AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO ESTOCÁSTICO E DETERMINÍSTICO DE CONTROLADORES PID E PREDITIVO: APLICAÇÃO A UM REATOR DE HIDROTRATAMENTO

ALAIN COGNAC CARELLI

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO APRESENTADA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA DE PROCESSOS QUÍMICOS E BIOQUÍMICOS DA ESCOLA DE QUÍMICA DA UFRJ.

ORIENTAÇÃO: PROF. MAURÍCIO BEZERRA DE SOUZA JR., D.SC.

ESCOLA DE QUÍMICA

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

2008

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO ESTOCÁSTICO E DETERMINÍSTICO DE CONTROLADORES PID E PREDITIVO: APLICAÇÃO A UM REATOR DE HIDROTRATAMENTO

ALAIN COGNAC CARELLI

DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA DE PROCESSOS QUÍMICOS E BIOQUÍMICOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS (M.Sc.).

ESCOLA DE QUÍMICA

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

OUTUBRO 2008

AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO ESTOCÁSTICO E DETERMINÍSTICO DE CONTROLADORES PID E PREDITIVO: APLICAÇÃO A UM REATOR DE HIDROTRATAMENTO

ALAIN COGNAC CARELLI

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA DE PROCESSOS QUÍMICOS E BIOQUÍMICOS DA ESCOLA DE QUÍMICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS (M.Sc.).

APROVADA POR:

_____
Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.
Orientador

_____
Cláudia Martins da Silva, D.Sc.

_____
Mário César Mello Massa de Campos, D.Sc.

_____
Profª. Rossana Odette Mattos Folly, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL
OUTUBRO DE 2008

FICHA CATALOGRÁFICA

CARELLI, ALAIN C.

Avaliação de Desempenho Estocástico e Determinístico de Controladores PID e Preditivo: Aplicação a um reator de Hidrotratamento / Alain Cognac Carelli. – Rio de Janeiro, 2008.

xxiii, 111 f.: il.

Dissertação (Mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos) – Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, Escola de Química – 2008.

Orientador: Maurício Bezerra de Souza Júnior

1. Controle de processos. 2. Detecção e diagnóstico de falhas. 3. Auditoria de controladores. 4. Refino de petróleo. I. De Souza Júnior, Maurício Bezerra (Orient.). II. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Escola de Química. III. Avaliação de Desempenho Estocástico e Determinístico de Controladores PID e Preditivo: Aplicação a um reator de Hidrotratamento.

DEDICATÓRIA

Dedico esse trabalho...

...aos meus pais, Cesar e Rita, que moldaram minha educação e personalidade, me direcionando no curso da vida;

...a minha família que foi responsável por semear minha curiosidade por novas descobertas, sendo meus grandes mentores;

...a todos os profissionais do ensino que de alguma forma cruzaram a minha vida, transferindo um pouco do seu aprendizado e contribuindo para minha formação;

...a todos os amigos e amigas, que são parte da minha história, estando junto a mim em momentos de angústia e descontração;

...a minha namorada, quase esposa, que me complementa, fortalece e apóia como amiga, mulher e profissional;

...e a todos que contribuem para o crescimento desse país com ética e humanidade.

"Intangível e sutil é a mente
Que voa atrás de fantasias;
Sábios são os que a mente disciplinam,
Pois a mente disciplinada traz alegria."

[Versículo 35, Dhamapada, Buda]

AGRADECIMENTOS

Decidi cursar o mestrado, pois sentia a necessidade de dispor de mais informações e estudo para decidir que profissional eu almejaria me tornar. Agradeço a uma importante amiga, Milena Maciel, que involuntariamente foi a responsável por me apresentar ao grande professor que hoje é o meu orientador. Digo grande professor, não apenas pela sua incontestável competência e capacidade, mas também pelo seu caráter ético, profissional e generoso. Gênio para mim não é aquele que apenas detém uma elevada capacidade intelectual, mas sim, aquele que, apesar de sua inteligência e renome, mantém a humildade para enxergar o ser humano que há em cada um de nós, logo, considero-o um gênio devido a sua habilidade em contrabalancear o intelecto e o convívio social harmonioso. O Maurício foi o principal responsável por despertar em mim esse interesse latente pela área de controle de processo. Hoje, digo, sem dúvidas, que estou decidido a ser um profissional dessa área.

Gostaria de agradecer também à professora Rossana, que é uma das avaliadoras da minha defesa, e me influenciou no interesse por essa área através das aulas na graduação e do convívio em algumas bancas de avaliação de projeto final.

Sou extremamente grato também aos renomados profissionais que aceitaram complementar a banca avaliadora da minha defesa, os engenheiros Mário César M. Massa de Campos da PETROBRAS e Cláudia Martins da Silva da CHEMTECH. Sinto-me honrado de poder contar com sugestões e conselhos de profissionais tão reconhecidos na área.

Agradeço a minha namorada pela dedicação, companheirismo, paciência, carinho, compreensão e outras diversas qualidades que ofuscam qualquer defeito. Grande parte da minha dissertação foi construída vivendo junto com a Mariana, tornando-a quase uma co-orientadora.

Agradeço a Escola Química da UFRJ pela excelente formação, o programa de Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos por viabilizar meu mestrado e o Grupo de Produção Integrada (GPI)/Escola Politécnica e COPPE/UFRJ (em especial ao

professor Heitor Mansur Caulliraux), onde estagiei e atualmente trabalho em alguns projetos, pelo profissional que me tornei.

Sou grato também ao consultor sênior da PETROBRAS Mário Jorge Lima, pelo aprendizado que ele me proporcionou através do freqüente convívio ao longo de quatro anos como coordenador do projeto GPI-CENPES.

Por fim, quero agradecer a minha família, Cesar, Rita e Giovanni, e aos meus grandes amigos André Macieira, Bruna Andrade, Daniel Caulliraux, Daniele Miguez, Diogo Mendes, Eduardo Andrade, Felipe Correa, Fernanda Miguez, Joanna Smarçaro, Luiz Fernando Andrade, Márcio Mattos, Marcos Piquet, Pedro Signorelli, Rodrigo Aleixo, Rodrigo Testoni, Vitor Mendes, entre outros que porventura possa ter esquecido.

RESUMO

CARELLI, Alain Cognac. Avaliação de desempenho estocástico e determinístico de controladores PID e preditivo: aplicação a um reator de hidrotratamento. Orientador: Maurício Bezerra de Souza Júnior. Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2008. Dissertação (Mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos).

Todo sistema de controle, com o passar do tempo, perde seu desempenho se não houver um suporte e monitoramento da sua resposta, acarretando em retornos minorados. Os controladores mais confiáveis são os providos de sistemas complementares que possibilitam identificar quedas no desempenho, diagnosticá-las e solucioná-las. Também na fase de projeto do controlador é importante simular o processo e avaliar o maior conjunto possível de alternativas de controle nesta simulação, provendo um maior embasamento à decisão. Paralelamente, a adoção de especificações mais baixas do teor de contaminantes nos óleos combustíveis tem impulsionado investimentos em refinarias de petróleo com o objetivo de garantir uma maior remoção de compostos indesejados, como os sulfurados e os nitrogenados. Dessa forma, unidades de hidrotratamento estão sendo aprimoradas e desenvolvidas com novas tecnologias para o seu monitoramento e controle. Adicionalmente, o custo operacional do hidrotratamento é bastante elevado, agravando-se, principalmente, quando não há uma otimização no tempo de vida do catalisador, que é prejudicado por um controle ineficiente. Os objetivos deste trabalho foram analisar a resposta de controladores de realimentação em comparação com preditivos – avaliando seus desempenhos determinístico e estocástico – e, na seqüência, proceder ao monitoramento e diagnóstico de desempenho do controlador preditivo. O estudo foi aplicado ao controle do primeiro leito de um reator de hidrotratamento de diesel, simulado a partir de um modelo fenomenológico. Os controladores de realimentação foram sintonizados por diferentes métodos, desde heurísticos até baseados em modelo interno. O controle preditivo utilizado no estudo foi o Controle Preditivo Generalizado (GPC), baseado em modelo interno auto-regressivo, integrado e de média móvel. O desempenho determinístico foi avaliado através das integrais ao longo do tempo do produto do tempo pelo erro absoluto (ITAE) e da variação quadrática das ações de controle; e o desempenho estocástico foi analisado com base no índice de desempenho normalizado, na variabilidade da variável controlada e na variação quadrática das ações de controle. Em relação ao controlador preditivo, estudou-se ainda a relação entre seus desempenhos e variações na trajetória de referência e no modelo interno, procedendo-se ao monitoramento e diagnóstico de seu desempenho com dois índices gráficos: índice do referencial histórico e índice de desempenho baseado no modelo. Como resultado, constatou-se, para os cenários estudados, que o GPC foi o controlador que melhor contrabalanceou os desempenhos determinístico e estocástico. Adicionalmente, reduções no desempenho do controlador GPC puderam ser identificadas, sendo suas causas discriminadas. Tais resultados se aplicam a vários outros processos químicos, uma vez que a malha investigada apresenta dinâmica de 1ª ordem com tempo morto, típica desses processos.

ABSTRACT

CARELLI, Alain Cognac. Stochastic and deterministic performance assessment of PID and MPC controllers: application to a hydrotreater's reactor. Orientadores: Maurício Bezerra de Souza Júnior. Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2008. M.Sc. Dissertation (Graduate Program on Technology of Chemical and Biochemical Processes).

Control systems tend to lose performance over time if the control system response is not monitored and thus there is no support information as to how to make adjustments on the process control system. Reliable controllers have complementary systems to identify and diagnose reductions in performance and also to implement predetermined solutions vis-à-vis the desirable type of output. When selecting the controller design and controller strategy, the thorough simulation of the underlying process is important in order to draw a greater number of possible alternatives of control and their application on this simulator, thus conferring more information for the decision. Global environmental concern has pushed the contaminants contents in fuel oils specifications to lower levels, stimulating investments in petroleum refineries with the goal of guaranteeing a larger removal of contaminants, such as sulfur and nitrogen. Hydrotreating units are being improved and developed with new process control and monitoring technologies, allowing cleaner output of fuel oils. The hydrotreater operational cost is very high, being increased when there is not an optimization on the catalyst life time, which is harmed by an inefficient control. The first goal of this paper was to investigate the response of feedback controllers in contrast with predictive controllers applied to the first bed of diesel hydrotreating reactor, simulated using a phenomenological model, and to asset their deterministic and stochastic performances. Continuous and discrete feedback controllers were tuned by different heuristic and model based methods. The predictive control used in this work was the Generalized Predictive Control (GPC), which employs a linearized, auto-regressive, integrated moving average internal model. The deterministic performance was evaluated through the Integral of Time multiplied by Absolute of the Error (ITAE) and the control action quadratic variation; the stochastic performance was analyzed based in the normalized Harris index, the control variable variability and the control action quadratic variation. With respect to the predictive control, were also studied the relations between predictive control performances and variations in its reference trajectory and in its internal model. The GPC presented a better trade-off solution when stochastic and deterministic performances were assessed. The second goal of this work was to analyze the controller performance monitoring method and causes diagnose method based in two indexes: historical benchmark and model based performance measure. These methods were applied in situation of degraded performance simulated in the hydrotreater reactor's predictive control, desiring to identify the reduction in the controller performance and to discriminate its causes. The introduced results apply to several other chemical processes, once that the investigated loop presents first order dynamic with dead time, typical of these processes.

NOMENCLATURA

Modelo da Unidade de Hidrotratamento

a – área superficial externa das partículas sólidas de catalisador por volume total do estágio;

C – concentração mássica;

C_s – concentração no interior dos poros da fase catalítica;

C_p – calor específico do gás;

C_{ps} – calor específico do sólido;

E – energia de ativação;

g – fluxo reverso;

K_0 – constante de Arrhenius;

K_g – coeficiente de transferência de massa na superfície catalítica;

K_h – fluxo adimensional, reverso de calor;

K_m – fluxo adimensional, reverso de massa;

R – constante universal dos gases;

T_e – temperatura da fase líquida;

T_{is} – temperatura da fase sólida;

T_s – temperatura do leito;

U – coeficiente global de transmissão de calor entre a fase líquida e o catalisador, baseado na área externa das partículas;

V – volume do estágio;

V_z – vazão volumétrica.

Letras Gregas

$(-\Delta H_r)$ – calor de reação;

ρ – massa específica do gás;

ρ_s – massa específica do sólido;

ν – porosidade interpartículas.

Teoria de Controle de Processo

A, B, C, E e F – polinômios de deslocamento de avanço no tempo;

d – tempo morto;

e(t) – seqüência de variáveis randômicas, uniformemente distribuída, independente e normal (0,1);

j – tempo de amostragem;

J – função objetivo;

K – termo proporcional do controlador de realimentação;

k_p – ganho do processo;

Ku – ganho último;

N – horizonte de predição;

NU – horizonte de controle;

Pu – período último;

q_0, q_1 e q_2 – parâmetros do controlador de realimentação discreto;

SP – *set-point*;

t – tempo transcorrido em segundos;

T – intervalo amostral;

t_m – tempo morto;

u – variável manipulada em variável-desvio (entrada do processo);

w – trajetória de referência ou *set-point*;

y – variável controlada em variável-desvio (saída do processo).

Letras Gregas

Δ – o operador da diferença $1 - q^{-1}$;

λ – seqüência de pesos;

τ_c – parâmetro do controle de realimentação sintonizado pelo IMC;

τ_D – termo derivativo do controlador de realimentação;

τ_I – termo integral do controlador de realimentação;

τ_p – constante de tempo do processo.

Avaliação do Desempenho de Controlador

b – horizonte de previsão;

m – número de termos em que a série foi truncada;

mse – erro quadrado médio da variável de saída;

n – horizonte de tempo;

y – desvio do *set-point*;

$\tilde{y}$ – desvio do *set-point* corrigido pela média;

$\overline{y}^2$ – a média quadrática amostral do desvio do *set-point*;

Letras Gregas

α_i – parâmetros auto-regressivos;

ξ – índice de Harris;

μ_y^2 – média quadrática do desvio do *set-point;*

η – índice de Harris normalizado;

σ_y^2 – variância de y.

Monitoramento e Diagnóstico do Desempenho de Controlador

e(k) – vetor de erros do controle no passo k (diferença entre a variável controlada e a trajetória de referência);

J_{ach} – função de custo obtida com os valores reais;

J_{des} – função de custo obtida com o modelo;

J_{his} – função de custo do referencial histórico;

Pc – horizonte móvel de dados;

Q e R – matrizes de pesos representando a importância de cada variável controlada e manipulada.

Letras Gregas

Δu – vetor de incrementos nas variáveis manipuladas no passo k;

γ_{des} – índice de desempenho baseado no modelo.

LISTA DE ABREVIATURAS

ANORM – índice de desempenho (Harris) normalizado;

APC – *advanced process control*;

APCS – *adaptive predictive control system*;

ARIMA – *auto-regressive and integrated moving average*;

ARMA – *auto-regressive and moving average*;

CARIMA – *controlled auto-regressive and integrated moving average*;

CARMA – *controlled auto-regressive and moving average*;

CC – Cohen e Coon;

CHPS – *cold high pressure separator*;

CMPC – *constrained model predictive control*;

CPM – *controller performance monitoring*;

DMC – *dynamic matrix control*;

EBR – *ebullated-bed*;

EPA – *Enviromental Protection Authority*;

EVTE – estudo de viabilidade técnica-econômica;

FBR – *fixed-bed*;

GMC – *generic model control*;

GPC – *generalized predictive control*;

HDT – hidrotratamento;

HHPS – *hot high pressure separator*;

HIECON – *hierarchical constraint control*;

IDCOM – *identification-command*;

IE – integral do erro;

IMC – *internal model controller*;

ITAE – integral do produto entre o tempo e o erro absoluto entre a variável controlada e o *set-point*;

LPS – *low pressure separator*;

LQG – linear-quadrático-gaussiano;

MBR – *moving-bed*;

MI – Modelo Interno;

MIMO – *multi-input multi-output*;

MPC – *model predictive control*;

MVC – *control minimum variance*;

OPC – *optimum predictive control*;

P – controlador de realimentação com ação proporcional;

PCA – *principal component analysis*;

PCT – *predictive control technology*;

PFC – *predictive functional control*;

PI – controlador de realimentação com ações proporcional e integral;

PID – controlador de realimentação com ações proporcional, integral e derivativa;

PNA – aromáticos polinucleares;

QDMC – *quadratic dynamic matrix control*;

RMPCT – *robust model predictive control technology*;

SISO – *single-input single-output*;

SMCA – *set-point multivariable control architecture*;

SMOC – *Shell multivariable optimizing controller*;

Std(y) – desvio-padrão da variável controlada;

Su – média quadrática da variação da variável manipulada;

TBR – *trickle-bed reactor*;

TC – controladores de temperatura;

WABT – *weighted average bed temperature*;

ZN – Ziegler e Nichols.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Genealogia aproximada dos algoritmos de MPC linear (QIN e BADGWELL, 2003) 13

Figura 2 – Monitoramento e diagnóstico do desempenho do controle preditivo 33

Figura 3 – Benefícios econômicos através da redução da variabilidade (WHITE, p. 2, 2003) 35

Figura 4 – Valor médio do produto 36

Figura 5 – Processo de hidrotratamento de diesel (MEYERS p. 8.6, 2004 adaptado)... 40

Figura 6 – Modelo do reator CSTR-CÉLULA 44

Figura 7 – Estágio do CSTR-CÉLULA 45

Figura 8 – Diagrama PI da Unidade de Hidrotratamento de Diesel (DE SOUZA JR., CAMPOS e TUNALA, 2006) 50

Figura 9 – Dinâmica da temperatura de saída do forno em malha aberta para um degrau unitário na vazão de combustível 63

Figura 10 – Dinâmica da temperatura de saída do leito 1 em malha aberta para um degrau unitário na temperatura de entrada desse leito 64

Figura 11 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na temperatura de entrada do leito 1 65

Figura 12 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na concentração de entrada do leito 1 66

Figura 13 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na vazão de entrada do leito 1 67

Figura 14 – Malha de controle 68

Figura 15 – Discretização do *Model 1* 72

Figura 16 – Discretização do *Model 2* 73

Figura 17 – (a) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador IE-PID; (b) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador IE-PI; (c) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador IE-PID; (d) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador IE-PI 82

Figura 18 – (a) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador GPC (T=500/α=0,7); (b) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador GPC (T=500/α=0,7) 83

Figura 19 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (c) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de -5% na concentração; (d) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de -5% na concentração 84

Figura 20 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de -5% na concentração 85

Figura 21 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (c) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de -5% na vazão; (d) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de -5% na vazão 86

Figura 22 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na vazão 87

Figura 23 – Resposta do GPC Caso 3 a perturbação estocástica..... 88

Figura 24 – Resposta do GPC Caso 2 a perturbação estocástica..... 89

Figura 25 – Resposta do GPC Caso 1 a perturbação estocástica..... 89

Figura 26 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela ampliação da variabilidade da variável controlada 91

Figura 27 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pelo desajuste entre o modelo e a planta 91

Figura 28 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela saturação da variável manipulada 93

Figura 29 – Saturação da variável manipulada..... 93

Figura 30 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela alteração na sintonia do controlador 94

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1: Investimento estimado para HDT (MEYERS, Tabela 8.1.6, 2004) 42

Tabela 2: Custo de processamento e utilidades para produção de 70000 bbl/dia da HDT da Chevron (MEYERS, Tabela 8.1.7, 2004 resumida) 42

Tabela 3: Parâmetros do modelo do HDT 54

Tabela 4: Valores dos parâmetros de sintonia de Ziegler e Nichols 69

Tabela 5: Valores dos parâmetros de sintonia de Cohen e Coon 69

Tabela 6: Valores dos parâmetros de sintonia pelo Método Integral do Erro 70

Tabela 7: Valores dos parâmetros de sintonia pelo IMC..... 70

Tabela 8: Valores dos parâmetros do controle de realimentação discreto 71

Tabela 9: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação e do GPC para o caso servo..... 74

Tabela 10: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação e do GPC para o caso regulatório..... 75

Tabela 11: Comparação entre desempenho estocástico de controladores de realimentação e do GPC 76

Tabela 12: Comparação entre desempenho determinístico de controladores GPC para o caso servo 77

Tabela 13: Comparação entre desempenho determinístico de controladores GPC para o caso regulatório..... 77

Tabela 14: Comparação entre desempenho estocástico de controladores GPC 78

Tabela 15: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC para o caso servo 78

Tabela 16: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC para o caso regulatório..... 79

Tabela 17: Comparação entre desempenho estocástico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC 79

Tabela 18: Comparação entre todos os controladores 80

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 1

2. FUNDAMENTOS 8

2.1. CONTROLE DINÂMICO DE PROCESSO 8

2.1.1. Revisão Histórica do Controle Preditivo 10

2.1.2. Controle de Variância Mínima (MVC) e Controle Preditivo Generalizado (GPC) 16

2.2. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE CONTROLADORES 20

2.2.1. Estimação do Índice de Desempenho Normalizado 26

2.2.2. Avaliação de Desempenho Estocástico e Determinístico 27

2.2.3. Monitoramento e Diagnóstico do Desempenho de Controlador 29

2.2.4. Análise Econômica da Redução da Variabilidade do Controlador 34

2.3. HIDROTRATAMENTO DE DIESEL 36

2.3.1. Processo do HDT 39

2.3.2. Modelos do HDT 42

2.3.3. Controle do HDT 45

3. METODOLOGIA 49

3.1. MODELAGEM DO HDT 50

3.2. SINTONIA DE CONTROLE DE REALIMENTAÇÃO 54

3.2.1. Controle Discreto 56

3.3. PROJETO DO CONTROLE PREDITIVO (GPC) 57

3.4. CENÁRIOS SIMULADOS 58

3.4.1. Controle Determinístico Servo 58

3.4.2. Controle Determinístico Regulatório 59

3.4.3. Controle Estocástico 60

3.5. MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO DO CONTROLE PREDITIVO 61

4. RESULTADOS 62

4.1. ANÁLISE DO PROCESSO EM MALHA ABERTA E IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS 62

4.2. OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES DE REALIMENTAÇÃO 67

4.2.1. Ziegler e Nichols 68

4.2.2. Cohen e Coon 69

4.2.3. Integral do Erro 70

4.2.4. Modelo Interno 70

4.2.5. Controle Discreto 71

4.3. IMPLEMENTAÇÃO DO CONTROLE PREDITIVO (GPC) 71

4.4. COMPARAÇÃO DOS ÍNDICES DE DESEMPENHO 73

4.5. DISCUSSÃO SOBRE O COMPORTAMENTO DAS MALHAS 82

4.6. RESULTADOS DE MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO DO CONTROLE PREDITIVO 90

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS 95

6. REFERÊNCIAS 97

7. APÊNDICE 1: RESOLUÇÃO DA EQUAÇÃO DE DIOPHANTINE 106

8. APÊNDICE 2: EQUAÇÕES PARA O CÁLCULO DOS PARÂMETROS DE SINTONIA.. 109

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, o alcance do desempenho requerido das plantas de processo tornou-se mais complicado. A elevada competitividade, os requisitos ambientais mais rigorosos, as regulamentações de segurança mais restritas e as rápidas mudanças nas condições econômicas têm sido os fatores-chave responsáveis pelo estreitamento das especificações de qualidade dos produtos. Uma complicação adicional é que as plantas modernas vêm se tornando mais difíceis de operar, devido à tendência em direção à complexa e elevada integração entre os processos. Em vista da maior ênfase em segurança, é natural que recentemente tenha-se atribuído uma grande importância à área de controle de processo. Sem sistemas de controle de processo integrados a computadores, seria impossível operar segura e lucrativamente plantas modernas enquanto a qualidade do produto e os requisitos ambientais são atendidos. Portanto, torna-se importante para a engenharia química ter um entendimento, tanto da teoria quanto da prática de controle de processos (SEBORG, EDGAR e MELLICHAMP, 2004, p. 1).

A avaliação e o monitoramento do desempenho de malhas de controle são necessários para assegurar a efetividade do processo de controle e a lucratividade operacional da planta. O projeto inicial do sistema de controle é vulnerável a incertezas oriundas de aproximações provindas da modelagem do processo, da estimação de dinâmica e magnitude dos distúrbios e das premissas referentes às condições operacionais. Além disso, mesmo que o controlador apresente um bom desempenho inicial, muitos fatores podem causar a abrupta ou gradual deterioração do seu desempenho. Por volta de 60% de todos os controladores industriais apresentam algum tipo de problema de desempenho (SCHÄFER e CINAR, 2004).

Todos os controladores necessitam ser sintonizados conforme a dinâmica do processo, que pode sofrer alterações naturais ou contínuas. Logo, o desempenho dos controladores deve ser monitorado, pois mesmo que eles tenham sido ajustados adequadamente, é esperado que seu desempenho decaia ao longo dos anos devido a variações nos insumos, deterioração da instrumentação, mudanças na planta, etc. Essa queda no

desempenho deve ser também diagnosticada, possibilitando a identificação da necessidade de se reajustar os parâmetros de sintonia do controlador.

Conforme a *Automation Research Corporation* (2000) *apud* SOTOMAYOR e ODLOAK (2006, p. 875), “o mercado do controle preditivo está crescendo a uma taxa anual de 18%, e benefícios substanciais são diretamente auferidos da capacidade do controlador preditivo em assegurar a operação da planta no seu limite mais lucrativo. Contudo, muitos algoritmos de controle, depois de um tempo de operação, raramente apresentam o mesmo desempenho de quando foi instalado”.

O principal benefício da aplicação de estratégias de controle avançado, especificamente para processos catalíticos em refinarias, pode ser atribuído à qualidade da sobre-especificação. Para unidades de hidrotratamento, a qualidade do *giveaway* está relacionada à redução de excessiva dessulfurização. Resultados experimentais mostraram claramente que o conteúdo de enxofre nos produtos está fortemente relacionado com a severidade da reação, que é determinada pelas temperaturas dos leitos do reator e pelo tempo de residência. Embora a operação do reator em temperaturas elevadas resulte em produtos de melhor qualidade (menor teor de enxofre), a vida útil do catalisador é reduzida. Portanto, quanto melhor o controle da reação, de forma a garantir apenas a conversão necessária para se atingir a especificação, melhor será o aproveitamento do catalisador e, consequentemente, uma minimização nos custos operacionais do processo (LABABIDI, ALATIQI e ALI, 2004).

O jornal O Globo noticiou, em 3 de agosto de 2003, que, na Europa, o teor de enxofre permitido no diesel era de 10 ppm; enquanto, no México, era de 50 ppm, sendo prevista a redução para 15 ppm em 2009; no Canadá, era de 30 ppm; e, em Taiwan, o teor permitido havia chegado a 50 ppm quatro anos antes (JORNAL O GLOBO, PAINEL ECONÔMICO, 2008).

No Brasil, para reduzir a emissão de enxofre em veículos a diesel, conforme as resoluções CONAMA nº 315 e 373, foi lançado, em 2005, o diesel S500 (500 ppm de enxofre). Neste combustível, o teor de enxofre foi reduzido em 75%, passando de 2000 ppm para 500 ppm (FEEMA, 2007).

Em reposta ao jornal O Globo, a PETROBRAS garantiu: “a Companhia vai fornecer o diesel 50 ppm a ser utilizado pelos veículos com tecnologia P-6 da resolução 315. Este produto já está inclusive disponibilizado pela companhia para testes por parte da indústria automobilística”. A PETROBRAS, em sua nota, disse que vem retirando gradativamente o teor de enxofre do diesel e da gasolina desde o começo dos anos 90 e garante que investiu $ 1,6 bilhão de 2000 a 2007 para melhorar a qualidade dos combustíveis (JORNAL O GLOBO, PAINEL ECONÔMICO, 2008).

O hidrotratamento catalítico (HDT) tem um importante papel para se conseguir atingir a comercialização de produtos com especificações de qualidade mais restritas, que garantam mais qualidade ao combustível e menos poluição ao meio ambiente. Portanto, projeta-se uma retomada no crescimento do mercado de catálise do refino, principalmente, do HDT com a imposição de rigorosos requisitos e normas ambientais que garantam menos emissão de poluentes na atmosfera.

LABABIDI, ALATIQI e ALI (2004, p. 1294) referiram-se ao processo de hidrodessulfurização de resíduo como um dos mais dispendiosos da indústria de petróleo, tanto em termos de capital de investimento quanto custos operacionais. A hidrodessulfurização pode ser considerada como o meio mais econômico de se limitar as emissões de dióxido de enxofre provindas da queima de combustível residual, contudo, o futuro desse processo na indústria de petróleo dependerá do sucesso de contínuos esforços para se reduzir seus custos (LABABIDI, 2004).

Adicionalmente, o consumo de óleo elevou-se de 70 milhões de barris por dia, em 1995, para mais 80 milhões bbl/dia, em 2005, e projeta-se um crescimento para mais de 90 milhões bbl/dia, em 2020. Em 15 anos, chegar-se-á a uma massa extra de 0,15% de contaminantes derivados do enxofre no petróleo, que acarreta num nível médio 1,28% de massa de contaminantes. Conforme a demanda de óleo leve aumenta, tende-se a descobrir cada vez mais jazidas de petróleos mais pesados, o que acarretará na necessidade de mais conversão para se alcançar o conjunto de produtos desejados (LELIVELD e EIJSBOUTS, 2008).

Entre 1995 e 1999, a média anual da capacidade de destilação cresceu 1,8 milhões de bbl/dia, enquanto no período de 1999 a 2002, a média anual cresceu 100.000 bbl/dia.

Esse comportamento é devido ao decrescimento na quantidade de refinarias de óleo de 756, em 1999, para 722, em 2002. Durante o período de 1995 a 1999, a capacidade média anual do HDT cresceu 845.000 bbl/dia, e no período de 1999 a 2002, cresceu 550.000 bbl/dia. Desde 1998, o mercado de catálise do refino tem decaído com as dificuldades econômicas regionais. Entretanto, existem sinais de recuperação para os anos que se seguem devido às novas imposições de especificações para o combustível. A receita do mercado de catálise do refino aumentou de $1,88 bilhões, em 1995, para $ 2,32 bilhões, em 2001, sendo o HDT responsável, em 2001, por 34% desse mercado (SILVY, 2004).

Ancoradas em mercados promissores como o de hidrotratamento catalítico, tecnologias de controle de processo estão sendo cada vez mais estudadas e desenvolvidas, o que origina inúmeros artigos e livros que tratam do tema e apresentam seus principais métodos.

Na linha de controle de processo, existem vários métodos de aplicação, desde por realimentação (*feedbacks*), baseados no erro, até preditivos. Os controles PIDs geram ações de controle de forma a minimizar o erro entre a variável controlada e o valor desejado (*set-point*), tendo um termo proporcional ao erro, outro proporcional à integral do erro e o último termo proporcional à derivada do erro. Os controles preditivos ou de longo alcance possuem fundamentos heurísticos, beneficiando-se da utilização de técnicas digitais, e apresentando um forte apelo intuitivo (DE SOUZA JR., 1989).

SEBORG, D. E. (1999) apresentou uma vasta revisão sobre controle de processo avançado, referenciando 252 trabalhos. Este artigo faz alusão ao termo controle de processo avançado como um termo ao qual se atribui diferentes significados, dependendo do conhecimento e da experiência das pessoas. Logo, SEBORG, D. E. (1999) estruturou as diferentes estratégias de controle de processo em cinco categorias conforme o seu grau de aplicação na indústria:

- Categoria I – Estratégias de controle convencionais: controle manual, controle PID, controle *ratio*, controle cascata e controle *feedforward*;

- Categoria II – controle avançado (técnicas clássicas): *gain scheduling*, compensação do tempo morto, controle por desacoplamento e controle seletivo;

- Categoria III – controle avançado (técnicas utilizadas amplamente): *model predictive control* (MPC), controle de qualidade estatística, *internal model control* (IMC) e controle adaptativo;

- Categoria IV – Controle avançado (técnicas recentes com algumas aplicações industriais): controle linear quadrático Gaussiano (LQG), controle não-linear, controle robusto, controle de rede neuronal, controle *fuzzy* e sistema especialista;

- Categoria V – Controle avançado (estratégias propostas com poucas aplicações industriais).

