



**Sintonia Ótima de Controladores
Feedback através de Algoritmos
Genéticos : Aplicação a uma Unidade
de Hidrotratamento de Diesel**

Simone de Carvalho Miyoshi

Projeto de Final de Curso

Orientadores:

**Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.
Prof. Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco, PhD**

Julho de 2008

**SINTONIA ÓTIMA DE CONTROLADORES *FEEDBACK*
ATRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS :
APLICAÇÃO A UMA UNIDADE DE HIDROTRATAMENTO
DE DIESEL**

Simone de Carvalho Miyoshi

Projeto de Final de Curso submetido ao Corpo Docente da Escola de Química, como parte dos requisitos necessários à obtenção ao grau de engenheiro químico.

Aprovado por:

Rossana O. M. Folly, D.Sc.

Andrea Valdman, Engenheira

Alain Cognac Carelli, Engenheiro

Orientado por:

Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco, PhD

Rio de Janeiro, RJ - Brasil
Julho de 2008

Miyoshi, Simone de Carvalho.

Sintonia Ótima de Controladores *Feedback* através de Algoritmos Genéticos : Aplicação a uma Unidade De Hidrotratamento de Diesel/ Simone de Carvalho Miyoshi. Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2008.

xii, 61 p.; il.

(Monografia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola de Química, 2008.

Orientadores: Maurício Bezerra de Souza Jr. e Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco.

1. Otimização. 2. Algoritmos Genéticos . 3. Controle. 4. Hidrotratamento de Diesel.

Monografia (Graduação – UFRJ/EQ). 5. Maurício Bezerra de Souza Jr. e Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco. I. Título.

Dedico esse trabalho à minha mãe.

*“Engenheiros Químicos não são gentis:
eles gostam de altas pressões e
elevadas temperaturas”
Autor Desconhecido.*

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço à Deus, que tem iluminado o meu caminho.

Muito obrigada aos meus pais, em especial a minha mãe, que não dorme a cada virada de estudo. Mãe, me desculpe por todo esse trabalho, eu sei o quanto tem sido difícil para você. Sou muito grata por você existir. Agradeço a meu pai que sempre foi um exemplo de pessoa e de caráter. Nunca vou esquecer isso durante a minha vida.

Aos meus irmãos: Dani e Roberto. Ela que sempre sofreu com luz do computador madrugada a fora e ele que sempre guiou o meu caminho.

Ao Tiago, meu namorado, que tem me ajudado imensamente. Muito obrigada pelo seu amor, carinho e paciência.

À minha avó Helena. Aos meus avós Jacinto e Delizeth (in memoriam).

Aos meus amigos que sempre me apoiaram.

Agradeço a todos os professores que participaram da minha formação e que contribuíram para meu aprendizado especialmente aos professores: Maurício, Silvia, Verônica, Mônica, José Carlos (Coppe), Pelegrini, Sheila, Selma, Eliana Flávia, Nei, Denise, Magali, Leiras, Guilherme (IQ) e Alexandre (IQ).

Meu agradecimento especial ao professor Maurício. Muito obrigada pela sua dedicação ao ministrar as aulas. Isso fez toda a diferença na minha vida.

Agradeço ao professor Marco Aurélio da PUC-Rio e ao pessoal do ICA em especial Omar, Iury, Samuel Gustavo, Leandro, Dilza e Juan. Eles foram fundamentais no desenvolvimento do trabalho.

Obrigada à professora Eliana Flávia e à Márcia chefe da Seção de Ensino. Sem elas não seria possível hoje concluir o curso.

Muito Obrigada à minha primeira chefe Claudia Barros da Ecologus, por ter acreditado na minha capacidade desde o princípio.

O meu agradecimento ao Adeilson e Georgina da Seção de Ensino, ao Kleber da biblioteca, à Maria do Ladeq, à Karina técnica do lab. de Tecorgexp e à Cris monitora de Tecorgexp.

Por fim, o meu muito obrigada à professora Rossana, Eng. Andrea e Eng. Alain que concordaram em participar da banca.

(Simone de Carvalho Miyoshi)

Resumo do Projeto de Final de Curso apresentado à Escola de Química como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de engenheiro químico.

SINTONIA ÓTIMA DE CONTROLADORES *FEEDBACK* ATRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS : APLICAÇÃO A UMA UNIDADE DE HIDROTRATAMENTO DE DIESEL

Simone de Carvalho Miyoshi
Julho, 2008

Orientadores: Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.
Prof. Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco, PhD.

As exigências econômicas, de segurança e ambientais tornam cada vez mais importantes o papel do controle automático de processos. Neste cenário, os controladores devem ser sintonizados adequadamente, empregando-se, por exemplo, ferramentas de otimização. Uma das técnicas para resolução de problemas de otimização é a utilização de Algoritmos Genéticos para a busca de uma solução ótima. Algoritmos Genéticos são algoritmos matemáticos inspirados nos mecanismos de evolução natural e recombinação genética visando à busca por uma solução global (MICHALEWICZ, 1998).

Nesse trabalho, buscou-se a obtenção de parâmetros ótimos de controladores PI (proporcional-integral) através de Algoritmos Genéticos aplicados ao caso da sintonia dos controladores de duas malhas de controle em cascata de uma unidade simulada de hidrotreatmento de diesel. Tal processo foi escolhido devido à sua importância econômica e ambiental e também em função de suas características desafiantes para controle, tais como a presença de não-linearidades e tempo morto.

SUMÁRIO

Capítulo I – INTRODUÇÃO	2
I.1 – Motivação Para o Estudo.....	2
I.2 – Objetivo do Trabalho.....	3
I.3 – Estrutura do Trabalho.....	3
Capítulo II – FUNDAMENTOS TEÓRICOS & REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
II.1 Óleo Diesel	4
II.2 Processo Hidrotratamento de Diesel	8
II.2.1 O Processo	9
II.3.1 Malha em Cascata.....	17
II.3.2 Controladores PI	18
II.3.3 Sintonia	19
II.3.4 Avaliação de Estabilidade do Sistema.....	24
II.4 Otimização através de Algoritmos Genéticos	26
II.4.1 Etapas de Desenvolvimento do Algoritmo Genético.....	27
Capítulo III – METODOLOGIA	35
III.1 Sintonia da malha secundária (malha interna)	36
III.2 Sintonia da Malha Primária (Mestre).....	38
III.2.1 Análise de Estabilidade Malha Primária (Mestre)	38
III.2.2 Avaliação	42
III.2.3 Sintonia do Algoritmo Genético.....	43
III.2.4 Comparação com os métodos clássicos.....	44
Capítulo IV RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	48
IV.1 Sintonia da malha secundária (malha interna)	48
IV.2 Sintonia da malha primária (ou mestre)	49
IV.2.1 Sintonia problema servo.....	49
IV.2.2 Otimização da sintonia em um problema regulador.....	55
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
ANEXOS 60	

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura II.1: Hidrotratamento de diesel NA U-110 – carga e produto.....	9
Figura II.2: Processo de Hidrotratamento de Diesel.....	10
Figura II.3: Representação esquemática do modelo de reator CSTR-CÉLULA ...	11
Figura II.4: Representação esquemática do modelo de reator CSTR-CÉLULA ...	12
Figura II.5: Esquemas de controle <i>feedback</i>	16
Figura II.6: Aproximação de G a uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto.....	21
Figura II.7: Esquema do Arranjo de Routh.....	25
Figura II.8: Procedimento do Algoritmo Genético.....	27
Figura II.9: Exemplo de seleção pela roleta.....	29
Figura II.10: Exemplo de Recombinação com Crossover	30
Figura II.11: Exemplo de Mutação	32
Figura III.1: Evolução do Algoritmo Genético para o caso da Sintonia da Malha Interna	36
Figura III.2: Sintonia da Malha Interna pelo Método IAE.....	38
Figura III.3: Resposta do sistema em malha aberta a um degrau de 10% na temperatura	39
Figura III.4: Simulador da malha em cascata do forno (malha interna) e do leito 1 (malha principal) do processo de HDT.....	42
Figura III.5: Aproximação com o GA do Modelo por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto	45
Figura III.6: Comparação da aproximação Gráfica e com o GA da Resposta do Sistema por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto	46
Figura IV.1: Resposta do forno a um degrau de 10% no SP.....	48
Figura IV.2: Otimização com Algoritmos Genéticos dos parâmetros de um controlador PI através das funções de Avaliação IAE, ISE, ITAE ..	49
Figura IV.3: Resposta a um Otimização com Algoritmos Genéticos dos parâmetros de um controlador PI através da funções Gaing (2004)50	
Figura IV.4: Comparação da Sintonia através de GA de várias funções de avaliação	51
Figura IV.5: Resposta a um degrau de +10% na Concentração Inicial	56
Figura IV.6: Resposta a um degrau de +10% no SP adotando-se os parâmetros de sintonia otimizados para um problema regulador ..	57

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela II.1: Especificação do Diesel - Resolução ANP nº 15 de 17.7.2006	5
Tabela II.2: Ziegler-Nichols em malha fechada.....	20
Tabela II.3: Ziegler-Nichols em malha aberta	21
Tabela II.4: Sintonias Cohen & Coon.....	23
Tabela II.5: <i>Fitness</i> de uma população fictícia	28
Tabela III.1: Parametrização utilizada no Algoritmo Genético.....	37
Tabela III.2: Tempo Computacional médio para os métodos de avaliação de estabilidade implementados em Matlab®(2007)	41
Tabela III.3: Parametrização utilizada no Algoritmo Genético.....	43
Tabela III.4: Parâmetros do controlador PI dos métodos Clássicos como Ziegler-Nichols em malha aberta e Cohen&Coon	44
Tabela III.5: Parâmetros obtidos para a aproximação a um primeira ordem com tempo morto através do método gráfico e do Algoritmo Genético de um degrau de 10% na temperatura (21.5°C)	46
Tabela IV.1: Parâmetros Ótimos obtidos a partir da otimização com Algoritmos Genéticos	51
Tabela IV.1: Comparação das Sintonias Clássicas vs Sintonias Otimizadas com Algoritmos Genéticos.....	54
Tabela IV.2: Parâmetros Ótimos obtidos a partir da otimização com Algoritmos Genéticos a um degrau de 10% na concentração inicial do leite 1.57	

NOMENCLATURA

Símbolo	Descrição
A	composto A
C_s	concentração do reagente A nos poros internos das partículas
C_p	calor específico do gás
C_{ps}	calor específico do sólido
CSTR	<i>Continuously Stirred Tank Reactor</i>
E	Energia de ativação da reação
f_j	coeficientes na equação dinâmica do forno
g	representação geral para as vazões g_m e g_t
g_m	vazão volumétrica associada ao fluxo reverso de massa
g_t	vazão volumétrica associada ao fluxo reverso de calor
ISE	Integral do quadrado do erro
k_0	constante de velocidade de reação
K_g	coeficiente de transporte de massa através da superfície externa das partículas de catalisador.
K_h	fluxo adimensional, reverso de calor
K_m	fluxo adimensional, reverso de massa
n	número de estágios por leito
R	constante universal dos gases
r_A	velocidade de reação do reagente A por volume de catalisador

NOMENCLATURA

Símbolo	Descrição
t	tempo
T_s	temperatura absoluta do sólido (K)
T_e	temperatura do fluido
T_e^*	temperatura de base para o cálculo de entalpia no transporte de calor
T_{e_f}	temperatura do fluido na saída do forno
$T_{e_{fin}}$	temperatura do fluido na entrada do forno
T_{e_q}	temperatura do gás frio
U	coeficiente global de transmissão de calor entre a fase fluida e o catalisador, baseado na área externa das partículas
V	volume total de cada estágio
V_{fluido}	volume da fase fluida no estágio CSTR-CÉLULA
V_s	volume da fase sólida (incluindo o volume dos poros) no estágio CSTR-CÉLULA
V_q	vazão volumétrica do gás frio
V_z	vazão volumétrica total da fase fluida
W_d	vazão de combustível queimado no forno
$(-\Delta H_r)$	calor de reação
ρ	massa específica do gás
ρ_s	massa específica do sólido
v	porosidade interpartículas de catalisador

NOMENCLATURA

Símbolo	Descrição
SUBSCRITO	
i	estágio i do primeiro leito
f	forno
in	entrada
mist	misturador
s	sólido ou poro das partículas
xi	estágio i do Segundo leito

Capítulo I – INTRODUÇÃO

I.1 – Motivação Para o Estudo

A sintonia adequada de controladores é fundamental para a indústria de forma a atender a crescente demanda por processos industriais mais seguros, necessidade de garantir qualidade dos produtos e redução de possíveis impactos ambientais, além de ser uma grande oportunidade de melhorias no processo em termos de ganhos financeiros.

Muitas são as técnicas de otimização conhecidas que poderiam ser aplicadas. Contudo, a técnica escolhida é otimização através do uso de Algoritmos Genéticos. Essa técnica é muito utilizada pelo meio científico, em particular, no grupo do Laboratório de Inteligência Computacional do departamento de Engenharia Elétrica ao qual pertence a autora.

Os Algoritmos Genéticos foi a técnica escolhida devido:

- à familiaridade do grupo do Laboratório de Inteligência Computacional com a técnica, facilitando assim a implementação dos algoritmos, pois eles já se encontram organizados em bibliotecas.
- à existência de vários testes anteriores com as bibliotecas de forma a aumentar a confiabilidade das mesmas.
- robustez do sistema de bibliotecas.

A grande motivação era conseguir dominar a técnica e aplicá-la para um caso de otimização na área de origem da autora que é a engenharia química em especial a área de modelagem, controle e automação a qual desperta grande interesse à mesma. No presente trabalho, estudou-se a otimização de parâmetros PI de controladores integral-proporcional vastamente utilizado na indústria.

O processo escolhido para estudo foi o processo de hidrotreamento de diesel devido à sua importância econômica, ambiental e estratégica para o país.

