 2014.
- [108] MARTÍNEZ, F. R., MARTÍNEZ, A. A. R., VELÁZQUEZ, M. T., DIEZ, P. Q., ESLAVA, G. T., FRANCIS, F. A. “Evaluation of the Gas Turbine Inlet Temperature with Relation to the Excess Air”. *Energy and Power Engineering*, v. 3, pp. 517-524, 2011.
- [109] MARRA, J. M., GRAMANI, L. M., WENDT, C., KAVISKI, E. “Transiente Hidráulico em Conduitos Forçados: Simulação do Escoamento nas Turbinas da UHE Itaipu por Meio de Analogia com Circuitos Elétricos”. In: *V SMNC – Simpósio de Métodos Numéricos Computacionais da Universidade do Paraná*, 2015.

- [110] AGUNG, A., BÁNÁTI, J., STÁLEK, M., DEMAZIÈRE, C. “Validation of PARCS/RELAP5 Coupled Codes Against a Load Rejection Transient at the Ringhals-3 NPP”. *Nuclear Engineering and Design*, v. 257, pp. 31-44, 2013.
- [111] IDEBRANT, A., NÄS, L. “Gas Turbine Applications using ThermoFluid”. In: *Proceedings of the 3rd International Modelica Conference*, pp. 359-366, Linköping, Nov. 2003.
- [112] QIN, S. J., BADGWELL, T. A. “An Overview of Industrial Model Predictive Control Technology”. *AIChE Symposium Series*, v. 93, pp. 232-256, 1997.
- [113] QIN, S. J., BADGWELL, T. A. “An Overview of Nonlinear Model Predictive Control Applications”. In: *Proceedings of the IFAC Workshop on Nonlinear Model Predictive Control. Assessment and Future Directions*, Switzerland, 1998.
- [114] CAMACHO, E. F., BORDONS, C., *Model Predictive Control (Advanced Textbooks in Control and Signal Processing)*. 2 ed., Springer-Verlag, London, UK, 2007.
- [115] FAVARO, J., Controle Preditivo Aplicado à Planta de Neutralização de pH. Dissertação de M.Sc., Universidade de São Paulo, São Paulo, 2012.
- [116] MICHALSKA, H., MAYNE, D. Q. “Robust Receding Horizon Control of Constrained Nonlinear Systems”. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 38, n. 11, pp. 1623-1633, 1993.
- [117] CHEN, H., ALLGÖWER, F. A. “Quasi-Infinite Horizon Nonlinear Model Predictive Control Scheme with Guaranteed Stability”. *Automatica*, v. 34, n. 10, pp. 1205-1217, 1998.
- [118] JADBABAIE, A., YU, J., HAUSER, J. “Unconstrained Receding Horizon Control of Nonlinear Systems”. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 46, n. 5, pp. 776-783, 2001.
- [119] SCOKAERT, P., MAYNE, D., RAWLINGS, J. B. Suboptimal Model Predictive Control (Feasibility Implies Stability). *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 44, n. 3, pp. 648-654, 1999.
- [120] PIRES, T. S., *Método de Superfície de Resposta Aplicado à Otimização Termoeconômica de Sistemas de Cogeração Modelados em um Simulador de Processos*. Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 2010.