A Categoria I consiste na estratégia de controle padrão que tem sido largamente utilizada por várias décadas. A vasta maioria das malhas de controle de processo automática (~ 90%) ainda conta com várias formas de controle PID (proporcional-integral-derivativo) onipresente, o que está comercialmente disponível por mais de 60 anos. As estratégias de controle avançado da Categoria II são referenciadas como clássicas, pois são utilizadas na indústria por mais de 30 anos e foram descritas em livros-texto por engenheiros de controle nos anos 60. As estratégias de controle da Categoria III têm sido amplamente utilizadas nas indústrias e são descritas em livros-texto mais recentes. A Categoria IV contém estratégias de controle antigas e novas que aparentemente não são muito utilizadas na indústria, embora aplicações industriais bem sucedidas de cada um desses métodos tenham sido reportadas. A Categoria V é uma categoria padrão que inclui publicações de estratégias de controle com poucas aplicações industriais. Porém, algumas dessas técnicas podem ter um significante impacto em práticas industriais futuras (SEBORG, D. E., 1999).

A modelagem do processo não permite apenas que um simulador seja projetado, gera-se também uma profunda compreensão do processo, de forma que a realização técnica da companhia possa ser avaliada atualmente por modelos. A avaliação do processo e da instrumentação e os manuais da instrumentação são a base para os diagnósticos, a manutenção preditiva, a simulação e o controle. O controle é embutido na engenharia do

sistema, e a compreensão mais aproximada da realidade indica a principal diferença entre controles avançados e instrumentação clássica. No entanto, esses dois tipos de controle não devem ser contrários, uma vez que são complementares, eles devem ser utilizados nos momentos e plantas apropriados. Os controles avançados envolvem mais do que uma simples implementação de um algoritmo de controle, eles requerem uma compreensão aproximada da realidade baseada num modelo (RICHALET, 1993).

Essa dissertação tem dois objetivos principais, o primeiro é comparar o desempenho determinístico e estocástico de controladores baseados no erro (PIDs sintonizados por diferentes métodos) com controladores preditivos, ambos aplicados a um simulador fenomenológico de uma unidade de hidrotratamento de diesel. O segundo é testar um método para monitoramento e diagnóstico de desempenho de controle preditivo aplicado também ao simulador fenomenológico do HDT.

No segundo Capítulo, são apresentados os principais fundamentos abrangidos nesta dissertação. Primeiro, discute-se o controle dinâmico de processo, construindo uma evolução histórica e descrevendo a teoria de controle de variância mínima e do controle preditivo generalizado. Em seguida, relatam-se as discussões emergentes na área de avaliação de desempenho de controladores, descrevendo alguns índices para medição do desempenho estocástico e determinístico, referenciando alguns métodos para monitoramento e diagnóstico de desempenho de controladores e, por fim, ressaltando o benefício econômico dessas aplicações.

No terceiro Capítulo, a metodologia do trabalho é detalhada, apresentando o modelo da unidade de hidrotratamento considerado, as sintonias do controle de realimentação, o projeto do controle preditivo, os cenários simulados para avaliação do desempenho determinístico e estocástico e os casos demonstrados no monitoramento e diagnóstico do controle preditivo.

No quarto Capítulo, expõem-se as análises do processo em malha aberta e os resultados obtidos na dissertação em termos dos valores dos índices de desempenho, dinâmica dos controladores que alcançaram respostas melhores e casos simulados para o monitoramento e diagnóstico.

No quinto Capítulo, conclui-se o trabalho e direcionam-se trabalhos futuros. No sexto Capítulo, apresentam-se as referências citadas na dissertação.

Ao final do trabalho estão os Apêndices 1 e 2 que, respectivamente, descrevem a equação de Diophantine e as equações para o cálculo dos parâmetros de sintonia pelos métodos considerados na dissertação.

Esta dissertação foi realizada no âmbito do projeto “DIASIST – Modelagem heurística para diagnóstico, automação e controle de equipamentos e sistemas” (Convênio FINEP 01.04.09.02.00), executado pelo Laboratório de Simulação e Controle da Escola de Química da UFRJ e pela PETROBRAS.

2. FUNDAMENTOS

Almeja-se neste capítulo fornecer o arcabouço teórico necessário para o entendimento dos conceitos abarcados nesta dissertação, que se estrutura em três temas principais: controle dinâmico de processo, avaliação do desempenho de controladores e hidrotratamento de diesel.

No primeiro tópico – controle dinâmico de processos – apresenta-se uma breve revisão histórica do controle preditivo, referenciando alguns dos principais trabalhos na área. Em seguida, descreve-se a teoria do controle de variância mínima, que é o conceito base do índice de Harris para avaliação do desempenho estocástico; e, demonstra-se a teoria do controle preditivo generalizado, que é o controle preditivo trabalhado nesta dissertação.

No segundo tópico – avaliação do desempenho de controladores – apresenta-se alguns índices para avaliação do desempenho determinístico e estocástico, discutem-se as principais contraposições desses desempenhos, descrevem-se alguns trabalhos na linha do monitoramento e diagnóstico de desempenho de controlador e reforça-se o benefício financeiro possibilitado com a redução da variabilidade da variável controlada.

No terceiro tópico – hidrotratamento de diesel – ressaltam-se alguns aspectos atuais no âmbito desse tema, descreve-se o processo e alguns modelos para sua simulação e, por fim, apresentam-se alguns trabalhos na mesma linha desta dissertação sobre o controle de HDT.

2.1. CONTROLE DINÂMICO DE PROCESSO

Etimologicamente a palavra controle se origina do latim fiscal medieval *contra rotulum*, que significa a ação medieval de verificar contas (REVISTA DO TRIBUNAL DE CONTAS DO ESTADO DE MINAS GERAIS, 2002). Atualmente, esse termo é aplicado em várias áreas do conhecimento, como na Administração, Psicologia e Engenharia. Entretanto, o termo mantém sua característica original de se tomar ações com base em verificações realizadas para se alcançar um objetivo comum.

Quando se traz o termo controle para a realidade dos processos industriais é mais conveniente denominarmos de controle dinâmico, pois se estabelece um vínculo entre a ação de controle e a dinâmica do processo. CAMPOS e TEIXEIRA (2006, p.3) definiram o termo “controle de processos” como “sistemas que têm por objetivo manter certas variáveis de uma planta industrial entre seus limites operacionais desejáveis”.

A teoria de controle dinâmico originalmente foi desenvolvida para se obter ferramentas de análise e síntese de sistemas de controle. Nos primeiros desenvolvimentos estava-se preocupado com comandos centrífugos, simples dispositivos de regulação para processos industriais, amplificadores eletrônicos e sistemas de controle de incêndio. Com a elaboração da teoria, constatou-se que essas ferramentas poderiam ser aplicadas a uma variedade de diferentes sistemas. Os resultados de várias frentes da matemática aplicada têm sido explorados através do desenvolvimento da teoria de controle. Os problemas de controle também possibilitaram a emersão de novos resultados na matemática aplicada (ÅSTRÖM , 1970).

O controlador PID (proporcional/integral/derivativo) é certamente o algoritmo de controle mais tradicional na indústria, como enfatizado em ÅSTRÖM e HÄGGLUND (2004). No entanto, o controle de processo avançado (APC – *advanced process control*), caracterizado pela complementação entre o controle preditivo multivariável com restrições e tecnologias de otimização, tem mais de 5000 aplicações no mundo e estão implantados em cerca de 2500 refinarias e petroquímicas. Cada um gerando um benefício médio aproximado de 3 a 5% de aumento da capacidade entre outros benefícios. O APC é uma das tecnologias mais significantes introduzidas nas refinarias nos últimos 20 anos. Tipicamente, o projeto de APC tem um *payback*[1] de três a nove meses (CANNEY[2], 2003; CANNEY, 2005).

---

[1] GITMAN (2004, p. 339) define *payback* como: “o tempo necessário para que a empresa recupere o investimento inicial em um projeto, calculado com suas entradas de caixa.”.

[2]Responsável pelo desenvolvimento do APC da Aspen Technology Inc., Houston

2.1.1. Revisão Histórica do Controle Preditivo

Conforme exposto por ÅSTRÖM (1970, p. 2), “durante o pós-guerra, engenheiros de controle se depararam com problemas que demandavam elevados desempenhos. Muitos dos processos de controle que foram investigados eram também muito complexos. Isso estimulou uma nova formulação da síntese do problema como um problema de otimização. O resultado disso foi o desenvolvimento da teoria de controle ótimo de processos determinísticos. Essa teoria em combinação com computadores digitais provou ser uma eficiente ferramenta de controle”.

Adicionalmente, com as facilidades introduzidas com o aprimoramento dos computadores digitais, como o aumento da capacidade de armazenamento e processamento de informações, tornou-se possível o emprego de técnicas de controle mais sofisticadas que a simples aproximação digital de leis de controle analógicas, como o PID (DE SOUZA JR., 1989).

O nome *Model Predictive Control* provém da forma pela qual a lei de controle é computada. No tempo presente, o comportamento do processo ao longo de um horizonte é considerado. Usando um modelo, a resposta do processo para mudanças na variável manipulada é predita. As ações de controle são selecionadas de modo que a resposta predita tenha as características desejadas. Somente a primeira ação de controle é implementada. No passo seguinte, o cálculo é repetido e o horizonte movido em um intervalo de tempo (GARCIA, PRETT e MORARI, 1989)

Realizando uma analogia entre os controles PID e MPC com a atividade de dirigir um carro, pode-se dizer que se o cérebro humano funcionasse como um PID se dirigiria apenas olhando o retrovisor, prestando atenção apenas nos erros cometidos, sem enxergar através do pára-brisa dianteiro. Já o cérebro humano funcionando como um MPC faz com que dirijamos prestando atenção no caminho a ser percorrido (trajetória de referência), olhando os distúrbios incorridos e com um modelo mental do funcionamento do carro (modelo interno).

O controle preditivo ou MPC surgiu no final dos anos 70 e, atualmente, é amplamente aceito nos ambientes acadêmicos e industriais. CAMACHO e BORDONS (1999, p. 1) referem-se ao termo MPC não como uma estratégia de controle específica, mas como

uma gama de métodos de controle que utilizam um modelo do processo para obter sinais de controle a fim de minimizar uma função objetivo.

Muitos conceitos aplicados do MPC aparecem em estudos precedentes, como o controle Linear-Quadrático-Gaussiano (LQG), desenvolvido por Kalman na década de 60, que introduz os conceitos de variáveis de estado, critério quadrático, horizonte de predição infinito e estimador de estados. Contudo, LABABIDI, ALATIQI e ALI (2004, p. 1293) consideraram o trabalho de RICHALET *et al.* (1978), que demonstrou o uso do IDCOM ("*identification-command*") para uma coluna de destilação, como o pioneiro.

RICHALET *et al.* (1978), relataram que, apesar do progresso tecnológico, os fundamentos da teoria de controle permaneceram imutáveis, e se pergunta se poderia conceber um novo tipo de sistema de controle industrial que usasse a capacidade dos computadores, como ocorre na indústria aeroespacial desde aquele tempo. Não sendo uma aplicação análoga, pois processos industriais são completamente diferentes, apresentando sistemas multivariáveis, perturbações que afetam a estrutura da planta, critérios de desempenho particulares e requisitos de confiabilidade.

A estratégia do controle preditivo heurístico, no caso – o IDCOM – baseia-se em três princípios (RICHALET *et al.*, 1978):

- O processo a ser controlado é representado por suas respostas a impulsos que constitui o modelo interno;
- Há uma trajetória de referência que define o comportamento desejado da planta em malha fechada;
- As ações de controle são computadas de forma a se seguir uma trajetória de referência, aplicando um modelo preditivo interno que induza a saída de forma a alcançar a maior proximidade possível em relação a essa trajetória.

Segundo RICHALET *et al.* (1978, p. 414), "o uso da resposta ao impulso para representar sistemas é uma técnica controversa e não é nova". A resposta ao impulso pode ser interpretada como a função densidade de probabilidade da ocorrência de um efeito oriundo de uma perturbação no início do processo. Nesse tipo de modelo interno

não existem condições iniciais, o que torna a identificação de sistemas multivariáveis mais fácil, e sua estrutura e variáveis funcionam seguindo regras simétricas. As principais características dessa representação são (RICHALET *et al.*, 1978):

- Universalidade – cada saída do sistema multivariável é uma soma ponderada de N valores passados;
- Linearidade – as saídas do sistema são modeladas por equações do tipo $s(n) = a^T u(n)$;
- Identificação – o processo de identificação do modelo é simples, basta observar o comportamento do sistema em malha aberta;
- Teste de sinais[3] – utiliza-se um processo iterativo com modelos intermediários para otimizar o teste de sinais.

Em 1979, dois engenheiros da Shell, Cutler e Ramaker, desenvolveram o *dynamic matrix control* (DMC), que adota uma estratégia análoga ao IDCOM, porém utilizando a resposta ao degrau como modelo interno, além disso, essa técnica introduziu o conceito de horizonte de predição (LABABIDI, ALATIQI e ALI, 2004).

CLARKE, MOHTADI e TUFFS (1987) elaboraram o *generalized predictive control* (GPC) que elimina o *off-set* de maneira natural devido ao modelo interno CARIMA (*controlled auto-regressive and integrated moving average*). O GPC é uma evolução do controle de variância mínima (*control minimum variance* – MVC), desenvolvido por Karl J. ÅSTRÖM , que deriva da teoria de predição ótima.

CAMACHO e BORDONS (1999, p. 51) referiram-se ao GPC como talvez um dos mais populares métodos de MPC. A seguir apresenta-se uma lista de métodos que

---

[3] O teste de sinais é realizado perturbando-se a condição normal de operação com a menor variação possível que dê a melhor informação do comportamento do sistema. Isso não pode ser executado sem uma computação prévia. É necessário selecionar cuidadosamente a natureza do teste de sinais que será realizado no controle.

historicamente representam a tecnologia de controle preditivo (CAMACHO *op.cit.*, p. 8):

- DMC Corp. – DMC;
- Adersa – IDCOM, *hierarchical constraint control* (HIECON) e *predictive functional control* (PFC);
- Honeywell Profimatic – *robust model predictive control technology* (RMPCT) e *predictive control technology* (PCT);
- *Set-point* Inc. – *set-point multivariable control architecture* (SMCA) e IDCOM-M (multivariável);
- Treiber Controls – *optimum predictive control* (OPC);
- SCAP Europa – *adaptive predictive control system* (APCS).

QIN e BADGWELL (2003, p. 734) apresentaram uma árvore evolutiva dos algoritmos de MPC industriais mais significantes, ilustrando suas conexões em um caminho conciso de quatro gerações, conforme se apresenta na Figura 1.

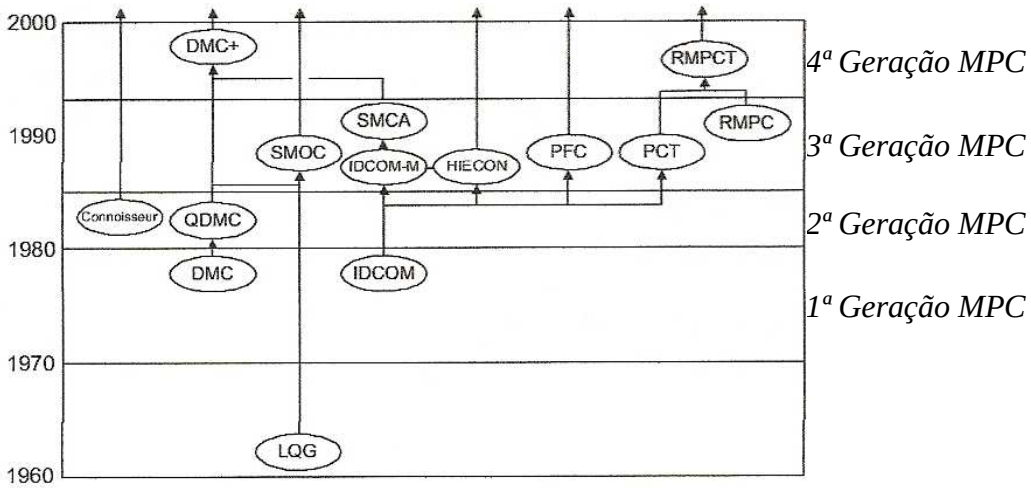

Figura 1 – Genealogia aproximada dos algoritmos de MPC linear (QIN e BADGWELL, 2003)

Apesar da ampla utilização dessa tecnologia, conforme MUSKE e RAWLING (1993) *apud* CAMACHO e BORDONS (1999, p. 9), ela ainda apresenta algumas limitações:

- Excesso de parametrização – muitos dos produtos comercializados utilizam o modelo de resposta ao degrau ou ao impulso da planta, os quais apresentam excesso de parâmetros. Por exemplo, um processo de primeira ordem com tempo morto pode ser descrito por uma função de transferência que apresenta somente três parâmetros (ganho, constante de tempo e tempo morto), enquanto o modelo de resposta ao degrau requereria mais de trinta coeficientes para descrever a mesma dinâmica. Além disso, esses modelos não são válidos para processos instáveis. Esse problema pode ser superado usando um modelo com parâmetros auto-regressivos;

- Sintonia – o procedimento de sintonização não é claramente definido, pois a relação exata entre os parâmetros de sintonia e o comportamento da malha fechada não são generalizadamente muito claros. A sintonia na presença de restrições talvez seja até mais difícil, até para casos mais triviais, não é fácil garantir estabilidade na malha fechada, por isso, despendem-se esforços com simulações *a priori*. A exeqüibilidade do problema é um dos tópicos mais desafiadores da atualidade referente a tecnologias de MPC;

- Sub-ótimo de otimizações dinâmicas – alguns pacotes prevêem soluções sub-ótimas para minimização da função custo a fim de acelerar o processamento da solução. Isso normalmente é aceito em aplicações de alta velocidade, como sistema de rastreamento, onde a solução do problema em cada tempo de amostragem talvez não seja viável, mas é difícil justificar sua aplicação em controle de processo, a menos que se possa mostrar que a solução sub-ótima está sempre próxima da ótima;

- Modelo de incerteza – embora pacotes de identificação do modelo provejam estimações para as incertezas do modelo, somente um produto (RMPCT) utiliza essa informação no projeto de controle. Todos os outros controladores podem ser sintonizados com o objetivo de aumentar a robustez, no entanto, a relação entre o desempenho e a robustez não é muito clara;

- Premissas de distúrbio constante – conquanto talvez a premissa mais razoável considere que o distúrbio na variável de saída persista constante no futuro, uma

melhor realimentação seria obtida através de uma caracterização mais cuidadosa da distribuição do distúrbio;

- Análises – não é possível com a formulação original do MPC de horizonte finito analisar sistematicamente suas propriedades de estabilidade e robustez. As leis de controle são, em geral, variantes no tempo e não podem ser representadas num formato de malha fechada padrão, especialmente no caso com restrições.

O MPC influenciou significativamente a prática de controle de processo durante as duas últimas décadas. A tecnologia do MPC derivou-se principalmente de aplicações no ambiente industrial, seguido por inúmeros artigos acadêmicos analíticos e pela ampliação da base teórica fundamental. Discernimentos teóricos a respeito do MPC evoluíram rapidamente, entretanto, a aplicação vigente desenvolveu-se mais lentamente. Profissionais da área, trabalhando com ferramentas arraigadas no passado, depararam-se com crescentes aplicações desafiadoras que os forçaram a desenvolver soluções *ad hoc* engenhosas para suprir necessidades da realidade (FROISY, 2006).

QIN e BADGWELL (2003, p. 745) listaram a existência de diversas aplicações do MPC no final do século XX, nas seguintes áreas: refinaria, petroquímica, química, papel, utilidades, metalurgia, alimento, polímero, caldeira, aeroespacial e automotiva. Os principais fornecedores de tecnologia considerados neste estudo foram: Aspen Technology, Honeywell Hi-Spec, Adersa, Invensys e SGS. Reportam-se no trabalho 4542 aplicações, sendo 1985 em refinarias, e a Aspen Technology, a principal fornecedora, com 1833 implantações. O MPC vem se tornando o método mais escolhido nessas indústrias devido às dificuldades encontradas em controles multivariáveis.

A tecnologia está continuamente evoluindo, e a próxima geração terá que enfrentar novos desafios em tópicos como identificação do modelo, estimação de distúrbios não medidos e predições, tratamento sistemático de modelagem do erro e incertezas ou em um campo mais amplo como o controle preditivo em processos não lineares.

2.1.2. Controle de Variância Mínima (MVC) e Controle Preditivo Generalizado (GPC)

O GPC apresenta muitas idéias em comum com outros métodos de controle preditivo mencionados anteriormente, baseando-se em conceitos similares, mas exibindo algumas diferenças. O GPC concebe uma solução analítica que trata a instabilidade e as fases não mínimas da planta, considerando ponderações nos incrementos de controle na função de custo. O conjunto geral de opções disponíveis de GPC cobre uma grande variedade de objetivos de controle quando comparado com outros métodos, alguns dos quais podem ser considerados casos específicos de GPC.

Geralmente, no caso de a malha de controle manipular apenas uma variável a fim de controlar outra, denominado de caso SISO (*single-input single-output*), realiza-se uma linearização. Assume-se que o processo a ser regulado é discreto, de dinâmica linear, invariante no tempo, de ordem *m* e com uma entrada *u* e uma saída *y*, onde a relação entrada-saída pode ser descrita pela equação a seguir:

$$y(t) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(t-d) \quad ou \quad A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t-1) \tag{2.1}$$

Sendo, A e B polinômios de deslocamento de avanço no tempo com, respectivamente, graus *m* e *n*; e, *d* o tempo morto.

Partindo da premissa que os distúrbios naturais do processo possam ser caracterizados por uma distribuição estocástica; pode-se usar o princípio da superposição e representar todos os distúrbios como uma única influência na saída. Então, o processo pode ser descrito pelo seguinte modelo, denominado de CARIMA (*controlled auto-regressive and integrated moving average*):

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t-1) + C(q^{-1})\frac{e(t)}{\Delta} \tag{2.2}$$

Sendo também C um polinômio de deslocamento de avanço no tempo; *e(t)* uma seqüência de variáveis randômicas, uniformemente distribuída, independente e normal (0,1); e, Δ é o operador da diferença $1 - q^{-1}$.

Apesar de grande parte da teoria se basear em outro modelo, o CARMA (*controlled auto-regressive and moving average*), o CARIMA tende a ser um modelo mais apropriado para muitas aplicações industriais com distúrbios não-estacionários. Na prática, encontram-se principalmente dois distúrbios: ocorrência de degraus randômicos em intervalos randômicos (por exemplo, mudança na qualidade do material) e movimento Browniano, encontrado em plantas que dependem do balanço de energia (CLARKE, 1988).

Para se construir a solução, utiliza-se a equação de Diophantine descrita no Apêndice 1:

$$C(q^{-1}) = E(q^{-1})A(q^{-1})\Delta + q^{-d} * F(q^{-1}) \tag{2.3}$$

Onde, E e F são polinômios de deslocamento de avanço no tempo de graus *d-1* e *m*, e $\Delta = \left(1 - q^{-1}\right)$.

Multiplicando-se o temo $E(q^{-1})\Delta q^{j}$ nas parcelas da equação (2.2), obtém-se a seguinte equação:

$$A(q^{-1})\Delta E(q^{-1})y(t+j) = E(q^{-1})B(q^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E(q^{-1})e(t+j) \tag{2.4}$$

Reescrevendo a equação (2.4) com base na equação (2.3) e considerando $C(q^{-1}) = 1$ (alternativamente C é truncado e absorvido dentro dos polinômios A e B), chega-se na seguinte equação:

$$\left[1 - q^{-j}F(q^{-1})\right]y(t+j) = E(q^{-1})B(q^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E(q^{-1})e(t+j) \tag{2.5}$$

Fazendo uma associação no termo do lado esquerdo da igualdade da equação (2.5), alcança-se a seguinte formulação:

$$y(t+j) = F(q^{-1})y(t) + E(q^{-1})B(q^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E(q^{-1})e(t+j) \tag{2.6}$$

A partir da equação (2.6), pode-se progredir tanto na dedução do controlador de variância mínima (MVC) quanto na dedução do controle preditivo generalizado (GPC). Como o GPC originou-se do MVC, primeiramente apresenta-se o MVC.

No controlador de variância mínima, almeja-se alcançar a menor variância da variável controlada, ou seja, manter *y(t+j)* igual a zero. Os valores futuros do erro – *e(t+j)* – independem dos valores passados de *y(t)* e *u(t)*, logo são imprevisíveis e também igualados a zero. Com isso, obtém-se a seguinte Lei do Controlador de Variância Mínima (MVC) a partir do modelo CARMA e para $j = d + 1$, conforme ÅSTRÖM (1970):

$$u(t) = -\frac{F(q^{-1})}{B(q^{-1})E(q^{-1})}\, y(t) \tag{2.7}$$

No GPC, deve-se estimar *y(t+j)* a fim de checá-lo com base numa trajetória de referência e, com isso, calcular ações ótimas de controle. Como o grau do polinômio E é igual *j-1*, todos os termos do distúrbio na equação (2.6) estão no futuro. Portanto, a melhor predição para y(t+j) é:

$$y(t+j) = G(q^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + F(q^{-1})y(t) \tag{2.8}$$

onde, $G(q^{-1}) = E(q^{-1})B(q^{-1})$.

Como o sistema considera um tempo morto de *d* períodos de amostragem, as saídas do sistema serão influenciadas por sinais em *u(t)* depois do período de amostragem *d+1*, com isso, a equação (2.8) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$y = Gu + f \tag{2.9}$$

Onde:

- $y = \begin{bmatrix} y(t+d+1|t) \\ y(t+d+2|t) \\ \vdots \\ y(t+d+N|t) \end{bmatrix}$;

- $G = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_1 & g_0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix};$

- $u = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+N-1) \end{bmatrix};$

- $f = F(q^{-1})y(t) + G'(q^{-1})\Delta u(t-1)$;

- $G'(q^{-1}) = \begin{bmatrix} \left(G_{d+1}(q^{-1}) - g_0\right)q \\ \left(G_{d+2}(q^{-1}) - g_0 - g_1 q^{-1}\right)q^2 \\ \vdots \\ \left(G_{d+N}(q^{-1}) - g_0 - g_1 q^{-1} - \ldots - g_{N-1} q^{-(N-1)}\right)q^N \end{bmatrix};$

- $F'(q^{-1}) = \begin{bmatrix} F_{d+1}(q^{-1}) \\ F_{d+2}(q^{-1}) \\ \vdots \\ F_{d+N}(q^{-1}) \end{bmatrix}.$

Considerando a seguinte função objetivo de custo:

$$J = \left(Gu + f - w\right)^T \left(Gu + f - w\right) + \lambda u^T u \tag{2.10}$$

onde, *w* é a trajetória de referência ou *set-point* e λ seqüência de pesos.

O mínimo de *J*, considerando que não existem restrições nos sinais de controle, pode ser encontrado igualando o gradiente de *J* a zero. Com isso, chega-se ao seguinte resultado para o cálculo das ações de controle:

$$\Delta u = \left(G^T G + \lambda I\right)^{-1} G^T \left(w - f\right) \tag{2.11}$$

A matriz *G* da equação (2.11) de dimensão N x N, no caso não-adaptativo, é invertida apenas uma vez, enquanto na versão recursiva demanda elevado processamento

computacional, pois é invertida a cada tempo de amostragem. Portanto, conforme descrito por CLARKE *et al.* (1987): “o GPC apropria a idéia do método DMC de CUTLER e RAMAKER (1980)” do horizonte de controle (NU).

Estabelece-se que para $j > NU$:

$$\Delta u(t + j - 1) = 0 \tag{2.12}$$

Em termos da função objetivo de custo é equivalente atribuir efetivamente pesos infinitos a mudanças no controle após o horizonte de controle. Por exemplo, se NU for igual a 1 e supondo que no tempo *t* exista uma mudança no *set-point* e N seja grande, a escolha de *u(t)* feita pelo GPC é a ação de controle ótima que, se sustentada, conduziria *y(t)* ao *set-point* com uma dinâmica igual a da planta em malha aberta. Essa lei de controle gera ações que, geralmente, são suaves e vagarosas. Valores de NU elevados promovem controles mais ativos. A seguir, apresenta-se a matriz G com o horizonte de controle:

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_1 & g_0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & g_2 & \cdots & g_0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ g_{N-1} & g_{N-1} & \cdots & g_{N-NU} \end{bmatrix} \tag{2.13}$$

Quando se aumenta NU, as ações de controle e a variável de saída correspondente tornam-se mais ativas até se alcançar o estágio onde incrementos em NU causem pouco impacto no resultado. Com isso, obtém-se um resultado similar ao do GPC sem horizonte de controle com uma menor demanda computacional.

2.2. AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE CONTROLADORES

Indústrias modernas apresentam inúmeras malhas de controle automático, o que torna impossível a monitoração do desempenho de todas sem uma ferramenta de avaliação. EMERSON (2002) *apud* KEMPF (2003, p.2) ressalta que “uma aplicação real de métodos de redução de variabilidade em fornos de pirólise gerou um ganho de $ 4 milhões/ ano”.

MITCHELL e SHOOK (p. 3 – 4, 2005) relatam suas experiências com aplicações de controladores MPC, ressaltando quatro caminhos que os MPC podem trilhar dependendo do suporte e monitoramento que eles recebem. O caminho deve ser escolhido conscientemente ou, caso contrário, impactará no desempenho da aplicação:

- 25% falham após alguns meses da implantação;
- 40% falham aproximadamente após 3 anos da implantação com suporte inadequado e nenhum monitoramento;
- 25% continuam auferindo ganhos, embora reduzidos, com um bom suporte e nenhum monitoramento;
- 10% aumentam os ganhos auferidos com o passar do tempo com adequado suporte e monitoramento *on-line*.

Em uma auditoria feita em 25 malhas de controle de uma planta petroquímica de separação de óleo, gás e água de uma grande indústria petrolífera, utilizando o *software* PlantTriage© desenvolvido pela Expertune©, verificou-se a seguinte situação (TORRES e HORI, 2005):

- 20% das malhas estavam em manual;
- 64% oscilavam grande parte do tempo;
- Várias malhas oscilavam com o mesmo período, ou seja, interagiam entre si;
- 68% saturavam em algum momento;
- 24% apresentavam alta variabilidade.

Geralmente, uma malha de controle demanda um investimento entre US$ 4.000,00 e US$ 32.000,00, sendo gastos de US$ 1.000,00 a US$ 10.000,00 na aquisição de um sensor, de US$ 2.000,00 a US$ 20.000,00 na compra de um atuador e de US$ 1.000,00 a US$ 2.000,00 na obtenção de um controlador. Portanto, em plantas com inúmeras malhas de controle, são feitos elevados investimentos que, para serem financeiramente

justificáveis, têm que possibilitar auferir retornos consideráveis com a otimização do processo (SILVA *et al.*, 2005).

Conforme os casos apresentados no PLANT TRIAGE MANUAL (EXPERTUNE®), a aplicação do PlantTriage© possibilitou os seguintes retornos:

- Kruger Wayagamack, Canadá (fábrica de papel) – solucionou a rápida partida da máquina de papel gerando uma economia anual de $ 1 milhão;
- Petro-Canadá (refinaria) – reduziu as oscilações gerando uma economia anual de $ 330.000,00;
- Gas Plant (despropanizador, desbutanizador) – reduziu as oscilações gerando uma economia anual de mais de $ 1 milhão.