I.2 – Objetivo do Trabalho

O objetivo desse estudo foi a obtenção de parâmetros ótimos de controladores PI (proporcional-integral) através de Algoritmos Genéticos aplicados ao caso da sintonia dos controladores de duas malhas de controle em cascata de uma unidade simulada de hidrotratamento de diesel.

Tal processo foi escolhido devido à sua importância econômica, estratégica e ambiental e também em função de suas características desafiantes para controle, tais como a presença de não-linearidades e tempo morto. O simulador empregado (DE SOUZA JR., 2005) baseia-se em um modelo matemático fenomenológico (PINHEIRO, 1992) para o reator de hidrotratamento.

I.3 – Estrutura do Trabalho

O trabalho está dividido em uma parte inicial composta de uma breve introdução (cap. I).

No capítulo II, apresentam-se os fundamentos teóricos para a questão da sintonia de controladores *feedback* e uma revisão bibliográfica.

No capítulo III, apresenta-se uma metodologia detalhada das otimizações da sintonia com a sugestão de ganho computacional com a avaliação da estabilidade do sistema em malha fechada.

No capítulo IV, são apresentados os resultados obtidos através das otimizações, comparando-se com as simulações realizadas a partir dos valores de K_c e τ_l obtidos através dos métodos clássicos.

No capítulo V, apresentam-se as conclusões. E por fim as referências bibliográficas.

Capítulo II – FUNDAMENTOS TEÓRICOS & REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

II.1 Óleo Diesel

É um combustível derivado do petróleo que possui uma importância estratégica para o país: o atual modelo energético brasileiro é apoiado entre outros pontos, no transporte de cargas em motores diesel, por via rodoviária, em detrimento do transporte ferroviário, fluvial ou cabotagem.

Isso faz com que o óleo diesel seja o derivado propulsor do refino em nosso país, correspondendo a 34% volume do barril de petróleo. Na maioria dos outros países, esta demanda situa-se entre 15 e 25% volume do barril de petróleo, sendo a gasolina o produto que comanda o refino, situação mais fácil de atender em função das características dos petróleos e dos esquemas de refino disponíveis mundialmente.

O óleo diesel é constituído basicamente por hidrocarbonetos formados principalmente por átomos de carbono, hidrogênio e em baixas concentrações por enxofre, nitrogênio e oxigênio e selecionados de acordo com as características de ignição e de escoamento adequadas ao funcionamento dos motores diesel. É um produto inflamável, medianamente tóxico, volátil, límpido, isento de material em suspensão e com odor forte e característico.

Uma fração inicial é obtida pelo processo de destilação atmosférica. A essa fração inicial podem ser agregadas outras frações como a nafta, o querosene e o gasóleo leve de vácuo resultando no produto conhecido como óleo diesel. A incorporação destas frações e de outras obtidas por outros processos de refinação, dependerá da demanda global de derivados de petróleo pelo mercado consumidor.

É utilizado em motores de combustão interna e ignição por compressão (motores do ciclo diesel) empregados nas mais diversas aplicações, tais como: automóveis, furgões, ônibus, caminhões, pequenas embarcações marítimas, máquinas de grande porte, locomotivas, navios e aplicações

estacionárias (geradores elétricos, por exemplo). Em função dos tipos de aplicações, o óleo diesel apresenta características e especificações diferenciadas de acordo com cada uso.

Para o diesel de uso rodoviário, cujo uso é estratégico, por exemplo, há dois tipos principais de especificações. Uma para o diesel chamado de metropolitano, que é utilizado nos grandes centros urbanos do país. E outra para o diesel de interior que é utilizado nas demais cidades brasileiras.

A ANP, através da resolução ANP nº 15 de 17.7.2006 – DOU 19.7.2006, estabelece as especificações de óleo diesel e mistura óleo diesel/biodiesel – B2 de uso rodoviário, para comercialização em todo o território nacional, e define obrigações dos agentes econômicos sobre o controle da qualidade do produto. Sendo modificada pela resolução ANP Nº 13, DE 30.4.2008 - DOU 2.5.2008 no que concerne à Composição - Teor de Biodiesel.

Segue a especificação do óleo diesel estipulada pela agência Nacional do Petróleo para fins automotivos:

Tabela II.1: Especificação do Diesel - Resolução ANP nº 15 de 17.7.2006

CARACTERÍSTICA (1)	UNIDADE	LIMITE		MÉTODO	
		TIPO		ABNT	ASTM
		Metropolitano	Interior		
APARÊNCIA					
Aspecto		Límpido isento de impurezas		Visual (2)	
Cor		-	Vermelho	Visual (2)	
Cor ASTM, máx.		3,0	3,0 (3)	NBR 14483	D 1500
COMPOSIÇÃO					
Teor de Biodiesel,	% vol.	(4)	(4)	Espectrometria de Infravermelho	
Enxofre Total, máx.	Mg/kg	500	2.000	NBR14875 - NBR14533 -	D 1552 D 2622 D 4294 D 5453
VOLATILIDADE					
Destilação	°C			NBR 9619	D 86
10% vol., recuperados		Anotar			

50% vol., recuperados, máx.		245,0 a 310,0			
85% vol., recuperados, máx.		360,0	370,0		
90% vol., recuperados		Anotar			
Massa específica a 20°C	kg/m ³	820 a 865	820 a 880	NBR 7148, NBR 14065	D 1298 D 4052
Ponto de fulgor, min.	°C	38,0		NBR 7974 NBR 14598 -	D 56 D 93 D 3828
FLUIDEZ					
Viscosidade a 40°C, máx.	(mm ² /s) cSt	2,0 a 5,0		NBR 10441	D 445
Ponto de entupimento de filtro a frio	°C	(5)		NBR 14747	D 6371
COMBUSTÃO					
Número de Cetano, mín. (6)	-	42		-	D 613
Resíduo de carbono Ramsbottom no resíduo dos 10% finais da destilação, máx.	% massa	0,25		NBR 14318	D 524
Cinzas, máx.	% massa	0,010		NBR 9842	D 482
CORROSÃO					
Corrosividade ao cobre, 3h a 50°C, máx.	-	1		NBR 14359	D 130
CONTAMINANTES					
Água e Sedimentos, máx.	% volume	0,05		NBR 14647	D 1796
LUBRICIDADE					
Lubricidade, máx. (7)	mícron	460	-		D 6079

(1) Poderão ser incluídas nesta especificação outras características, com seus respectivos limites, para óleo diesel obtido de processo distinto de refino e processamento de gás natural ou a partir de matéria prima que não o petróleo.

(2) A visualização será realizada em proveta de vidro de 1L.

(3) Limite requerido antes da adição do corante. O corante vermelho, segundo especificação constante da Tabela III deste Regulamento Técnico, deverá ser adicionado no teor de 20mg/L pelas Refinarias, Centrais de Matérias Primas Petroquímicas e Importadores.

(4) Adição obrigatória de biodiesel em percentual determinado pela legislação vigente.

(5) Limites conforme Tabela II.

(6) Alternativamente ao ensaio de Número de Cetano fica permitida a determinação do Índice de Cetano calculado pelo método NBR 14759 (ASTM D 4737), cuja especificação fica

estabelecida no valor mínimo de 45. Em caso de desacordo de resultados prevalecerá o valor do Número de Cetano.

(7) Até 01.04.2007, data em que deverão estar sanadas as atuais limitações laboratoriais dos Produtores, apenas os óleos dieleis que apresentarem teores de enxofre inferiores a 250mg/kg necessitarão ter suas lubricidades determinadas, e informadas à ANP, sem, contudo, comprometer a comercialização dos produtos.

Tem ocorrido uma crescente evolução em termos de legislação em relação à especificação do diesel visando melhoria na qualidade ambiental. Em 2004, o teor de enxofre passou para 500 PPM no diesel metropolitano. E a partir de 2008, tornou-se obrigatória a adição de 2% de biodiesel no diesel e o governo espera que esse índice alcance 5% depois de 2010.

Sob ponto de vista ambiental, o controle de qualidade do diesel e os avanços ocorridos quanto à sua especificação contribuem para reduzir o impacto ambiental causado pelo consumo deste combustível. Entretanto, as reduções tem sido tímidas tendo em vista que na Europa é comercializado diesel com teores de enxofre menores do que 10 PPM.

Um dos problemas ambientais relacionados ao uso de combustíveis fósseis é o efeito estufa devido ao aumento de gases causadores desse efeito como o dióxido de carbono (CO_2 , NO_x). Outro problema é a chuva ácida causada pela emissão de compostos com SO_x e NO_x .

Com a introdução do biodiesel no mercado brasileiro, este problema tende a ser atenuado. Uma vez que o biodiesel é obtido através de matérias primas vegetais, ele não contém enxofre o que ajuda a reduzir os teores de enxofre da mistura diesel/ biodiesel. Além disso, por ser uma fonte renovável de energia, reduz a quantidade de emissões de CO_2 na atmosfera, contribuindo para minimizar o efeito estufa. Entretanto, em relação aos custos, o biodiesel é mais caro do que o diesel, impactando a infra-estrutura de preços, já que o diesel é estratégico por causa do modal rodoviário.

Outra solução para a questão ambiental, especificamente no que tange ao problema das chuvas ácidas, é a ampliação da capacidade instalada de hidrotratamento de diesel. Esse processo é altamente eficiente na retirada do enxofre do diesel. A atual capacidade instalada de HDT no Brasil

corresponde a 36% do diesel consumido no Brasil, ou seja, cerca de 64% do diesel produzido no Brasil não passa pelo processo de HDT. O diesel hoje consumido no Brasil é uma mistura do diesel que sofre hidrotratamento e do diesel que não passa por esse processo. Nos EUA, 73% do diesel são processados por HDT.

Um dos desafios hoje para as unidades de refino é o atendimento a grande demanda deste combustível, maximizando a sua produção e atendendo às especificações requeridas pelo órgão regulador, a Agência Nacional do Petróleo- ANP e contribuindo para a redução de emissões de compostos de SO_x que são causadores da chuva ácida.

Daí, a importância do controle ótimo do processo de hidrotratamento de diesel que visa à remoção de enxofre entre outros contaminantes.

II.2 Processo Hidrotratamento de Diesel

O processo de HDT (Hydrotreating ou Hidrotratamento) de Diesel, consiste fundamentalmente em uma reação catalítica entre o hidrogênio (produzido nas refinarias nas unidades de reforma à vapor) e frações de diesel geradas nas colunas de destilação, no coqueamento retardado e no craqueamento catalítico do gasóleo. Estas frações de diesel contêm em sua estrutura teores excessivos de enxofre, nitrogênio, oxigênio e aromáticos. Esses elementos são removidos no processo de HDT. O processo de remoção de enxofre é chamado de HDS (Hydrodesulfurization). O processo de remoção de nitrogênio é chamado de HDN (Hydrodenitrogenation). O processo de remoção de aromáticos é chamado de HDA (Hydrodearomatization). O processo de remoção de oxigênio é chamado de HDO (Hydrodeoxygenation).

A Petrobras inaugurou sua primeira unidade de HDT em 1998, na Refinaria Presidente Bernardes, Cubatão-SP. Atualmente, existem unidades de HDT na REDUC-RJ, REPLAN-SP, REVAP-SP, REPAR-PR, REFAP-RS e REGAP-MG.

Podemos verificar na figura a seguir a carga e produto de um processo de

hidrotratamento. À esquerda a carga e à direita o produto.



Figura II.1: Hidrotratamento de diesel NA U-110 – carga e produto

II.2.1 O Processo

Este trabalho representa parte de uma unidade de hidrotratamento de diesel da PETROBRAS. A unidade possui dois reatores, sendo que em cada um há dois leitos fixos catalíticos formando um conjunto de quatro leitos em série (CARNEIRO, 1992) conforme figura a seguir.

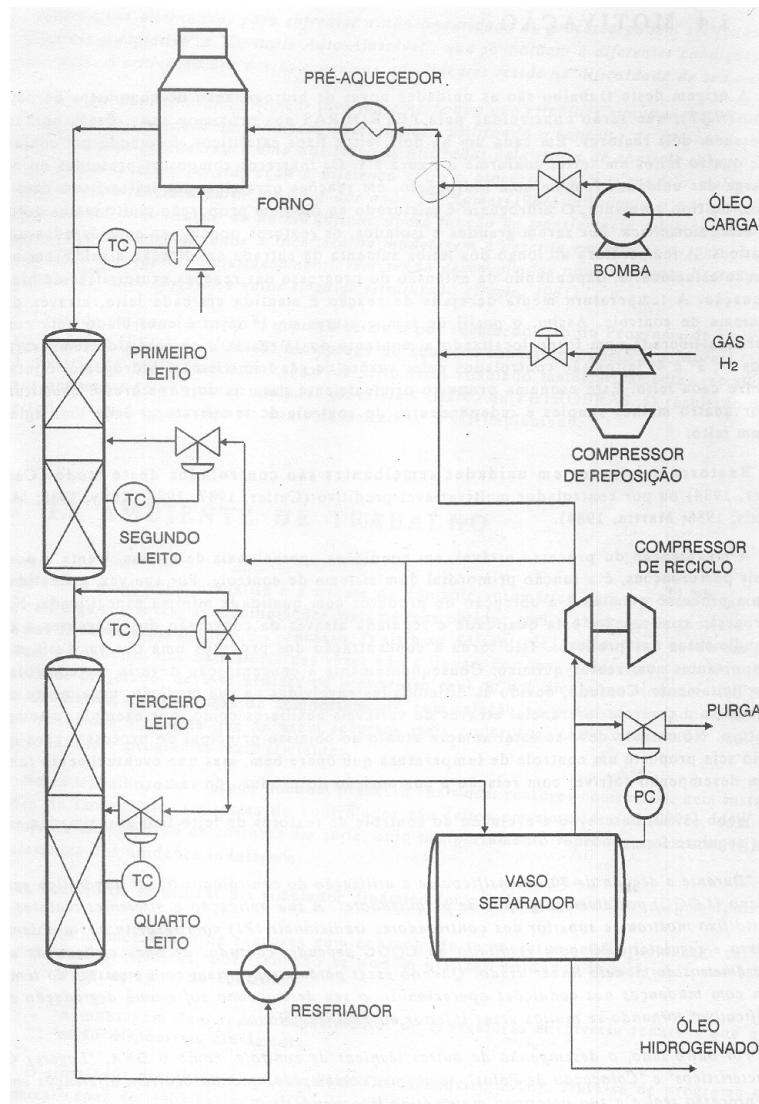


Figura II.2: Processo de Hidrotratamento de Diesel

Para simplificar a análise dos resultados, o processo simulado neste trabalho constitui-se de uma malha interna controlando a temperatura do forno e uma malha primária controlando a temperatura do primeiro leito catalítico.