- [121] COLAÇO, M. J., ORLANDE, H. R. B., DULIKRAVICH, G. S., 2006, “Inverse and Optimization Problems in Heat Transfer”, *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, v. 28, n. 1 (Mar.), pp. 1-24.
- [122] PIRES, T. S., CRUZ, M. E., COLAÇO, M. J. “Response surface method applied to the thermoeconomic optimization of a complex cogeneration system modeled in a process simulator”. *Energy*, v. 52, pp. 44–54, 2013.
- [123] STORN, R., PRICE, K. “Minimizing the Real Functions of the ICEC'96 Contest by Differential Evolution”. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation – ICEC'96*, pp. 842-844, Nagoya, May 1996.
- [124] KENNEDY, J., EBERHART, R. “Particle Swarm Optimization”. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, v. 4, pp. 1942-1948, Perth, Australia, 1995.
- [125] GOLDBERG, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, Boston, USA, 1989.
- [126] LEWIS, R. M., TORCZON, V. “Pattern Search Algorithms for Bound Constrained Minimization”. *SIAM Journal on Optimization*, v. 9, pp. 1082-1099, 1999.
- [127] CARRERA, R., *Modelagem Dinâmica e Controle de Turbinas a Gás*. Dissertação de M.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2006.
- [128] WALSH, P. P., FLETCHER, P., *Gas Turbine Performance*. 2 ed., Blackwell Science, Oxford, UK, 2004.
- [129] Ingersoll-Rand Air Compressors. *Centac Principles of Operation. Manual CST-TP0003-Rev.4*. Outubro, 1999. Disponível em: [http://manualarchive.ingersollrandproducts.com/manuals/manuals/instructionbook/Misc\\_Manuals/principles\\_operation.pdf](http://manualarchive.ingersollrandproducts.com/manuals/manuals/instructionbook/Misc_Manuals/principles_operation.pdf). Acesso em: 30 ago. 2017.
- [130] SILVA, F. J. S., *Estudo de Desempenho de Turbinas a Gás sob a Influência de Transitórios da Geometria Variável*. Tese de D.Sc., Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, 2011.
- [131] EPA – United States Environmental Protection Agency. *AP-42: Compilation of Air Emission Factors, Fifth Edition, Volume I, Chapter 3: Stationary Internal Combustion Sources*. Apr. 2000. Disponível em: <https://www3.epa.gov/ttn/chief/ap42/ch03/>. Acesso em: 06 set. 2017.

- [132] LEFEBVRE, A. H. “Fuel Effects on Gas Turbine Combustion-Liner Temperature, Pattern Factor, and Pollutant Emissions”. *Journal of Aircraft*, v. 21, n. 11, pp. 887-898, 1984.
- [133] MELLOR, A. M. “Semi-Empirical Correlations for Gas Turbine Emissions, Ignition, and Flame Stabilization”. *Progress in Energy and Combustion Science*, v. 6, n. 4, pp. 347-358, 1981.
- [134] ODGERS, J., KRETSCHMER, D. “The Prediction of Thermal NO<sub>x</sub> in Gas Turbines”. In: *Proceedings of the ASME 1985 Beijing International Gas Turbine Symposium and Exposition*, v. 2, Beijing, China, Sep. 1985.
- [135] LEWIS, G. D. “A New Understanding of NO<sub>x</sub> Formation”. In: *Proceedings of the 10th International symposium on air-breathing engines, American Institute of Aeronautics and Astronautics*, Nottingham, England, pp. 625-629, 1991.
- [136] ROKKE, N. A., HUSTAD, J. E., BERG, S. “Pollutant Emissions from Gas Fired Turbine Engines in Offshore Practice – Measurements and Scaling”. In: *Proceedings of the ASME 1993 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, v. 3, Ohio, USA, May 1993.
- [137] RIZK, N. K., MONGIA, H. C. “Emissions Predictions of Different Gas Turbine Combustors”. *AIAA Technical Papers*, AIAA Paper 94-0118, New York, 1994.
- [138] BECKER, T., PERKAVEC, M. A. “The Capability of Different Semianalytical Equations for Estimation of NO<sub>x</sub> Emissions of Gas Turbines”. In: *Proceedings of the ASME 1994 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, v. 3, The Hague, Netherlands, Jun. 1994.
- [139] NICOL, D. G., MALTE, P. C., STEELE, R. C. “Simplified Models for NO<sub>x</sub> Production Rates in Lean-Premixed Combustion”. In: *Proceedings of the ASME 1994 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition*, v. 3, The Hague, Netherlands, Jun. 1994.
- [140] CONNORS, C. S., BARNES, J. C., MELLOR, A. M. “Semiempirical Predictions and Correlations of CO Emissions from Utility Combustion Turbines. *Journal of Propulsion and Power*”, v. 12, n. 5, pp. 926–932, 1996.