O desempenho de uma malha de controle é geralmente analisado comparando valores que caracterizam o comportamento da variável de saída da malha com algum tipo de referência, como ocorrem com outros sistemas mais populares, por exemplo, o processo de concorrência que é estabelecido através da comparação realizada por consumidores na escolha ao comprar um determinado produto. O consumidor tem um modelo mental da idealidade de funcionamento desse produto, que, depois de utilizado, tem seu desempenho avaliado com base na comparação entre o modelo ideal e o real. Quando há um afastamento relevante, o consumidor almeja um concorrente que possa suprir melhor sua necessidade, estabelecendo-se assim um processo de concorrência.

HARRIS (1989, p. 856) relata que “é importante existir algum referencial contra o qual o desempenho do controlador possa ser avaliado”. HARRIS *op. cit.*, então, descreve uma simples técnica para determinar o melhor desempenho de controle de realimentação aceitável teoricamente, como o cálculo da variância da variável de saída do controlador de variância mínima. Uma importante funcionalidade desse método é que não é necessário perturbar o processo, utilizam-se os dados de um processo linear que está operando sob um controle de malha fechada com uma estratégia de controle de realimentação, invariante no tempo e linear.

Existem diversos tipos de avaliação de desempenho de controlador, como o *offset* do *set-point*, sobrepasso, razão de decaimento e variância. O desempenho da malha de controle pode ser julgado inaceitável se a variância da variável controlada exceder um valor crítico. Entretanto, apesar desse critério ser o mais aceito dentre os outros três citados, este falha por não reconhecer a diferença entre um desempenho aceitável e um bom. Quando o controlador já apresenta o melhor desempenho possível, como a do controlador de variância mínima, não é possível reduzir a variabilidade da variável do processo através de um simples *re-tuning* do controlador ou da escolha de algoritmo de controle de realimentação linear mais sofisticado. Nesses casos, a redução da variabilidade é alcançada apenas reduzindo-se o tempo morto, implementando um controle *feedforward*, eliminando distúrbios através de modificações nos equipamentos, reduzindo a variabilidade do material, ou alterando o sistema ou a estrutura de controle (DESBOROUGH e HARRIS, 1992).

No controlador de variância mínima, são aplicados modelos de série temporal que provêem um meio muito flexível de modelar distúrbios e dinâmicas de processo. Esses distúrbios talvez sejam sinuosos, de natureza aleatória ou de natureza mais determinística, como ocorrências randômicas de degraus em outras variáveis de entrada do processo sem ser a manipulada. Muitos dos algoritmos de controle têm estrutura similar ao controle de variância mínima. Apesar de determinados controladores, como o PID, não terem sido projetados para explicitar a mínima variância da variável controlada, estes ainda apresentam, em alguns casos, um desempenho muito próximo do controlador de variância mínima (HARRIS, 1989).

Segundo DESBOROUGH e HARRIS (1992, p. 1187), “não é desejável implementar um controlador de variância mínima devido às excessivas e bruscas ações de controle que são requeridas quando o intervalo amostral é relativamente pequeno em relação à constante de tempo do processo. Além disso, não se almeja a implementação do controlador de variância mínima devido a elementos da função de transferência que não podem ser invertidos”.

Não obstante, o MVC apresenta o limite inferior da variância do sistema de controle, com isso, este serve como uma útil referência para se avaliar o desempenho de controladores. A disponibilidade do MVC depende da função de transferência do

processo poder ser invertida ou não. Quando a função de transferência do processo não pode ser invertida, o MVC pode ser projetado para prover o limite aceitável de variância (DESBOROUGH e HARRIS, 1992).

Existem muitos caminhos no qual o desempenho do controlador pode ser comparado com a variância mínima teórica, em DESBOROUGH e HARRIS (1992, p. 1187 – 1189), sugerem-se dois. Primeiramente, define-se um elemento mais aplicável para se avaliar o controlador em termos do erro quadrático médio, conforme a seguinte equação:

$$mse(y) = \sigma_y^2 + \mu_y^2 \tag{2.14}$$

onde, *y* é o desvio do *set-point*, σ_y^2 é a variância e μ_y^2 é a média quadrática do desvio do *set-point*.

Então, o primeiro método para calcular o índice de desempenho é descrito pela seguinte equação:

$$\xi = \frac{mse(y)}{\sigma_{MVC}^2} \tag{2.15}$$

O segundo método apresentado é considerado mais conveniente para definir um índice de desempenho normalizado, expressando o aumento fracional do erro quadrático médio da saída que se incorre com a não-implementação do MVC:

$$\eta = 1 - \frac{\sigma_{MVC}^2}{mse(y)} \tag{2.16}$$

onde, η é limitado pelo intervalo [0,1], desejando-se obtê-lo o mais próximo de zero possível, ou seja, almeja-se obter o valor do erro quadrático médio o mais próximo da variância mínima possível.

HARRIS, BOUDREAU e MACGREGOR (1996), estenderam o método de avaliação de desempenho apresentado em HARRIS (1989) e DESBOROUGH e HARRIS (1992)

para o caso MIMO (*multi-input multi-output*). UDUEHI, ORDYS e GRIMBLE (2002) elaboraram um índice de referencia baseado no controle GPC para o caso SISO.

O trabalho de Harris na avaliação do desempenho de controladores através do MVC é concebido com base na análise da variância da variável controlada devido a distúrbios não medidos e estocásticos, que são considerados como ruídos brancos oriundos do sistema dinâmico. Por essa razão, refere-se a essa classe de métodos de monitoração do desempenho como monitoração de desempenho estocástico. Enquanto aqueles métodos trazem um importante aspecto do desempenho do controlador, estes não provêem qualquer informação sobre o desempenho tradicionalmente considerado, como a resposta a um degrau no *set-point*, variáveis de perturbação, tempo de resposta, razão de decaimento e estabilidade marginal do sistema de controle. Refere-se a essas técnicas de monitoração como monitoração de desempenho determinístico (QIN, 1998).

Conforme QIN (1998, p. 177), a avaliação de desempenho através do MVC não é aplicável em processos com tempo morto variável e em situações onde a variabilidade é intencionalmente permitida para reduzir o distúrbio de outras variáveis, como o controle de tanque pulmão.

JELALI (2006, p. 461) apresentou uma lista de produtos comercialmente disponíveis para sintonia e avaliação de desempenho de controlador e seus respectivos fornecedores: ProcessDoctor (Matrikon); PlantTriage(ExperTune); PCT Loop Optimizer Suíte (ProControl Technology); Optimize^{IT} Loop Performance Manager (ABB); Loop Scout (Honeywell); EnTech Toolkit, Delta V Inspect (Emerson Process Management); INTUNE (ControlSoft); KCL-Control-Performance Analysis (KCL); PI ControlMonitor (OSIsoft); Aspen Watch (AspenTech); Control Monitor (Control Arts Inc.); Loop Analyst (Invensys); Control Wizard (PAS); LoopBrowser (Metso Automation); e, LoopMD (PAPRICAN).

O índice de desempenho normalizado concebido por Harris, apresentado a seguir, foca na avaliação de controladores de realimentação. Para o caso de controladores MPC, SCHÄFER e CINAR (2004) apresentaram dois índices para o monitoramento e diagnóstico de controladores baseados no cálculo da função de custo para valores de

referência, valores fornecidos pelo modelo e valores alcançados, que são apresentados no penúltimo Tópico desse Capítulo.

2.2.1. Estimação do Índice de Desempenho Normalizado

Neste Tópico, introduz-se o índice de desempenho normalizado, demonstrando um artifício simples para estimar η a partir de dados do controle de realimentação usando métodos de regressão linear. Nessa aproximação, elimina-se a necessidade de se resolver uma equação de Diophantine.

Partindo-se da seguinte equação para descrever o processo:

$$\underline{\tilde{y}} = \underline{\underline{\tilde{X}}}\,\underline{\alpha} + \underline{e} \tag{2.17}$$

Onde:

- $\underline{\tilde{y}} = \begin{bmatrix} \tilde{y}_n \\ \tilde{y}_{n-1} \\ \vdots \\ \tilde{y}_{b+m} \end{bmatrix}$, sendo b o horizonte de previsão, m o número de termos em que a série foi truncada, n é o horizonte de tempo e $\tilde{y} = y_t - \mu_y$;

- $\underline{\underline{\tilde{X}}} = \begin{bmatrix} \tilde{y}_{n-b} & \tilde{y}_{n-b-1} & \cdots & \tilde{y}_{n-b-m+1} \\ \tilde{y}_{n-b-1} & \tilde{y}_{n-b-2} & \cdots & \tilde{y}_{n-b-m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{y}_m & \tilde{y}_{m-1} & \cdots & \tilde{y}_1 \end{bmatrix}$;

- $\underline{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix}$, sendo α_i parâmetros auto-regressivos;

- E, e é o erro.

Para estimar os parâmetros auto-regressivos do modelo a partir da amostra de dados de malha fechada, soluciona-se o conjunto de equações lineares oriundos da seguinte equação:

$$\underline{\alpha} = \underline{\underline{\tilde{X}}}^{T} \underline{\tilde{y}} \left(\underline{\underline{\tilde{X}}}^{T} \underline{\underline{\tilde{X}}} \right)^{-1} \tag{2.18}$$

Sabendo-se que a variância do desvio do *set-point* é igual à variância do erro de predição somado à variância de valor predito da variável controlada, conforme apresentado na equação (2.19), deduz-se que a variância do desvio do *set-point* do controlador de variância mínima é igual à variância do erro de predição, pois o valor predito para a variável controlada no MVC é zero.

$$\sigma_{y}^{2} = \sigma_{erro\ de\ predição}^{2} + \sigma_{y_{predito}}^{2} \tag{2.19}$$

Com isso, obtém-se a seguinte equação:

$$\sigma_{MVC}^{2} = \frac{\left(\underline{\tilde{y}} - \underline{\underline{\tilde{X}}}\,\underline{\alpha} \right)^{T} \left(\underline{\tilde{y}} - \underline{\underline{\tilde{X}}}\,\underline{\alpha} \right)}{\left(n - b - 2m + 1 \right)} \tag{2.20}$$

Como o erro quadrático médio é igual à variância do desvio do *set-point* adicionada da média quadrática do desvio do *set-point*, chega-se ao seguinte resultado para o cálculo do índice de desempenho normalizado:

$$\eta = 1 - \frac{n - b - m + 1}{n - b - 2m + 1} \frac{\left(\underline{\tilde{y}} - \underline{\underline{\tilde{X}}}\,\underline{\alpha} \right)^{T} \left(\underline{\tilde{y}} - \underline{\underline{\tilde{X}}}\,\underline{\alpha} \right)}{\underline{\tilde{y}}^{T} \underline{\tilde{y}} + \overline{y}^{2}} \tag{2.21}$$

Onde, $\overline{y}^{2}$ é a média quadrática amostral do desvio do *set-point*.

2.2.2. Avaliação de Desempenho Estocástico e Determinístico

Um ponto significante na avaliação de desempenho proposta em HARRIS (1989) lida com a criticidade da variabilidade do processo em processos industriais. Em particular, o desempenho estocástico é trazido em voga devido a sua simples aplicabilidade.

Entretanto, não é aconselhável utilizar a variância mínima em detrimento de outras importantes considerações, incluindo a robustez do processo, o desempenho determinístico, diagnósticos de falha do sensor e atuadores que causam significante deterioração no desempenho do controlador.

Deve-se tomar cuidado para não se considerar apenas o desempenho estocástico, sacrificando o desempenho determinístico, como a resposta a *set-points* e mudanças nas perturbações de entradas determinísticas. Por exemplo, se a dinâmica de distúrbios é ARMA (*auto-regressive and moving average*), a variância mínima é alcançada sem nenhum controlador integral. Isso ocasionará na perda de desempenho determinístico do controlador. Logo, torna-se necessário considerar as contrapartidas entre desempenho determinístico e estocástico. Apesar dos distúrbios determinísticos poderem ser concebidos através de distúrbios estocásticos com modelos do tipo ARIMA (*auto-regressive and integrated moving average*), as medidas de desempenho para distúrbios estocásticos e determinísticos são, na essência, diferentes. Avaliações de desempenho determinístico são tradicionalmente estabelecidos como a velocidade de resposta, sobrepasso e razão de amortecimento. Portanto, a variância mínima de distúrbios no processo durante um período de observações limitado não resulta necessariamente em um desempenho aceitável para medidas de desempenho determinístico (QIN, 1998).

Sabe-se que com controladores PID padrão não se alcança simultaneamente a melhor rejeição de distúrbios e acompanhamento do *set-point*, tornando necessária a realização de ponderações entre o acompanhamento do *set-point* e rejeição dos distúrbios. No entanto, apesar de distúrbios determinísticos poderem ser vistos como distúrbios estocásticos especiais, a obtenção da melhor resposta ao distúrbio pode resultar em uma resposta ao *set-point* ruim. Logo, devem-se analisar cuidadosamente contrapartidas entre a resposta ao *set-point* e a resposta a distúrbios na entrada, especialmente quando o *set-point* é alterado frequentemente (QIN, 1998).

Ainda que a teoria de controle estocástico venha evoluindo nas últimas décadas, muitas estratégias de projetos de controladores, na prática, são concebidas apenas considerando mudanças determinísticas. Os trabalhos em monitoração de desempenho de controlador provêem uma oportunidade para a comunidade de controle de processo prestar mais

atenção na natureza estocástica dos distúrbios na planta e considerá-los no projeto de controle.

2.2.3. Monitoramento e Diagnóstico do Desempenho de Controlador

Neste tópico, apresentam-se as discussões emergentes no que diz respeito ao monitoramento e diagnóstico do desempenho de controladores.

PATWARDHAN e SHAH (2002, p. 413) listaram causas que podem originar um desempenho de controle ruim:

- Limitações de desempenho devido à combinação entre o processo e o projeto do controlador;
- Mudanças na dinâmica da planta;
- Variabilidade dos distúrbios;
- Falha dos sensores;
- Não-linearidade do processo.

GUSTAFSSON e GRAEBES (1998) propuseram o uso de hipóteses estatísticas para detectar se mudanças observadas no desempenho devem-se a distúrbios ou a mudanças no processo que afetaram a robustez do sistema de malha fechada.

PATWARDHAN e SHAH (2002, p. 414) focaram na quantificação dos seguintes efeitos no desempenho do controlador:

- Restrições das variáveis de entrada e saída;
- Presença de incertezas nos distúrbios e modelagem;
- Não-linearidade no desempenho de controladores baseados em modelos lineares.

HUGO (1999) discutiu a avaliação de desempenho do MPC através do MVC com um modelo de distúrbios de trajetória randômica. Conclui-se no seu trabalho, que o índice de desempenho baseado nesse *benchmarking* apresenta limitações devido à estrutura de

distúrbios considerada, que o impede de ser utilizado para diagnosticar o desempenho, exceto em cenários onde o MPC foi configurado para um controle de variância mínima.

O *software* PlantTriage©, já citado anteriormente, além de identificar automaticamente as oscilações, possibilita também avaliar suas causas (*hardware*, sintonia ou carga) e malhas acopladas (TORRES e HORI, 2005).

FARENZENA (2008) apresentou um conjunto de metodologias para o diagnóstico de desempenho de controladores e demonstra o cálculo de três índices que decompõem a variabilidade da variável controlada em ruído branco (não pode ser removida com qualquer controlador), tempo morto (não pode ser removida com controle de realimentação) e uma porção do sinal que pode ser melhorada com controle de realimentação. Os três índices visam avaliar a razão entre a parcela de influência de cada componente na variabilidade total da variável controlada: *nosi* (ruído branco), *deli* (tempo morto) e *tuni* (resto).

LOQUASTO e SEBORG (2003) apresentaram o método de Análise de Componente Principal (*Principal Component Analysis* – PCA) para o monitoramento e diagnóstico de desempenho do controle preditivo, demonstrando sua aplicação no modelo de Wood-Berry. Este método, como o apresentado anteriormente, utiliza o modelo interno do controlador preditivo para analisar seu desempenho, calculando um índice que pondera o que se chama de fator de similaridade e a distância desse fator. Com esse índice classifica-se os resultados, avaliando se há alguma situação anormal e, caso haja, qual é a causa (distúrbio anormal ou mudanças na planta). Neste artigo, utiliza-se uma rede neuronal MLP para classificar os valores obtidos para esse índice.

QIANG e SHAOYUANP (2006) também utilizaram o método PCA para monitorar e diagnosticar o desempenho de um controle preditivo aplicado a uma fracionadora de óleo pesado da Shell.

Para realizar o diagnóstico da redução de desempenho do controlador, necessita-se, inicialmente, monitorar seu desempenho, de preferência de forma *on-line*. Com esse fim, existe um conjunto de técnicas denominado de monitoramento de desempenho de controladores (*controller performance monitoring* – CPM).

O objetivo do CPM é desenvolver e implementar tecnologias que provêem informações da planta para determinar se o desempenho apropriado e as características da resposta estão sendo alcançadas através das variáveis controladas. Para o caso SISO, o índice de desempenho normalizado é um elegante método, que compara o limite inferior absoluto teórico na variabilidade da saída com o atingido, podendo configurar-se como um *benchmark* apropriado para medir o desempenho de um sistema de controle de realimentação (CINAR, PALAZOGLU e KAYIHAN, 2007).

No entanto, principalmente, para controladores MPC multivariáveis, outros métodos de CPM vêm sendo estudados fundamentados no cálculo da função de custo, que na maioria dos casos é a função objetivo minimizada para determinar a estratégia do MPC. CINAR, PALAZOGLU e KAYIHAN (2007, p. 240) apresentam dois métodos baseados na monitoração dos valores da função de custo para o diagnóstico da redução do desempenho de controladores, denominados de referencial histórico (*historical benchmark*) e índice de desempenho baseado em modelo (*model-based desempenho measure*).

A função de custo J_{ach}, obtida com os valores reais da planta, geralmente considerada pode ser descrita da seguinte forma:

$$J_{ach} = \frac{1}{Pc}\left\{\sum_{j=1}^{Pc}\left[e^T(k+j-Pc)Qe(k+j-Pc)+\Delta u^T(k+j-Pc)R\Delta u(k+j-Pc)\right]\right\} \quad (2.22)$$

onde, *Pc* é o horizonte móvel de predição, *e(k)* é o vetor de erros do controle no passo *k* (diferença entre a variável controlada e a trajetória de referência), *Δu* é o vetor de incrementos nas variáveis manipuladas no passo *k*, *Q* e *R* são vetores de pesos que penalizam na função de custo, respectivamente, o erro das variáveis controladas em relação às trajetórias de referência e incrementos nas variáveis manipuladas.

Na análise do referencial histórico, necessita-se, *a priori*, ter dados do processo do período de tempo em que o controlador apresentou um bom desempenho. A função de custo aplicada no referencial histórico (J_{his}) tem a mesma forma da equação (2.22), utilizando-se os dados de entradas e saídas correspondentes a esse período. Logo, o

valor obtido dessa função é constante enquanto não se obtém um desempenho melhor (SCHÄFER e CINAR, 2004).

O índice *on-line* do referencial histórico, que auxilia na detecção da redução ou melhora do desempenho, é dado pela seguinte expressão:

$$\gamma_{his}(t) = \frac{J_{his}}{J_{ach}(t)} \tag{2.23}$$

No índice de desempenho baseado em modelo, compara-se o desempenho alcançado com o desempenho do modelo. A função de custo aplicada ao modelo tem a mesma forma da equação (2.22), utilizando-se as entradas e saídas indicadas pelo modelo (SCHÄFER e CINAR, 2004).

O índice de desempenho baseado no modelo é dado pela seguinte razão:

$$\gamma_{des}(t) = \frac{J_{des}(t)}{J_{ach}(t)} \tag{2.24}$$

γ_{des} é monitorado para o diagnóstico das causas de degradação de desempenho. Algumas causas-raiz afetam o modelo do controlador enquanto outras não. Por exemplo, aumento nos distúrbios não medidos, mudanças na dinâmica do processo, falhas no atuador ou desajuste do modelo não influenciam o desempenho do modelo (causas do grupo II). Logo, J_{des} permanece constante enquanto J_{ach} aumenta, reduzindo, portanto, o índice de desempenho baseado em modelo. Contudo, problemas com causa-raiz referente à saturação das variáveis de entrada do processo, ao aumento nos distúrbios medidos e à mudança nas especificações do controlador afetam o desempenho do modelo (causas do grupo I), acarretando um valor aproximadamente constante do índice de desempenho baseado em modelo (CINAR, PALAZOGLU e KAYIHAN, 2007).

Admitindo-se que só possa haver a ocorrência de uma fonte de causa. Se γ_{des} não muda significativamente, enquanto o desempenho (função de custo) do modelo e o desempenho alcançado decaem na mesma ordem de grandeza, o diagnóstico da causa recai no grupo I. Se γ_{des} apresenta um decrescimento considerável, o diagnóstico da

causa recai no grupo II. Caso possam ocorrer múltiplas causas simultâneas, a lógica do diagnóstico torna-se muito complexa.

Segundo CINAR, PALAZOGLU e KAYIHAN (2007, p. 244 – 245): “subgrupos são definidos para promover a distinção entras as causas-raiz do grupo I. Considera-se que as mudanças no controlador (parâmetros de sintonia) são alterações manuais, desde que as ações tomadas sejam conhecidas e a causa-raiz dos efeitos não necessite ser identificada por uma ferramenta de diagnóstico (subgrupo Ia). Mudanças nos distúrbios medidos e saturação das variáveis de entrada do processo compõem o subgrupo Ib. Informações adicionais são necessárias para distingui-los. A saturação das variáveis manipuladas pode ser determinada através da investigação da trajetória dessas variáveis. O efeito da saturação na variável manipulada indica a saturação nas variáveis de entrada como a causa-raiz da queda do desempenho, eliminando o aumento nos distúrbios medidos do grupo de possíveis causas”.

Na Figura 2, pode-se visualizar o esquema lógico para o monitoramento e o diagnóstico de desempenho do controle preditivo através do índice do referencial histórico e do índice de desempenho baseado no modelo.

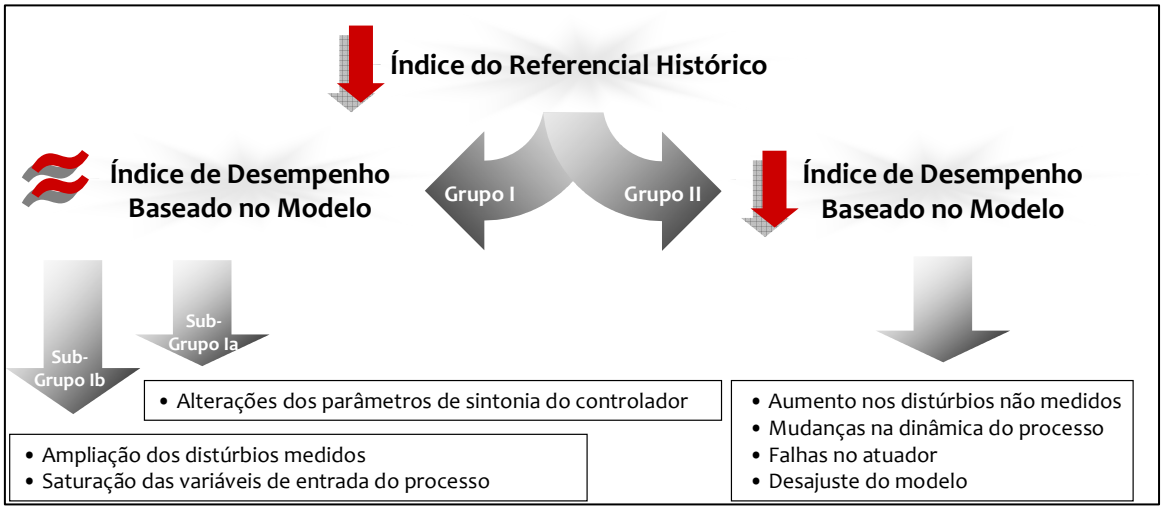

Figura 2 – Monitoramento e diagnóstico do desempenho do controle preditivo

Com o índice do referencial histórico, pode-se analisar qual a melhor combinação de valor para os parâmetros do MPC através da alteração manual deles e observação do impacto dessas mudanças no gráfico *on-line* desse indicador. Além disso, esse índice

permite a identificação de uma queda no desempenho causado por algo inesperado, que é então diagnosticado por intermédio do índice de desempenho baseado no modelo do MPC.

2.2.4. Análise Econômica da Redução da Variabilidade do Controlador

A redução da variabilidade da variável controlada permite auferir ganhos econômicos associados à diminuição do intervalo de segurança ou de conservadorismo entre os limites de restrição/especificação e os valores alcançados. Quando, por exemplo, a produção de diesel é realizada através de uma mistura de seus insumos no tanque do produto final e, então, esse tanque é analisado para ser certificado e vendido; a mistura é realizada de forma conservadora para garantir a certificação do tanque na primeira análise. Com isso, é provável que muitas vezes haja uma sobre-especificação do produto (*giveaway*), ou seja, o produto poderia ter custado menos, alcançando o mesmo preço. Contudo, quando há um *blending* em linha com um analisador em linha integrado a um controlador e a um conjunto de válvulas de controle, pode-se atingir uma especificação mais próxima do limite de certificação e, portanto, otimizando o uso dos insumos.

À luz da teoria de avaliação do desempenho estocástico de controles, que considera a variabilidade da variável controlada, um controle com desempenho ruim produziria elevada variabilidade. Com o diagnóstico desse desempenho, pode-se identificar sua origem e tomar ações para reduzir essa variabilidade.

Conforme se pode observar na Figura 3, variabilidades altas demandam *set-points* mais afastados dos limites operacionais, pois deve-se mitigar o risco de ultrapassar esses limites. No entanto, quando se reduz essas variabilidades, aproxima-se mais desses limites, aumentando-se os retornos.

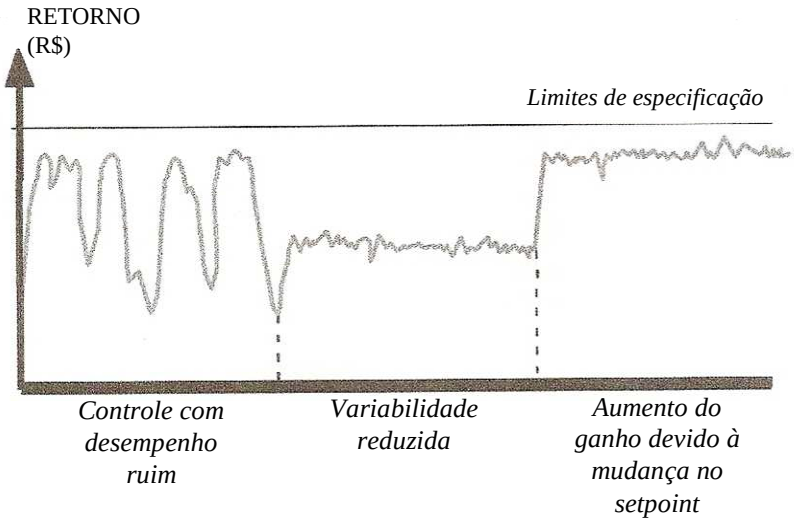

Figura 3 – Benefícios econômicos através da redução da variabilidade (WHITE, p. 2, 2003)

Supondo uma curva de valor do produto semelhante à apresentada na Figura 4, onde há um aumento, não-linear, no valor do produto conforme aumenta-se sua especificação até um determinado limite, que, se ultrapassado, reduz drasticamente o valor do produto; quando se tem uma variabilidade alta no controle dessa especificação (Curva 1), o valor médio obtido com esse produto é igual ao representado pela Seta 1. Conforme pode-se visualizar, uma parte da Curva 1 está fora do limite, caracterizando às vezes que o produto saiu de especificação. Devido a isso, configura-se um *set-point* que mantenha a menor parte possível da curva após o limite de especificação.

Então, se essa variabilidade é reduzida (Curva 2), consegue-se obter um valor médio do produto maior (Seta 2), pois as especificações alcançadas ficam menos dispersas, concentrando-se num valor mais elevado e com uma maior garantia da certificação do produto.

Por fim, com essa redução da variabilidade, pode-se configurar um *set-point* mais próximo ao limite de especificação (Curva 3), aumentando-se ainda mais o valor médio obtido com o produto (Seta 3).

Essa análise econômica da redução da variabilidade de uma variável controlada deve ser realizada no Estudo de Viabilidade Técnica-Econômica (EVTE) de projetos de sistema de controle, sistema de monitoramento/diagnóstico de desempenho, entre outros, como justificativas para a realização do investimento.

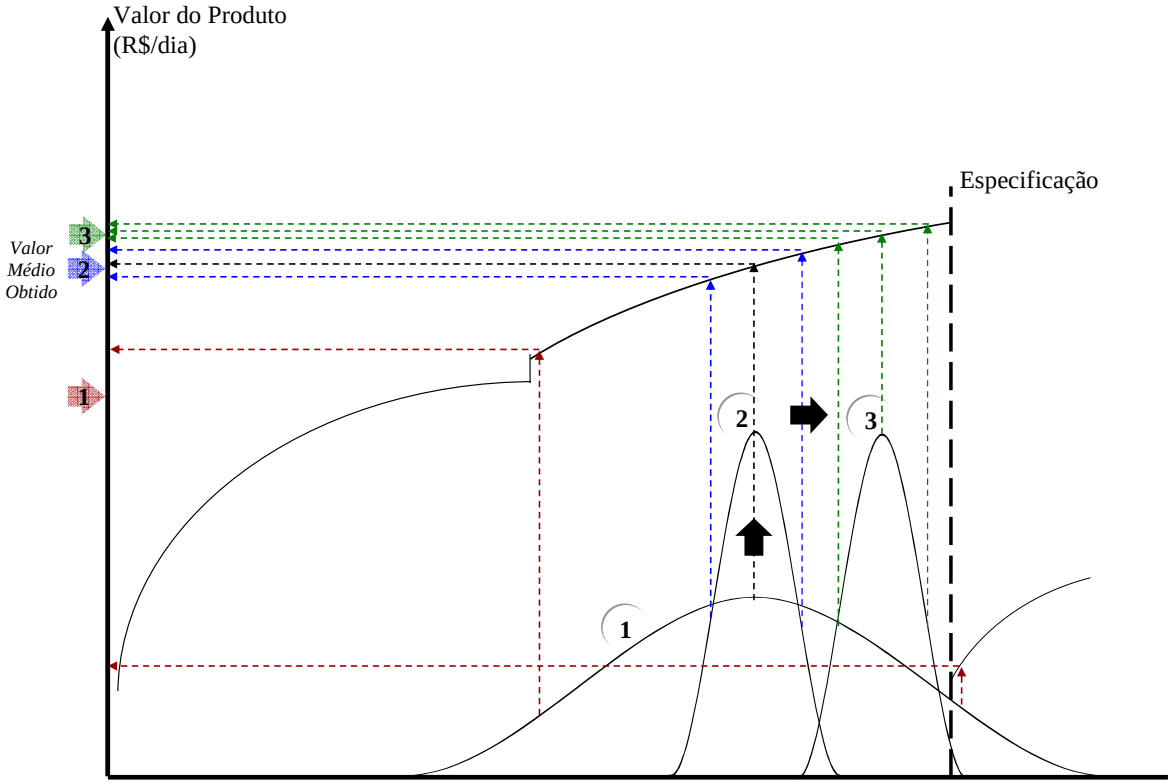

Figura 4 – Valor médio do produto

2.3. HIDROTRATAMENTO DE DIESEL

O hidrotratamento é um processo já estabelecido no refino de petróleo. O início da sua aplicação remonta à época antes da Segunda Guerra Mundial, e a sua evolução tem ocorrido progressivamente nessas sete décadas. Contudo, apesar de já ser um processo "maduro", ainda demanda inovações. Atualmente, a indústria mundial do refino almeja aumentar seu ganho marginal através da redução de custo, investimentos de baixo capital, aumento da eficiência operacional, operações consolidadas e serviços de terceirização (SILVY, 2004).