Toda a modelagem do processo de hidrotratamento de diesel que é utilizada no simulador desenvolvido pelo professor Maurício Bezerra de Souza foi elaborada por Hécio Pinheiro Carneiro na sua tese de mestrado “Controle Robusto de Reator Químico de Leito Fixo”.

II.2.1.1 MODELO LEITO CATALÍTICO

O modelo para reatores de leito fixo adiabático o qual é utilizado no simulador é o modelo do tipo CSTR-Célula.

O modelo do leito desenvolvido por (CARNEIRO, 1992), possui um número (n) de estágios. Os mecanismos de transporte de massa e energia no sentido contrário à direção normal de escoamento, isto é, as retromisturas, ocorrem entre cada estágio. Esses dois mecanismos podem ser representados de formas idênticas. Com relação às figuras, as setas horizontais simbolizam os fluxos de massa e calor.

Segue a representação esquemática do modelo de reator CSTR-CÉLULA:

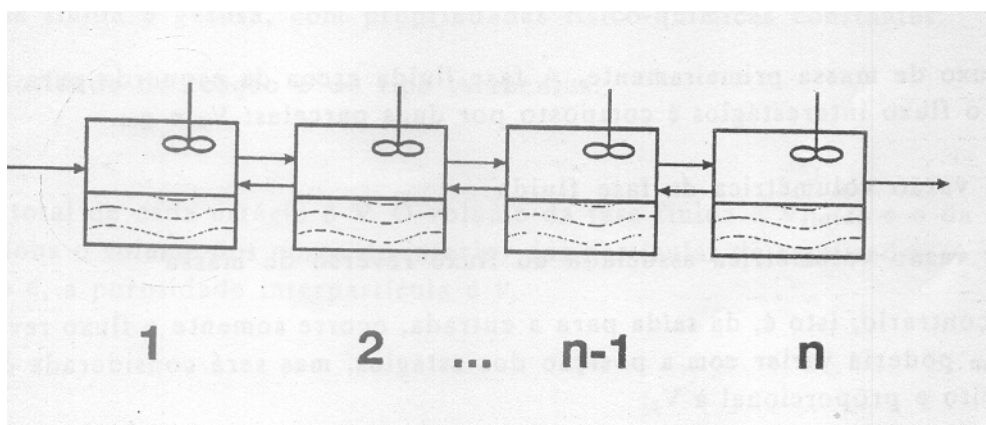


Figura II.3: Representação esquemática do modelo de reator CSTR-CÉLULA

Fonte: Carneiro, Hécio Pinheiro. "Controle Robusto de Reator Químico de Leito Fixo".1992.

As equações que descrevem o reator CSTR-CÉLULA de (CARNEIRO, 1992) foram obtidas através de balanços de massa e energia em cada estágio que é representado na figura 4.

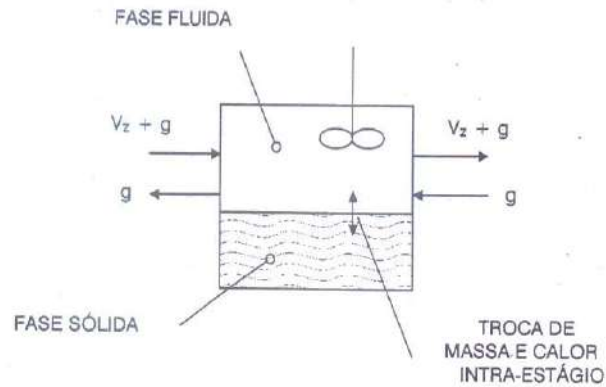


Figura II.4: Representação esquemática do modelo de reator CSTR-CÉLULA

Onde:

g é a vazão reversa de massa (g_m) e a taxa reversa de energia (g_t).

V_z é a vazão volumétrica da fase fluida

O modelo de (CARNEIRO, 1992) faz as seguintes simplificações:

- Ocorre apenas uma reação química.
- A reação é irreversível.
- A reação se passa na fase sólida.
- A cinética é de primeira ordem com relação à concentração média de apenas um reagente nos poros da fase sólida.

$$r_A = k_0 \times C_{i_s} \times e^{-E/(R \times T_{i_s})} \quad (1)$$

Onde r_A = taxa de reação do reagente A por unidade de volume de catalisador

- Não ocorre variação de volume na reação
- A fase fluida é gasosa, com propriedades físico-químicas constantes.
- A fase fluida é uma mistura perfeita em cada estágio.
- A taxa da reação pode ser descrita pela equação de Arrhenius;
- g_m é constante ao longo do leito e proporcional à V_z .

- g_t é a taxa reverso de calor. g_t também é proporcional à vazão total V_z .

Com isso, obtêm-se as equações abaixo (2) e (3):

$$g_m = V_z K_m \quad (2)$$

$$g_t = V_z K_h \quad (3)$$

II.2.1.1.1 BALANÇO DE MASSA

O Balanço de massa para o composto A na fase fluida do estágio i

{moles de A que entram} – {moles de A que saem} = {moles de A que acumulam}

$$\begin{aligned} & \{V_z(1 + K_m)C_{i-1} + V_z K_m \times C_{i+1}\} - \{(2 \times K_m + 1) \times V_z \times C_i + K_g \times a \times V \times (C_i - C_{i_s})\} = \\ & = \left\{ V \times V \times \frac{dC_i}{dt} \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

Onde:

- volume total de cada estágio é V.

Balanço de massa na região sólida do estágio i:

{moles de A que entram – moles de A que saem} =

= {moles de A que acumulam} + {moles de A que desaparecem}

$$\{K_g \times a \times V \times (C_i - C_{i_s})\} = \left\{ V \times (1 - \nu) \times \frac{dC_{i_s}}{dt} \right\} + \left\{ V \times (1 - \nu) \times k_0 \times C_{i_s} \times e^{-E/(R \times T_{i_s})} \right\} \quad (5)$$

- O volume da fase fluida é V_{fluido} e o volume da fase sólida é V_s . Sendo que V_s engloba o volume dos poros do interior das partículas de catalisador. A porosidade do leito, isto é, a porosidade interpartícula é ν . Daí, obtêm-se as equações:

$$V_{fluido} = V \times v \quad (6)$$

$$V_s = V \times (1 - v) \quad (7)$$

- O transporte de massa intra-estágio entre sólido e gás é baseado na superfície externa das partículas sólidas de catalisador. O fluxo de massa é proporcional à diferença entre as concentrações interna e externa aos poros das partículas. A concentração do fluido C_s no interior dos poros das partículas também é homogênea em cada estágio, conforme equação abaixo:

$$K_g aV(C - C_s) \quad (8)$$

II.2.1.1.2 BALANÇO DE ENERGIA

Para o transporte de calor associado ao escoamento têm-se:

Balanço de energia na fase fluida do estágio i:

{energia que entra} – {energia que sai} = {energia que acumula}

$$\left\{ V_z \times (1 + K_h) \times \rho \times C_p \times Te_{i-1} + V_z \times K_h \times \rho \times C_p \times Te_{i+1} + U \times a \times V \times (Te_s - Te_i) \right\} + \\ - \left\{ (2 \times K_h + 1) \times V_z \times \rho \times C_p \times Te_i \right\} = \left\{ v \times V \times \rho \times C_p \times \frac{dTe_i}{dt} \right\} \quad (9)$$

Onde:

- O mecanismo de transporte de calor intra-estágio é descrito simplificadaamente por meio do coeficiente global de transmissão de calor, baseado na superfície externa das partículas. Supõe-se que o fluido nos poros do catalisador esteja na mesma temperatura do sólido. O fluxo de calor é proporcional às temperaturas em cada fase, conforme equação (10):

$$UaV(Te_s - Te) \quad (10)$$

Balanço de energia na região sólida do estágio i:

{energia que entra – energia que sai} + {energia gerada} =

= {energia que acumula}

$$\begin{aligned} & \left\{ U \times a \times V \times (Te_i - Te_{i_s}) \right\} + \left\{ (-\Delta H_r) \times V \times (1 - v) \times k_0 \times C_{i_s} \times e^{-E/(R \times T_{i_s})} \right\} = \\ & = \left\{ V \times (1 - v) \times \rho_s \times C_{p_s} \times \frac{dTe_{i_s}}{dt} \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

A temperatura ao longo do leito aumenta da entrada em direção à saída. Entretanto esse efeito é desconsiderado devido à consideração de mistura perfeita. Desta forma, a temperatura do leito na verdade é uma média das temperaturas.

Sendo que cada leito possui 12 estágios CSTR-CÉLULAS. Tendo em vista esses 12 leitos, podemos inferir que o processo possui um grande tempo morto intrínseco o que torna o seu controle desafiante.

II.2.1.2 MODELO DO FORNO

A carga do reator é aquecida num forno até a temperatura desejada para entrar no primeiro leito. Apesar disso, o forno é considerado uma parte secundária do processo e, portanto, a sua modelagem não precisa ser rigorosa. Por este motivo, seu modelo dinâmico foi criado empiricamente de modo a reproduzir, apenas, a tendência de comportamento de um forno real.

A taxa de variação da temperatura de saída Te_f depende diretamente da vazão de combustível W_d e inversamente da vazão de carga de reator V_z .

Esta taxa também é função da diferença de temperatura entre a entrada e a saída do forno.

Os coeficientes f_1 , f_2 e f_3 são ajustados por tentativa e erro no simulador, para uma resposta dinâmica relativamente bem mais rápida do que a do reator.

$$\frac{dT_{e_f}}{dt} = f_1 \times (T_{e_f} - T_{e_{f_m}}) + f_2 \times \frac{W_d}{V_z} + f_3 \times (T_{e_f} - T_{e_{f_m}})^2 \quad (12)$$

II.3 Controle Feedback (ou por realimentação negativa)

No controle *Feedback* - *FB*, que é o objeto desse estudo, a variável a ser controlada é medida e o seu valor é comparado ao SP (*setpoint*), obtendo-se o erro. Em função deste erro, o controlador *FB* (*feedback*) atuará na válvula de forma a modificar a variável manipulada de modo a levar a variável controlada ao valor desejado (DE SOUZA JR., 2005). Podemos verificar no esquema de controle *feedback* abaixo:

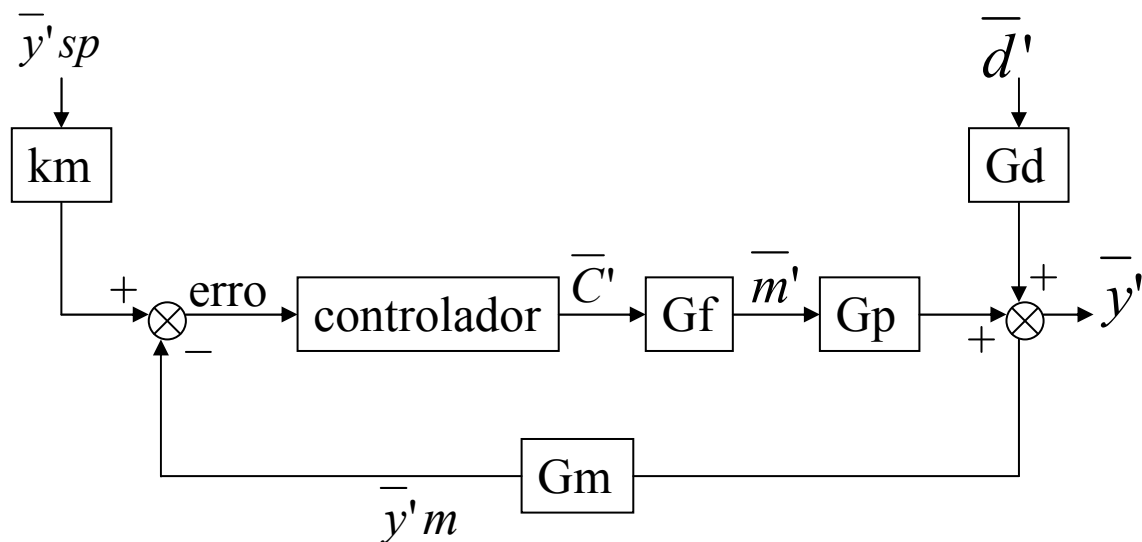


Figura II.5: Esquemas de controle *feedback*

Onde:

\bar{y}'_{sp} : é o valor desejado da variável controlada em variável desvio

\bar{y}'_m : valor medido da variável controlada em variável desvio

\bar{m}' : variável manipulada em variável desvio

\bar{C}' : ação do controlador em variável desvio

\bar{d}' : distúrbio em variável desvio

erro: é a diferença entre o valor desejado em V.D. (\bar{y}'_{sp}) e o valor medido (\bar{y}'_m) da variável controlada.