- [141] RIZK, N. K., MONGIA, H. C. “Semianalytical Correlations for NO<sub>x</sub>, CO and UHC Emissions”. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, v. 115, n. 3, pp. 612-619, 1993.
- [142] National Research Council. *Aeronautical Technologies for the Twenty-First Century*. The National Academies Press, Washington, D.C., 1992. Disponível em: <https://www.nap.edu/catalog/2035/aeronautical-technologies-for-the-twenty-first-century>. Acesso em: 29 jul 2017.
- [143] BAKKEN, L. E., SKOGLY, L. “Parametric Modelling of Exhaust Gas Emission from Natural Gas Fired Gas Turbines”. In: *Proceedings of the International Gas Turbine and Aeroengine Congress & Exposition*. Houston, Texas, Jun.1995.
- [144] ZHOU, H., CEN, K., FAN, J. “Modeling and Optimization of the NO<sub>x</sub> Emission Characteristics of a Tangentially Firedboiler with Artificial Neural Networks”. *Energy*, v. 29, pp. 167-183, 2004.
- [145] LAMATHI, P., SELLADURAI, V., BALAMURUGAN, K. “Predictive Modelling and Optimization of Power Plant Nitrogen Oxides Emission”. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, v. 1, n. 1, pp. 11–18, 2012.
- [146] TAN, P., XIA, J., ZHANG, C., FANG, Q., Chen G. “Modeling and Reduction of NO<sub>x</sub> Emissions for a 700 MW Coal-fired Boiler with the Advanced Machine Learning Method”. *Energy*, v. 94, pp. 672-679, 2016.
- [147] North Atlantic Treaty Organisation – Research and Technology Organisation. *Performance Prediction and Simulation of Gas Turbine Engine Operation*. In: Technical Report NATO RTO-TR-044, France, Apr. 2002.
- [148] SCHWERDT, C., *Modelling NO<sub>x</sub>-Formation in Combustion Processes*. M.Sc. dissertation, Lund University, Lund, Sweden, 2006.
- [149] QUARESMA, P. M. R., *Efeito da Composição do Combustível no Desempenho de uma Câmara de Combustão com Baixas Emissões de NO<sub>x</sub> para Aplicação a Turbinas a Gás*. Dissertação de M.Sc., Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa, Portugal, 2010.
- [150] ZHAO, H., WANG, P. “Modeling and Optimization of Efficiency and NO<sub>x</sub> Emission at a Coal-fired Utility Boiler”. In: *Proceedings of Power and Energy Engineering Conference APPEEC*, Wuhan, China, Mar. 2009.

[151] KUO, K. K., *Principles of Combustion*. 2 ed. John Wiley & Sons, Hoboken, USA, 2005.

[152] PIRES, T. S., COLAÇO, M. J., CRUZ, M. E., ALVES, M. A. C. “Application of Nonlinear Model Predictive Control to Transient Operation of a Gas Turbine”. In: *Proceedings of the 12<sup>th</sup> Conference on Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems – SDEWES 2017 Conference*, Dubrovnik, 2017.

[153] PIRES, T. S., COLAÇO, M. J., CRUZ, M. E., ALVES, M. A. C. “Application of Nonlinear Multivariable Model Predictive Control to Transient Operation of a Gas Turbine and NO<sub>x</sub> Emissions Reduction”. *Energy*, 2017. (Submetido).

[154] BAHRAMI, S., GHAFFARI, A., THERN, M. “Improving the Transient Performance of the Gas Turbine by Steam Injection during Frequency Dips”. *Energies*, v. 6, pp. 5283-5296, 2013.