Geralmente, reconhece-se que quanto maior a concentração de hidrogênio em uma fração do petróleo, principalmente produtos combustíveis, melhor a qualidade do produto. Essa consideração tem estimulado a concepção de processos de adição de hidrogênio em refinarias de petróleo (ANCHEYTA e SPEIGHT, 2007).

O hidrotratamento catalítico (HDT) é extensivamente aplicado na indústria de refino do petróleo para remover impurezas, como heteroátomos (enxofre, nitrogênio, oxigênio), aromáticos polinucleares (PNAs) e compostos contendo metais (principalmente, vanádio e níquel). A concentração dessas impurezas aumenta com o ponto de ebulição das frações do petróleo.

O hidrotratamento do óleo residual foi uma extensão natural do óleo destilado hidrotratado para remoção de enxofre. A primeira unidade de hidrotratamento de dessulfurização de resíduo da Chevron Lummus Global foi outorgada em 1969. Típica a muitas unidades de hidrotratamento de resíduo, essa primeira unidade foi projetada para remover enxofre e, com isso, produzir combustível com baixo teor de enxofre. Já a primeira unidade de hidrotratamento de dessulfurização de resíduo a vácuo foi outorgada em 1977 para também produzir combustível com baixo teor de enxofre. Em 1984, *Okinawa Sekiyu Seisei*, refinaria japonesa, foi a primeira a reportar-se à operação de uma unidade de hidrotratamento de dessulfurização de resíduo da Chevron Lummus Global em termos de conversão (MEYERS, 2004).

Ao final da década de 70 e durante as décadas de 80 e 90, a demanda e o valor dos óleos combustíveis com elevado teor de enxofre (3% em massa) e com baixo teor de enxofre (1% em massa) decaíram. Em alguns casos, os gerentes da planta se dispunham a pagar preços mais altos por óleos combustíveis com teores de enxofre mais baixos (0,1 a 0,5% em massa). As unidades de hidrotratamento permitiram às refinarias a produção desses óleos com teores de enxofre mais baixos. O óleo combustível com o teor de enxofre mais baixo já produzido comercialmente a partir do *sour crude*[4] foi com 0,1% de enxofre em massa. Esse óleo combustível foi produzido pela unidade de hidrotratamento de dessulfurização de resíduo da Chevron Lummus Global na refinaria *Idemitsu Kosan's* em Aichi, no Japão (MEYERS, 2004).

Uma unidade de hidrotratamento é utilizada a fim de pré-tratar resíduo para a alimentação da unidade de coqueamento retardado na refinaria da Chevron, Texaco em

---

[4] Petróleo bruto com alto teor de enxofre (cerca de 3% em massa de enxofre no resíduo atmosférico)

Pascagoula, Mississipi. A HDT foi originalmente projetada para remover enxofre e metais da corrente de alimentação da unidade de coque, de modo que o coque tivesse baixo teor de enxofre e metais, e fosse mais facilmente vendido. Desde sua aquisição em 1983, a HDT tem provido significantes benefícios econômicos para a refinaria. A produção de coque tem sido reduzida, e a proporção de produtos leves é mais alta quando comparada com a planta sem a HDT. A HDT de Pascagoula permanece como a maior unidade de hidrotratamento de resíduo do mundo com uma capacidade de 96000 bbl/dia (MEYERS, 2004).

As reações que ocorrem durante o hidrotratamento são hidrodessulfurização, hidrodesnitrogenação, hidrodesoxigenação, hidrodesaromatização, hidrodesmetalização e hidrodesaslfaltação. O hidrogênio combinado com átomos sulfurados forma o ácido sulfídrico (H_2S), alguns componentes com nitrogênio são convertidos à amônia, metais são carreados pela deposição de óleo no catalisador, algumas olefinas e aromáticos são saturados com hidrogênio e alguns contaminantes são craqueados formando-se metano, etano, propano e butano (LEFFLER, 2000).

Processos com reações químicas podem apresentar diversas combinações entre as características presentes neste tipo de processo, como a quantidade e ordem de reações, a ocorrência em série ou paralelo, a reversibilidade, o número de fases, a liberação (exotérmica) ou a absorção (endotérmica) de calor, entre outras. Todos esses fatores contribuem para a especificação do tipo de reator de leito fixo, dimensionando e determinando a sua geometria, e definindo os mecanismos de transporte de massa e energia (FROMENT e BISCHOFF, 1979).

ANCHEYTA e SPEIGHT (2007, p. 73) relatam a dificuldade do hidroprocessamento de óleos pesados e resíduos devido à natureza complexa do comportamento das moléculas compostas de heteroátomos. Os processos da HDT são fortemente influenciados pelo método de injeção da carga, pelo arranjo dos leitos catalíticos e pelo modo de operação dos reatores. Conseqüentemente, a seleção apropriada e o projeto dos reatores são fatores importantes para se alcançar o desempenho esperado. Dependendo da natureza do resíduo a ser tratado, o hidrotratamento é realizado em reatores de leito fixo (*fixed-bed* – FBR), leito móvel (*moving-bed* – MBR), ou leito fluidizado (*ebullated-bed* – EBR).

Segundo MEYERS (p. 8.6, 2004), “refinarias hidrotratam resíduo há mais de 25 anos. Nesse espaço de tempo, o hidrotratamento de resíduo tem mudado conforme as necessidades das refinarias, desde sua finalidade inicial de remover enxofre do óleo combustível até a conversão direta de resíduo e a ampliação da rentabilidade econômica das unidades de conversão do *downstream*. As HDTs de leito fixo continuam a ser o processo de conversão mais popular”.

Neste trabalho, considera-se apenas os reatores FBRs devido a sua ampla utilização em operações de hidrotratamento comerciais, que se justifica por sua facilidade e simplicidade operacional.

2.3.1. Processo do HDT

A maioria dos HDTs são unidades de *trickle-bed reactor* (TBR), onde há um escoamento descendente simultâneo das fases líquida e gasosa, através de um leito fixo de partículas catalíticas. O nome *trickle-bed reactor* é originário do seu modelo de escoamento, que tem o gás como fase contínua e o líquido como fase dispersa (ANCHEYTA e SPEIGHT, 2007).

Os catalisadores mais populares, utilizados atualmente, são os óxidos de molibdênio e cobalto em alumina. Esses metais raros provam ser resistentes a contaminações e mais facilmente regenerados. Eles são altamente seletivos, ou seja, não se tem muitas outras reações ocorrendo em paralelo, levando, além disso, à remoção de contaminantes contendo enxofre e nitrogênio (LEFFLER, 2000).

A unidade de hidrotratamento considerada neste trabalho é a unidade TBR com dois reatores em série, cada um composto por dois leitos fixos, conforme ilustra a Figura 5. Durante o processo, primeiramente, adiciona-se hidrogênio à carga, que então é aquecida em duas etapas: na troca de calor com o efluente do segundo reator e, em seguida, no forno. Após atingir a temperatura necessária, a carga combinada com o hidrogênio alimenta os reatores em série. Nos reatores, há o catalisador, na fase sólida, que adsorve as moléculas reagentes de óleo e hidrogênio. Devido à reação ser exotérmica, o hidrogênio frio reciclado é adicionado entre os reatores e entre os leitos catalíticos dos múltiplos reatores, possibilitando, com isso, um maior controle da temperatura.

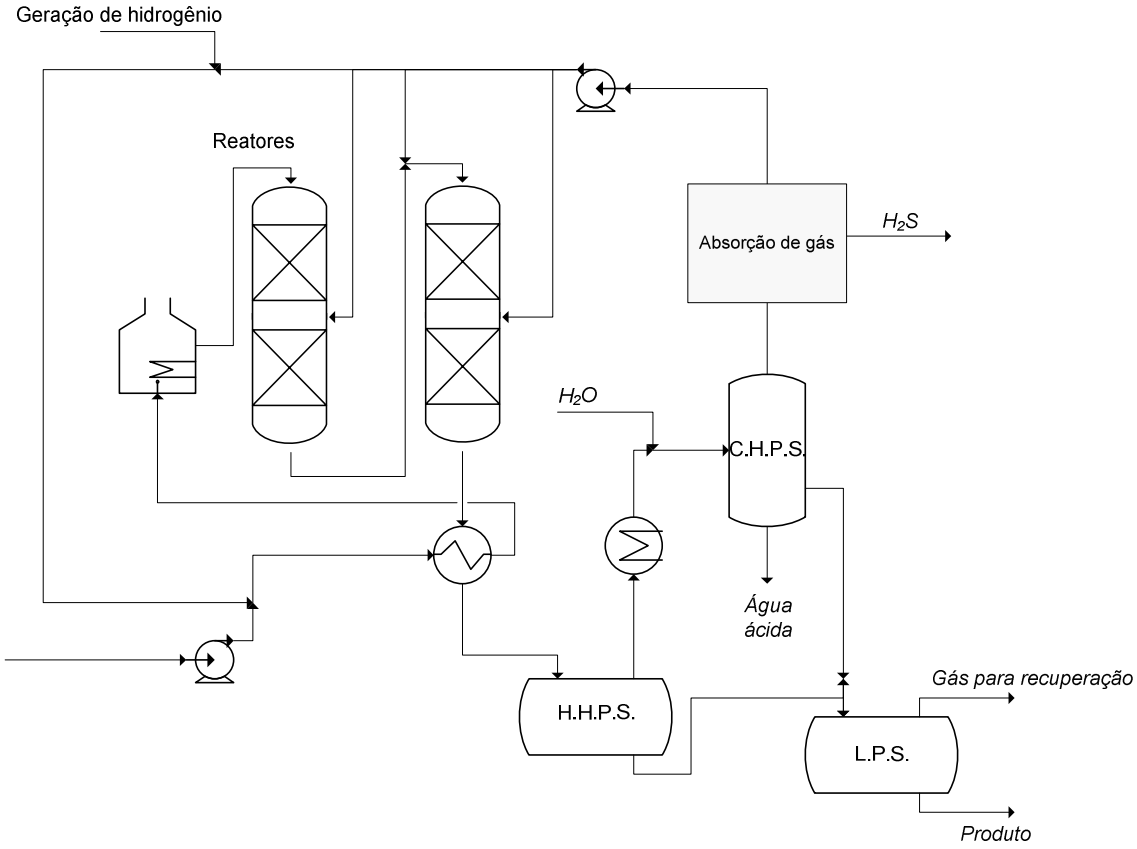

Figura 5 – Processo de hidrotratamento de diesel (MEYERS p. 8.6, 2004 adaptado)

O efluente do segundo reator é resfriado através da troca de calor com a carga que alimentará o forno e em seguida o reator. Então, após o efluente passar pelo permutador, este é enviado para um separador a quente de alta pressão (*hot high pressure separator* – HHPS) visando à recuperação de hidrogênio e uma separação aproximada entre produtos leves e pesados. O líquido proveniente do HHPS é levado a baixa pressão e enviado para um separador de baixa pressão. Já o vapor proveniente do HHPS é resfriado para condensar nafta e gasóleo, e adiciona-se água para absorver ácido sulfídrico e amônia produzidos no reator. A mistura com água é enviada para um separador a frio de alta pressão (*cold high pressure separator* – CHPS), onde ocorre a separação de vapor, água ácida e hidrocarbonetos leves. A corrente líquida de hidrocarbonetos é deixada em baixa pressão e enviada para o separador de baixa pressão (*low pressure separator* - LPS). A água é enviada para uma unidade de recuperação de água ácida para remoção de ácido sulfídrico e amônia, e o gás rico em hidrogênio segue para o absorvedor de ácido sulfídrico, que em seguida, depois de purificado, segue para

o compressor de reciclo, onde sua pressão é aumentada no intuito de utilizá-lo como gás de *quench*, recombinado com a carga do reator.

No separador de baixa pressão, que tem como carga as correntes líquidas de hidrocarbonetos do CHPS e do HHPS, a corrente de saída gasosa vai para o processo de recuperação de gases e a corrente de saída líquida vai para o fracionador atmosférico, que divide o óleo hidroprocessado nos produtos desejados.

A importância do hidrotratamento está, gradualmente, acentuando-se há alguns anos, principalmente, por três razões, conforme LEFFLER (p. 15.1, 2000):

- O pré-tratamento antes da reforma catalítica, do craqueamento catalítico e do hidrocraqueamento protege crescentemente a sensibilidade do catalisador, evitando que fique contaminado por composto com enxofre e alguns metais;

- Governos estão continuamente reduzindo o conteúdo de sulfurados permitido na gasolina e nos óleos combustíveis;

- O hidrotratamento permite a redução de olefinas e aromáticos, aumentando o teor de parafinas e naftenos (composição PONA dos combustíveis).

Segundo GARY e HANDWERK (p. 183, 2001), “as normas da Autoridade de Proteção do Meio Ambiente (EPA – *Enviromental Protection Authority*) para combustíveis de motor requerem que os teores de compostos sulfurados, de olefinas e de aromáticos sejam reduzidos a valores específicos. O hidrotratamento é usado para reduzir essa concentração em produtos acabados através do processamento das cargas que alimentam as unidades que produzem os componentes da mistura do combustível de motor ou através do processamento do produto semi-acabado para reduzir a concentração de contaminantes. Sem o hidrotratamento, o conteúdo de sulfurados na gasolina e no diesel derivados do petróleo do *North Slope Alaskan* excederia as especificações da EPA”.

Na Tabela 1, apresenta-se uma estimativa do custo de investimento para implantação de uma unidade de HDT. Essa estimativa é baseada em projetos similares executados pela Chevron em suas refinarias.

Tabela 1: Investimento estimado para HDT (MEYERS, Tabela 8.1.6, 2004)

Capacidade (bbl/dia)	70000
Dias de operação ao ano	335
Fator operacional	0,92
Investimento *on-plot*, milhões dólares	
Principais materiais	107,2
Reatores	73,3
Outros reatores	22,5
Fracionadores	4,8
Compressores	6,6
Custo de instalação	79,3
Custo de engenharia	17,9
Custos indiretos	29,8
Custo total *on-plot*	234,2
Custo *off-plot* (30% do investimento *on-plot*), milhões de dólares	70,3
Custo catalítico por carga, milhões de dólares	8,8
Total, milhões de dólares	313,3

Basis: segundo quadrimestre de 1995, Costa do Golfo, EUA

Na Tabela 2, são expostos os principais custos de operação de uma unidade de HDT baseado na experiência dos operadores da Chevron e considerando uma produtividade de 70000 bbl/dia.

Tabela 2: Custo de processamento e utilidades para produção de 70000 bbl/dia da HDT da Chevron (MEYERS, Tabela 8.1.7, 2004 resumida)

	$/dia	$/bbl
Utilidades	46337	0,66
Hidrogênio	60945	0,87
Catalisador	26206	0,37
Laboratório	1191	0,02
Supervisão	596	0,01
Manutenção	18135	0,26
Taxas e seguros	9330	0,13
Total	162740	2,32

2.3.2. Modelos do HDT

BURGHARDT *et al.* (1995) apresentam resultados experimentais a respeito da dinâmica de captura de líquido pelo catalisador (*liquid holdup*), da eficiência molhada (*wetting efficiency*) e dos coeficientes de transferência de massa local entre o líquido e a superfície sólida em um reator de três fases de leito fixo com a fase líquida e a gasosa escoando descendentemente em paralelo. Esse trabalho complementa um anterior, BURGHARDT, KOLODZIEJ e JAROSZYNSKI (1990), onde estudou-se apenas a

dinâmica da captura de líquido em relação à taxa de escoamento de líquido e gás, constatando que conforme aumenta-se a vazão de líquido, a captura de líquido também é acrescida, enquanto quando aumenta-se a vazão de gás, o efeito contrário é observado.

A eficiência molhada é definida como a fração da área externa dos poros do catalisador efetivamente molhada pelo líquido que escoa descendentemente no leito, sendo seu valor relacionado ao rendimento do reator. BURGHARDT *et al.* (1995) concluíram que as medidas da eficiência molhada, que são realizadas empregando-se métodos de investigação dinâmica baseados em modelos matemáticos originais, reproduziram os dados experimentais com um erro de mais ou menos 20%. Neste mesmo trabalho, também objetivou-se formular um modelo matemático para calcular os coeficientes de transferência de massa.

TSAMATSOULIS e PAPAYANNAKOS (1995) investigaram o comportamento não-ideal do escoamento de líquido em uma unidade piloto de hidrotratamento em condições operacionais usando um modelo de escoamento cruzado, avaliando as relações entre os parâmetros do reator e o rendimento da reação.

ILIUTA *et al.* (1999) baseado no maior banco de dados, à época, de transferência de massa interfacial gás-líquido, derivaram o estado da arte explícito e as correlações de dimensionamento de regime de fluxo total para os parâmetros de transferência de massa gás-líquido em TBR em combinações de análise dimensional e de modelos de redes neuronais. Os autores concluíram que todos os resultados apresentaram uma boa predição dos coeficientes globais de transferência massa de gás e de líquido, e da área interfacial gás-líquido.

HLAVÁCEK (1982) recomendou o modelo CSTR-CÉLULA em série para descrever a dinâmica de reatores de leito fixo adiabáticos. Na Figura 6, pode-se visualizar um esquema desse modelo.

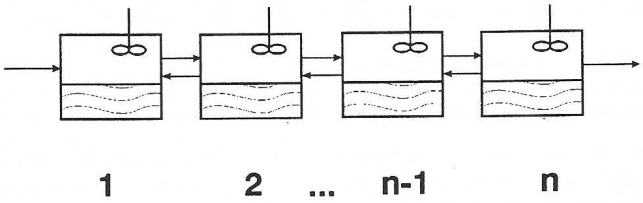

Figura 6 – Modelo do reator CSTR-CÉLULA

O modelo do reator CSTR-CÉLULA considera tanto a dispersão axial de massa e o calor no leito, quanto a difusão de massa e o transporte de calor entre a fase fluida e o catalisador sólido, conforme observa-se na Figura 7. As seguintes suposições são adotadas no modelo CSTR-CÉLULA:

- Ocorre apenas uma reação e de 1ª ordem em relação à concentração média de um pseudo-reagente “A” nos poros da fase sólida;
- A taxa da reação pode ser descrita pela equação de Arrhenius;
- Não existe variação de volume no reator;
- Os reatores são adiabáticos;
- Existe apenas uma fase líquida e uma sólida com propriedades físico-químicas constantes;
- Existem apenas fenômenos de transporte longitudinais;
- Existem interações não-lineares entres os processos cinéticos e térmicos.

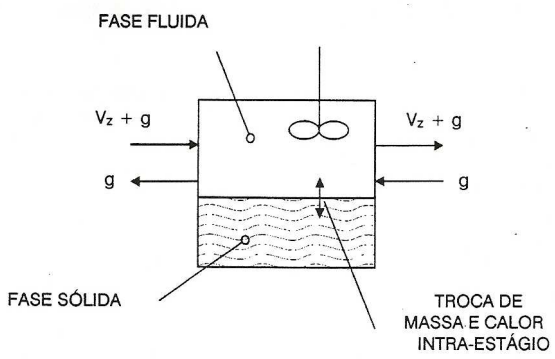

Figura 7 – Estágio do CSTR-CÉLULA

O modelo de HLAVÁCEK (1982) foi considerado nesta dissertação por ser simples, composto de equações diferenciais ordinárias, e representar a dinâmica do processo.

2.3.3. Controle do HDT

Devido à diversidade dos projetos, os sistemas de controle devem ser customizados para cada caso, tornando-se mais complexos à medida que diferentes objetivos são requeridos, como: atendimento a necessidades econômicas, segurança operacional e lucratividade. Atualmente existem sete unidades de hidrotratamento operando no Brasil.

O controle do processo de hidrotratamento, geralmente, configura-se sob as seguintes dificuldades (CARNEIRO, 1992):

- Na maioria dos casos, a medição da concentração de saída do reator não é realizada devido à demanda por elevados investimentos;
- Em alguns casos, as variáveis de saída apresentam resposta inversa após determinadas variações nas entradas;
- Há um elevado tempo morto;
- Há uma correlação não-linear entre os processos cinéticos e energéticos;
- E, existem parâmetros físico-químicos que variam no espaço e no tempo.

CUTLER e HAWKINGS (1987) *apud* ERICKSON e HEDRICK (1999, p. 324 – 327) apresentaram uma interface de controle típica de um reator de hidrotratamento com três leitos fixos. Neste trabalho, a alimentação de óleo é pré-aquecida pelo efluente do segundo reator em uma série de permutadores e, em seguida, é enviado para o reator de hidrotratamento. O gás de reciclo é aquecido em um forno de queima de gás e misturado com o fluido de alimentação antes de entrar no reator. O gás de *quench* frio é injetado entre cada leito para manter o controle da temperatura. Os efluentes do primeiro estágio dos reatores vão diretamente para o segundo estágio dos reatores. O objetivo do controlador foi manter a temperatura média ponderada dos leitos do reator de hidrotratamento (*weighted average bed temperature* – WABT) no *set-point* especificado pelo operador, minimizando a utilização de energia e assegurando os limites operacionais das variáveis. Nessa unidade, as variáveis de controle foram WABT, pressão do *header* do combustível e a posição das duas válvulas do gás de *quench*. A temperatura do gás de reciclo e a taxa de escoamento do fluido de alimentação foram tratadas como distúrbios. As variáveis manipuladas foram a temperatura de alimentação, a vazão do gás de reciclo, a temperatura de entrada no reator, a temperatura de entrada no leito 2 e a temperatura de entrada no leito 3.

CARNEIRO (1992, p. 4) descreveu as unidades de HDT construídas pela PETROBRAS, que são compostas por dois leitos fixos catalíticos em série constituídos de dois reatores em série. Os inúmeros compostos presentes no óleo de carga das unidades reagem com hidrogênio em reações paralelas nos leitos fixos catalíticos do tipo gotejante. O hidrogênio é misturado ao óleo em proporção muito maior que a estequiométrica. Por serem grandes e isolados, os reatores podem ser considerados adiabáticos. A temperatura ao longo dos leitos aumenta da entrada em direção à saída em operação estacionária, dependendo da extensão do progresso das reações exotérmicas de hidrogênio. A temperatura média desejada de reação foi mantida em cada leito, através de um sistema de controle. Assim, o perfil de temperaturas no 1º leito foi controlado pela carga térmica liberada no forno e os perfis de temperatura no segundo, terceiro e quarto leito foram controlados pelas vazões de gás frio, rico em hidrogênio, injetado entre cada leito. Este esquema proposto originalmente para os dois reatores foi constituído por quatro malhas simples e independentes de controle de temperatura, cada uma agindo num leito.

MIYOSHI (2008) buscou a obtenção de parâmetros ótimos de controladores PI (porporcional-integral) através de algoritmos genéticos aplicados ao caso da sintonia dos controladores de duas malhas de controle em cascata da mesma unidade de hidrotratamento de diesel simulada no presente trabalho. Concluiu-se que os PIs sintonizados via algoritmos genéticos obtiveram um melhor desempenho determinístico que os métodos heurísticos clássicos.

Estendendo-se o caso de controle da HDT para controles de unidades similares presentes em refinarias de petróleo, apresentam-se alguns casos descritos na literatura.

LABABIDI, ALATIQI e ALI (2004) estudaram o desempenho de uma planta piloto de hidrodessulfurização do resíduo de destilação atmosférica e simularam condições operacionais praticadas na operação da refinaria, com o objetivo de demonstrar preliminarmente a aplicabilidade de estratégias de controle avançado na unidade de dessulfurização. As duas principais diferenças entre a planta piloto e a real foram: a fonte de energia, que na planta piloto é através de uma camisa de aquecimento elétrica, e o objetivo de controle, que na planta real é a maximização dos lucros e na planta piloto, assumindo o propósito experimental, é manter o perfil de temperatura do reator, de forma a alcançar a especificação do produto. O foco desse estudo foi a aplicação CMPC (*constrained model predictive control*) e a avaliação gráfica do seu desempenho *on-line* e *offline*. As variáveis manipuladas foram o *set-point* da pressão do sistema e as temperaturas das camisas do pré-aquecimento e dos dois leitos catalíticos. As variáveis controladas foram pressão do sistema e as temperaturas dos dois leitos catalíticos. LABABIDI, ALATIQI e ALI (2004) concluíram que o CMPC foi projetado, implantado e testado para uma planta piloto de hidrotratamento com sucesso, utilizando carga, catalisador e condições operacionais semelhantes as da refinaria.

ANSARI e TADÉ (1998) apresentaram um modelo dinâmico não-linear do processo de craqueamento catalítico fluidizado para a análise dinâmica da planta e do sistema de controle multivariável não-linear. Neste trabalho, concluiu-se que o modelo do processo desempenhou um papel vital na estratégia de controle, demonstrando que a precisão do modelo é muito importante para o sucesso dessa estratégia.

ANSARI e GHAZZAWI (2000) relataram as aplicações de controle regulatório avançado e multivariado na refinaria de Riyadh, na Arábia Saudita. As malhas propostas e implantadas na refinaria empregam funcionalidades de sistema de controle distribuído como o Yokogawa Centrum – CS. Estima-se que a refinaria de Riyadh auferirá em torno de dezenove milhões de dólares por ano com todas as aplicações de controle multivariável, apresentando um *payback* de menos de um ano.

3. METODOLOGIA

Como um dos objetivos desse trabalho é estudar o desempenho de diferentes estratégias e sintonias de controladores na fase de projeto, almeja-se ao seu final poder decidir qual o controlador para o caso estudado que demonstrou ser mais robusto, apresentando um bom desempenho tanto para cenários determinísticos quanto estocásticos.

Devido ao foco do estudo ser a comparação do desempenho de diversos controladores, não se foi exaustivo na aplicação desses controladores em todas as malhas da unidade de hidrotratamento. Neste trabalho, estudou-se uma das malhas de controle apresentada em CARNEIRO (1992), o controle cascata do leito 1 do primeiro reator, que pode ser visualizado no canto superior esquerdo do diagrama P&I da Figura 8. A malha mestre controla a temperatura de saída deste leito através da manipulação do *set-point* que é requerido na malha escrava. A malha escrava, por sua vez, controla a temperatura de entrada no leito 1 através da manipulação da vazão de combustível que entra no forno.

Com a definição da malha de controle a ser estudada, simulou-se a dinâmica em malha aberta da malha mestre e escrava, objetivando analisar o esforço requerido pelo controlador e a identificação dos modelos. O método utilizado para identificar os modelos foi o Método dos Momentos apresentado por ORGUNNAIKE e RAY (1994). Com isso, calcularam-se os parâmetros de sintonia dos controladores de realimentação e projetou-se o controlador preditivo.

A seguir, neste Capítulo, são apresentados o modelo do HDT considerado na simulação, as sintonias de controle de realimentação, o projeto do controle preditivo, os cenários simulados e os casos trabalhados no monitoramento e diagnóstico do controle preditivo.

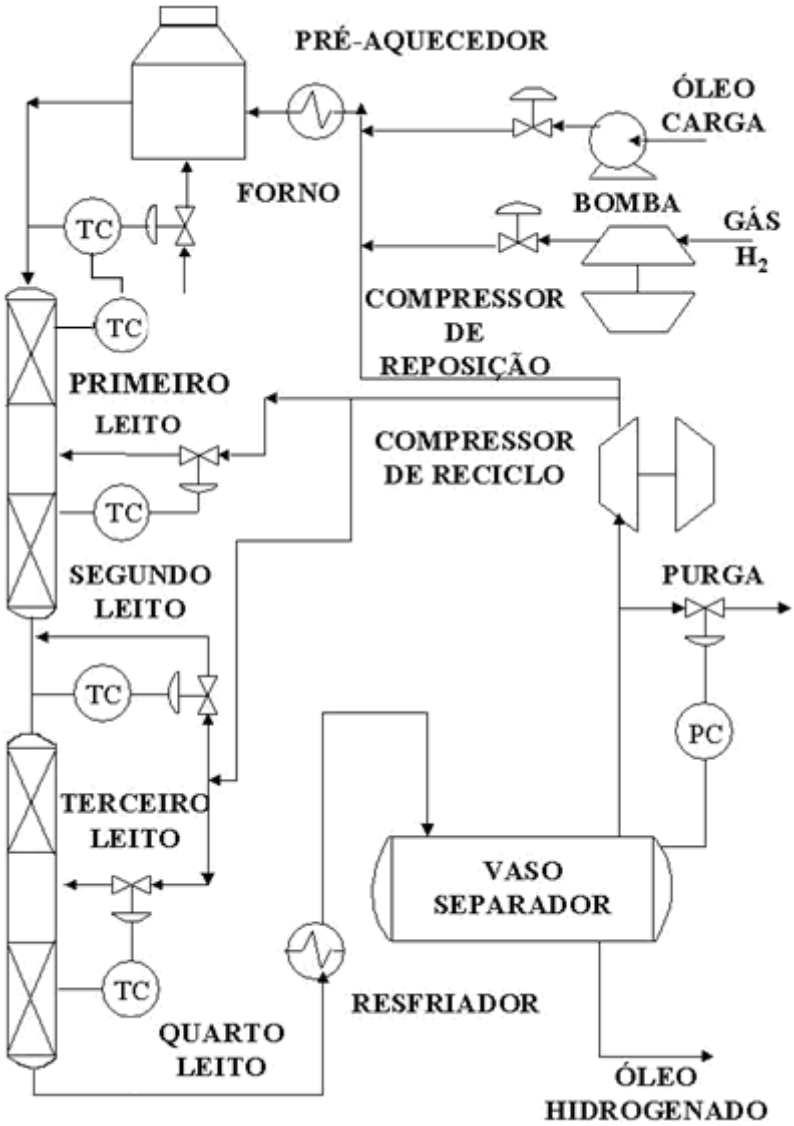

Figura 8 – Diagrama PI da Unidade de Hidrotratamento de Diesel (DE SOUZA JR., CAMPOS e TUNALA, 2006)

3.1. MODELAGEM DO HDT

O modelo selecionado para simular o processo de hidrotratamento foi o CSTR-CÉLULA que é detalhado a seguir.

O balanço de massa para o componente A na fase líquida no estágio i pode ser representado pela seguinte equação:

$$\left\{ vV \frac{dC_i}{dt} \right\} = \{V_Z(1+K_m)C_{i-1} + V_Z.K_m.C_{i+1}\} - \{(2K_m+1)V_Z.C_i + K_g.a.V(C_i - C_{i_s})\} \qquad (3.1)$$

onde, K_m é a constante adimensional do fluxo reverso de massa; C e C_s são, respectivamente, as concentrações mássicas da fase líquida e da fase catalítica (sólida); V_z é a vazão volumétrica[5]; ν é a porosidade interpartículas; V é o volume total do estágio; *a* é a área superficial externa das partículas sólidas de catalisador por volume total do estágio; e, K_g é o coeficiente de transferência de massa na superfície catalítica. Os termos da equação são descritos a seguir:

- $V_Z(1+K_m)C_{i-1}$ – vazão mássica da corrente líquida que sai do estágio i-1 e entra no estágio i;
- $V_Z.K_m.C_{i+1}$ – vazão mássica da corrente líquida que sai do estágio i+1 e entra no estágio i;
- $K_g.a.V(C_i - C_{i_S})$ – vazão mássica da corrente líquida que entra nos poros da superfície catalítica;
- $(2K_m+1)V_Z.C_i$ – vazão mássica da corrente líquida que sai do estágio i;
- $\left\{\nu V \frac{dC_i}{dt}\right\}$ – acúmulo de massa na fase líquida do estágio i.