Gf: Função de Transferência da válvula

Gp: Função de Transferência do processo em relação à variável manipulada

km– função de transferência do *setpoint*

Gd: Função de Transferência do processo em relação ao distúrbio

Sabe-se que em malha fechada o controlador está conectado ao processo, comparando ao *setpoint* a variável controlada e determinando a ação corretiva. A Resposta do Sistema em malha fechada é de:

$$\bar{y}' = G_{sp} \times \bar{y}'_{sp} + G_{carga} \times \bar{d}' \quad (13)$$

Onde:

$$G_{sp} = \frac{GpGfGckm}{(1 + GpGfGcGm)} \quad (14)$$

$$G_{carga} = \frac{Gd}{(1 + GpGfGcGm)} \quad (15)$$

\bar{y}' é a variável controlada em variável desvio

\bar{m}' é a variável manipulada em variável desvio

\bar{d}' é o distúrbio em variável desvio

No problema servo: $\bar{d}'(S) = 0$. Enquanto o *setpoint* é submetido a uma mudança. O controlador FB (*feedback*) age de maneira a manter y próximo do SP (*setpoint*)

No problema regulador: $\bar{y}'_{sp} = 0$ (o *setpoint* não foi alterado), enquanto a carga se modifica. Então, o controlador FB tenta eliminar o impacto de mudanças da carga e manter y no *setpoint* desejado.

II.3.1 Malha em Cascata

O controle em cascata consiste de duas ou mais malhas de controle integradas. A malha interna contém a válvula e o controlador chamado escravo. A malha externa abrange o outro controlador, denominado

controlador mestre, cuja saída fornece o *setpoint* para o controlador escravo (LUYBEN, W.L.).

II.3.2 Controladores PI

O controlador PI é bastante difundido na indústria de modo geral. O seu nome é uma abreviatura referente às primeiras letras das palavras proporcional, integral, respectivamente. O significado destas palavras está assim relacionado: proporcional a um erro e proporcional à integral no tempo deste erro (DE SOUZA JR., 2005) .

Sabe-se que a lei de PI analógico é a seguinte:

$$C(t) = Ce + kc \times E(t) + \frac{kc}{\tau_I} \times \int_0^t E(t) \times dt \quad (16)$$

Onde τ_I é o chamado “tempo integral” ou “tempo de reajuste”.

Quanto menor o valor de τ_I , mais inclinada é a curva de resposta. ($\tau_I \downarrow \rightarrow C \uparrow$) o que significa que a resposta controlada deve se tornar mais rápida.

O termo adicional (3ª parcela da soma acima), provido pelo modo integral, possibilita que o estado estacionário final seja atingido com erro nulo, uma vez que a integral do erro não é nula.

Efeito Proporcional

O ganho do controlador K_c está relacionado à agressividade do controlador: Ganhos altos fazem com que o controlador atue com mudanças rápidas na saída, enquanto ganhos baixos fazem com que a saída se altere pouco.

Efeito da ação I

$\uparrow I; \downarrow \tau_I \rightarrow \text{erro} \downarrow$ (fica mais oscilatória)

O aumento da ação integral, obtido com a diminuição do parâmetro de sintonia τ_I , torna a resposta da malha mais oscilatória (erro diminui)

Ação integral aumenta a dinâmica em comparação com a resposta em malha aberta. Outro efeito da ação I (integral) é a eliminação do 'offset' obtida usualmente a expensas de certo grau de oscilação na variável controlada (y).

A função de transferência em transformada de Laplace do controlador PI pode ser escrita da seguinte forma:

$$G_c = k_c \times \left(\frac{\tau_I S + 1}{S \tau_I} \right) \quad (17)$$

II.3.3 Sintonia

Os controladores PI possuem os parâmetros ajustáveis K_c e τ_I que permitem alterar seu comportamento de modo a obter o melhor desempenho para uma dada aplicação.

Dado que:

- overshoot é o máximo desvio do *setpoint* observado logo após a perturbação;
- velocidade de resposta é definida como o tempo necessário para atingir o *setpoint* (não necessariamente se estabilizando no *setpoint*);
- tempo de resposta é considerado como o tempo a partir do qual as oscilações se limitam a certa fração a $\pm 5\%$ do seu valor final e nele permanecer

O ideal é combinar a ação proporcional e integral de forma a obtermos uma resposta rápida com uma velocidade de resposta e um tempo de resposta pequeno, preferencialmente sem overshoot e estável em malha fechada. Entretanto, nem sempre é possível obter tais idealizações.

Hoje, dispõe-se de uma infinidade de regras empíricas e matemáticas que permitem sistematizar a busca de melhores desempenhos. Citamos a seguir as regras clássicas de Ziegler-Nichols e Cohen & Coon.

II.3.3.1 Sintonia de Ziegler-Nichols

Malha fechada

Calculados os parâmetros ganho último e período último através da análise da estabilidade do sistema, os ajuste de Ziegler-Nichols foram desenvolvidos empiricamente para fornecer uma razão de declínio da resposta em malha fechada de $\frac{1}{4}$ (DE SOUZA JR., 2005) .

Tabela II.2: Ziegler-Nichols em malha fechada

controlador	kc	τ_i	τ_D
P	$0,5 \cdot Kc_{ult}$	–	–
PI	$0,45 \cdot Kc_{ult}$	$\tau_{ult} / 1,2$	–
PID	$0,6 \cdot Kc_{ult}$	$\tau_{ult} / 2$	$\tau_{ult} / 8$

O uso de RD= $\frac{1}{4}$ na proposta original de Ziegler-Nichols conduz a um grau de oscilação na resposta controlada que pode ser indesejada em algumas aplicações. Desta forma, apareceram propostas mais conservativas, que modificam os parâmetros resintonizando os mesmos de modo a tornar a resposta menos oscilatória.

Malha aberta

O processo pode ser descrito por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto, ou seja,

$$G \approx \frac{ke^{-\theta s}}{\tau s + 1} \quad (19)$$

Abrindo-se a malha dando um degrau no sistema na variável manipulada, obtêm-se conforme figura a seguir:

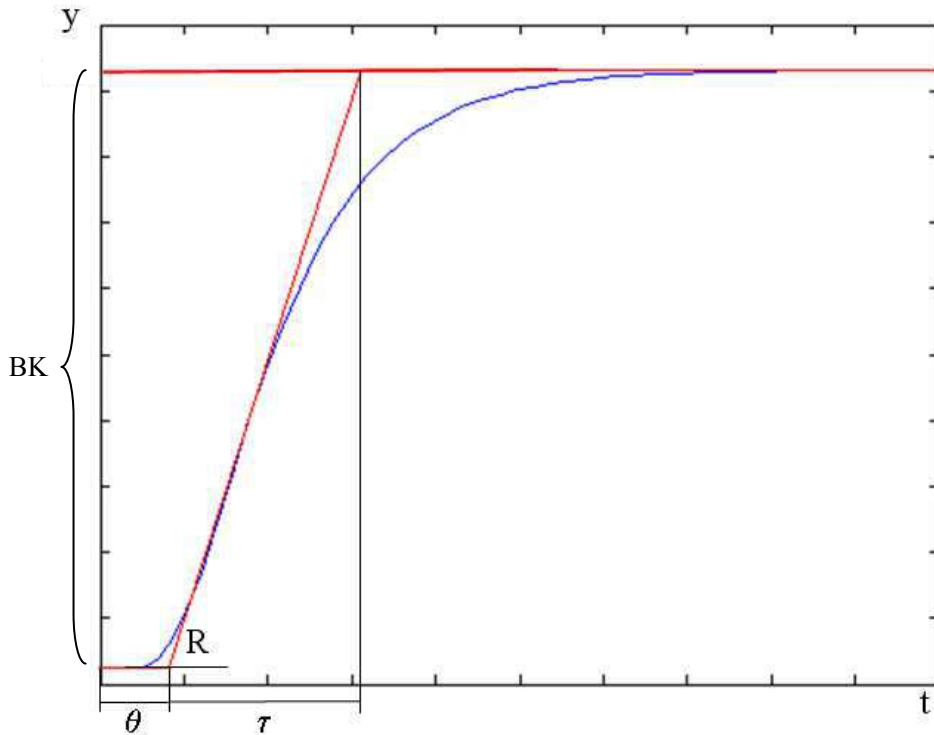


Figura II.6: Aproximação de G a uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto.

Para a aproximação de 1a ordem com tempo morto, tem-se:

$$R = \frac{K \cdot B}{\tau} \quad (20)$$

Neste caso:

$$K_{ult} = \frac{2 \cdot \tau}{k \cdot \theta} \quad (21)$$

$$\tau_{ult} = 4 \cdot \theta \quad (22)$$

Tabela II.3: Ziegler-Nichols em malha aberta

controlador	kc	τ_i	τ_D
P	$\tau/(k \cdot \theta)$	—	—
PI	$0,9 \cdot \tau/(k \cdot \theta)$	$3,33 \cdot \theta$	—
PID	$12 \cdot \tau/(k \cdot \theta)$	$2 \cdot \theta$	$0,5 \cdot \theta$

O fator θ/τ é chamado de fator de incontrolabilidade, quanto maior este fator

mais difícil será para controlar este processo. Por causa disso, o método de sintonia indica o uso de ganhos menores à medida que este fator aumenta.

- Quanto maior o ganho do processo, menor é o ganho possível do controlador dado que o método de controle seja estável em malha fechada.
- Quanto maior o tempo morto, menor a ação integral. Pois processos com grandes tempos mortos em malha fechada tendem a desestabilizar e a ação integral acelera esse processo.

$\theta \uparrow$ $\tau_1 \uparrow$ ação integral \downarrow

Este método rende sintonias boas para processos com fator de incontrolabilidade entre 0,1 e 0,3.

$$0,1 < \frac{\theta}{\tau} < 0,3$$

Sistemas com fator de incontrolabilidade maior do que 4 instabilizam quando sintonizados por este método. Este método foi feito para fatores de incontrolabilidade no máximo iguais a 1.

II.3.3.2 Cohen & Coon

De acordo com (DE SOUZA JR., 2005) , Cohen & Coon propuseram suas regras para:

- Processo descrito por uma função de transferência de 1ª ordem com tempo morto conforme equação (19);
- Razão de Declínio (RD) igual a ¼ para malha fechada com os parâmetros sintonizados por suas regras.

Segundo Teixeira & Campos (2006), o objetivo deste método era obter regras de sintonia para processos com tempos mortos maiores que aqueles estudados por Ziegler-Nichols.

Assim, este método apresenta um desempenho razoável para valores de

fator de incontrolabilidade entre 0,6 e 4,5.

$$0,6 < \frac{\theta}{\tau} < 4,5 \quad \text{Faixa de valores de fator de incontrolabilidade}$$

Freqüentemente *detuning* pode ser necessário.

Tabela II.4: Sintonias Cohen & Coon

controlador	kc	τ_i	τ_D
P	$\frac{\tau}{\tau\theta} \left(1 + \frac{\theta}{3\tau}\right)$	–	–
PI	$\frac{\tau}{\tau\theta} \left(0,9 + \frac{\theta}{12\tau}\right)$	$\frac{\theta(30 + 3(\theta/\tau))}{9 + 20(\theta/\tau)}$	–
PID	$\frac{\tau}{\tau\theta} \left(\frac{4}{3} + \frac{\theta}{4\tau}\right)$	$\frac{\theta(32 + 6(\theta/\tau))}{13 + 8(\theta/\tau)}$	$\frac{4\theta}{11 + 2(\theta/\tau)}$

II.3.3.3 Avaliação da Sintonia

Segue algumas das funções de avaliação clássicas:

$$ISE = \int_0^{\infty} e^2 dt \quad \text{Integral do quadrado do erro (ISE)} \quad (20)$$

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad \text{Integral do valor absoluto do erro (IAE)} \quad (21)$$

$$ITAE = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad \text{Integral do tempo * valor abs. do erro (ITAE)} \quad (22)$$

Na prática, os dois critérios mais utilizados são o IAE e o ITAE. A vantagem do ITAE é que ele é menos sensível aos erros que aparecem logo após a perturbação.

Outra função utilizada no presente estudo, foi sugerida por (GAING, 2004) que é apresentada a seguir:

$$F = \frac{1}{(1 - e^{-\beta}) \cdot (OS + Erro) + e^{-\beta}(t_R - t_S)} \quad (23)$$

Onde:

OS: máximo sobre sinal do sinal da resposta;

t_S : tempo de subida, definido como sendo o tempo transcorrido para o sinal da resposta ao degrau ir de 10% a 90% do valor de estabilização;

t_R : tempo de estabilização, definido como sendo o tempo transcorrido para o sinal da resposta entrar em uma faixa máxima de erro ($\pm 2\%$);

Erro: erro em regime permanente para uma entrada tipo degrau unitário.

β : peso que balanceia o Overshoot e o Erro, além de t_S e t_R

Esta função é interessante, pois tem em sua fórmula vários parâmetros que se deseja otimizar. Entre eles estão: o overshoot, o erro, o tempo de subida e o tempo de resposta.

II.3.4 Avaliação de Estabilidade do Sistema

Para cada valor de K_C , τ_I (controlador PI) e θ , podem ser avaliadas a estabilidade do sistema através dos seguintes métodos:

II.3.4.1 Arranjo de Routh

Dada uma equação característica do tipo:

$$EC = a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + a_{n-2} s^{n-2} + \dots + a_0 \quad (24)$$

No arranjo de Routh, dado que o coeficiente a_0 da equação característica é positivo, todos os demais coeficientes devem ser positivos. Caso algum deles seja negativo, o sistema é instável em malha fechada (DE SOUZA JR., 2005).

Calculam-se os demais coeficientes e monta-se o arranjo de Routh, conforme figura a seguir.

$$\begin{array}{c|cccc}
s^n & a_n & a_{n-2} & a_{n-4} & \dots \\
s^{n-1} & a_{n-1} & a_{n-3} & a_{n-5} & \dots \\
s^{n-2} & b_{n-1} & b_{n-3} & b_{n-5} & \\
s^{n-3} & c_{n-1} & c_{n-3} & c_{n-5} & \\
\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\
s^0 & d_{n-1} & & &
\end{array}$$

Figura II.7: Esquema do Arranjo de Routh

Onde:

$$b_{n-1} = \frac{a_{n-1}a_{n-2} - a_n a_{n-3}}{a_{n-1}}, \dots \quad (25)$$

$$c_{n-1} = \frac{b_{n-1}a_{n-3} - a_{n-1}b_{n-3}}{b_{n-1}}, \dots \quad (26)$$

Se todas as raízes da equação característica tiverem partes reais negativas, o sistema é estável em malha fechada e equivale a dizer que todos os elementos da primeira coluna do Arranjo de Routh devem ser positivos e diferentes de zero.