## APÊNDICE A – PARÂMETROS PARA SIMULAÇÃO

Neste apêndice encontram-se os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados em cada seção do Capítulo 7. Os algoritmos de otimização Evolução Diferenciada, Enxame de Partículas, Algoritmo Genético e Busca em Padrões são referenciados neste apêndice como ED, EP, AG e BP, respectivamente.

### I.1 Análise do Sistema de Controle.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.2, 7.3, 7.4 e 7.5.

Tabela 4 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; oscilações de carga; variação de RF.

<b>Parâmetro</b>	<b>RF-1</b>	<b>RF-2</b>	<b>RF-3</b>	<b>RF-4</b>
$\Delta t$	0,5 s	0,5 s	0,5 s	0,5 s
$N_l$	1	1	1	1
$N_u$	2	2	2	2
$N_2$	2	2	2	2
$\delta$	0,5	0,5	0,5	0,5
$\lambda$	1	1	1	1
$\theta$	0	0	0	0
$s$	0	0	0	0
$M$	0,8	0,8	0,8	0,8
$CR$	0,9	0,9	0,9	0,9
$NP$	8	8	8	8
$NG_{\max}$	10	10	10	10
$TOL_J$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4	4	4	4

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.6, 7.7 e 7.8.

Tabela 5 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; oscilações de carga; variação de  $N_2$ .

<b>Parâmetro</b>	<b><math>N_2 = 3</math></b>	<b><math>N_2 = 4</math></b>	<b><math>N_2 = 5</math></b>
$\Delta t$	0,5 s	0,5 s	0,5 s
$N_l$	1	1	1
$N_u$	2	2	2
$N_2$	3	4	5
$\delta$	0,5	0,5	0,5
$\lambda$	1	1	1
$\theta$	0	0	0
$s$	0	0	0
$M$	0,8	0,8	0,8
$CR$	0,9	0,9	0,9
$NP$	8	8	8
$NG_{\max}$	10	10	10
$TOL_J$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4	4	4

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.10, 7.11, 7.12 e 7.13.

Tabela 6 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; variação de  $\theta$ .

<b>Parâmetro</b>	<b><math>\theta = 0,00</math></b>	<b><math>\theta = 0,35</math></b>	<b><math>\theta = 0,50</math></b>	<b><math>\theta = 0,75</math></b>
$\Delta t$	0,5 s	0,5 s	0,5 s	0,5 s
$N_l$	1	1	1	1
$N_u$	2	2	2	2
$N_2$	4	4	4	4
$\delta$	0,5	0,5	0,5	0,5
$\lambda$	1	1	1	1
$\theta$	0	0,35	0,50	0,75
$s$	0	0	0	0
$M$	0,8	0,8	0,8	0,8
$CR$	0,9	0,9	0,9	0,9
$NP$	8	8	8	8
$NG_{\max}$	10	10	10	10
$TOL_J$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4	4	4	4

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.14 e 7.15.

Tabela 7 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; variação de  $s$ .

<b>Parâmetro</b>	<b><math>s=0,5</math></b>	<b><math>s=1,0</math></b>
$\Delta t$	0,5 s	0,5 s
$N_l$	1	1
$N_u$	2	2
$N_2$	4	4
$\delta$	0,5	0,5
$\lambda$	1	1
$\theta$	0,35	0,35
$s$	0,5	1,0
$M$	0,8	0,8
$CR$	0,9	0,9
$NP$	8	8
$NG_{\max}$	10	10
$TOL_J$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4	4

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados na Figura 7.16.

Tabela 8 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; alteração de ponto de ajuste; antecipação.

<b>Parâmetro</b>	<b>Antecipação</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_l$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta$	0,5
$\lambda$	1
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{\max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4

## I.2 Controle da Rotação por MPC.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados desde a Figura 7.17 até a Figura 7.26.

Tabela 9 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; controle de  $N$  por MPC.