O balanço de massa para o componente A, na fase sólida, do estágio i, pode ser representado pela seguinte fórmula:

$$\left\{V(1-\nu)\frac{dC_{i_S}}{dt}\right\} = \left\{K_g.a.V\left(C_i - C_{i_S}\right)\right\} - \left\{V(1-\nu)k_0.C_{i_S}.e^{-\frac{E}{(R.T_{i_S})}}\right\} \qquad (3.2)$$

onde, K_0 é a constante de Arrhenius; E é a energia de ativação; e, T_{is} é a temperatura da fase catalítica (sólida). Os termos da equação são descritos a seguir:

---

[5] Conforme visto na Figura 7: g = V_zK_m (fluxo reverso)

- $\left\{V(1-\nu)k_0.C_{i_S}.e^{-\frac{E}{(R.T_{i_S})}}\right\}$ – vazão mássica da reação (consumo de reagente);

- $\left\{V(1-\nu)\frac{dC_{i_S}}{dt}\right\}$ – acúmulo de massa na fase sólida do estágio i.

O balanço de energia para o componente A, na fase líquida, do estágio i, pode ser representado pela seguinte fórmula:

$$\left\{\nu.V.\rho.C_P.\frac{dT_{e_i}}{dt}\right\} = -\left\{(2K_h+1)V_Z.\rho.C_P.T_{e_i}\right\} + \left\{V_Z(1+K_h)\rho.C_P.T_{e_{i-1}} + V_Z.K_h.\rho.C_P.T_{e_{i+1}} + U.a.V\left(T_{e_{i_S}} - T_{e_i}\right)\right\} \tag{3.3}$$

onde, ρ é a massa específica do líquido; C_p é o calor específico do líquido; T_e e Ts são, respectivamente, as temperaturas da fase líquida e do leito catalítico; K_h é a constante adimensional do fluxo reverso de calor; e, U é o coeficiente global de transmissão de calor entre a fase líquida e o catalisador, baseado na área externa das partículas. Os termos da equação são descritos a seguir:

- $\left\{(2K_h+1)V_Z.\rho.C_P.T_{e_i}\right\}$ – energia da fase líquida fornecida aos outros estágios;

- $V_Z(1+K_h)\rho.C_P.T_{e_{i-1}}$ – energia da fase líquida fornecida pelo estágio i-1;

- $V_Z.K_h.\rho.C_P.T_{e_{i+1}}$ – energia da fase líquida fornecida pelo estágio i+1;

- $U.a.V\left(T_{e_{i_S}} - T_{e_i}\right)$ – energia da fase líquida resultante da troca de calor com a fase sólida;

- $\left\{\nu.V.\rho.C_P.\frac{dT_{e_i}}{dt}\right\}$ – acúmulo de energia na fase líquida do estágio i.

E o balanço de energia para o componente A, na fase sólida, do estágio i, pode ser representado pela seguinte fórmula:

$$\left\{V(1-\nu)\rho_S.C_{P_S}.\frac{dT_{e_{i_S}}}{dt}\right\} = \left\{U.a.V\left(T_{e_i} - T_{e_{i_S}}\right)\right\} + \left\{(-\Delta H_r)V(1-\nu)k_0.C_{i_S}.e^{\frac{-E}{(R.T_{i_S})}}\right\} \qquad (3.4)$$

Onde, ρ_s é a massa específica do sólido; C_{ps} é o calor específico do sólido; e ($-\Delta H_r$) é o calor de reação. Os termos da equação são descritos a seguir:

- $\left\{U.a.V\left(T_{e_i} - T_{e_{i_S}}\right)\right\}$ – energia da fase sólida resultante da troca de calor com a fase líquida;
- $\left\{(-\Delta H_r)V(1-\nu)k_0.C_{i_S}.e^{\frac{-E}{(R.T_{i_S})}}\right\}$ – energia gerada pela reação;
- $\left\{V(1-\nu)\rho_S.C_{P_S}.\frac{dT_{e_{i_S}}}{dt}\right\}$ – acúmulo de energia na fase sólida do estágio i.

Na Tabela 3, são apresentados os valores dos parâmetros do modelo da unidade de hidrotratamento considerado nesta dissertação.

Tabela 3: Parâmetros do modelo do HDT

$(-\Delta H_r)$	$1{,}28\ 10^5$ J.mol^{-1}
k_0	$7{,}0\ 10^6$ s^{-1}
E / R	$1{,}0\ 10^4$ K^{-1}.
K_m	0
K_h	1
U a	$1{,}4\ 10^5$ W. K^{-1}. m^{-3}
K_g a	5,6 s^{-1}
$\rho\ C_P$	$5{,}0\ 10^4$ J. K^{-1}. m^{-3}
$\rho_s\ C_{Ps}$	$1{,}25\ 10^6$ J. K^{-1}. m^{-3}
Área superficial externa do sólido por unidade de volume do leito – *a*	1400 m^{-1}
Volume dos estágios no primeiro reator – *V*	0,5 m^3
ν	0,4
Quantidade de estágios CSTR-CÉLULA no leito 1	12
Área transversal – *A*	0,48 m^2
Comprimento do primeiro leito L_1	12,5 m

3.2. SINTONIA DE CONTROLE DE REALIMENTAÇÃO

Aplicou-se à malha de controle já apresentada quatro métodos de sintonia para controladores P (proporcional), PI (proporcional e integral) e PID (proporcional,

integral e derivativo)[6]: Ziegler e Nichols (ZN), Cohen e Coon (CC), Integral do Erro (IE) e Modelo Interno (*internal model controller* – IMC). Com isso, foram testados dez tipos de controladores de realimentação (P/PI/PID – ZN; P/PI/PID – CC; PI/PID – IE; PI/PID – IMC).

Utilizou-se, na implantação do controle de realimentação, a função de transferência clássica em paralelo:

$$G_c(s) = K\left(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s\right) \tag{3.5}$$

Os métodos empregados para a definição dos parâmetros de sintonia testados foram os seguintes com suas devidas características:

- Ziegler e Nichols (1942) – os primeiros a propor uma metodologia objetiva e simples para a sintonia de controladores PID. O critério de desempenho considerado nesse método é a razão de declínio igual a 0,25. Esse método é aconselhado para processos com fator de incontrolabilidade (razão entre o tempo morto e a constante de tempo) entre 0,3 e 0,5 (CAMPOS e TEIXEIRA, 2006);

- Cohen e Coon (1953) – definiram uma sintonia de controlador PID para processos com tempos mortos mais elevados, com fator de incontrolabilidade maior que 0,3. O critério de desempenho abrangido neste método é também a razão de declínio igual a 0,25 (COHEN e COON, 1953);

- Método da Integral do Erro – este método é composto por dois trabalhos, LOPEZ *et al.* (1967) o propôs para o caso regulatório e ROVIRA, MURRIL e SMITH (1969) para o caso servo. Neste método o critério de desempenho admitido é a integral de uma função do erro entre a variável e o *set-point* dentro de uma janela de tempo (CAMPOS e TEIXEIRA, 2006). Existem duas possibilidades de sintonia do controlador de realimentação pelo método da integral do erro,

[6] Para fim teórico

variando-se a função a ser integrada. O critério considerado nesta dissertação foi a integral do produto do tempo pelo valor absoluto do erro entre a variável controlada e o *set-point* em um horizonte de análise – $\int \left(t * \left|SP - y(t)\right|\right)dt$ (ITAE);

- Modelo Interno – a estratégia de controle é baseada num modelo interno e foi desenvolvida na década de 80 por MORARI e ZAFIRIOU (1989). Nela, os ajustes do controlador são diretamente relacionados aos parâmetros do modelo assumido.

As expressões para o cálculo dos parâmetros de sintonia pelos métodos aplicados são apresentadas no Apêndice 2.

3.2.1. Controle Discreto

Visando avaliar o impacto da discretização do controlador de realimentação no seu desempenho determinístico e estocástico, discretizaram-se as equações diferenciais do controle de relimentação contínuo com base na seguinte equação:

$$u(t) = K\left[e(t) + \frac{1}{\tau_I}\int_0^t e(\tau)d\tau + \tau_D \frac{de(t)}{dt}\right] \tag{3.6}$$

Para tempos de amostragem pequenos (T), pode-se substituir nessa equação o termo diferencial por uma diferença entre passos subseqüentes e o termo integral por uma soma provinda de integrações retangulares. Sendo assim, tem-se a equação reescrita da seguinte forma:

$$u(k) = K\left[e(k) + \frac{T}{\tau_I}\sum_{i=0}^{k} e(i-1) + \frac{\tau_D}{T}\left(e(k) - e(k-1)\right)\right]$$

(3.7)

Para tornar esse algoritmo de controle recursivo subtrai-se *u(t)* de *u(t-1)*, obtendo-se o algoritmo de controle do PID discreto:

$$u(k) = u(k-1) + q_0 e(k) + q_1 e(k-1) + q_2 e(k-2) \tag{3.8}$$

Onde:

- $q_0 = K\left[1 + \frac{\tau_D}{T}\right]$;

- $q_1 = -K\left[1 + 2\frac{\tau_D}{T} - \frac{T}{\tau_I}\right]$;

- $q_2 = K\frac{\tau_D}{T}$.

3.3. PROJETO DO CONTROLE PREDITIVO (GPC)

O GPC sem restrições e ponderações na função de custo, conforme o considerado nesta dissertação, apresenta como parâmetro de sintonia o horizonte de predição (N), o horizonte de controle (NU) e a trajetória (α). Neste trabalho, manteve-se sempre N maior que NU e o principal parâmetro de sintonia é o α (trajetória de referência).

Projetaram-se três GPCs, tendo em vista que o modelo interno do controlador é a função que descreve o processo e influencia em toda a dedução da estratégia de controle; e, a trajetória de referência é determinante na agressividade das ações de controle calculadas:

- Caso 1 – modelo interno que descreve bem os dados do processo (*Model 1*) com trajetória cautelosa;

- Caso 2 – modelo interno piorado (*Model 2*) com trajetória cautelosa;

- Caso 3 – melhor modelo interno (*Model 1*) com trajetória mais agressiva.

Em relação à trajetória de referência, a função considerada foi de 1ª ordem, tendo apenas que ajustar um parâmetro: α. Quanto maior for α mais cautelosas são as ações, e quanto menor mais bruscas. Se α igual a zero, a trajetória é constante e igual ao *set-point*, conforme pode-se notar na equação a seguir:

$$w(t+1) = \alpha\, y(t) + (1-\alpha)SP \tag{3.9}$$

Considerou-se α igual a 0,8 para os Casos 1 e 2, e α igual a 0,7 para o Caso 3.

3.4. CENÁRIOS SIMULADOS

Com todos os controladores projetados para serem aplicados no simulador do leito 1 da unidade de hidrotratamento de diesel, definiu-se os cenários a serem considerados para a avaliação de seus desempenhos. Como o objetivo do trabalho é avaliar tanto o desempenho determinístico quanto o estocástico, especificaram-se cenários determinísticos servos e regulatórios, e estocásticos regulatórios.

Conforme já descrito, o cenário determinístico pode ser caracterizado por degraus no *set-point* ou nas variáveis de perturbação do processo. O controle deve atingir o *set-point* desejado que, no caso do degrau do *set-point*, é alcançar esse degrau, e no caso do degrau nas variáveis de perturbação, é trazê-lo novamente para zero[7].

Já o cenário estocástico pode ser descrito como distúrbios de natureza aleatória, impactando na variabilidade da variável controlada. Caso o controlador não funcione adequadamente na presença desses distúrbios, essa variabilidade tende a aumentar. Se o controle não reduz as variabilidades, a operação estará comprometida, devendo-se operar mais afastado das restrições.

3.4.1. Controle Determinístico Servo

Para avaliar-se o desempenho determinístico servo dos controladores, especificou-se dois cenários:

- Degrau de 1% (em relação ao estado estacionário da variável controlada) no *set-point*;
- Degrau de -1% (em relação ao estado estacionário da variável controlada) no *set-point*.

As respostas dos controladores a esses dois cenários foram analisadas através de dois índices:

---

[7] Considerando variável-desvio.

- ITAE para avaliar o desempenho determinístico, computando a integral do produto entre o tempo e o erro absoluto entre a variável controlada e o *set-point*;

- Média quadrática da variação da variável manipulada (**Su**) para avaliar a agressividade do controlador.

A média quadrática da variação da variável manipulada (**Su**) pode ser calculada através da seguinte fórmula:

$$Su = \frac{1}{n+1}\sum_{k=0}^{n}\Delta u^2(k) \tag{3.10}$$

Para os casos contínuos, ou seja, controladores de realimentação (com exceção do *feedback* discreto), o ITAE foi calculado através da integral. No entanto, para os casos discretos, ou seja, de realimentação discretos e GPCs, o ITAE foi calculado através da integração retangular no respectivo tempo de amostragem.

Já o **Su** teve que ser uniformizado para permitir a comparação entre todos os controladores, pois, por exemplo, os controladores contínuos tenderiam a ter um **Su** muito menor que os controladores discretos por considerarem um grau de avanço no tempo infinitesimal. Com isso, considerou-se um tempo de amostragem fictício de 100s para todos os controladores. Nos controles contínuos, consideraram-se apenas os valores da variável manipulada nos tempos múltiplos de 100s, e nos controladores discretos com tempo de amostragem maior, a variação da variável manipulada dentro do tempo de amostragem do próprio controlador é nula.

3.4.2. Controle Determinístico Regulatório

Na avaliação do desempenho determinístico regulatório, procede-se especificando quatro cenários, um par de perturbações em cada variável de entrada no processo (concentração e vazão). As perturbações definidas são dois degraus opostos de 5% em relação ao valor da respectiva variável no estado estacionário. O *set-point* foi mantido igual a zero.

3.4.3. Controle Estocástico

Na avaliação do desempenho estocástico dos controladores, mantêm-se todas as variáveis de perturbação constantes (concentração e vazão), fixa-se o *set-point* em zero e insere-se um distúrbio estocástico na variável controlada. Definiu-se a seguinte equação de distúrbio a ser introduzida na variável controlada:

$$C(q^{-1})e(t) = e(t) + 0{,}5e(t-1) + 0{,}25e(t-2) \tag{3.11}$$

Esse distúrbio é inserido considerando-se três valores do erro, respectivamente, conforme a equação (3.11):

- O erro presente que é dado por um valor randômico normal com média zero e desvio-padrão um;
- O erro inserido em um tempo de amostragem passado;
- E o erro inserido em dois tempos de amostragem passados.

No caso dos GPCs e PIDs discretos, considerou-se a inserção dos distúrbios conforme os respectivos tempos de amostragem considerados na fase de desenvolvimento, e no caso dos controladores PIDs analógicos, considerou-se um tempo de amostragem de 500s a fim de possibilitar uma melhor comparação.

Com isso, calcularam-se três índices para avaliar o desempenho estocástico dos controladores:

- Índice de desempenho normalizado (ANORM)[8];
- Desvio-padrão da variável controlada (Std(y));
- Média quadrática da variação da variável manipulada (Su).

---

[8] Apenas para os controles *feedbacks*

3.5. MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO DO CONTROLE PREDITIVO

Com o objetivo de testar o método, apresentado no Tópico 2.2.3, de monitoramento e diagnóstico de desempenho de controlador baseado na função de custo, integrou-se o módulo de monitoramento e diagnóstico ao controle GPC com o melhor modelo interno e trajetória mais agressiva (Caso 3).

Almeja-se simular situações de queda de desempenho que possam ser diagnosticadas conforme apresentado por CINAR, PALAZOGLU e KAYIHAN (2007), onde monitora-se graficamente o índice *on-line* do referencial histórico, e caso seu valor se reduza, significa que houve uma queda no desempenho. Com isso, diagnostica-se esta queda no desempenho através da monitoração do índice de desempenho baseado no modelo, que caso também tenha sido reduzido, assume-se como possíveis causas as causas do grupo II. Se não houve redução no seu valor, considera-se as causas do grupo I, que ainda podem ser discriminadas através da análise dos valores da variável manipulada.

Portanto, pretende-se nesta dissertação analisar algumas situações de queda de desempenho. A função de custo considerada para realizar os testes de monitoramento e diagnóstico é similar àquela presente na concepção do GPC, e o modelo interno utilizado no cálculo do índice de desempenho baseado no modelo é o mesmo aplicado como modelo interno do GPC.

Objetiva-se analisar situações geradas por causas distintas englobando os dois grupos já discutidos. No entanto, devido a limitações do modelo que está no âmbito do caso SISO, serão reproduzidos apenas quatro casos de diagnóstico de causa: ampliação da variabilidade da variável controlada (grupo II), desajuste entre o modelo e a planta (grupo II), saturação da variável manipulada (grupo I) e alteração da sintonia do controlador (grupo I). O caso referente à ampliação dos distúrbios medidos não pôde ser demonstrado devido ao modelo não considerar variáveis de entrada do processo além da variável manipulada.

4. RESULTADOS

Neste Capítulo, inicialmente, apresenta-se a análise da dinâmica do processo em malha aberta, buscando identificar quais cenários demandariam maior esforço do controlador e qual modelo melhor descreve os dados encontrados. Em seguida, de posse da função de transferência identificada para descrever o processo SISO, exibe-se os parâmetros de cada controlador de realimentação sintonizado por diferentes métodos. Na seqüência, os modelos são discretizados a fim de incorporá-los no GPC para sua implantação. Enfim, interpreta-se os índices de desempenho obtidos, os gráficos das dinâmicas de controle alcançados e os gráficos das funções de custo encontrados para monitoramento e diagnóstico.

4.1. ANÁLISE DO PROCESSO EM MALHA ABERTA E IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS

Conforme já dito, o controle envolve uma malha em cascata composta por uma malha mestre e uma escrava, ambas SISO. A malha escrava controla a temperatura de entrada no leito 1, que no estado estacionário assume o valor de 215º C (a temperatura de entrada no forno no estado estacionário é igual a 180º C), manipulando a vazão de combustível, que no estado estacionário é 0,6 m³/s. A malha mestre, por sua vez, controla a temperatura de saída do leito 1, que no estado estacionário é igual a 236,3º C, manipulando o *set-point* da malha escrava. As outras variáveis de entrada no processo, que assumem o papel de distúrbio medido, têm os seguintes valores no estado estacionário: a vazão de carga ao longo do processo é constante com valor igual a 0,1 m³/s, e a concentração de entrada no leito 1 é igual 22 mol/m³. A concentração de saída do leito 1, no estado estacionário, é igual a 13 mol/m³.

A fim de analisar a dinâmica da malha escrava, deu-se um degrau unitário na vazão de combustível que entra no forno e obteve-se a curva que é apresentada na Figura 9, onde *y* representa, em variável-desvio, a temperatura de entrada no leito 1, que considera-se igual a temperatura de saída do forno.

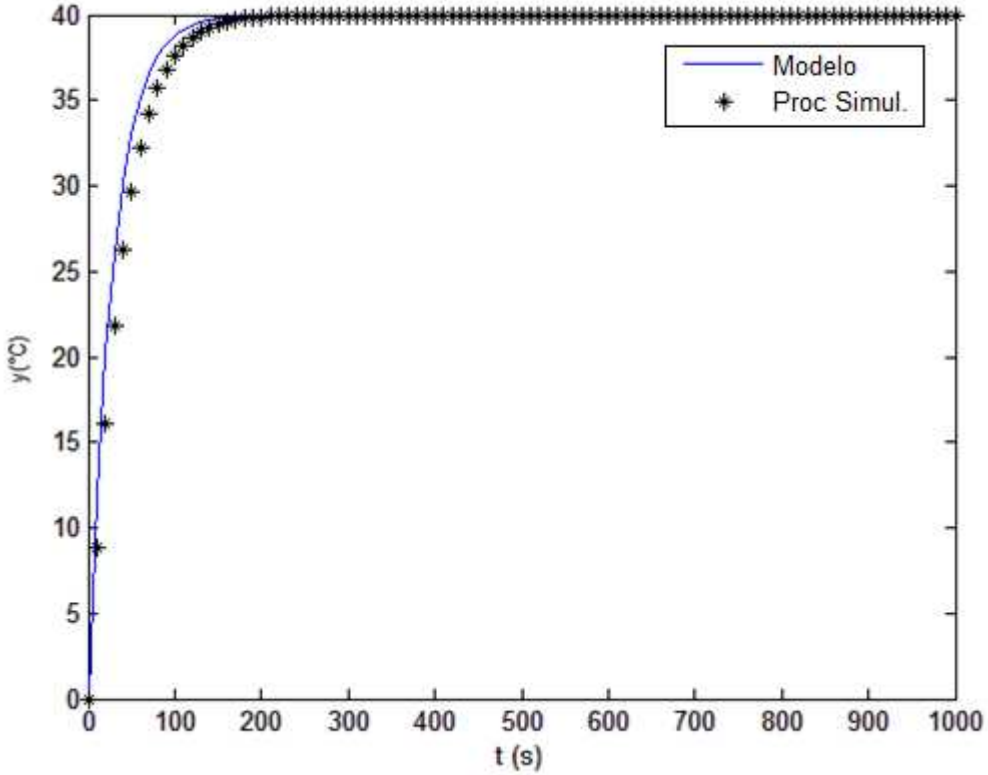

Figura 9 – Dinâmica da temperatura de saída do forno em malha aberta para um degrau unitário na vazão de combustível

Com isso, identificou-se a função de transferência que melhor descreveria esse comportamento, encontrando-se o seguinte modelo de 1ª ordem (linha contínua no gráfico da Figura 9), que, como se pode notar no gráfico, representa relativamente bem os valores simulados (valores discretos no gráfico da Figura 9):

$$\frac{y}{u} = \frac{40}{28s+1} \tag{4.1}$$

Sendo *u* a vazão de combustível que entra no forno.

Na análise da malha mestre aberta, simulou-se o comportamento da temperatura de saída do leito 1 através de um degrau unitário na temperatura de entrada do leito, obtendo-se o gráfico da Figura 10, onde *y* representa em variável-desvio a temperatura de saída do leito 1.

Conforme pode-se visualizar na Figura 10, identificou-se duas funções de transferência de 1ª ordem com tempo morto para representar os dados simulados. Nitidamente, a

função de transferência representada no gráfico como *Model 1* e descrita pela seguinte equação é a que melhor se ajusta aos valores obtidos na simulação:

$$\frac{y}{u} = \frac{2{,}06}{557s+1} e^{-500s} \tag{4.2}$$

Onde, u é a temperatura de entrada no leito 1.

E a função de transferência correspondente ao *Model 2* no gráfico, que não obteve uma adequada sobreposição dos dados, é dada pela seguinte equação:

$$\frac{y}{u} = \frac{2{,}06}{300s+1} e^{-600s} \tag{4.3}$$

Com isso, selecionou-se a função de transferência da equação (4.2) para representar o comportamento da malha mestre e a função de transferência da equação (4.1) para representar o comportamento da malha escrava.

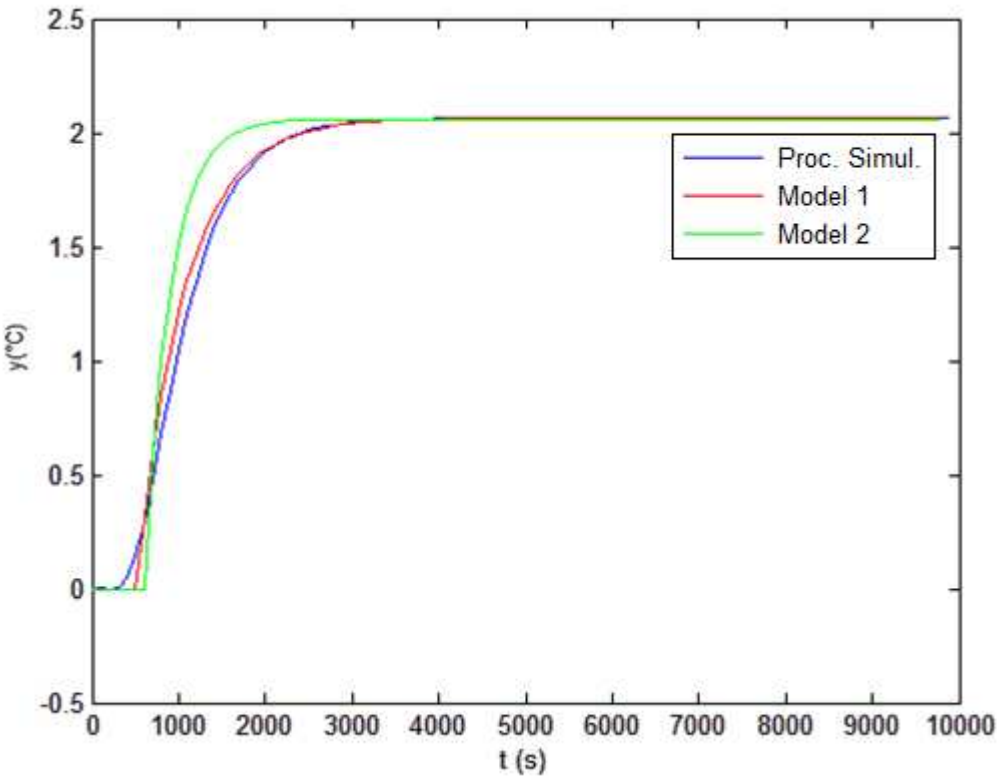

Figura 10 – Dinâmica da temperatura de saída do leito 1 em malha aberta para um degrau unitário na temperatura de entrada desse leito

Avaliando a razão entre as constantes de tempo das malhas mestre e escrava, nota-se que seu valor é próximo de vinte, ou seja, a malha escrava responde vinte vezes mais rápido que a malha mestre a perturbações ou ações de controle. Portanto, assumiu-se neste trabalho que a dinâmica da malha escrava influencia pouco na dinâmica da malha mestre. Com isso, a fim de simplificar a simulação, considerando que o resultado dinâmico não é afetado de forma relevante, estudou-se apenas a malha mestre.

Objetivando analisar o esforço requerido pelo controlador para manter a variável controlada no *set-point* requerido, simulou-se em malha aberta a resposta da temperatura de saída do leito 1 a perturbações nas variáveis de entrada do processo. Primeiramente, perturbou-se a temperatura de entrada do leito 1 com degraus de 1, 5 e 10% do seu valor no estado estacionário, obtendo as curvas de resposta mostradas na Figura 11. Nota-se que com o aumento na temperatura de entrada, a temperatura de saída também é ampliada devido à reação ser exotérmica, ou seja, sua taxa de reação aumenta com a elevação da temperatura.

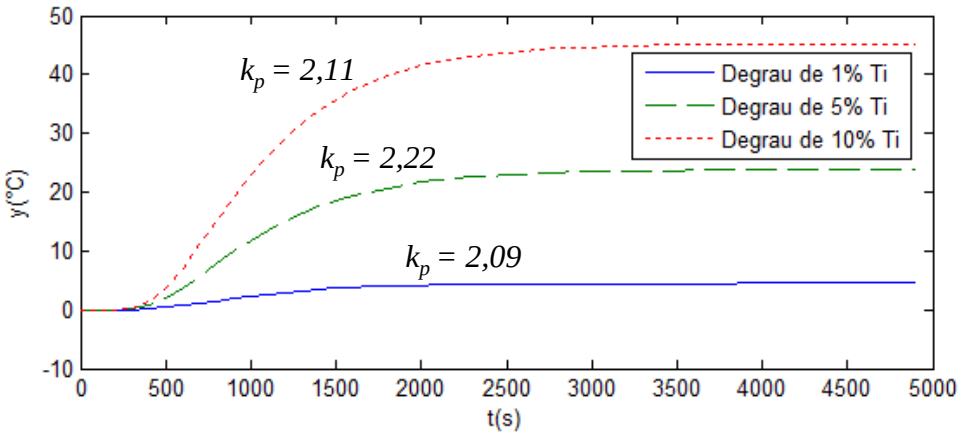

Figura 11 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na temperatura de entrada do leito 1

Como se pode notar na Figura 11, conforme se varia a perturbação na temperatura de entrada, o ganho e a constante de tempo do processo alteram-se, logo, há uma não-linearidade no processo que pode afetar o desempenho do controlador.

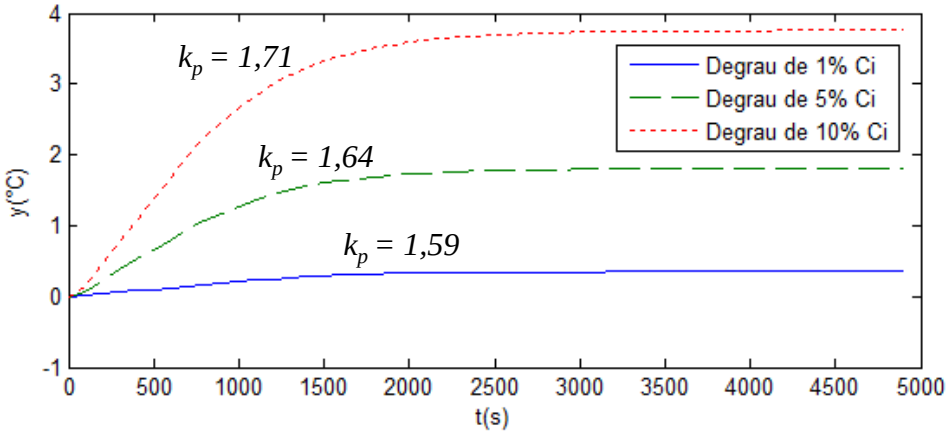

Figura 12 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na concentração de entrada do leito 1

Na Figura 12, observa-se a resposta da temperatura de saída do leito 1 a perturbações degrau de 1, 5 e 10% na concentração de entrada no leito. O aumento na concentração de entrada no leio provoca um aumento na temperatura de saída desse leito devido ao aumento na taxa de reação, causado pelo acréscimo na concentração de óleo.

Como visto na perturbação da temperatura de entrada, o processo também apresenta uma não-linearidade a perturbações na concentração de entrada, caracterizada pela variação no ganho e na constante de tempo.

Em relação às perturbações na vazão que podem ser visualizadas na Figura 13, observa-se o mesmo comportamento não-linear demonstrado para as outras perturbações. Entretanto, conforme aumenta-se a vazão, a temperatura de saída do reator é reduzida. Este fato pode ser explicado pela redução no tempo de residência dos insumos no meio catalítico, que minora a quantidade de óleo reagido.

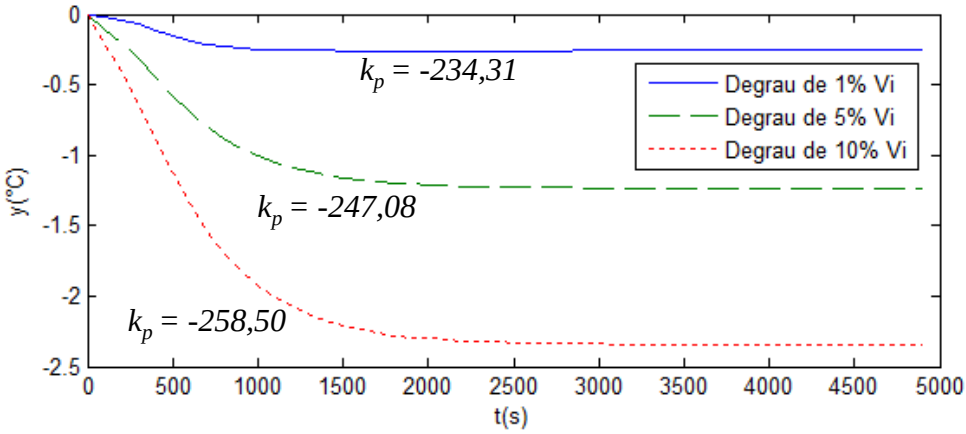

Figura 13 – Dinâmica em malha aberta para perturbações na vazão de entrada do leito 1

Vale ainda observar que, embora os degraus aplicados na concentração e vazão de entrada do leito 1 tenham valores absolutos com ordens de grandeza distintas, geram-se valores finais da temperatura de saída do leito 1 opostos com ordens de grandeza próximas.