II.3.4.2 Raízes da Equação Característica

A análise da estabilidade da malha fechada implica em calcular os pólos da G_{sp} e da G_{carga} , ou seja, as raízes da equação característica (EC):

$$EC = 1 + G_p \times G_c \times G_m \times G_f = 0 \quad (27)$$

Se as raízes tiverem partes reais negativas o sistema é estável em malha fechada.

II.3.4.3 Bode

Calcula-se a frequência de cruzamento, se a razão de amplitude do sistema

for maior do que um na frequência de cruzamento, o sistema é instável em malha fechada. Se a razão de amplitude for igual a um na frequência de cruzamento, o sistema está no limite da estabilidade. E se finalmente a razão de amplitude for menor do que um na frequência de cruzamento, o sistema é estável em malha fechada.

II.4 Otimização através de Algoritmos Genéticos

Algoritmo Genético é um método estocástico de busca e otimização, baseado na teoria da evolução Darwiniana. Segundo (KAKU, 2004), eles combinam um mecanismo de valorização dos “melhores” indivíduos com uma estrutura para combinar e “reproduzir”, criando uma nova população. Assim, a cada geração, um conjunto de novos indivíduos é criado utilizando-se informações contidas na geração passada.

De acordo com Michalewicz (1998), cada cromossomo ou indivíduo representa uma solução para o problema. O processo evolutivo que ocorre na população de indivíduos corresponde a uma busca sobre o espaço de soluções potenciais. Cada busca tem dois objetivos: explorar as melhores soluções e explorar todo espaço de busca. Os Algoritmos Genéticos são métodos que buscam um equilíbrio entre a prospecção e a exploração do espaço de busca.

Um programa evolucionário é um algoritmo probabilístico que mantém a população de indivíduos ou cromossomos, $P(t) = \{v_1^t, \dots, v_n^t\}$ para cada iteração t . Cada cromossomo, v_i^t , representa uma solução em potencial para o problema.

Matematicamente, o cromossomo pode estar representado na forma de um vetor de variáveis. Estas variáveis podem estar na forma binária ou em número real. Essas variáveis são chamadas de genes. Os genes são os parâmetros a serem otimizados da solução do problema.

No problema de otimização de um controlador PI serão utilizados apenas cromossomos que contenham variáveis reais, desta forma, somente serão

detalhadas as etapas do algoritmo genético específicas para números reais, sendo desprezadas as informações específicas de números binários.

Além disso, temos sempre que ter em mente que os genes do cromossomo, ou seja, as variáveis da solução devem estar dentro de um limite físico do problema a ser otimizado.

II.4.1 Etapas de Desenvolvimento do Algoritmo Genético

Para se desenvolver um algoritmo genético, são necessárias etapas de inicialização, um looping que é composto por uma etapa de avaliação, seleção, recombinação, avaliação como verificamos no procedimento localizado na figura II.8 a seguir:

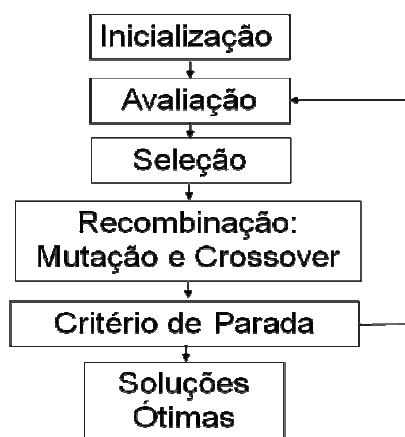


Figura II.8: Procedimento do Algoritmo Gen tico

Fonte: Michalewicz (1998).

II.4.1.1 Inicializa o

Para se come ar o desenvolvimento de um algoritmo gen tico,   necess rio obter uma popula o de indiv duos inicial. A inicializa o da popula o inicial vai determinar a velocidade de converg ncia do algoritmo gen tico, da  a sua import ncia.

Duas abordagens podem ser utilizadas: uma inserindo uma ou mais sementes dentro da popula o inicial, outra se deixando que a popula o seja escolhida aleatoriamente dentro do espa o de busca definido.

Após a inicialização da população inicial, começa um looping de etapas até o algoritmo genético atingir o critério de convergência, que no caso do Algoritmo Genético utilizado foi utilizado um critério de parada.

II.4.1.2 Looping:

II.4.1.2.1 1ª etapa do looping: Avaliação

Cada indivíduo de uma população é avaliado por uma função de “*fitness*”.

A função de *fitness* é uma função que vai avaliar e informar ao algoritmo genético o quão bom é a resposta do sistema. É uma função quantitativa. Para o presente estudo, foram utilizadas as funções de avaliação do tipo: ISE, IAE e ITAE, além da sugerida por Gaing (2004). As funções de avaliação estão mais detalhadamente apresentadas no **capítulo II.3.3.3**.

Após a avaliação da população inicial, a segunda tarefa do looping é a seleção dos indivíduos.

II.4.1.2.2 2ª etapa do looping: A seleção

É baseado na seleção pela roleta de forma a selecionar cromossomos aleatoriamente, proporcionando maiores chances de reprodução aos mais aptos (PACHECO, 2008). Como por exemplo a seguir:

Exemplo:

O cromossomo A, B, C e D possui um fitness de 1296, 324, 484 e 1, respectivamente conforme observado na tabela II.1.

Tabela II.5: *Fitness* de uma população fictícia

Cromossomo	<i>Fitness</i>
A	1296
B	324
C	484
D	1

Ao organizarmos o fitness na forma de uma roleta, obtemos a figura abaixo:

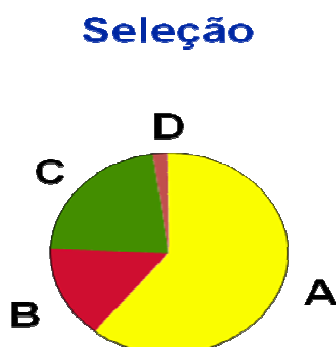


Figura II.9: Exemplo de seleção pela roleta

Na roleta, a área de correspondente a cada cromossomo é proporcional a cada fitness. E a probabilidade do cromossomo ser selecionado é correspondente à área que o mesmo ocupa na roleta.

Desta forma, os melhores cromossomos têm uma probabilidade maior de serem selecionados. Com isso, os melhores cromossomos são mais utilizados para gerarem os novos indivíduos.

Depois da etapa de seleção, os indivíduos podem ser recombinados através dos operadores genéticos (terceira etapa do looping).

II.4.1.2.3 3ª etapa do looping: recombinação através dos operadores genéticos

Existem dois tipos de recombinações clássicas: a mutação (cria novos cromossomos com uma pequena mudança em um cromossomo) e o crossover (cria novos cromossomos combinando partes de diversos – dois ou mais- cromossomos).

De acordo com (PACHECO, 2008), o crossover é um acelerador do processo de busca e tira proveito das soluções mais promissoras e a mutação é um operador exploratório e dispersa a população pelo espaço de busca.

A escolha do operador de recombinação mais adequado depende do

problema em questão. O operador de recombinação é fundamental para o desempenho do algoritmo genético, pois é através dele e do operador de seleção que o algoritmo genético tenta combinar e explorar as informações dos melhores cromossomos de forma a “caminhar” na direção certa para resolver o problema e com uma velocidade de convergência adequada (KAKU, 2004).

Veremos a seguir detalhadamente como se processam as recombinações de crossover e mutação:

a) Crossover

No algoritmo genético, gera-se um número aleatório r entre zero e um. Se r for menor do que a probabilidade de crossover (p_c) aplica-se o operador nos indivíduos selecionados.

No crossover, partes de dois indivíduos são trocadas a partir de posição escolhida aleatoriamente denominada ponto de crossover (PACHECO, 2008), como ilustrado na figura a seguir:

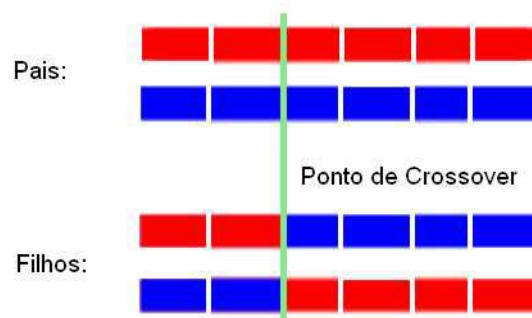


Figura II.10: Exemplo de Recombinação com Crossover

Crossover simples

Dado um cromossomo $v1 = \{x_1, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_q\}$ e um cromossomo $v2 = \{y_1, \dots, y_k, y_{k+1}, \dots, y_q\}$. Ao se efetuar um cruzamento entre os cromossomos na posição k , o resultado dos cromossomos é $v1' = \{x_1, \dots, x_k, y_{k+1}, \dots, y_q\}$ e $v2' = \{y_1, \dots, y_k, x_{k+1}, \dots, x_q\}$.

Entretanto esta operação não é eficiente em problemas de otimização numérica. Desta forma, para que isso seja evitado, Michalewicz propôs um novo crossover onde os cromossomos selecionados tenham os seguintes valores de saída:

$$v1' = \{x_1, \dots, x_k, y_{k+1} * a + x_{k+1} * (1-a), \dots, y_q * a + x_q * (1-a)\}. \quad (29)$$

$$v2' = \{y_1, \dots, y_k, x_{k+1} * a + y_{k+1} * (1-a), \dots, y_q * a + x_q * (1-a)\}. \quad (30)$$

onde $a \in [0,1]$.

Por exemplo:

Dado um cromossomo $\{K_{c1}, \tau_{11}\}$ e outro cromossomo $\{K_{c2}, \tau_{12}\}$. O resultado do crossover seria de $\{K_{c1}, \tau_{12}\}$ e $\{K_{c2}, \tau_{11}\}$

Crossover Aritmético – neste tipo de crossover é realizada uma combinação linear entre dois cromossomos (vetores de solução). Se o vetor $v1$ e $v2$ forem cruzados, a saída deverá ser $v1' = a * v1 + (1-a) * v2$ e $v2' = a * v2 + (1-a) * v1$. Este operador utiliza um valor aleatório de a localizado entre zero e um. Esse crossover sempre garante que os genes estejam dentro dos limite superior e inferior estabelecido.

b) Mutação

O operador mutação tem por objetivo introduzir uma diversidade nos cromossomos da população do algoritmo genético, de forma a evitar que o mesmo fique preso em mínimos ou máximos locais. Entretanto, se a taxa de mutação for muito elevada o algoritmo genético corre o risco de perder antigos parâmetros ótimos e executar uma busca puramente aleatória, o que não é desejável, pois a velocidade de convergência para a solução tenderá a diminuir (KAKU, 2004).

Na mutação conforme (PACHECO, 2008), cada gene do cromossomo tem a mesma probabilidade de passar por um processo de mutação. Gera-se um número aleatório r de zero a um para cada gene dos cromossomos, se r do

gene for menor do que a probabilidade de mutação (p_m), o gene vai sofrer mutação. O resultado da mutação é a troca cada gene de um cromossomo pai gerando um cromossomo filho conforme observamos na figura abaixo:

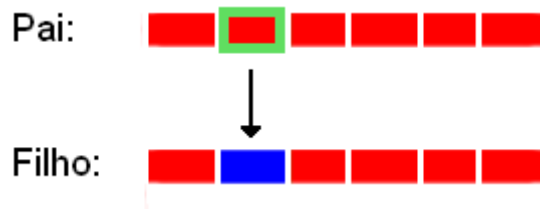


Figura II.11: Exemplo de Mutação

Descreveremos a seguir dois tipos de mutação. Elas se diferenciam pelo valor final do gene mutado:

- Na mutação uniforme, o resultado da mutação é um valor aleatório entre o valor do limite inferior e superior do gene.

Este operador tem um papel importante nas primeiras fases do processo evolutivo, pois as soluções podem mover-se livremente dentro de um espaço de busca. Além disso, nas gerações seguintes de um algoritmo evolutivo, este operador permite um movimento “para fora” de um ótimo local em busca de um ponto melhor.

Em particular, este operador é fundamental no caso onde a população inicial consiste de múltiplas cópias da mesma solução.

- A mutação não uniforme, o valor final do gene é dado pela função:

$$x_k' = x_k + \Delta(t, LS - x_k) \text{ se o dígito do número aleatório for zero.} \quad (31)$$

$$x_k' = x_k - \Delta(t, v_k - LI) \text{ se o dígito do número aleatório for um.} \quad (32)$$

Onde:

x_k – gene a sofrer a mutação;

x_k' – gene mutado;

LS – limite superior;

LI – Limite inferior;

$$\Delta(t, y) = y * \left(1 - r \left(\frac{1-t}{T} \right)^b \right) \quad (33)$$

y – variável da função Δ ;

t – geração;

T – número máximo de gerações;

b – é um número que depende do grau de não uniformidade. É usual utilizar-se b=5.

A função $\Delta(t, y)$ retorna um valor entre zero e y tal que a probabilidade de $\Delta(t, y)$ estar próximo de zero aumenta quando t aumenta.

Esta propriedade faz com que o operador efetue a busca no espaço uniformemente nas gerações iniciais e uma busca localizada nos estágios avançados. Desta forma, a mutação não-uniforme aumenta a probabilidade de gerar um gene com um valor próximo ao seu sucessor nas gerações mais avançadas do que se utilizando somente uma escolha aleatória.