<b>Parâmetro</b>	<b>MPC (<math>N</math>)</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_1$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta$	0,5
$\lambda$	1
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{\max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4

### I.3 Controle da Rotação por MPC e de Temperatura por PID.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados desde a Figura 7.27 até a Figura 7.29.

Tabela 10 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; controle de  $N$  por MPC e  $TAT$  por PID.

<b>Parâmetro</b>	<b>MPC (<math>N</math>)</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_1$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta$	0,5
$\lambda$	1
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$K_p$	$-5 \cdot 10^{-6}$
$\tau_i$	$1,5 \cdot 10^{-3}$ s
$\tau_d$	$1 \cdot 10^{-7}$ s
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{\max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4

#### I.4 Controle da Rotação e de Temperatura por MPC.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.30 e 7.31.

Tabela 11 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; MPC multivariável.

<b>Parâmetro</b>	<b>MPC (<i>N</i> e <i>TAT</i>)</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_l$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta_N$	0,5
$\lambda_N$	1
$\delta_T$	0,25
$\lambda_T$	0,5
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{\max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4



## I.5 Otimização do Consumo de Combustível por MPC.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados na Figura 7.32.

Tabela 12 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; otimização da vazão mássica de combustível.

<b>Parâmetro</b>	<b>MPC</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_1$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta$	0,5
$\lambda$	1
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$W_m$	0,05
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{\max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{\max}$	4

## I.6 Otimização do Nível de Emissões de NOx por MPC.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados desde a Figura 7.33 até a Figura 7.37.

Tabela 13 - Parâmetros do MPC com algoritmo ED; otimização do nível de emissões de NOx.

<b>Parâmetro</b>	<b>MPC</b>
$\Delta t$	0,5 s
$N_1$	1
$N_u$	2
$N_2$	4
$\delta$	0,5
$\lambda$	1
$\theta$	0,35
$s$	0,5
$W_{NOx}$	0,5
$M$	0,8
$CR$	0,9
$NP$	8
$NG_{max}$	10
$TOL_J$	$10^{-6}$
$NI_{max}$	4

## I.7 Comparação entre Algoritmos de Otimização.

A tabela a seguir apresenta os parâmetros utilizados para obtenção dos resultados apresentados nas Figuras 7.38 e 7.39.

Tabela 14 - Parâmetros do MPC para a comparação entre algoritmos de otimização.

<b>Algoritmo de otimização</b>	<b>Parâmetro</b>	<b>MPC (<math>N</math>)</b>	<b>MPC (<math>N</math> e <math>TAT</math>)</b>
ED; EP; AG; BP	$\Delta t$	0,5 s	0,5 s
ED; EP; AG; BP	$N_l$	1	1
ED; EP; AG; BP	$N_u$	2	2
ED; EP; AG; BP	$N_2$	4	4
ED; EP; AG; BP	$\delta_N$	0,5	0,5
ED; EP; AG; BP	$\lambda_N$	1	1
ED; EP; AG; BP	$\delta_T$	-	0,25
ED; EP; AG; BP	$\lambda_T$	-	0,5
ED; EP; AG; BP	$\theta$	0,35	0,35
ED; EP; AG; BP	$s$	0,5	0,5
ED	$M$	0,8	0,8
ED	$CR$	0,9	0,9
EP	$\alpha$	0,5	0,5
EP	$\beta$	2,0	2,0
AG	$N_{elite}$	2,0	2,0
AG	$CR_{AG}$	0,8	0,8
BP	$N_{it,max}$	$10^3$	$10^3$
BP	$N_{J,max}$	80	80
BP	$TOL_{malha}$	$10^{-3}$	$10^{-3}$
BP	$TOL_D$	$10^{-6}$	$10^{-6}$
ED; EP; AG	$NP$	8	8
ED; EP; AG	$NG_{max}$	10	10
ED; EP; AG	$NI_{max}$	4	4
ED; EP; AG; BP	$TOL_J$	$10^{-6}$	$10^{-6}$