4.2. OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES DE REALIMENTAÇÃO

Conforme definido, decidiu-se estudar apenas a malha mestre, que é apresentada na Figura 14 no diagrama de blocos construído no Simulink/ Matlab 7.0. A malha apresenta três entradas no processo e quatro saídas. As três entradas no leito 1 são, respectivamente, de cima para baixo: a temperatura de entrada (variável manipulada), concentração de entrada (perturbação medida) e a vazão de entrada (perturbação medida). As quatro saídas do leito 1 são, respectivamente, de cima para baixo: concentração de saída da fase líquida, concentração de saída da fase sólida (ou catalítica), temperatura de saída da fase líquida (variável controlada) e temperatura de saída da fase sólida (ou catalítica).

O bloco nomeado de PID representa os controladores P, PI e PID sintonizados pelos métodos heurísticos de Ziegler e Nichols e Cohen Coon, pelo método do Modelo Interno e pelo método da Integral do Erro.

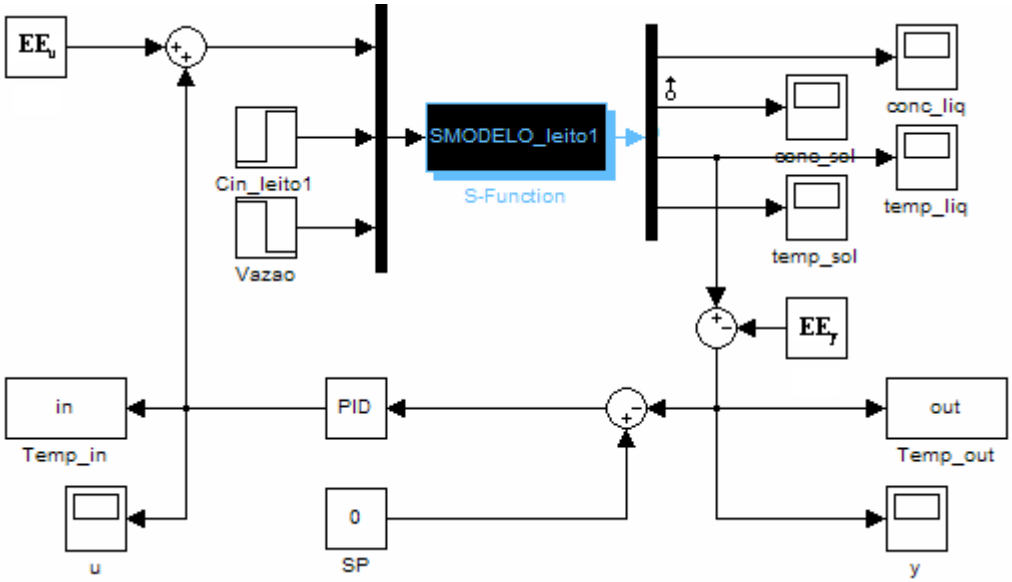

Figura 14 – Malha de controle

4.2.1. Ziegler e Nichols

Considerando a função de transferência definida para a malha de controle estudada, com ganho igual a 2,06 (k_p), constante de tempo igual a 557s (τ_p) e tempo morto de 500s (t_m); calculou-se, na freqüência de cruzamento do Diagrama de Bode[9], o ganho último (K_u = 1,1614ºC) e período último (P_u = 157,83s) para a obtenção da sintonia dos controladores P, PI e PID pelo método heurístico malha fechada de Ziegler e Nichols. Os valores obtidos são apresentados na Tabela 4.

Os controladores PI e PID de ZN apresentaram instabilidade à malha, logo, foram descartados do trabalho. Vale notar que o fator de incontrolabilidade do processo em questão é de 0,9 e o método de Ziegler & Nichols foi desenvolvido para fatores de incontrolabilidade entre 0,3 e 0,5.

[9] Utilizou-se a função *bode* no MATLAB 7.0

Tabela 4: Valores dos parâmetros de sintonia de Ziegler e Nichols

	Termo proporcional (K)	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
P	0,58	_____	_____
PI	0,52	131,53	_____
PID	0,70	78,92	19,73

4.2.2. Cohen e Coon

Para o cálculo dos parâmetros de sintonia pelo método heurístico de Cohen e Coon, utilizou-se o mesmo modelo do processo apresentado. Na Tabela 5, pode-se observar os valores de sintonia obtidos para os controladores P, PI e PID.

Tabela 5: Valores dos parâmetros de sintonia de Cohen e Coon

	Termo proporcional (K)	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
P	0,72	_____	_____
PI	0,52	272,75	_____
PID	0,84	953,22	160,96

Apesar do método de Cohen e Coon ter sido desenvolvido para fatores de incontrolabilidade maiores que 0,3, o controlador PI de CC apresentou instabilidade à malha e também foi descartado do trabalho.

4.2.3. Integral do Erro

Calcularam-se os parâmetros de sintonia para os controladores PI e PID, no caso servo e regulatório, pelo método da Integral do Erro com base na função de transferência já definida, obtendo-se os valores apresentados na Tabela 6.

Tabela 6: Valores dos parâmetros de sintonia pelo Método Integral do Erro

		Termo proporcional (K)	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
PI	Servo	0,31	633,30	_____
	Regulatório	0,46	776,25	_____
PID	Servo	0,51	841,48	157,49
	Regulatório	0,72	367,64	193,64

4.2.4. Modelo Interno

Considerando o mesmo modelo trabalhado até agora, obteve-se os parâmetros de sintonia pelo método do IMC para os controladores PI e PID apresentados na Tabela 7.

Tabela 7: Valores dos parâmetros de sintonia pelo IMC

	Termo proporcional (K)	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
PI	0,30	557	_____
PID	0,60	811	174,45

4.2.5. Controle Discreto

Escolharam-se as duas sintonias do controlador PI que não instabilizaram para serem discretizadas. Selecionou-se o controlador PI por tomar ações mais suaves que o PID e eliminar o *offset*, que o P não elimina.

Os valores obtidos para os parâmetros q_0, q_1 e q_2 dos controles PIs discreto, considerando um tempo de amostragem de 500s, são apresentados na Tabela 8. O tempo de amostragem foi calculado com base nas orientações apresentadas por CLARKE, MOHTADI e TUFFS (1987, p. 154, parte II) para a escolha do tempo de amostragem. Onde, seu valor deve estar entre 1/10 e 1/4 do tempo de assentamento do processo[10]. Portanto, o valor escolhido de 500s se configura entre o intervalo sugerido pelos autores.

Tabela 8: Valores dos parâmetros do controle de realimentação discreto

		q_0	q_1	q_2
PI/ IE	Servo	0,31	-0,07	0
	Regulatório	0,46	-0,16	0
PI/IMC		0,30	-0,03	0

4.3. IMPLEMENTAÇÃO DO CONTROLE PREDITIVO (GPC)

Com a definição da malha a ser considerada no estudo e com dois modelos identificados para descrever seu comportamento, estes devem ser discretizados a fim de incorporá-los como modelo interno do controlador preditivo.

---

[10] Considerando o melhor modelo identificado e o tempo de assentamento igual ao tempo morto acrescido de 5 vezes a constante de tempo, obtém-se o valor de 3285s. Logo, 1/10 e 1/4 desse valor correspondem, respectivamente, a 328,5s e 821,25s.

Para o *Model 1*[11] da Figura 10 com tempo de amostragem de 500s[12], obteve-se a seguinte equação discreta:

$$y(t) = 0{,}1023.y(t-1) + 1{,}8492.u(t-500) \tag{4.4}$$

Para o *Model 2*[13] da Figura 10 com tempo de amostragem de 300s[14], obteve-se a seguinte equação discreta:

$$y(t) = 2{,}06.u(t-500) \tag{4.5}$$

Nas Figuras 15 e 16, pode-se visualizar, respectivamente, o ajustamento da discretização ao modelo contínuo do *Model 1* e do *Model 2*.

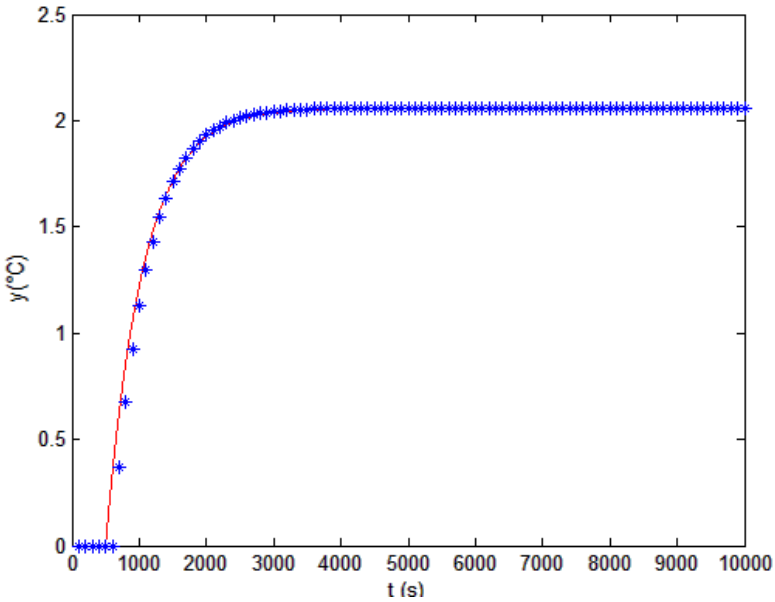

Figura 15 – Discretização do *Model 1*

---

[11] $G_p = [2{,}06/(557s+1)]e^{-500s}$

[12] Calculado com base na orientação de CLARKE, MOHTADI e TUFFS (1987, p. 154, parte II).

[13] $G_p = [2{,}06/(600s+1)]e^{-300s}$

[14] Calculado com base na orientação de CLARKE, MOHTADI e TUFFS (1987, p. 154, parte II).

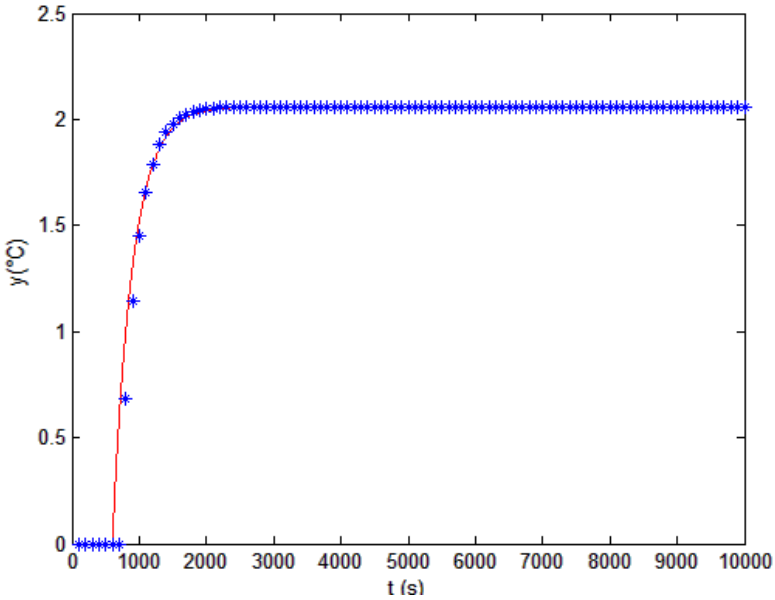

Figura 16 – Discretização do *Model 2*

Então, pode-se concluir que a discretização dos dois modelos representam bem os dados contínuos, não sendo um fator que pudesse causar problemas ao controlador.

A função objetivo considerada é igual à apresentada na equação (2.10) com λ igual a zero. Os horizontes de predição (N) e controle (NU) foram mantidos respectivamente iguais a 4 e 3 passos de amostragem para os Casos[15] 1 e 3; e iguais a 8 e 3 passos de amostragem para o Caso 2. Estes valores devem ser ajustados conforme muda-se o modelo interno.

4.4. COMPARAÇÃO DOS ÍNDICES DE DESEMPENHO

Com todos os índices de desempenho gerados para um horizonte de tempo de 18000s, elaborou-se tabelas para realizar-se comparações entre os projetos e estratégias de controle e seus desempenhos determinístico (caso servo e regulatório) e estocástico. Os projetos e estratégias de controle comparados inicialmente são:

- O Caso 3 do GPC (melhor modelo e trajetória mais agressiva) e os controladores de realimentação contínuos;

[15] Apresentados no Capítulo de Metodologia

- Os diferentes casos do GPC;
- O Caso 3 do GPC e os controladores de realimentação discretos.

Após a construção dessas tabelas e a análise da relação entre variados projetos e estratégias de controle, criou-se uma outra tabela com os índices normalizados pelo de menor valor (com exceção do ANORM), ou seja, todos os índices são apresentados em função do quão maior eles estão do valor que se configurou como melhor entre eles. E, com isso, pôde-se observar o controlador que obteve a melhor regularidade nos índices, concebidos para prover: a avaliação dos desempenhos determinístico e estocástico; e, a medição da intensidade de suas ações.

Nas Tabelas 9, 10 e 11, visualiza-se os índices do controlador do Caso 3 do GPC e dos controladores P, PI e PID contínuos sintonizados pelos métodos de Ziegler e Nichols, Cohen e Coon, IMC (*internal model control*) e Integral do Erro. A Tabela 9 apresenta esses valores para o desempenho determinístico caso servo, a Tabela 10 o caso regulatório e a Tabela 11 para o desempenho estocástico.

Tabela 9: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação e do GPC para o caso servo

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO			
		Servo			
		1%		-1%	
		ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	8370300	0,0022	7892900	0,0022
ZN	P	174890000	0,0111	176050000	0,0112
CC	P	154510000	0,0017	155760000	0,0016
	PID	1486600	0,0034	1211600	0,0030
IMC	PI	2453500	0,0005	1940000	0,0004
	PID	1341600	0,0009	1103000	0,0008
IE	PI	1985300	0,0004	1670100	0,0003
	PID	1225700	0,0005	1049400	0,0004

Tabela 10: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação e do GPC para o caso regulatório

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO							
		Regulatório							
		Concentração				Vazão			
		5%		-5%		5%		-5%	
		ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	6784500	0,0010	6097100	0,0009	4117575	0,0004	5794600	0,0006
ZN	P	130170000	0,0003	128080000	0,0003	92933000	0,0002	100950000	0,0001
CC	P	114830000	0,0004	113530000	0,0005	82275000	0,0003	89161000	0,0002
	PID	1135500	0,0009	1129600	0,0011	806800	0,0006	899850	0,0005
IMC	PI	2396500	0,0003	2158600	0,0004	1391400	0,0002	2104000	0,0002
	PID	1306400	0,0005	1309000	0,0006	932480	0,0003	1037800	0,0003
IE	PI	1869600	0,0005	1833700	0,0005	1303000	0,0003	1556700	0,0002
	PID	3952500	0,0017	3552000	0,0019	1737700	0,0009	4712800	0,0010

Conforme se pode observar nas Tabelas 9 e 10, a respeito do desempenho determinístico, os controladores de realimentação com apenas ação proporcional resultaram em um ITAE muito ruim e crescente à medida que se aumentava a janela de tempo, o que é esperado devido ao *offset*. Em um patamar intermediário, com ITAE razoável, está o Caso 3 do GPC.

Os controladores PIs e PIDs obtiveram os melhores ITAEs. De modo geral os PIDs, com exceção do PID/IE, responderam com ITAEs melhores que os PIs, como já se esperava, pois o termo derivativo provoca ações antecipatórias, agindo na taxa de mudança do erro, sendo o PID denominado também de controle antecipatório. Em contrapartida, os controles PIs geraram variações menos intensas na variável manipulada, pois provêem ações mais suaves que os PIDs.

Em relação ao desempenho estocástico, conforme se visualiza na Tabela 11, pôde-se notar que os controladores que incorreram num menor aumento fracional do erro quadrático médio (soma da variância do desvio do *set-point* com a média quadrática do desvio) pela não-implantação do MVC foi o P/ZN. O GPC foi o único que obteve uma redução notável na variabilidade da variável controlada, que em malha aberta seria da

ordem de 1,75[16], e alcançou ações suaves como reações aos distúrbios estocásticos; configurando-se como o melhor controlador, com larga vantagem em comparação aos outros. Vale ainda ressaltar, a intensa agressividade dos controladores PIDs quando submetidos a esses distúrbios.

Tabela 11: Comparação entre desempenho estocástico de controladores de realimentação e do GPC

CONTROLADORES		DESEMPENHO ESTOCÁSTICO		
		ANORM	std(y)	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	-	1,03	0,0083
ZN	P	0,1	1,17	0,1157
CC	P	0,4	1,19	0,1892
	PID	0,6	1,42	17,7531
IMC	PI	0,3	1,47	0,0740
	PID	0,4	1,08	4,5997
IE	PI	0,3	1,49	0,0868
	PID	0,6	1,82	18,1173

Nas Tabelas 12, 13 e 14, observam-se os índices referentes às ações de controle e aos desempenhos determinístico e estocástico dos controladores preditivos do tipo GPC, com variações no modelo interno e na trajetória. Os casos do GPC já apresentados anteriormente condizem nas tabelas, respectivamente, de cima para baixo com os Casos 3, 1 e 2.

[16] Com base na equação (3.11) que apresenta o distúrbio estocástico introduzido no modelo, onde o erro considerado tem média zero e desvio-padrão 1, obtém-se o desvio-padrão da variável controlada em malha aberta através do componente do lado direito da igualdade, substituindo o erro pelo desvio-padrão do erro que é 1.

A Tabela 12 apresenta o desempenho determinístico para o caso servo, a Tabela 13 o desempenho determinístico para o caso regulatório e a Tabela 14 o desempenho estocástico.

Tabela 12: Comparação entre desempenho determinístico de controladores GPC para o caso servo

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO			
		Servo			
		1%		-1%	
		ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	8370300	0,0022	7892900	0,0022
GPC	T=500 alfa=0,8	10654000	0,0011	11198400	0,0011
GPC	T=300 alfa=0,8	10712000	0,0015	9879100	0,0015

Tabela 13: Comparação entre desempenho determinístico de controladores GPC para o caso regulatório

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO							
		Regulatório							
		Concentração				Vazão			
		5%		-5%		5%		-5%	
		ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	6784500	0,0010	6097100	0,0009	4117575	0,0004	5794600	0,0006
GPC	T=500 alfa=0,8	8311850	0,0005	9094450	0,0005	6459100	0,0003	6803500	0,0003
GPC	T=300 alfa=0,8	9477009	0,0007	8245000	0,0006	5544000	0,0003	8018200	0,0004

Conforme se pôde analisar nas Tabelas 12 e 13, comparando o desempenho determinístico dos controles preditivos do tipo GPC que apresentam o mesmo parâmetro α para a definição da trajetória, o modelo menos alinhado com os dados do simulador (T=300) gerou um ITAE melhor em metade dos casos, no entanto, provocou sempre ações menos vagarosas. Além disso, quando se reduz o parâmetro α, a trajetória torna-se mais justa ao *set-point* e, portanto, melhora-se o ITAE do controlador, como era de se esperar.

A respeito do desempenho estocástico das diferentes estratégias do controle preditivo, conforme se pode visualizar na Tabela 14, o GPC com o modelo interno mais ajustado e com a trajetória mais justa ao *set-point* apresentou uma maior redução na variabilidade da variável controlada através de uma menor intensidade de ações de controle. Nota-se

que o GPC com o modelo interno mais desajustado demonstrou uma menor redução na variabilidade da variável controlada, talvez devido à suavidade de suas ações.

Tabela 14: Comparação entre desempenho estocástico de controladores GPC

CONTROLADORES		DESEMPENHO ESTOCÁSTICO	
		std(y)	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	1,03	0,0083
GPC	T=500 alfa=0,8	1,17	0,0075
GPC	T=300 alfa=0,8	1,62	0,0049

Nas Tabelas 15, 16 e 17, examinam-se os índices obtidos com a discretização dos controladores PIs sintonizados pelos Métodos do Modelo Interno e Integral do Erro.

Tabela 15: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC para o caso servo

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO			
		Servo			
		1%		-1%	
		ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	8370300	0,0022	7892900	0,0022
IMC	PI	2453500	0,0005	1940000	0,0004
	Discreto	25455000	0,0064	22445000	0,0062
IE	PI	1985300	0,0004	1670100	0,0003
	Discreto	18612000	0,0048	17004000	0,0047

Tabela 16: Comparação entre desempenho determinístico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC para o caso regulatório

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO							
		Regulatório							
		Concentração				Vazão			
		5%		-5%		5%		-5%	
		ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	6784500	0,0010	6097100	0,0009	4117575	0,0004	5794600	0,0006
IMC	PI	2396500	0,0003	2158600	0,0004	1391400	0,0002	2104000	0,0002
	Discreto	16469000	0,0024	13235500	0,0021	8820500	0,0011	14143500	0,0015
IE	PI	1869600	0,0005	1833700	0,0005	1303000	0,0003	1556700	0,0002
	Discreto	10009500	0,0029	8211000	0,0025	5305000	0,0013	8801000	0,0017

Nota-se nas Tabelas 15 e 16, que de um modo geral, a discretização dos controladores PIs piorou seus desempenhos determinísticos quando comparados com as respectivas formas contínuas, pois o ITAE e a variação das ações de controle aumentaram.

Tabela 17: Comparação entre desempenho estocástico de controladores de realimentação (contínuo e discreto) e o GPC

CONTROLADORES		DESEMPENHO ESTOCÁSTICO		
		ANORM	std(y)	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	-	1,03	0,0083
IMC	PI	0,3	1,47	0,0740
	Discreto	0,2	1,29	0,0522
IE	PI	0,3	1,49	0,0868
	Discreto	0,2	1,12	0,0572

Em relação ao desempenho estocástico, conforme se observa na Tabela 17, os controles de realimentação discretos melhoraram o desempenho através das reduções na variabilidade da variável controlada e na intensidade das ações de controle. Já a respeito do índice de desempenho normalizado, pode-se considerar que não é consideravelmente impactado pela discretização dos controladores de realimentação PIs.

Enfim, na Tabela 18, são avaliados os índices normalizados (com exceção do ANORM) pelos de menor valor, considerando todos os controladores simulados, ou seja, em cada coluna há um controlador com o respectivo índice igual a um que representa o índice de menor valor, e todos os outros são maiores que um. Formatou-se as células da tabela conforme o distanciamento dos índices em relação aos de menor valor: de verde são as células que apresentam valores iguais a um, de amarelo são as células que apresentam valores entre um e oito e de laranja são as células que apresentam valores maiores que oito.

Tabela 18: Comparação entre todos os controladores

CONTROLADORES		DESEMPENHO DETERMINÍSTICO												DESEMPENHO ESTOCÁSTICO		
		Servo				Regulatório										
						Concentração				Vazão						
		1%		-1%		5%		-5%		5%		-5%				
		ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ITAE	Su	ANORM	std(y)	Su
GPC	T=500 alfa=0,7	6,83	5,68	7,52	6,90	5,97	3,82	5,40	2,76	5,10	2,33	6,44	4,77	-	1,00	1,69
GPC	T=500 alfa=0,8	8,69	2,81	10,67	3,44	7,32	2,09	8,05	1,57	8,01	1,56	7,56	2,60	-	1,13	1,53
GPC	T=300 alfa=0,8	8,74	3,80	9,41	4,59	8,35	2,74	7,30	1,98	6,87	1,96	8,91	3,42	-	1,56	1,00
ZN	P	142,69	28,75	167,76	34,97	114,64	1,00	113,39	1,00	115,19	1,00	112,19	1,00	0,1	1,13	23,61
CC	P	126,06	4,44	148,43	5,07	101,13	1,59	100,50	1,63	101,98	1,62	99,08	1,54	0,4	1,15	38,62
	PID	1,21	8,75	1,15	9,25	1,00	3,45	1,00	3,41	1,00	3,47	1,00	3,75	0,6	1,37	3623,09
IMC	PI	2,00	1,30	1,85	1,31	2,11	1,29	1,91	1,08	1,72	1,06	2,34	1,52	0,3	1,42	15,10
	PID	1,09	2,27	1,05	2,35	1,15	2,10	1,16	1,94	1,16	2,03	1,15	2,42	0,4	1,05	938,71
	Discreto	20,77	16,51	21,39	19,43	14,50	9,17	11,72	6,43	10,93	6,39	15,72	11,93	0,2	1,25	10,65
IE	PI	1,62	1,00	1,59	1,00	1,65	1,75	1,62	1,55	1,62	1,52	1,73	1,97	0,3	1,44	17,71
	PID	1,00	1,25	1,00	1,26	3,48	6,43	3,14	5,79	2,15	5,29	5,24	8,23	0,6	1,76	3697,41
	Discreto	15,18	12,38	16,20	14,73	8,82	11,08	7,27	7,66	6,58	7,56	9,78	13,52	0,2	1,08	11,67

Como pode-se constatar na Tabela 18, o controlador preditivo do tipo GPC com o parâmetro α igual a 0,7 e com o modelo interno que promove uma melhor previsibilidade dos dados simulados foi o que apresentou uma melhor compensação entre o desempenho determinístico e estocástico. Isso deve-se à estratégia de controle do GPC baseada num modelo interno para descrever o processo e numa trajetória de referência, concebendo ações de controle suaves que alcançam vagarosamente o *set-point* desejado. Vale ainda enfatizar, que, generalizadamente, como também

mencionado anteriormente, os controladores penalizam um desempenho em detrimento do outro.

4.5. DISCUSSÃO SOBRE O COMPORTAMENTO DAS MALHAS

Após comparar o desempenho dos diferentes projetos e estratégias de controladores, selecionou-se os gráficos da variável controlada e manipulada dos controladores que apresentaram o melhor índice para cada caso, inclusive o índice que avalia a variação da variável manipulada.

Na Figura 17, apresenta-se as respostas dos controladores PID e PI sintonizados pelo método da Integral do Erro, que configuraram-se, respectivamente, como o melhor ITAE e a menor variação da variável manipulada para o caso servo.

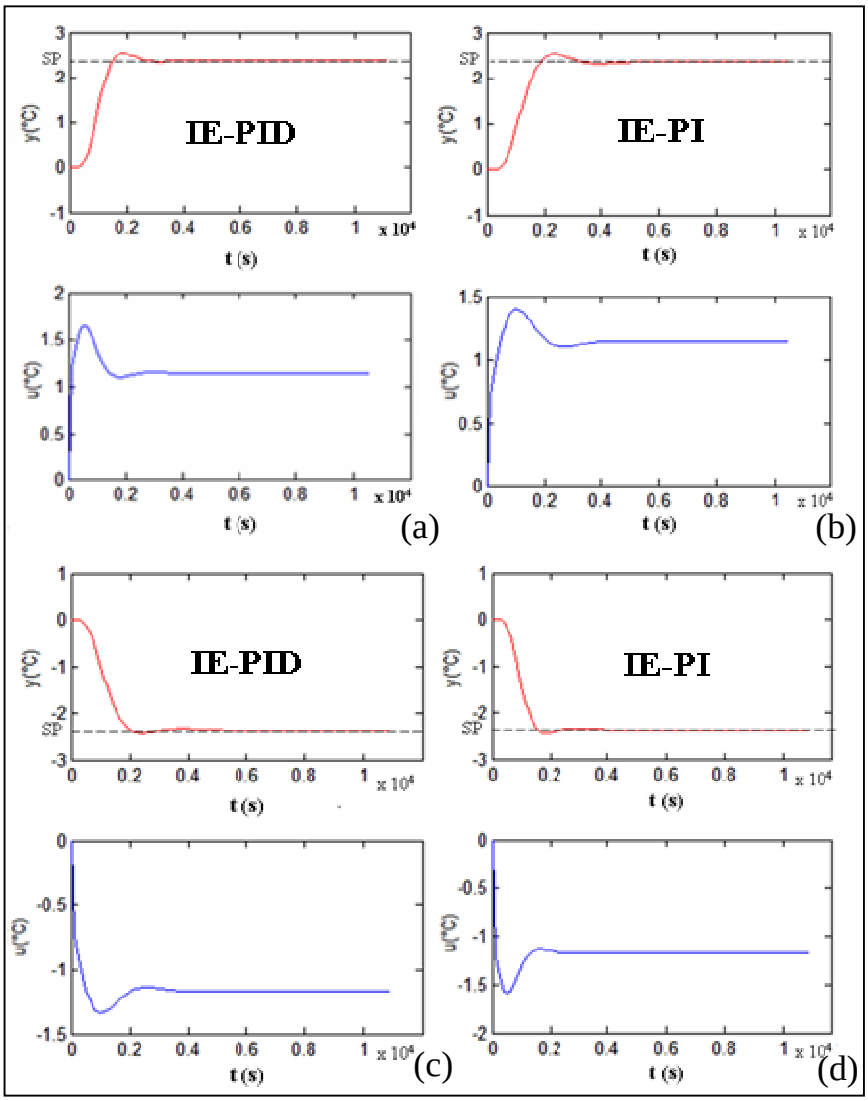

Figura 17 – (a) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador IE-PID; (b) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador IE-PI; (c) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador IE-PID; (d) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador IE-PI

Na Figura 18, tem-se o comportamento da resposta para o caso servo da variável controlada e manipulada do melhor caso geral, que foi o Caso 3 do GPC. Nota-se que as curvas de resposta da variável controlada entre os três casos, expostos nas Figuras 17 e 18, têm praticamente o mesmo comportamento, entretanto, no GPC, devido à suavidade de suas ações, ela é mais "esticada".

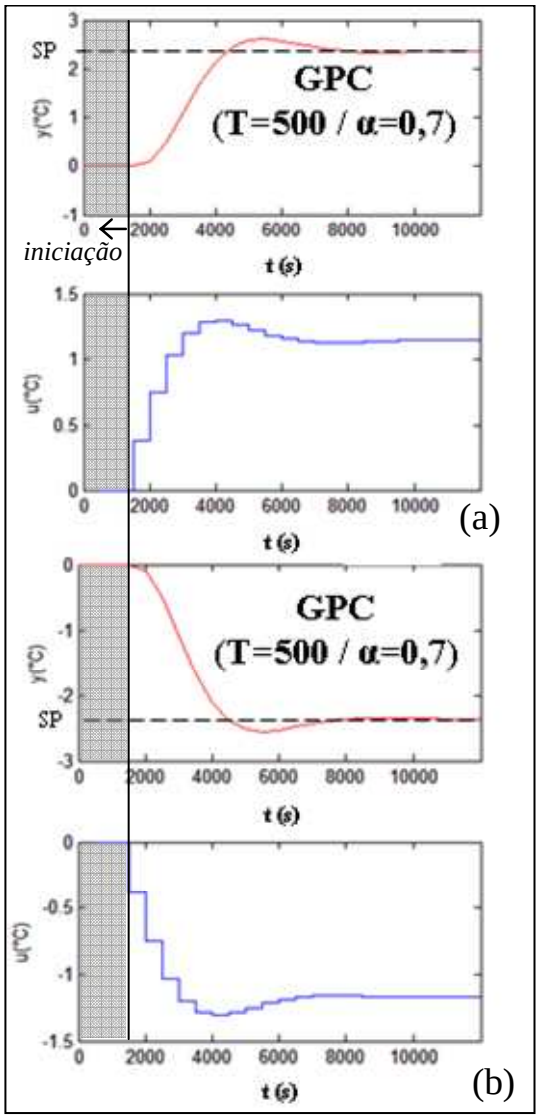

Figura 18 – (a) Comportamento da resposta servo a um degrau de 1% no *set-point* do controlador GPC (T=500/α=0,7); (b) Comportamento da resposta servo a um degrau de -1% no *set-point* do controlador GPC (T=500/α=0,7)

O controle preditivo necessita de um tempo de iniciação para obter os valores passados requeridos para o cálculo das ações de controle, que no caso em questão são de três tempos de amostragem. Devido a isso, o controle do processo se inicia apenas no tempo 1500s, As ações de controle do GPC, representadas no gráfico da Figura 18,

caracterizam-se como pulsos retangulares, pois entre os tempos de amostragem existe um *hold* na estratégia de controle que segura a última ação de controle.