II.4.1.2.4 4ª Etapa de Looping

Depois que os indivíduos selecionados são recombinados pela ação dos operadores genéticos, estes irão formar uma nova população (iteração t+1). Uma nova etapa de avaliação deverá ser realizada (3ª etapa do looping), sendo avaliada a convergência das soluções.

No caso do Algoritmo Genético utilizado no presente estudo, não foi utilizado um critério de convergência, mas sim uma condição de parada. Se esta não for alcançada, o algoritmo genético irá para 1ª etapa de looping até que depois de algumas gerações critério de parada seja atingido.

II.4.1.3 Convergência

A convergência do algoritmo genético para a solução global do problema vai

dependem da eficiência das variáveis do algoritmo, dentre eles destacam-se:

- População inicial de soluções potenciais;
- Função de avaliação das soluções;
- Operadores genéticos utilizados;
- Tamanho de população;
- Generation gap (percentagem da população que será substituída durante cada geração);
- Total de indivíduos;
- Número de gerações;
- Probabilidade de crossover;
- Probabilidade de mutação;
- Estratégia (pura ou elitista).

No caso do algoritmo genético utilizado o critério de convergência definido foi o número de gerações, que na realidade é uma condição de parada.

Um algoritmo genético não é a prova de falhas. Elas podem ocorrer principalmente causadas por uma convergência prematura para um mínimo local, o que pode ser contornado através de algumas estratégias específicas. Portanto, espera-se que a solução global ótima seja a solução convergida.

II.4.2 Sintonia dos Parâmetros do GA

Segundo Michalewicz (1998), o problema de adaptação dos parâmetros de controle de um algoritmo não é uma tarefa trivial. Duas são as principais abordagens para tal:

- O uso de um algoritmo supervisor para aperfeiçoar os parâmetros do próprio algoritmo genético. Os parâmetros utilizados são: tamanho de população, probabilidade de crossover, probabilidade de mutação, generation gap, seleção de estratégia (pura ou elitista).
- A adaptação das probabilidades dos operadores genéticos. A probabilidade de aplicar um operador pode ser alterada na medida em que haja melhoria do desempenho dos indivíduos criados por este operador.

Capítulo III – METODOLOGIA

Seguindo a metodologia de sintonia de malhas em cascata, primeiramente, sintonizou-se a malha secundária (malha interna) e depois a malha primária.

Foi realizada uma análise prévia de estabilidade da malha primária, na qual a malha do leito 1 foi aberta e o processo foi aproximado graficamente a uma função de primeira ordem com tempo morto para verificação da estabilidade.

Para sintonia da malha primária ou mestre, foi realizada através da aplicação da técnica de otimização dos Algoritmos Genéticos. Para tal foi elaborado um programa computacional que utiliza a biblioteca GACOM de Algoritmos Genéticos desenvolvida pelo ICA (PUC-Rio). Este programa compila o algoritmo genético que gera soluções iniciais aleatórias dentro de um intervalo definido.

Durante a execução do Algoritmo Genético, a estabilidade das soluções é verificada. Foram testados vários critérios de estabilidade, entre eles as raízes da Equação Característica, Arranjo de Routh e Bode. Após essa etapa, é realizada a simulação do processo.

Nesta etapa, foi utilizado um simulador desenvolvido pelo professor Maurício Bezerra de Souza que emprega um modelo matemático de uma unidade de hidrotreatamento de diesel desenvolvido por (CARNEIRO, 1992). Com a simulação, obtêm-se uma função do erro. Foram testadas várias funções de avaliação as quais foram apresentadas anteriormente na revisão bibliográfica.

Após a obtenção da função avaliação, as soluções são selecionadas e recombinadas pelo algoritmo genético formando uma nova população de soluções em um processo cíclico até atingir a sua convergência. Espera-se obter uma solução muito próxima à solução global do sistema.

Após obter os valores otimizados estes foram comparados aos valores obtidos pelos métodos clássicos: Ziegler–Nichols, Cohen&Coon obtidos através da parametrização gráfica.

Para comparação dos resultados com os métodos clássicos também foi realizada uma parametrização através do algoritmo genético de um degrau de 10% na temperatura de entrada do simulador a uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto. Isto foi realizado para que os erros verificados na aproximação a uma função de primeira ordem com tempo morto sejam minimizados.

III.1 Sintonia da malha secundária (malha interna)

Para a malha interna, GpGfGm é de primeira ordem e o controlador PI aumenta a ordem da Equação Característica em 1, de forma que o grau do polinômio da mesma seja de segundo grau. Portanto não é possível obter Kc último e τ_i último, pois o sistema de segunda ordem não se estabiliza.

A sintonia da malha interna, que no presente processo em estudo é o forno, foi realizada através da otimização com o algoritmo genético dado um degrau de +10% no *setpoint* do controlador e com degrau de +10% no distúrbio. Nestas otimizações o parâmetro de avaliação da resposta foi o IAE.

Foi testado o número de gerações do algoritmo genético mantendo-se constantes os demais parâmetros, conforme verificamos na figura seguir:

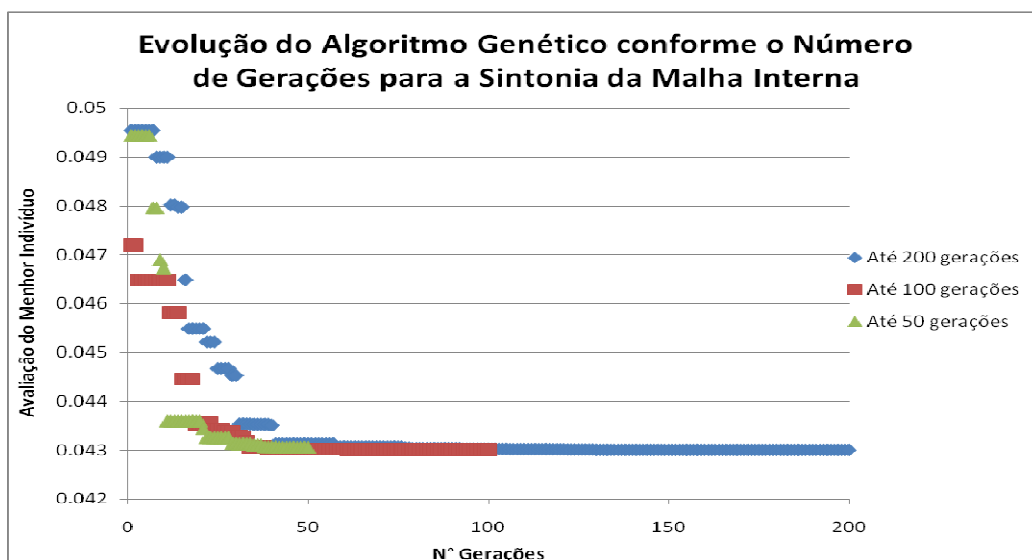


Figura III.1: Evolução do Algoritmo Genético para o caso da Sintonia da Malha Interna

Verificou-se que 50 gerações já eram suficientes para a otimização. Ao aumentar o número de gerações não foi verificada redução significativa da avaliação do melhor indivíduo para mais gerações. Este teste na metodologia contribuiu para redução do tempo computacional das otimizações.

Desta forma, foram adotadas as seguintes parametrizações do algoritmo genético conforme tabela a seguir:

Tabela III.1: Parametrização utilizada no Algoritmo Genético

Parâmetro	Valor
Nº de gerações	50
Tamanho da População	100
Taxa Inicial de Crossover	0.90
Taxa Final de Crossover	0.50
Taxa Inicial de Mutação	0.05
Taxa Final de Mutação	0.70
Taxa de Substituição Inicial da População	0.8
Taxa de Substituição Final da População	0.2

Observa-se que a taxa inicial de crossover (0.95) é maior do que a taxa de inicial de mutação (0.05). Isto ocorre porque o crossover tende a convergir a solução para um mínimo local, sendo este mais importante nas etapas iniciais.

Ao final da otimização a taxa de crossover vai se reduzir e aumenta-se a taxa de mutação, pois a mutação tende a explorar o espaço de busca de forma que sejam procurados outros mínimos.

Quanto ao espaço de busca procurado pelo algoritmo genérico, o mesmo adotado foi de: $-500 < K_p < 500$ e $0.000001 < \tau_I < 50$ para a otimização da sintonia da malha interna. O espaço de busca pode ser muito amplo contemplando K_p muito altos, tendo em vista que a malha interna não se instabiliza, pois a

mesma é uma função de transferência de segunda ordem.

Foi elaborada a rotina a seguir em matlab[®] para ser chamada pelo programa do algoritmo genético, conforme apresentada no anexo rotina 1.

Foi utilizado o simulador desenvolvido pelo professor Maurício Bezerra de Souza Jr. na rotina do Simulink[®] apresentada na figura 7 abaixo:

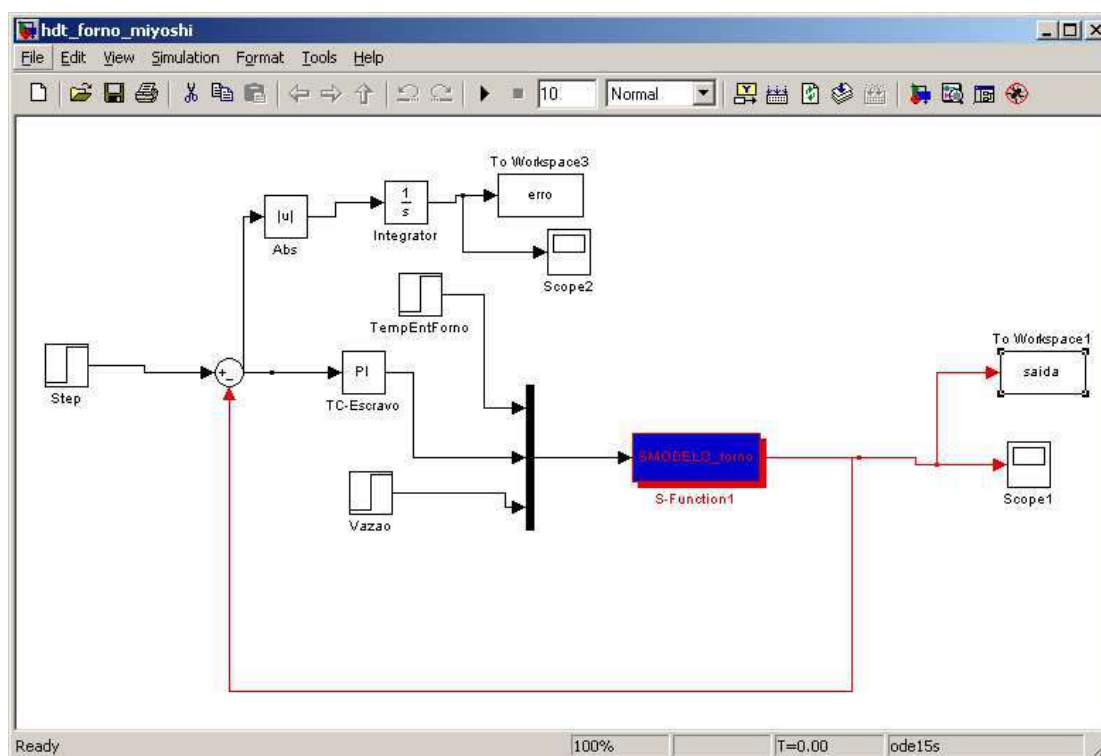


Figura III.2: Sintonia da Malha Interna pelo Método IAE

III.2 Sintonia da Malha Primária (Mestre)

Desta forma, tendo em vista que o processo de hidrotreatamento de diesel possui uma alta tendência de se desestabilizar em malha fechada, foi necessário desenvolver uma rotina que avaliasse a estabilidade da malha para cada configuração.

III.2.1 Análise de Estabilidade Malha Primária (Mestre)

Para se avaliar a estabilidade da malha primária, primeiramente a mesma foi aberta e aproximou-se o processo por uma função de transferência de

primeira ordem com tempo morto.

III.2.1.1 Aproximação da Resposta do Sistema a uma funções de transferência de primeira ordem com tempo morto

A malha do leito 1 foi aberta efetuando-se um degrau de + 10% (21.5°C) na Temperatura de entrada do leito 1.

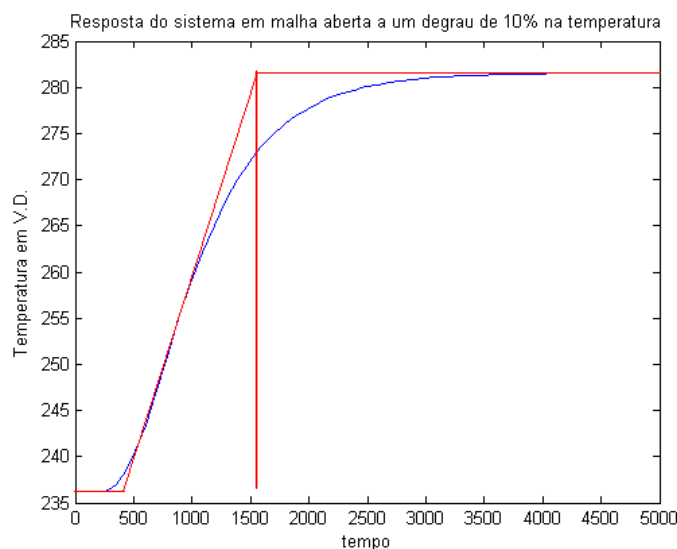


Figura III.3: Resposta do sistema em malha aberta a um degrau de 10% na temperatura

Dado que o parâmetro K pode ser calculado e apenas os parâmetros τ e θ foram aproximados pelo gráfico, o que gera erros de aproximação.

III.2.1.2 Elaboração de Rotinas para avaliação da estabilidade

Dados os valores de K, τ e θ , é analisou-se a estabilidade do processo em malha fechada a partir de cada avaliação do algoritmo genético.

Como no estudo, aproximou-se ($G=G_fG_pG_m$) por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto, equação (19). A equação característica obtida foi:

$$EC = 1 + G_pG_fG_cG_m \quad (34)$$

$$EC = 1 + kc \times \left(\frac{\tau_I S + 1}{S \tau_I} \right) \left(\frac{ke^{-\theta s}}{\tau s + 1} \right), \quad (35)$$

Utilizando-se a aproximação de Padé, temos que

$$e^{-\theta s} = \frac{1 - \frac{\theta}{2}s}{1 + \frac{\theta}{2}s} \quad (36)$$

Daí, obtêm que:

$$EC = \frac{\tau_I \tau \theta}{2} s^3 + \left(\tau_I \tau + \frac{\tau_I \theta}{2} - \frac{kkc \tau_I \theta}{2} \right) s^2 + \left(\tau_I - \frac{kkc \theta}{2} + kkc \tau_I \right) s + kkc \quad (37)$$

Com isso, foram desenvolvidas 3 rotinas em matlab[®] que analisam a estabilidade da malha através dos critérios: do arranjo de Routh, das raízes da Equação Característica e de Bode. Essas rotinas são apresentadas no anexo.

Esta análise de estabilidade é realizada a cada solução que o algoritmo genético avalia. Isto é realizado para se garantir que somente haver simulação dos sistemas estáveis, economizando-se assim tempo de simulação dos sistemas instáveis.

Quando o algoritmo genético chama a rotina de avaliação de estabilidade, se a saída da mesma for 1, o sistema é estável em malha fechada para a solução que o algoritmo genético está avaliando e a simulação é realizada, obtendo-se assim o valor da função de avaliação.

Mas quando a saída é 0, significa que o sistema apresenta instabilidade. Nesses casos, o valor da função de avaliação desse sistema é penalizado com um valor muito alto de 1.0 e+020.

Comparando-se as rotinas:

- A rotina das raízes da Equação Característica utiliza o método roots do matlab[®] que resolve um sistema de equações polinomiais, de forma a encontrar as raízes. Supõe-se que utilize um método numérico para resolução do tipo Gauss ou Jacobi.
- A rotina do Bode utiliza o método fsolve do matlab[®] que deve utilizar algum método numérico similar ao método de Newton-Rapson. Muito provavelmente utiliza o método de Gauss ou métodos similares em suas sub-rotinas.
- A rotina do Arranjo de Routh somente se utiliza de operações de soma, subtração, divisão e multiplicação.

Individualmente testando para um sistema estável em malha fechada, identificou-se como o esperado que rotina do Arranjo de Routh gasta menos tempo computacional do que a rotina das raízes da Equação Característica. Esta última por sua vez utiliza menos tempo computacional do que a rotina do Bode.

Entretanto, quando se testa com o GA para 10 gerações com 50 indivíduos, verificam-se os seguintes resultados apresentados na tabela 1.

Tabela III.2: Tempo Computacional médio para os métodos de avaliação de estabilidade implementados em Matlab[®](2007)

	Routh	Raízes da EC	Bode	Sem avaliação preliminar de estabilidade
Tempo Computacional médio (s)	162.2479	150.6072	140.0712	165.3652
%do tempo em relação ao tempo sem a avaliação da estabilidade	98.11	91.08	84.70	100.00

Esse resultado pode ser explicado que pelo fato do método de estabilidade de bode ser o mais preciso, o mesmo também tem um menor custo computacional se acoplado a todas as avaliações de um algoritmo genético.

Os métodos de avaliar a estabilidade pelo Arranjo de Routh e pela Equação Característica, neste caso, foram aproximados. Pois se utilizou a aproximação de Padé para obter-se a equação Característica.

III.2.2 Avaliação

Após serem verificadas as estabilidades, o simulink® simula a malha em cascata para cada valor de K_C e τ_I do controlador mestre conforme a figura III.4 a seguir:

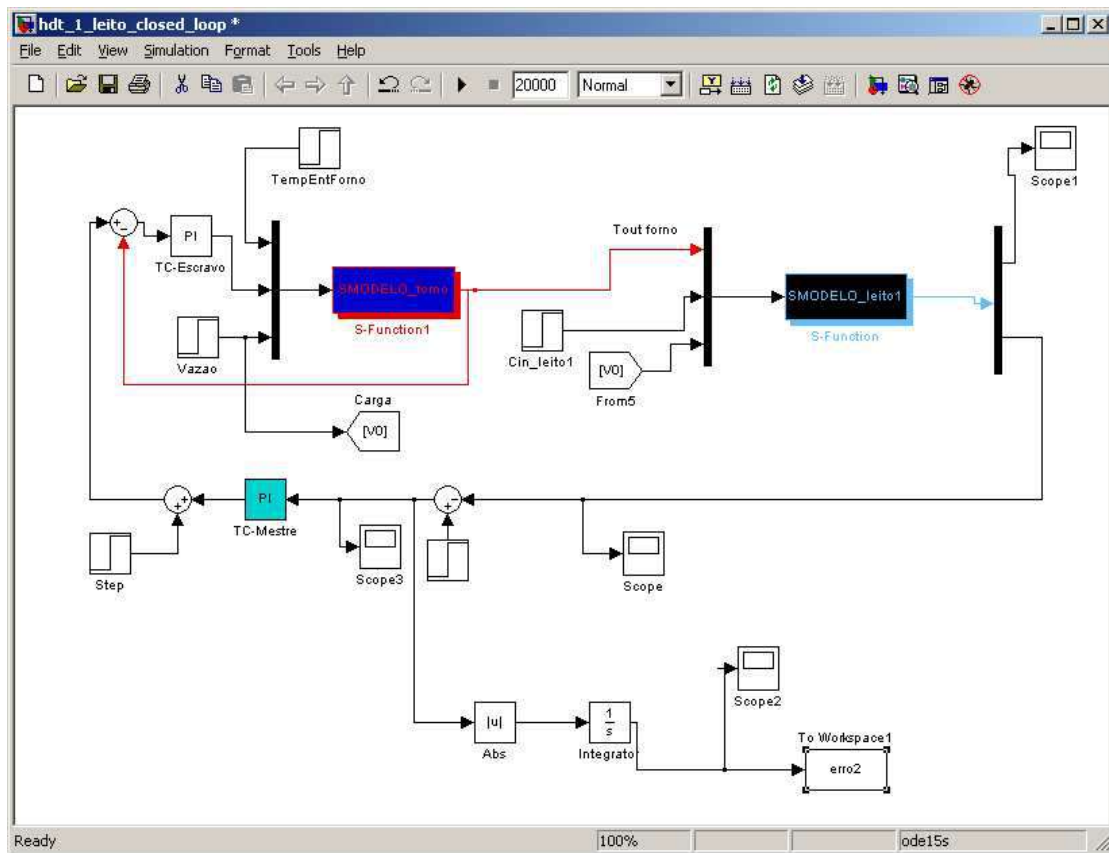


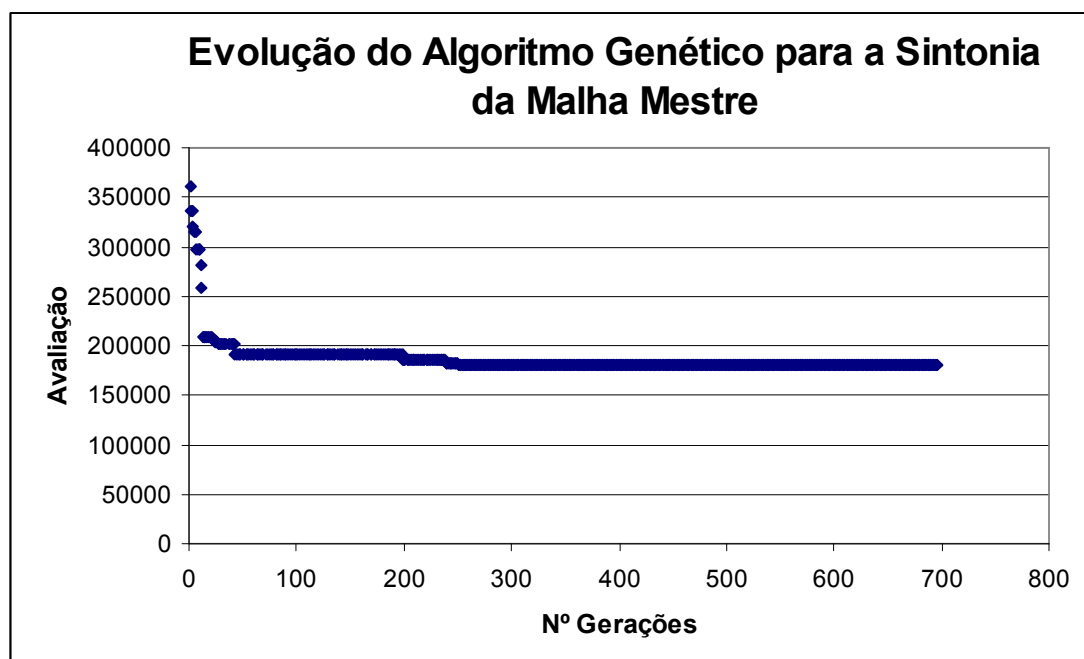
Figura III.4: Simulador da malha em cascata do forno (malha interna) e do leito 1 (malha principal) do processo de HDT

Após isso, o programa do algoritmo genético capta o valor de cada indivíduo da população de forma a guiá-lo na busca pelo valor ótimo.

Os limites de K_C foram especificados dentro da faixa de estabilidade: $0 < K_C < 2.83$. O espaço de busca de τ_I utilizado foi de $0 < \tau_I < 5000$.

III.2.3 Sintonia do Algoritmo Genético

Como no caso da malha interna, foi testado o número de gerações do algoritmo genético, conforme verificamos na figura seguir:



Desta forma, verificou-se que para uma população de aproximadamente 300 gerações eram suficientes para a otimização. Com isso, apresentamos a parametrização do algoritmo genético na tabela a seguir:

Tabela III.3: Parametrização utilizada no Algoritmo Genético

Parâmetro	Valor
Nº de gerações	300
Tamanho da População	100
Taxa Inicial de Crossover	0.90
Taxa Final de Crossover	0.50
Taxa Inicial de Mutação	0.05
Taxa Final de Mutação	0.70
Taxa de Substituição Inicial da População	0.8
Taxa de Substituição Final da População	0.2

III.2.4 Comparação com os métodos clássicos

Conforme apresentado, para a aproximação gráfica realizada, o fator de incontrolabilidade τ/θ é de: 2.9782. Dado que o método de Ziegler-Nichols, rende boas sintonias para processos com fator de incontrolabilidade entre 0,1 e 0,3. Este método não é recomendável para a sintonia desse sistema, pois o fator de incontrolabilidade encontrado para o processo de hidrotreatamento é de 2.9782 e, portanto, está fora do range de boas sintonias do método de Ziegler-Nichols.

Como o método de Cohen & Coon apresenta um bom desempenho para valores de fator de incontrolabilidade entre 0,6 e 4,5, este método também será comparado com os resultados da otimização com os Algoritmos Genéticos.

Segue abaixo a tabela II.4 com os parâmetros do controlador PI.

Tabela III.4: Parâmetros do controlador PI dos métodos Clássicos como Ziegler-Nichols em malha aberta e Cohen&Coon

Método	controlador	K_c	τ_i
Ziegler-Nichols (MA)	PI	$0.9 \cdot \tau / (k \cdot \theta)$	$3,33 \cdot \theta$
Cohen & Coon	PI	$\frac{\tau}{k\theta} \left(0.9 + \frac{\theta}{12\tau} \right)$	$\frac{\theta(30 + 3(\theta/\tau))}{9 + 20(\theta/\tau)}$

Tendo em vista que o método de obtenção de parâmetros de uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto através da tangente da resposta a um degrau no sistema, apresenta erros na obtenção destes parâmetros. E que também temos disponível uma ferramenta de parametrização poderosa que é o Algoritmo Genético.

Foi-se realizada uma parametrização da resposta do sistema a um degrau de

na temperatura de entrada através dos Algoritmos Genéticos para fins de melhorias do resultado a ser obtido pelo método clássico.