O controlador que obteve o melhor ITAE no caso regulatório para o distúrbio na concentração foi o PID sintonizado pelo método de Cohen e Coon, enquanto o que obteve a menor variação nas ações de controle foi o controlador P sintonizado pelo método de Ziegler & Nichols. Na Figura 19, visualiza-se o comportamento das respostas desses controladores.

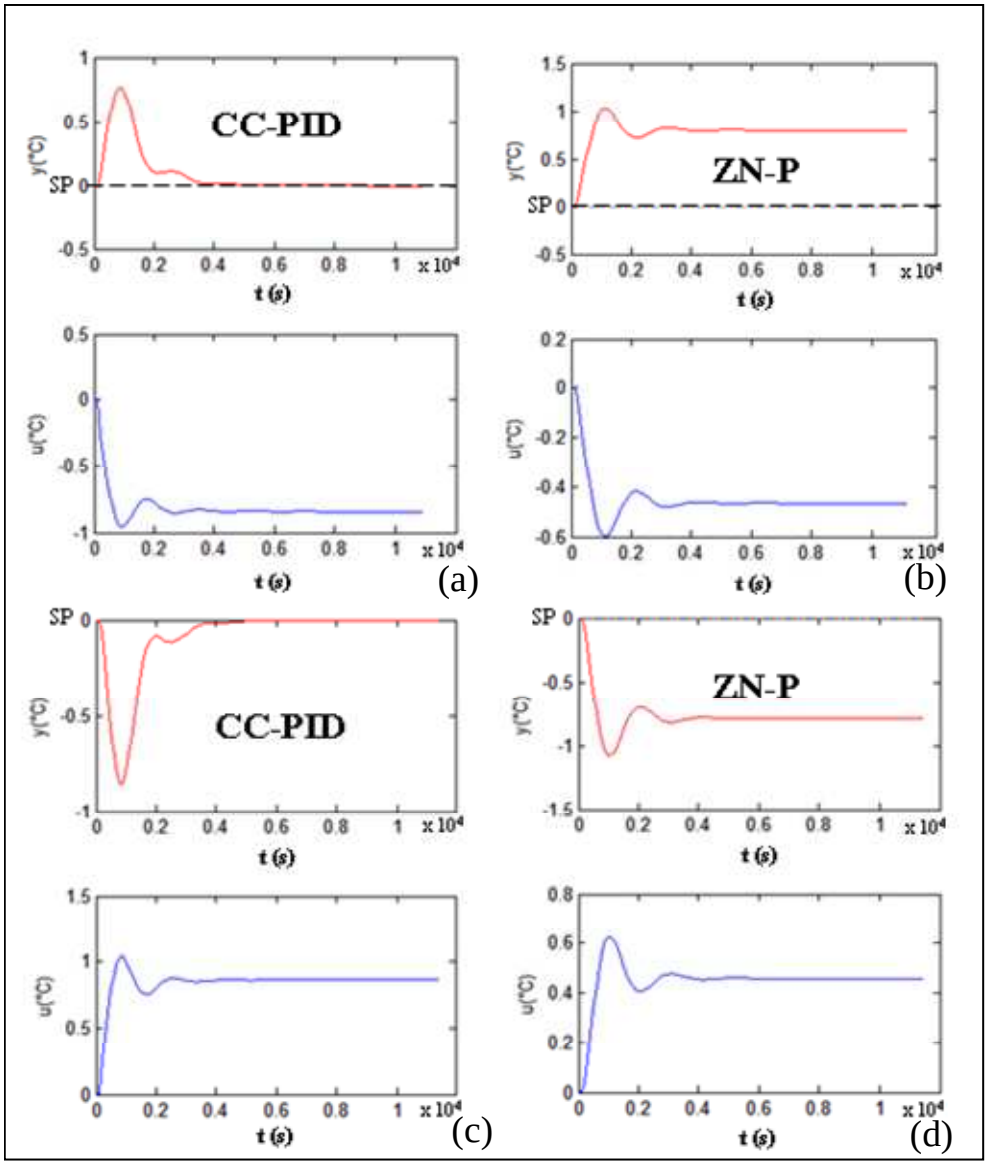

Figura 19 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (c) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de -5% na concentração; (d) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de -5% na concentração

Comparando-se os gráficos da Figura 19 com os da Figura 20, que representa a dinâmica das variáveis controlada e manipulada do Caso 3 do GPC para o mesmo caso regulatório, observa-se que as curvas dos casos do controle de realimentação são mais oscilatórias, ocasionadas pelas ações mais enérgicas, diferentemente do controle preditivo. Vale ressaltar, que o controlador P-ZN apresenta *offset* por só ter ação proporcional.

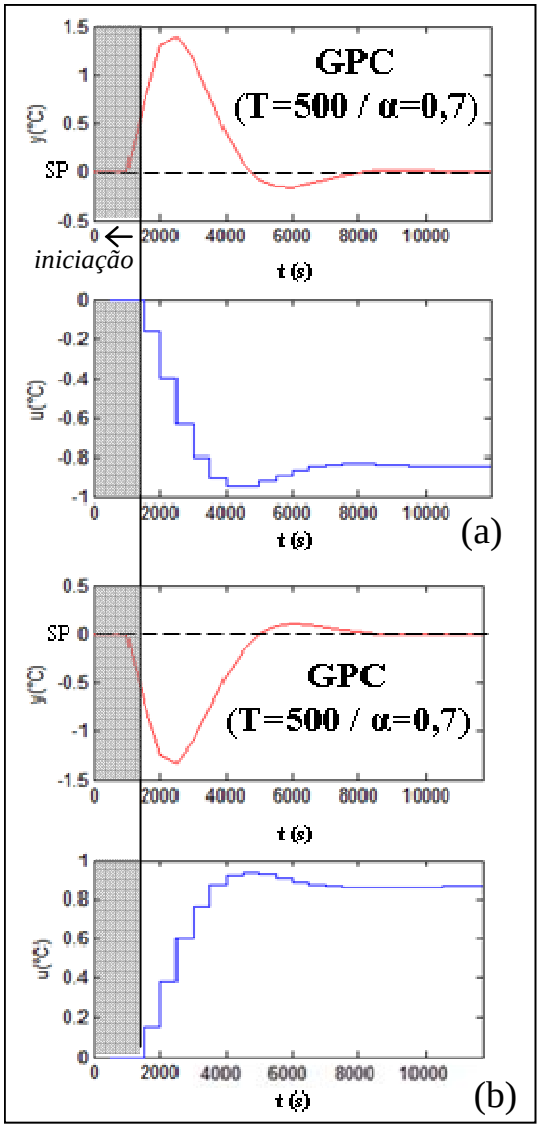

Figura 20 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na concentração; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de -5% na concentração

No caso regulatório para o distúrbio na vazão, os controladores que apresentaram menores ITAE e variação da variável manipulada foram, respectivamente, os mesmos do caso anterior (distúrbio na concentração): PID sintonizado pelo método de Cohen e

Coon e P sintonizado pelo método de Ziegler e Nichols. Na Figura 21, observa-se o comportamento das respostas desses controladores.

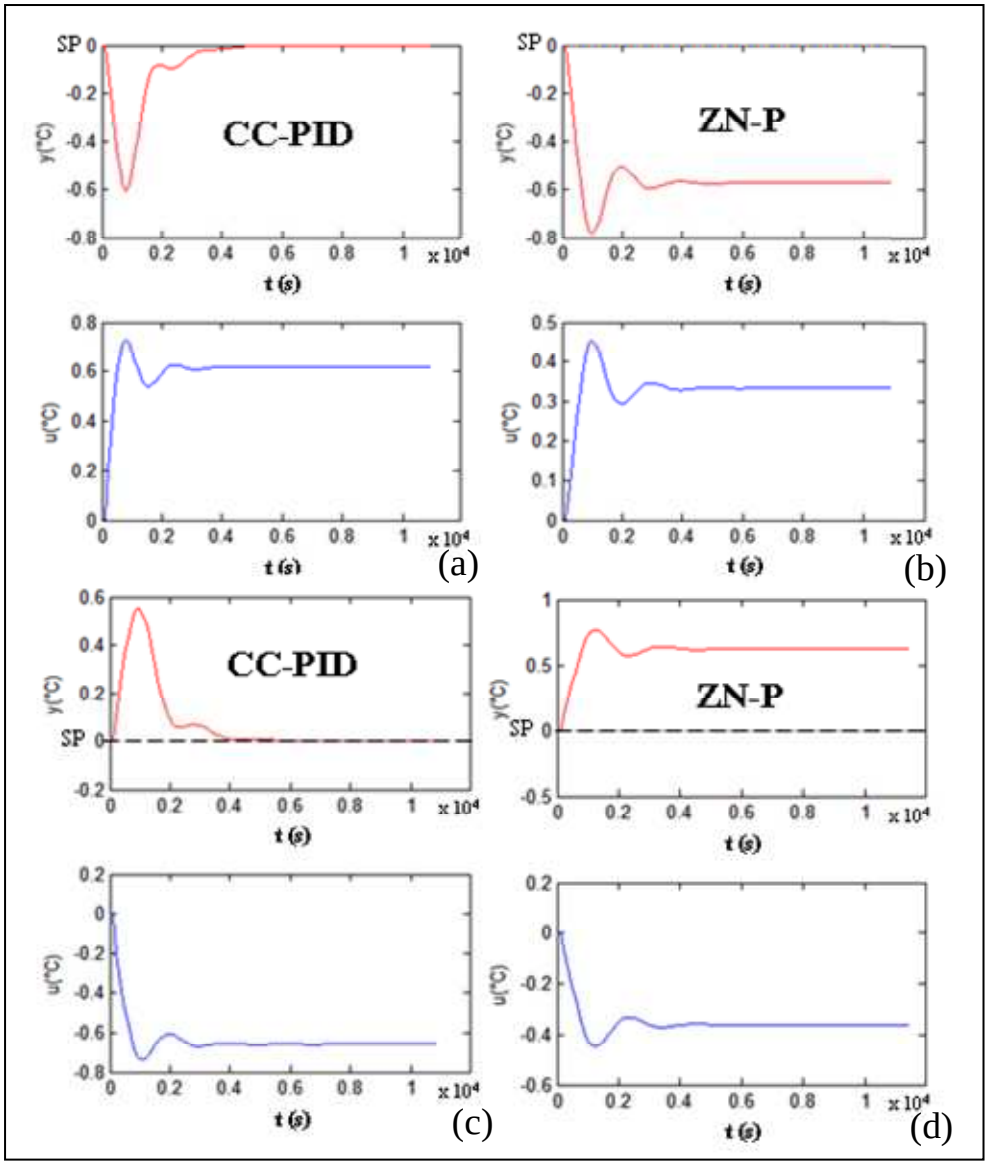

Figura 21 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (c) Comportamento da resposta regulatória do controlador CC-PID a uma perturbação degrau de -5% na vazão; (d) Comportamento da resposta regulatória do controlador ZN-P a uma perturbação degrau de -5% na vazão

Analisando-se os gráficos de resposta do GPC na Figura 22, referentes ao caso regulatório para distúrbios na vazão, tem-se a mesma constatação assumida para o caso regulatório para distúrbio na concentração, no qual, apesar dos controladores de realimentação apresentarem um desempenho melhor, estes oscilaram mais.

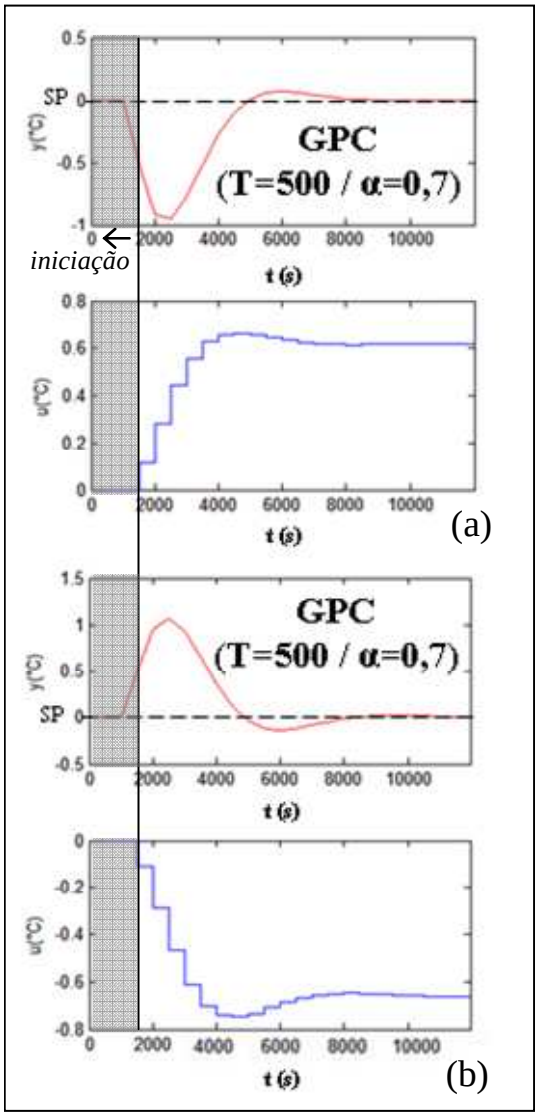

Figura 22 – (a) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na vazão; (b) Comportamento da resposta regulatória do controlador GPC (T=500/α=0,7) a uma perturbação degrau de 5% na vazão

Conforme se pode notar, para o desempenho determinístico, os controladores que obtiveram os melhores índices foram os *feedbacks*. Em contrapartida, os controladores que demonstraram uma melhor reação aos distúrbios estocásticos refletidos na variabilidade da variável controlada e na variação das ações de controle foram os preditivos.

Na Figura 23, apresenta-se o controlador que obteve a maior redução da variabilidade da variável controlada quando submetido a um distúrbio estocástico. Na Figura 24, observa-se o controlador que gerou ações menos intensas na variável manipulada na

presença desses distúrbios. Na Figura 25, a fim de comparação apresenta o terceiro caso do controle preditivo.

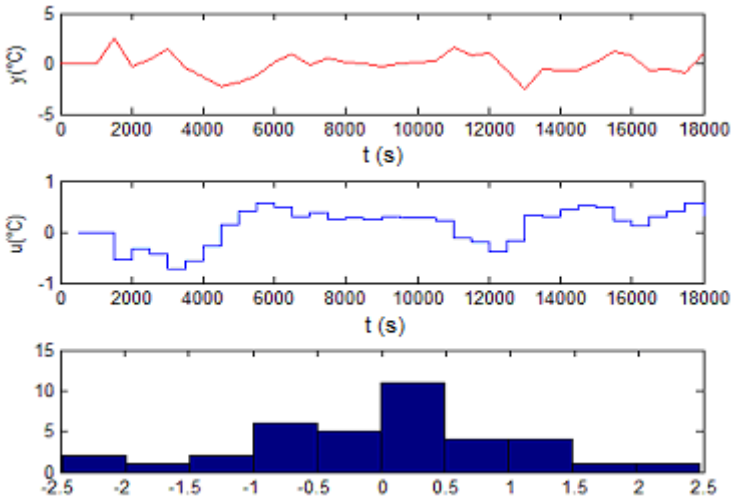

Figura 23 – Resposta do GPC Caso 3 a perturbação estocástica

Como pode-se notar no histograma (distribuição de freqüência) da Figura 23, referente ao melhor caso geral de controle, a variável controlada alcançou valores em torno do *set-point*. Sua média, praticamente, é o próprio *set-point* e, conforme se afasta da média, a obtenção desses valores torna-se bem reduzida.

Na Figura 24, referente ao caso do GPC com o pior modelo interno, inicialmente, constata-se a maior quantidade de picos no primeiro gráfico em comparação com o caso anterior, o que é refletido no histograma com uma dispersão mais elevada e um maior número de “barras altas”. A variabilidade da variável controlada mais elevada é reflexo de incrementos menos intensos nas ações de controle, ocasionadas talvez pelo modelo piorado.

A fim de comparar os três casos do controle preditivo, são expostos na Figura 25 os gráficos do caso do GPC com o melhor modelo interno, o mesmo do caso da Figura 23, e com uma trajetória mais cautelosa. Nota-se que a dinâmica apresentada na Figura 25 é similar à da Figura 23, entretanto, devido à trajetória mais agressiva do Caso 3 do GPC, este consegue alcançar uma maior redução na variabilidade da variável controlada.

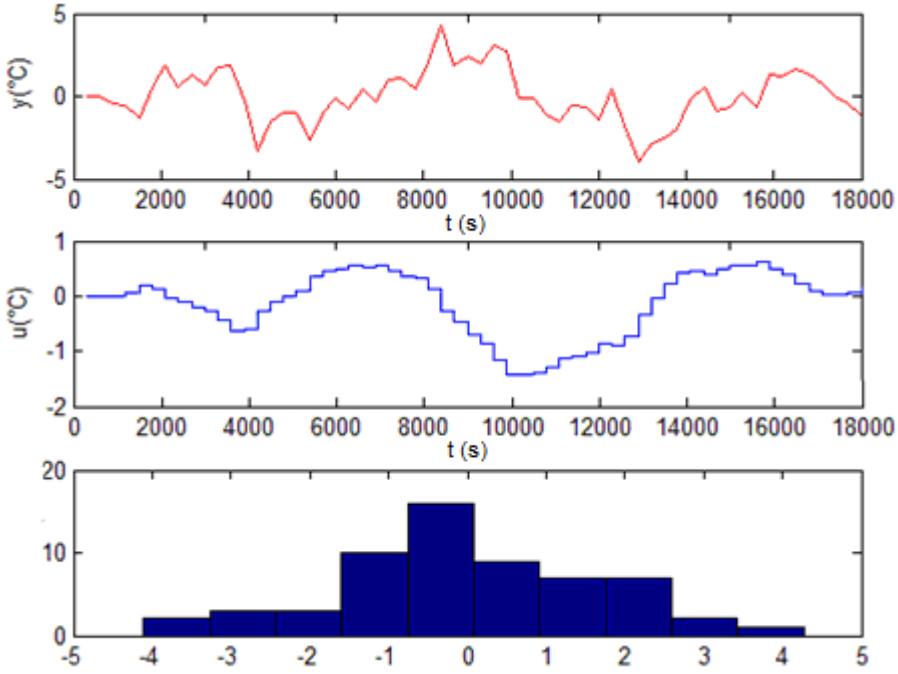

Figura 24 – Resposta do GPC Caso 2 a perturbação estocástica

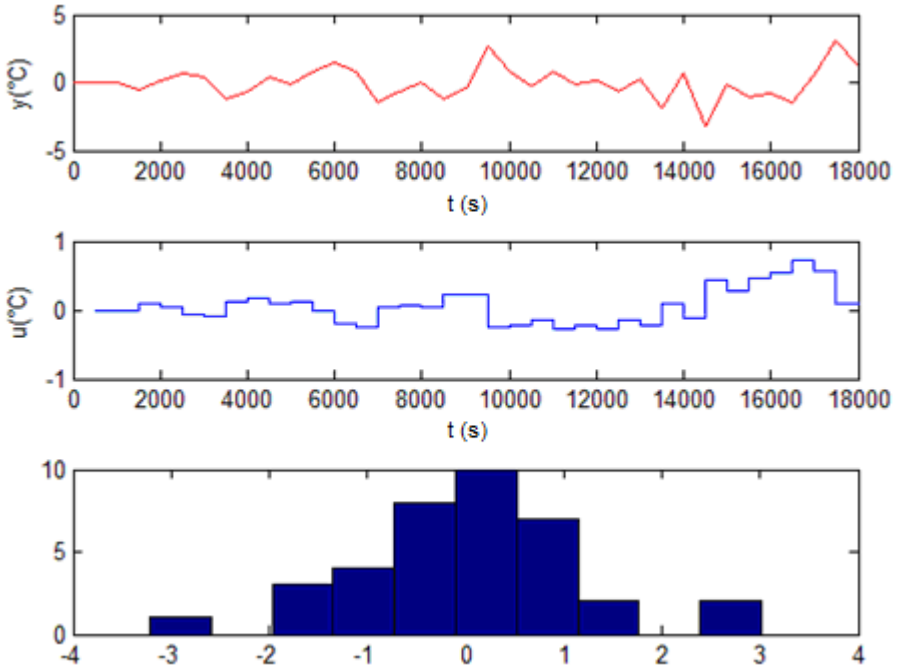

Figura 25 – Resposta do GPC Caso 1 a perturbação estocástica

Finalmente, pode-se concluir que para o cenário estudado os controladores de realimentação demonstraram um desempenho determinístico melhor que os preditivos, enquanto que os preditivos apresentaram um desempenho estocástico melhor que os

feedbacks. Além disso, os controles PI e PID sintonizados pelo método de Ziegler e Nichols e o PI sintonizado pelo método de Cohen e Coon apresentaram uma robustez ruim devido à instabilidade constatada.

4.6. RESULTADOS DE MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO DO CONTROLE PREDITIVO

A função de custo considerada no cálculo do custo alcançado pelo modelo a cada tempo de amostragem é a seguinte:

$$J_{ach} = \frac{1}{Pc}\sum_{j=1}^{Pc}\left[y(k+j-Pc)-SP\right]^T\left[y(k+j-Pc)-SP\right] \tag{4.6}$$

onde y representa a variável controlada obtida, SP o *set-point* e Pc o horizonte móvel de cálculo da função de custo, que nesse caso foi considerado igual a 8000s, ou 16 tempos de amostragem. O modelo considerado é o que promove a melhor sobreposição dos dados simulados, apresentado na equação (4.2) e denominado de *Model 1*. O distúrbio estocástico introduzido no modelo fenomenológico e no modelo simplificado é o mesmo apresentado na equação (3.11) referente ao cenário estocástico simulado.

Assumiu-se o tempo de 80 tempos de amostragem para inserir ações que reduziriam o desempenho, conforme é visto nos gráficos a seguir. Nas Figuras 26, 27, 28 e 30, são apresentadas, respectivamente, as seguintes situações causadoras de queda no desempenho: ampliação da variabilidade da variável controlada, desajustamento entre o modelo e a planta, saturação da variável manipulada e alteração da sintonia do controlador. Em todas as figuras, o primeiro gráfico apresenta as funções de custo calculadas para a obtenção dos índices de monitoramento (razão entre função de custo histórica e a alcançada) e diagnóstico (razão entra a função de custo aplicada ao modelo e a alcançada). No segundo gráfico, é apresentado o índice de referencial histórico (monitoramento), e no terceiro gráfico, o índice de desempenho baseado no modelo (diagnóstico).

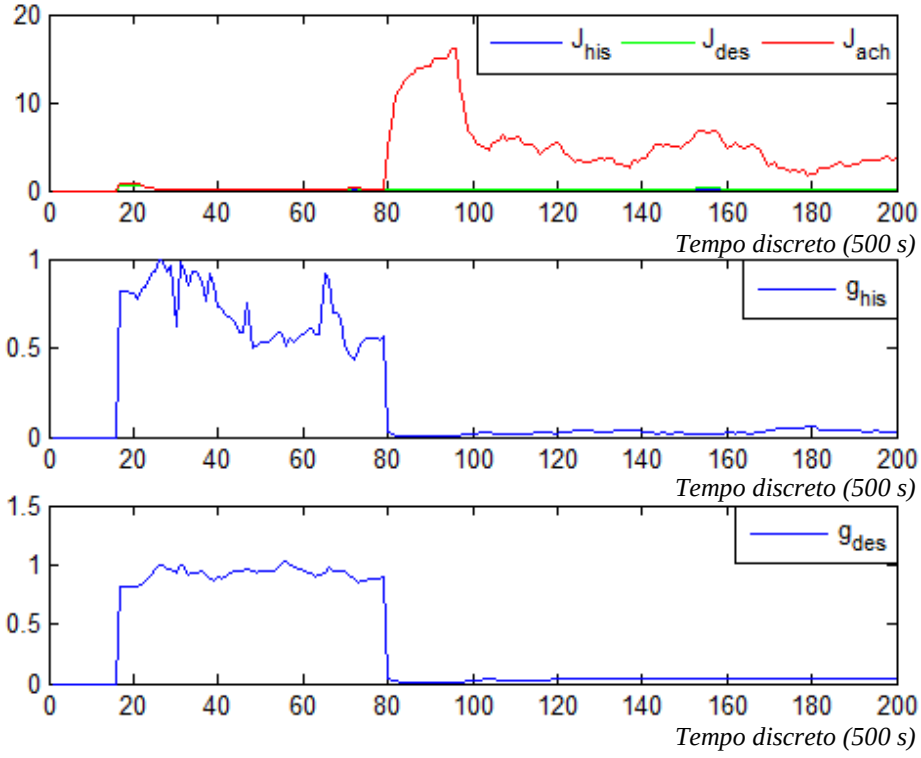

Figura 26 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela ampliação da variabilidade da variável controlada

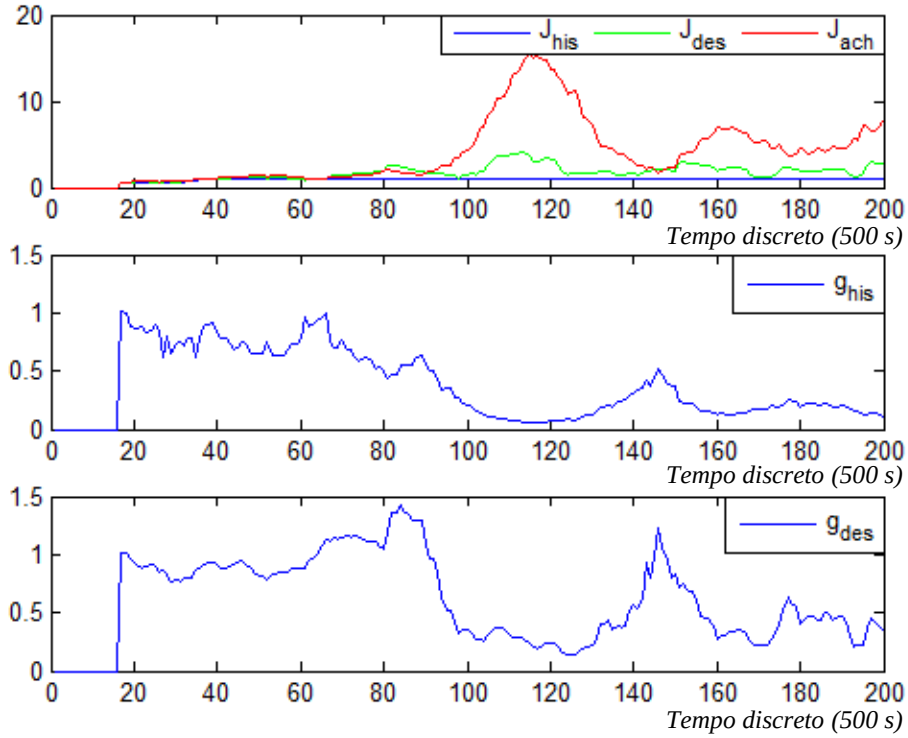

Figura 27 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pelo desajuste entre o modelo e a planta

Conforme visualiza-se na Figura 26, com a variabilidade da variável controlada ampliada cinco vezes (na planta), a função de custo alcançada é aumentada, enquanto as outras permanecem no mesmo patamar. Consequentemente, o reflexo dessa constatação nos índices de monitoramento e diagnóstico são suas reduções. Logo, esse comportamento condiz com o esperado de causas pertencentes ao grupo II, que é o caso da ampliação de distúrbios não medidos.

Na Figura 27, os parâmetros do modelo do controlador (*a* e *b*) foram multiplicados por vinte a partir do tempo de amostragem 80, acarretando num aumento da função de custo alcançada. A função de custo aplicada ao modelo permanece no mesmo patamar, pois da mesma forma que o modelo interno do controlador foi alterado, o modelo da planta também foi.

Como a causa de queda de desempenho de controle referente ao desajuste entre o modelo do controlador e a planta pertence ao grupo II, os índices de monitoramento e diagnóstico, conforme visualiza-se na Figura 27, decaíram como esperado.

Já na Figura 28, onde aplica-se uma restrição na variável manipulada, limitando-a a um limite inferior de 236,1ºC (planta e modelo), tanto a função de custo alcançada quanto a aplicada ao modelo apresentaram uma elevação, refletindo no decaimento do índice de monitoramento e na manutenção do índice de diagnóstico. Esta constatação está de acordo com as causas pertencentes ao grupo I, conforme o esperado.

Dentro do grupo I, essa causa pode ser diagnosticada através da visualização das ações de controle na Figura 29, onde a partir do tempo de amostragem 80 a variável manipulada não ultrapassa em variável-desvio o valor de -0,2 (restrição).

Na Figura 30, a sintonia do controlador é alterada, variando o horizonte de predição de quatro para cinqüenta. Observa-se que os índices apresentaram o mesmo comportamento da situação anterior, devido a esse tipo de causa de queda no desempenho também pertencer ao grupo I, onde a mesma alteração afeta o modelo interno do controlador e o modelo da planta. Com isso, essa causa não precisa ser diagnosticada, pois já se sabe previamente da alteração dos parâmetros do controlador e, portanto, o motivo da redução do desempenho.

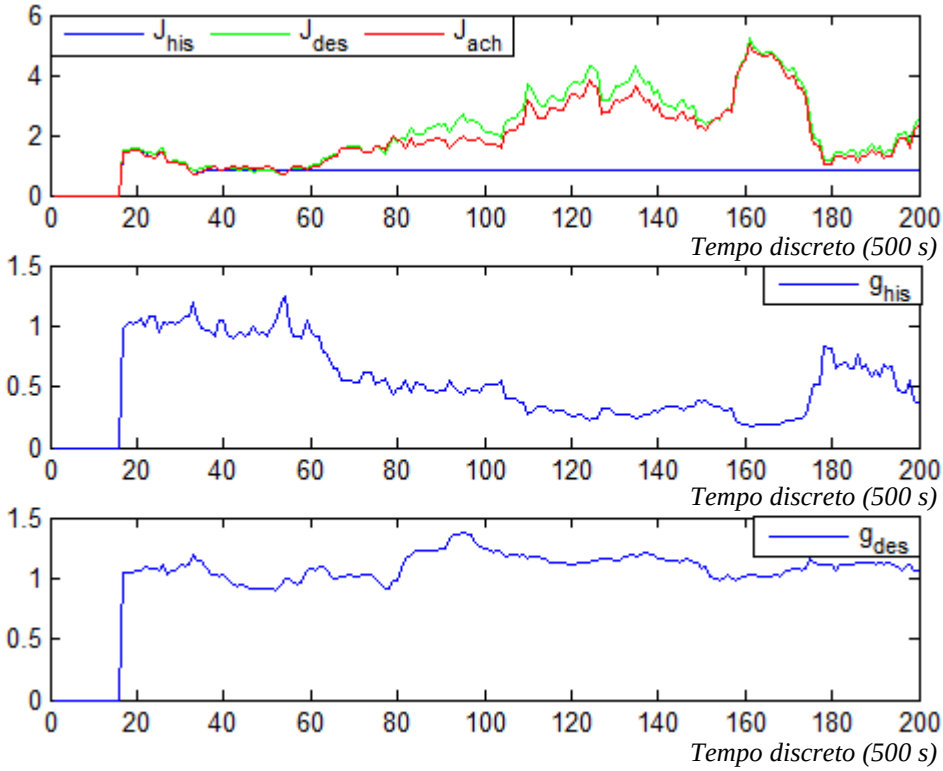

Figura 28 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela saturação da variável manipulada

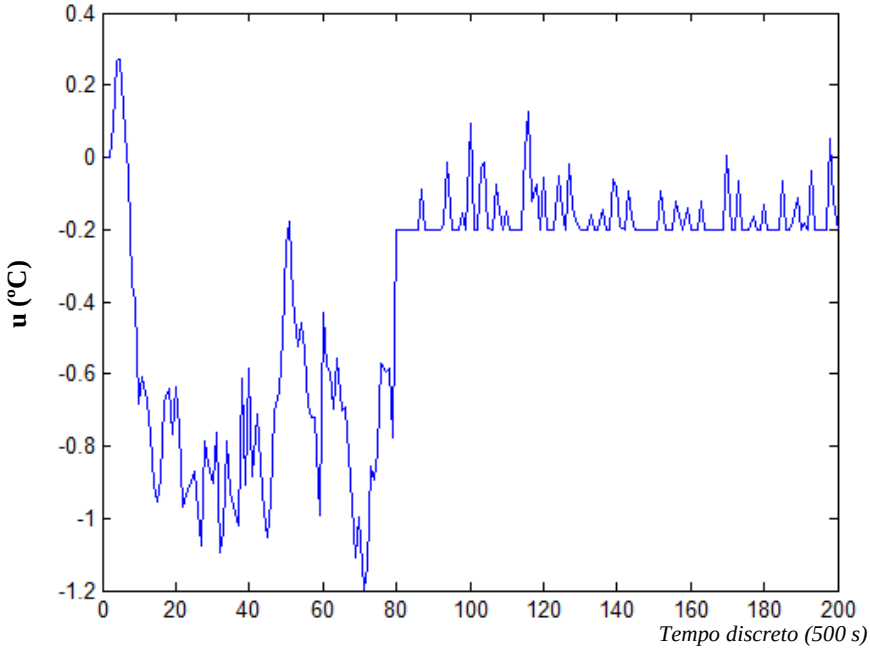

Figura 29 – Saturação da variável manipulada

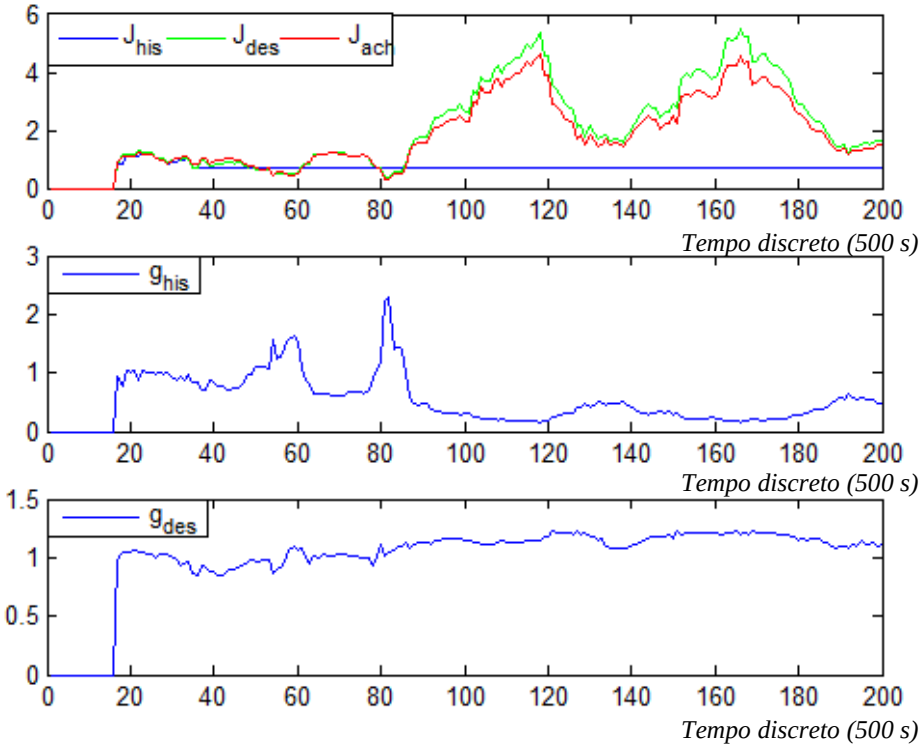

Figura 30 – Diagnóstico da queda de desempenho do controlador gerada pela alteração na sintonia do controlador

Vale ressaltar, que as situações aplicadas neste estudo foram exacerbadas para fins teóricos, de forma a ampliar a diferenças no gráfico, possibilitando a constatação visual do que era esperado para cada caso.

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Essa dissertação apresentou técnicas de avaliação, monitoramento e diagnóstico de desempenho de controladores, segregando esse desempenho em determinístico e estocástico. Para analisar a aplicabilidade dos métodos de avaliação, aplicou-se diferentes estratégias e projetos de controle a um simulador fenomenológico de um reator de hidrotratamento de diesel. Na análise do monitoramento e diagnóstico, simulou-se cenários de queda de desempenho para o controle preditivo do reator.

A simulação de unidades de processo configura-se como uma importante etapa na obtenção de informação para decidir com embasamento qual estratégia e projeto de controle é mais vantajosa. Observou-se nesta parte da dissertação que a avaliação do desempenho determinístico (ITAE e **Su**) e estocástico (ANORM para o caso do controle de realimentação, desvio-padrão e **Su)** apontaram o GPC como o controlador que melhor contrabalanceou os dois desempenhos, para o caso SISO estudado.

Todos os controladores PIs e PIDs contínuos obtiveram um ITAE menor que o do GPC Caso 3, configurando no geral um desempenho determinístico melhor. O GPC Caso 3 apresentou uma razão média entre o seu ITAE e o melhor ITAE obtido entre todos os controladores na ordem de 6 vezes maior, enquanto os PIs e PIDs variaram entre 1,1 (PID-CC) e 2,7 (PID-IE). Entretanto, o GPC Caso 3 reduziu a variabilidade da variável controlada em 41%, requerendo um esforço na ação de controle (**Su**) 88% menor que o menor esforço requerido entre os controladores de realimentação contínuos, que alcançou uma redução na variabilidade de 16% (PI-IMC). A maior redução da variabilidade da variável controlada alcançada entre os controles de realimentação contínuos foi de 38% (PID-IMC), que exigiu um esforço de controle 550 vezes maior que o do GPC Caso 3.

Com isso, pode-se concluir que em uma planta, que possa ser representada por um modelo de primeira ordem com tempo morto, se houver poucos distúrbios que influenciam na variabilidade da variável controlada, tender-se-ia a implantar controles de realimentação. No entanto, se houver distúrbios aleatórios que influenciam na variabilidade da variável controlada, seria mais prudente tentar implantar um controle preditivo, como o GPC.

Com o controle já implantado na planta pode-se avaliar o desempenho esperado caso uma determinada alteração seja introduzida no sistema. Nessa etapa, configura-se outra necessidade indispensável para a maximização dos retornos, o monitoramento e diagnóstico da perda de desempenho, que neste trabalho foi abrangido através de simulações de situações geradoras de desempenho ruim.

Reproduziram-se, nesta dissertação, os resultados esperados com a aplicação do método de monitoramento e diagnóstico em cenários de perda de desempenho do GPC, onde foram diagnosticados quatro tipos de causas de queda de desempenho: ampliação dos distúrbios na variável controlada, desajuste entre o controlador e a planta, saturação das ações de controle e alteração da sintonia do controlador. Contudo, houve a necessidade de simular cenários representando situações extremas a fim de ressaltar graficamente o resultado.

Sugere-se como trabalhos futuros:

- Implementação de sistemas especialistas ou baseados em redes neuronais que possibilitem monitorar automaticamente o desempenho, alarmando, diagnosticando e propondo soluções quando o desempenho é prejudicado;

- Ampliação da análise para casos reais e referentes ao processo completo de hidrotratamento;

- Estudo das técnicas de avaliação, monitoramento e diagnóstico em contexto multivariável;

- Análise do efeito de outros parâmetros de sintonia do GPC (horizontes e parâmetros da função objetivo) no seu desempenho.

Por fim, espera-se que – com a conscientização ambiental, com o desenvolvimento da área de segurança industrial e com a evolução da capacidade intelectual humana – cada vez mais existam tecnologias que possibilitem a correção, a prevenção e, principalmente, a predição de falhas, permitindo ao homem dedicar seu trabalho a atividades mais nobres, como a otimização.

6. REFERÊNCIAS

1. ANCHEYTA, J.; SPEIGHT, J. G. **Hydroprocessing of heavy oils and resídua**. Estados Unidos: CRC Press, 2007. 344 p.

2. ANSARI, R. M.; GHAZZAWI, A. A. **Multivariable control on Riyadh refinery processes: applications and benefits**. Saudi Aramco Journal of Technology, p. 12 – 19, Verão 2000.

3. _____; TADÉ, M. O. **Shortcut approach to modeling and simulation of catalytic reforming process**. Saudi Aramco Journal of Technology, p. 13 – 18, Primavera 1998.

4. ÅSTRÖM, K. J. **Introduction to stochastic control theory**. Estados Unidos: Academic Press New York and London, 1970. 300 p.

5. _____; HÄGGLUND, T. **Revisiting the Ziegler-Nichols step response method for PID control**. Journal of Process Control, v. 14, p. 635 – 650, 2004.

6. AUTOMATION RESEARCH CORPORATION. **Real time process optimization and training worldwide outlook**, 2000 *apud* SOTOMAYOR, Oscar A. Z.; ODLOAK, Darci. **Performance Assessment of Model Predictive Control System**. In: INTERNACIONAL SYMPOSIUM ON ADVANCED CONTROL OF CHEMICAL PROCESSES, Gramado: ADCHEM, 2006. p. 875 – 879.

7. BURGHARDT, A.; KOLODZIEJ, A. S.; JAROSZYNSKI, M. **Experimental studies of liquid-solid wetting efficiency in trickle-bed cocurrent reactors**. Chemical Engineering Process., v. 28, p. 35 – 49, 1990.

8. _____; *et al.* **Hydrodynamics and mass transfer in a three-phase fixed-bed reactor with cocurrent gas-liquid downflow**. The Chemical Engineering Journal, v. 58, p. 83 – 99, 1995

9. CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. **Model predictive control**. Grã-Bretanha: Springer, 1999. 280 p.

10. CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. **Controles típicos de equipamentos e processos industriais**. Brasil: Edgard Blücher, 2006. 396 p.

11. CARNEIRO, H. P. **Controle robusto de reator químico de leito fixo**. 1992. 142 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Coordenação dos Programas de Pós-Graduação de Engenharia (COPPE), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

12. CANNEY, W. M. **The future of advanced process control promises more benefits and sustained value**. Oil & Gas Journal, 21 de abril de 2003.

13. _____. **Are you getting the full benefits from your advanced process control system? Myths about automation programs prevent companies from unleashing their full profit potential**. Hydrocarbon Processing, Special Report, p. 55 – 58, jun. 2005.

14. CINAR, A.; PALAZOGLU, A.; KAYIHAN, F.; **Chemical process performance evaluation**. Estados Unidos: CRC Press, 2007. Cap. 9, p. 231 – 249.

15. CLARKE, D. W. **Application of generalized predictive control to industrial processes**. IEEE Control Systems Magazine, p. 49 – 55, abr. 1988.

16. _____; MOHTADI, C.; TUFFS, P. S. **Generalized predicitive control – part I: the basic algorithm**. Automatica, v.23, n. 2, p. 137 – 148, ago. 1987.

17. _____. **Generalized predictive control – part II: extensions and interpretations**. Automatica, v.23, n. 2, p. 137 – 148, 1987.

18. COHEN, G. H.; COON, G. A. **Theoretical Consideration of Retarded Control**. Transactions ASME, v. 75, p. 827 – 834, jul. 1953.

19. CUTLER, C. R.; HAWKINS, R. B. **Constrained multivariable control of a hydrotreator reactor**. In: PROCEEDINGS OF THE 1987 AMERICAN CONTROL CONFERENCE, Minneapolis: American Automatic Control Council, Green Valley, v. 2, 1987, p. 1014 – 1020 *apud* ERICKSON, K. T.; HEDRICK, J. L. **Plantwide process control**. Estados Unidos: Wiley, 1999. Cap. 7, p. 268 – 328.

20. _____; RAMAKER, B. L. **Dynamic matrix control – a computer control algorithm**. JACC, São Francisco, 1980 *apud* CLARKE, D. W.; MOHTADI, C.; TUFFS, P. S. **Generalized predicitive control – part I: the basic algorithm**. Automatica, v.23, n. 2, p. 137 – 148, ago. 1987.

21. DESBOROUGH, L.; HARRIS, T. J. **Performance assessment measures for univariate feedback control**. The Canadian Journal of Chemical Engineering, v. 70, p. 1186 – 1196, dez. 1992.

22. DE SOUZA JR., M. B. **Controle preditivo de longo alcance: uma investigação**. 1989. 173 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Coordenação dos Programas de Pós-Graduação de Engenharia (COPPE), Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

23. _____; CAMPOS, M. C. M. M.; TUNALA, L. F. **Monitoring of diesel hydrotreating unit by dynamic principal component analysis**. PROCEEDINGS OF THE 2006 ANIPLA INTERNATIONAL CONGRESS ON METHODOLOGIES FOR EMERGING TECHNOLOGIES IN AUTOMATION, 2006.

24. EMERSON NEWS. **Informativo da Emerson Process Management – Brasil**. n. 12, 2002 *apud* KEMPF, A. O. **Avaliação de desempenho de malhas de controle**. 2003. 165 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

25. ERICKSON, K. T.; HEDRICK, J. L. **Plantwide process control**. Estados Unidos: Wiley, 1999. Cap. 7, p. 268 – 328.

26. EXPERTUNE®. **PID tuning, analysis & simulation – PID Tuner Demo**. Estados Unidos, 2007.

27. FARENZENA, M. **Novel methodologies for assessment and diagnostics in control loop management**. 2008. 150 p. Dissertação (Doutorado em Engenharia

Química) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul.

28. FROISY, J. B. **Model predicitive control – building a bridge between theory and practice**. Computer and Chemical Engineering, v. 30, p. 1426 – 1435, 2006.

29. FROMENT, G. F.; BISCHOFF, K. B. **Chemical reactor analysis and design**. 2ª Edição, Estados Unidos: Wiley, 1990, p. 664.

30. GARCIA, C. E.; PRETT, D. M.; MORARI, M. **Model predictive control: theory and practice – a survey**. Automatica, v. 25, n. 3, p. 335 – 348, 1989.

31. GARY, J. H.; HANDWERK, G., E. **Petroleum refining – technology and economics**. 4ª Edição, Estados Unidos: Marcel Dekker, 2001. Cap. 9, p. 175 – 187.

32. GITMAN, L. J. **Princípios da administração financeira**. 10ª Edição, São Paulo: Pearson, 2004. Cap. 9, p. 336 – 361.

33. GUSTAFSSON, F.; GRAEBES, S. F. **Closed-loop performance monitoring in the presence of system changes and disturbances**. Automatica, v. 34, p. 1311 – 1326, 1998.

34. HARRIS, T. J. **Assessement of control loop performance**. The Canadian Journal of Chemical Engineering, v. 67, p. 856 – 860, out. 1989.

35. _____; BOUDREAU, F.; MACGREGOR, J. F. **Performance assessment of multivariable feedback controllers**. Automatica, v. 32, n. 11, p. 1505 – 1518, 1996.

36. HLAVÁCEK, V. **Fixed bed reactors, flow and chemical reaction**. Alemanha: Verlag Chemic, 1982. p. 103 – 111.

37. HUGO, A. **Performance assessment of DMC controllers**. In: PROCEEDINGS OF AMERICAN CONTROL CONFERENCE, San Diego, 1999.

38. ILIUTA, I. *et al.* **Gas-liquid interfacial mass transfer in trickle-bed reactors: state-of-the-art correlations**. Chemical Engineering Science, v. 54, p. 5633 – 5645, 1999.

39. JELALI, M. **An overview of control performance assessment technology and industrial applications**. Control Engineering Practice, v. 14, p. 441 – 466, 2006.

40. KEMPF, A. O. **Avaliação de desempenho de malhas de controle**. 2003. 165 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

41. KUČERA, V. **Diophantine equations in control – a survey**. Automatica, v. 29, n. 6, p. 1361 – 1375, 1993.

42. LABABIDI, H. M. S.; ALATIQI, I. M.; ALI, Y. I. **Constrained model predictive control for a pilot hydrotreating plant**. Chemical Engineering Research and Design, v. 82 (A10), p. 1293 – 1304, 2004.

43. LEFFLER, W. L. **Petroleum refining in nontechical language**. 3ª Edição, Estados Unidos: PennWell, 2000. Cap. 15, p. 173 – 181.

44. LELIVELD, R.G.; EIJSBOUTS, S.E. **How a 70-year-old catalytic refinery process is still ever dependent on innovation**. Catalysis Today, v. 130, p. 183 – 189, 2008.

45. LOPEZ, A. M. *et al.* **Tuning controllers with error-integral criteria**. Instrumentation Technology, v. 14, p. 57 – 62, 1967 *apud* CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. **Controles típicos de equipamentos e processos industriais**. Brasil: Edgard Blücher, 2006. 396 p.

46. LOQUASTO, F.; SEBORG, D. E. **Model predictive controller monitoring based on pattern classification and PCA**. In: PROCEEDINGS OF THE AMERICAN CONTROL CONFERENCE, Colorado, jun. 2003.

47. MEYERS, R. A. **Handbook of petroleum refining processes**. 3ª Edição, Estados Unidos: McGraw-Hill, 2004. Cap. 8.1, p. 8.3 – 8.24.

48. MITCHELL, W.; SHOOK, D. **Industrial application of multivariable controller analysis and monitoring techniques**. Canadá: Matrikon Inc. 2005. 23 p.

49. MIYOSHI, S. C. **Sintonia ótima de controladores feedback através de algoritmos genéticos: aplicação a uma unidade de hidrotratamento de diesel**. 2008. 50 p. Monografia (Projeto de Final de Curso em Engenharia Química) – Escola de Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

50. _____; ZAFIRIOU, E. **Robust process control**. Estados Unidos: Prentice Hall, 1989. 488 p.

51. MUSKE, K.; RAWLINGS, J. **Model predictive control with linear models**. AICHE Journal, v. 39, p. 262 – 287, 1993 *apud* CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. **Model predictive control**. Grã-Bretanha: Springer, 1999. 280.

52. ORGUNNAIKE, B. A.; RAY, W. H. **Process dynamics, modeling and control**. Estados Unidos: Oxford Press, 1994. 1302 p.

53. PATWARDHAN, R.S.; SHAH, S.L. **Issues in performance diagnosis of model-based controllers**. Journal of Process Control, v. 12, p. 413 – 427, 2002.

54. QIANG, Z.; SHAOYUAN L. **Performance monitoring and diagnosis of multivariable model predictive control using statistical analysis**, Chinese Journal Chemical Engineering, v. 14(2), p. 207 – 215, 2006.

55. QIN, S. J. **Control performance monitoring – a review and assessment**. Computers & Chemical Engineering, v. 23, p. 173 – 186, 1998.

56. _____; BADGWELL, T. A. **A survey of industrial model predictive control technology**. Control Engineering Practice, vol. 11, p. 733 – 764, 2003.

57. RESOLUÇÃO CONAMA. **Dispõe sobre a nova etapa do Programa de Controle de Emissões veiculares – PROCONVE**. nº 315, de 29 de outubro de 2002. Publicada no DOU nº 224, de 20 de novembro de 2002, Seção 1, páginas 90-92.

58. RESOLUÇÃO CONAMA. **Define critérios de seleção de áreas para recebimento do Óleo Diesel com o Menor Teor de Enxofre-DMTE, e dá outras providências**. nº 373, de 9 de maio de 2006 Publicada no DOU nº 88 , de 10 de maio de 2006, Seção 1, página 102.

59. RICHALET, J. **Industrial applications of model based predictive control**. Automatica, v. 29, n. 5, p. 1251 – 1274, 1993.

60. _____; *et al*. **Model predictive heuristic control: applications to industrial processes**. Automatica, v. 14, p. 413 – 428, 1978.

61. ROVIRA, A. A.; MURRIL, P. W.; SMITH, C. L. **Tuning controllers for setpoint changes**. Instruments and Control Systems, v. 42, p. 67 – 69, 1969 *apud* CAMPOS, M. C. M. M.; TEIXEIRA, H. C. G. **Controles típicos de equipamentos e processos industriais**. Brasil: Edgard Blücher, 2006. 396 p.

62. SCHÄFER, J., CINAR, A. **Multivariable MPC system performance assessment, monitoring and diagnosis**. Journal of Process Control, v. 14, p. 113 – 129, 2004.

63. SEBORG, D. E. **A perspective on advanced strategies for process control (revised)**. Advanced Process Control, p. 103 – 134, 1999.

64. _____; EDGAR, T. F.; MELLICHAMP, D. A. **Process dynamic and control**. Estados Unidos: Wiley, 2ª Edição, 2004. 713 p.

65. SILVA, L. A. *et al.* **Avaliação de desempenho, diagnóstico e ajuste de malhas de controle de temperatura, pressão, vazão e nível**. In: 5º CONGRESSO INTERNACIONAL DE AUTOMAÇÃO, SISTEMAS E INSTRUMENTAÇÃO – ISA SHOW, São Paulo, 2005.

66. SILVY, R.P. – **Future trends in the refining catalyst market**. Applied Catalysis A: General, v. 261, p. 247 – 252, 2004.

67. SOTOMAYOR, O. A. Z.; ODLOAK, D. **Performance Assessment of Model Predictive Control System**. In: INTERNACIONAL SYMPOSIUM ON

ADVANCED CONTROL OF CHEMICAL PROCESSES, Gramado: ADCHEM, 2006. p. 875 – 879.

68. TSAMATSOULIS, D.; PAPAYANNAKOS, N. **Simulation of non-ideal flow in a trickle bed hydrotreater by the cross-flow model**. Chemical Engineering Science, v. 50, n. 23, p. 3685 – 3691, 1995.

69. TORRES, B. S.; HORI, E. S. **Análise de desempenho de malhas de controle em indústrias petroquímicas**. In: 4º SEMINÁRIO NACIONAL DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO (SNCA), Salvador, jul. 2005.

70. UDUEHI, D.; ORDYS, A.; GRIMBLE, M.; **A Generalized predictive control benchmark index for SISO systems**. In: PROCEEDINGS OF THE 41ST IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, Las Vegas: IEEE, 2002. p. 1796 – 1801.

71. WHITE, D. C. **The economics of advanced automation**. Emerson Process Management, 2003.

72. ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. **Optimum Settings for Automatic Controllers**. Transactions ASME, v. 64, p.759-768, nov. 1942.

SITES ACESSADOS

PLANT TRIAGE MANUAL – EXPERTTUNE: www.expertune.com – Acessado dia 29 de agosto de 2008. Disponível em: http://www.expertune.com/customersuccess.html.

FUNDAÇÃO ESTADUAL DE ENGENHARIA DO MEIO AMBIENTE (FEEMA): www.feema.rj.gov.br – Acessado dia 18 de setembro de 2008. Disponível em: http://www.feema.rj.gov.br/proconve-promot.asp?cat=65&subcat=70.

JORNAL O GLOBO, PAINEL ECONÔMICO: www.oglobo.com – Acessado dia 03 de agosto de 2008. Disponível em: http://oglobo.globo.com/economia/miriam/post.asp?t=e_um_lixo_so&cod_Post=117475&a=496.

REVISTA DO TRIBUNAL DE CONTAS DO ESTADO DE MINAS GERAIS: Edição Nº 1 de 2002 – Ano XX. Acessado dia 19 de setembro de 2008. Disponível em: http://200.198.41.151:8081/tribunal_contas/2002/01/-sumario?next=3.

SISTEMA NACIONAL DO MEIO AMBIENTE (SISNAMA): www.mma.gov.br – Acessado dia 18 de setembro de 2008.

UNITED STATE ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY (EPA): www.epa.gov – Acessado dia 03 de setembro de 2008.

WIKIPÉDIA: www.wikipedia.org – Acessado dia 23 de setembro de 2008. Disponível em: http://pt.wikipedia.org/wiki/Diophantus.

7. APÊNDICE 1: RESOLUÇÃO DA EQUAÇÃO DE DIOPHANTINE

Segundo KEMPF (2003, p. 16), o termo “Diophantine” provém do aritmético Diophantus de Alexandria, que conforme exposto na enciclopédia *on-line* WIKIPEDIA, é desconhecida a sua data de nascimento precisa, no entanto, é possível marcar limites temporais que permitam situar a vida deste autor entre o século II a.C. e o princípio do século IV da nossa era.

KUČERA (1993, p. 1361) ressaltou, como uma das características da teoria de controle moderna, o crescimento da presença da álgebra. Módulos polinomiais foram obtidos como úteis descrições da dinâmica e estrutura de sistemas lineares. A função de transferência do sistema é considerada como um elemento do campo das frações associado a uma aliança, que com base na sua condição de divisibilidade, aplica-se a equação de Diophantine a luz dos resultados desejados para o sistema de controle.

Portanto, a equação de Diophantine é um artifício matemático que possibilita inverter o modelo do processo, calculando-se os valores futuros da variável de entrada do processo em função de valores desejados da variável de saída e dos valores passados dessas variáveis.

Neste Apêndice, apresenta-se a solução geral da equação de Diophantine e um exemplo de sua aplicação em um modelo de 1ª ordem.

Conforme apresentado na dissertação, resolve-se a seguinte equação como uma equação de Diophantine:

$$C(q^{-1}) = E(q^{-1})A(q^{-1})\Delta + q^{-d} * F(q^{-1}) \qquad \text{(A1.1)}$$

Onde os componentes E e F podem ser descritos como:

$$E_j = e_{j,0} + e_{j,1}q^{-1} + ... + e_{j,j-1}q^{-(j-1)} \qquad \text{(A1.2)}$$

$$F_j = f_{j,0} + f_{j,1}q^{-1} + ... + f_{j,m}q^{-m} \qquad \text{(A1.3)}$$

Assumindo-se $A(q^{-1})\Delta = \tilde{A}$; e, a seguinte condição inicial:

$$E_1 = 1 \tag{A1.4}$$

$$F_1 = q(1-\tilde{A}) \tag{A1.5}$$

Obtém-se a solução geral para o cálculo recursivo dos elementos E, F e G da equação de Diophantine com base nas seguintes equações:

$$E_{j+1} = E_j + e_{j+1,j}q^{-j} \quad \therefore \quad e_{j+1,j} = f_{j,0} \tag{A1.6}$$

$$f_{j+1,i} = f_{j,i+1} - f_{j,0}.\tilde{a}_{i+1} \tag{A1.7}$$

$$G_{j+1} = G_j + f_{j,0}.q^{-j}.B(q^{-1}) \tag{A1.8}$$

Aplicando a solução apresentada a um determinado modelo discreto do processo, conforme exposto a seguir, e considerando um horizonte de predição igual a três (limite de *j*), os polinômios E, F e G terão respectivamente graus dois (j-1), um (m) [17] e três (j-1+n) [18]:

$$(1-0{,}8)y(t) = (0{,}4+0{,}6)u(t-1) + \frac{e(t)}{\Delta} \tag{A1.9}$$

Inicialmente, calcula-se $\tilde{A}$ e as condições iniciais de E e F:

$$\tilde{A}(q^{-1}) = A(q^{-1})(1-q^{-1}) = 1-1{,}8q^{-1}+0{,}8q^{-2} \tag{A1.10}$$

$$E_1 = 1 \tag{A1.11}$$

$$F_1 = 1{,}8-0{,}8q^{-1} \tag{A1.12}$$

---

[17] m: Grau do polinômio $A(q^{-1})$

[18] n: Grau do polinômio $B(q^{-1})$

Com isso, encontra-se recursivamente E_j, F_j e G_j até *j* igual o horizonte de predição, resultando nos seguintes polinômios:

$$E_3 = 1 + 1{,}8q^{-1} + 2{,}44q^{-2} \tag{A1.13}$$

$$F_3 = 2{,}952 - 1{,}952q^{-1} \tag{A1.14}$$

$$G_3 = 0{,}4 + 1{,}32q^{-1} + 2{,}056q^{-2} + 1{,}464q^{-3} \tag{A1.15}$$

8. APÊNDICE 2: EQUAÇÕES PARA O CÁLCULO DOS PARÂMETROS DE SINTONIA

ZIEGLER e NICHOLS			
Tipo de Controle	*Termo proporcional (K)*	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
P	0,5 K_u	_____	_____
PI	0,45 K_u	P_u / 1,2	_____
PID	0,6 K_u	P_u / 2	P_u / 8

COHEN e COON			
Tipo de Controle	*Termo proporcional (K)*	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
P	$\left[1{,}03+0{,}35\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)\right]\times\left(\frac{\tau_p}{k_p\times t_m}\right)$	_____	_____
PI	$\left[0{,}9+0{,}083\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)\right]\times\left(\frac{\tau_p}{k_p\times t_m}\right)$	$\left[\frac{0{,}9+0{,}083\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)}{1{,}27+0{,}6\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)}\right]\times t_m$	_____
PID	$\left[1{,}35+0{,}25\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)\right]\times\left(\frac{\tau_p}{k_p\times t_m}\right)$	$\left[\frac{1{,}35+0{,}25\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)}{0{,}54+0{,}33\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)}\right]\times t_m$	$\frac{0{,}5\times t_m}{1{,}35+0{,}25\times\left(\frac{t_m}{\tau_p}\right)}$

IMC			
Tipo de Controle	*Termo proporcional (K)*	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
P	$\frac{\tau_p}{\tau_c \times t_m}$	τ_p	———
PID	$\frac{\tau_p + \frac{t_m}{2}}{\tau_c + \frac{t_m}{2}}$	$\tau_p + \frac{t_m}{2}$	$\frac{\tau_p \times t_m}{2\tau_p + t_m}$
INTEGRAL DO ERRO			
Tipo de Controle	*Termo proporcional (K)*	*Termo integral (τ_I)*	*Termo derivativo (τ_D)*
PI – Servo	$\frac{1}{k_p} \times \left[A \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^B \right]$	$\frac{\tau_p}{\left[C + D \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right) \right]}$	———
PI – Regulatório	$\frac{1}{k_p} \times \left[A \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^B \right]$	$\frac{\tau_p}{\left[C \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^D \right]}$	———
PID – Servo	$\frac{1}{k_p} \times \left[A \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^B \right]$	$\frac{\tau_p}{\left[C + D \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right) \right]}$	$E \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^F$

PID – Regulatório	$\frac{1}{k_p} \times \left[A \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^B \right]$	$\frac{\tau_p}{\left[C \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^D \right]}$	$E \times \left(\frac{t_m}{\tau_p} \right)^F$

CONSTANTES DE CÁLCULO DOS PARÂMETROS DE SINTONIA DO MÉTODO INTEGRAL DO ERRO – ITAE							
Tipo de Controle		*A*	*B*	*C*	*D*	*E*	*F*
PI	Servo	0,586	-0,916	1,03	-0,165	_____	_____
	Regulatório	0,859	-0,977	0,674	-0,68	_____	_____
PID	Servo	0,965	-0,85	0,796	-0,147	0,308	0,929
	Regulatório	1,357	-0,947	0,842	0,738	0,381	0,995