Desta forma, a resposta do sistema em malha aberta a um degrau de 10% na temperatura de entrada do leito 1 também foi ajustada a uma função de primeira ordem através do Algoritmo Genético utilizando-se a função IAE como função de avaliação, conforme verificamos na figura abaixo:

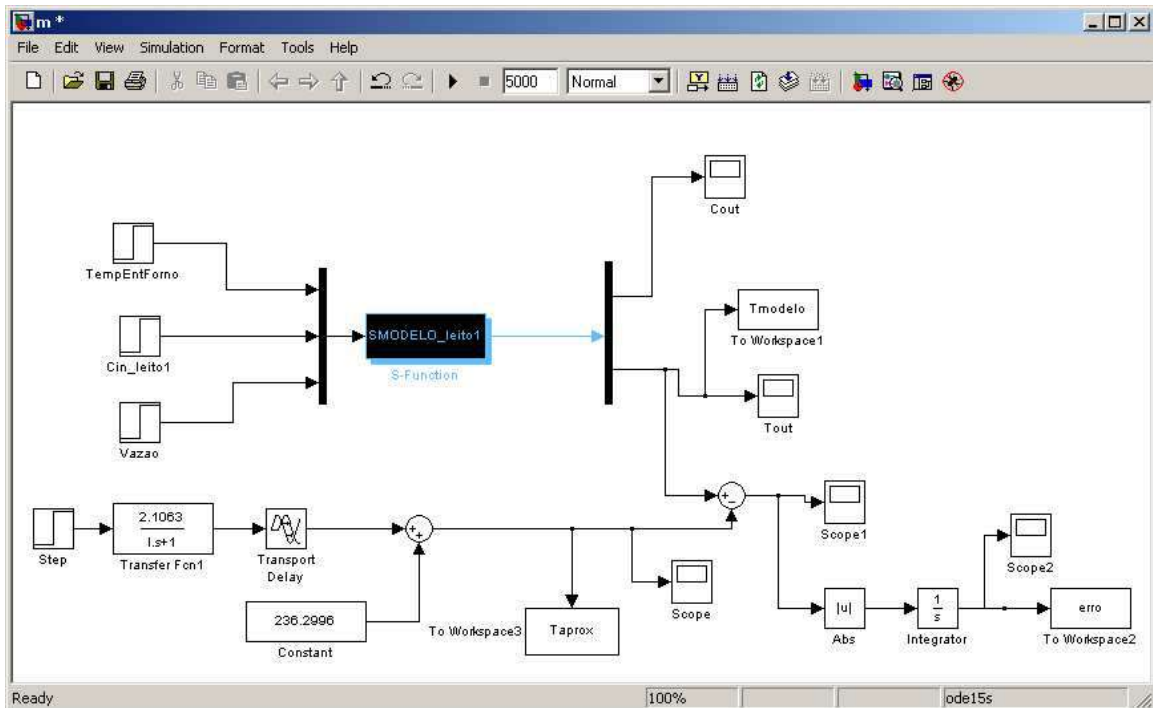


Figura III.5: Aproximação com o GA do Modelo por uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto

Como resultado dessa parametrização pelo método gráfico e pelo Algoritmo Genético, obteve-se os seguintes parâmetros:

Tabela III.5: Parâmetros obtidos para a aproximação a um primeira ordem com tempo morto através do método gráfico e do Algoritmo Genético de um degrau de 10% na temperatura (21.5°C)

Parâmetro	Método Gráfico	Parametrização c/ GA
K	2.1063	2.1063
τ	1203.6	595.290
θ	404.1372	561.9441
τ/θ	2.9782	1.0593

Observa-se que o fator de incontabilidade obtido com a parametrização com o GA foi muito menor do que o obtido pelo método gráfico. Desta forma, espera-se que as sintonias clássicas realizadas com a parametrização do GA obtenham melhores performances.

Comparando-se as aproximações através do método gráfico e com a obtida pelo GA, obtemos o seguinte gráfico:

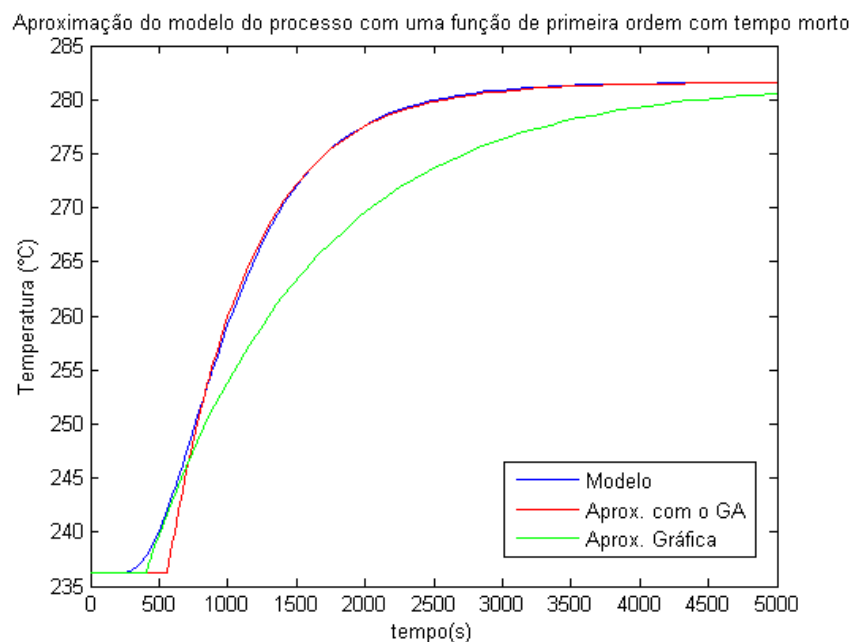


Figura III.6: Comparação da aproximação Gráfica e com o GA da Resposta do Sistema por uma função de transferência de primeira

ordem com tempo morto

Com isso observamos que a aproximação através do algoritmo genético é mais precisa à dinâmica obtida pelo simulador do que a aproximação Gráfica.

Finalmente, calculou-se os valores dos parâmetros K_c e τ_I obtidos pela aproximação de uma função de transferência de primeira ordem com tempo morto graficamente para se comparar com os resultados obtidos através do algoritmo genético.

Controlador	Método	Parâmetro	GA	Gráfico
PI	Ziegler-Nichols (MA)	K_c	0.4526	1.2726
		τ_I	1871.2739	1345.7769
	Cohen & Coon	K_c	0.4922	1.3121
		τ_I	661.7625	797.3805

Verifica-se que o K_c obtido pela parametrização de uma função de primeira ordem com tempo morto através do algoritmo genético é bem menor do que o calculado pelo método gráfico.

Dependendo do problema, maiores ganhos podem levar o sistema a se instabilizar.

Capítulo IV RESULTADOS E DISCUSSÕES

IV.1 Sintonia da malha secundária (malha interna)

Apresentamos a seguir na Figura IV.1, o resultado da otimização dos parâmetros do controlador escravo PI na malha interna fechada do forno. Foi utilizada nesta simulação um degrau de 10% no *setpoint* e a função de avaliação otimizada foi a integral do valor absoluto do erro -IAE.

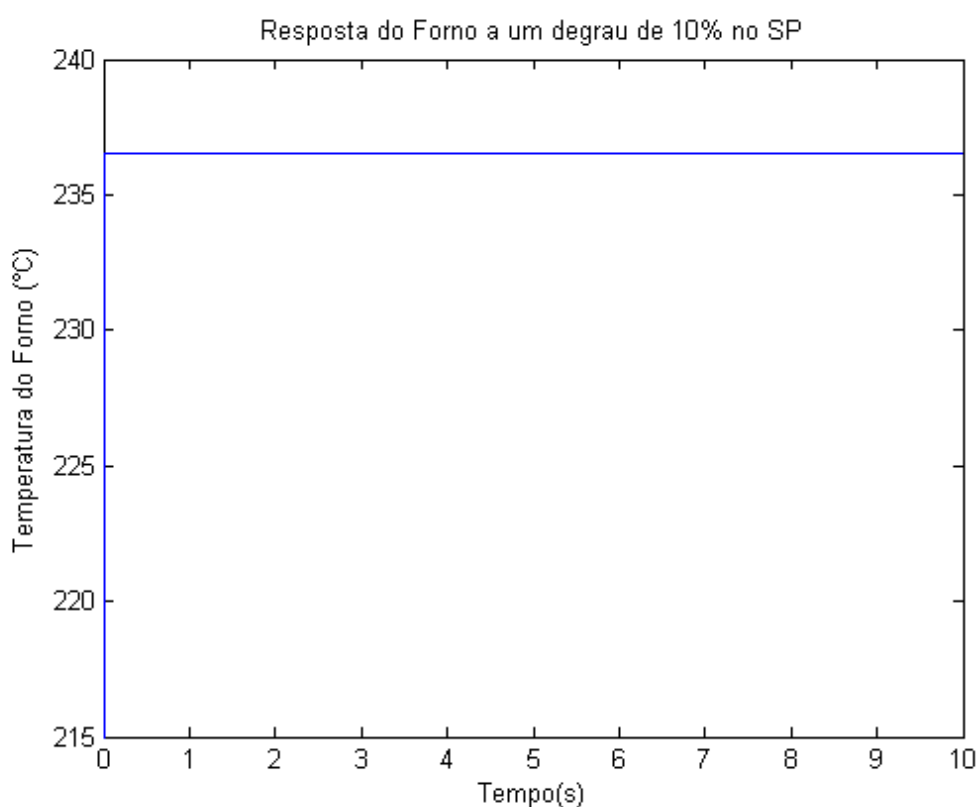


Figura IV.1: Resposta do forno a um degrau de 10% no SP

Observa-se que a resposta para o problema servo com degrau de +10% no *setpoint* foi rápida, estável em malha fechada e atinge o *setpoint* de imediato. Portanto, o resultado da otimização foi satisfatório. Desta forma, não foram realizadas outras otimizações com outras funções de avaliação.

Os parâmetros obtidos foram: $K_c = 500$ e $\tau_I = 44.0789$. Com isso, $P = 500$ e

$$I = \frac{K_c}{\tau_I} = 11.3433$$

IV.2 Sintonia da malha primária (ou mestre)

Conforme, metodologia de sintonia de malhas em cascata, sintoniza-se a malha interna primeiramente e depois que se realiza a sintonia da malha mestre ou primária. Desta forma, para a sintonia da malha primária, foram utilizados os parâmetros de sintonia da malha secundária ou interna.

IV.2.1 Sintonia problema servo

IV.2.1.1 Sintonia do Problema Servo utilizando o Algoritmo Genético para Sintonia Ótima

As sintonias a seguir foram otimizadas através do Algoritmo Genético para o controlador *feedback* da malha mestre através de um degrau de +10% no *setpoint*.

Ao utilizarmos as funções de avaliação: IAE, ISE e ITAE, obtiveram-se as seguintes respostas através da otimizações com o GA para cada função de avaliação.

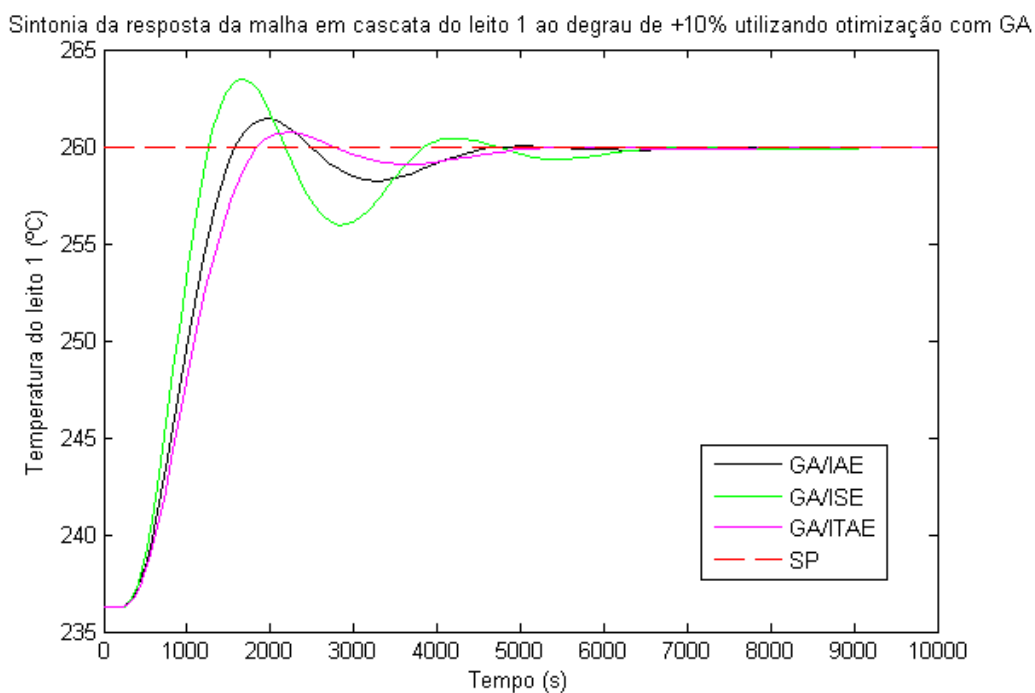


Figura IV.2: Otimização com Algoritmos Genéticos dos parâmetros de um controlador PI através das funções de Avaliação IAE, ISE, ITAE

Observamos que a curva GA/ISE apresenta menor tempo de subida e também apresentou o maior *overshoot*, a curva GA/IAE apresenta menor tempo de resposta e dessas três curvas a curva ITAE apresentou menor *overshoot*.

Já para a função de avaliação de Gaing (2004), foram obtidas as seguintes respostas a partir da otimização com Algoritmos Genéticos.

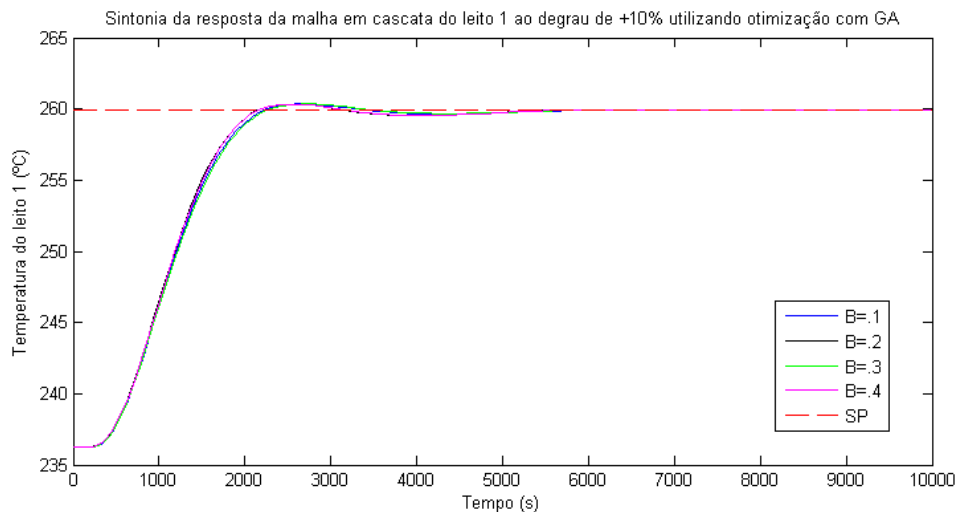


Figura IV.3: Resposta a um Otimização com Algoritmos Genéticos dos parâmetros de um controlador PI através da funções Gaing (2004)

Observamos que não há diferença significativa para uma pequena variação de β na Função de Avaliação sugerida por Gaing, 2004. Também se verifica uma sobreposição quase imperceptível.

Apresentamos na figura a seguir a resposta da função de avaliação de Gaing e das funções ITAE, IAE e ISE.

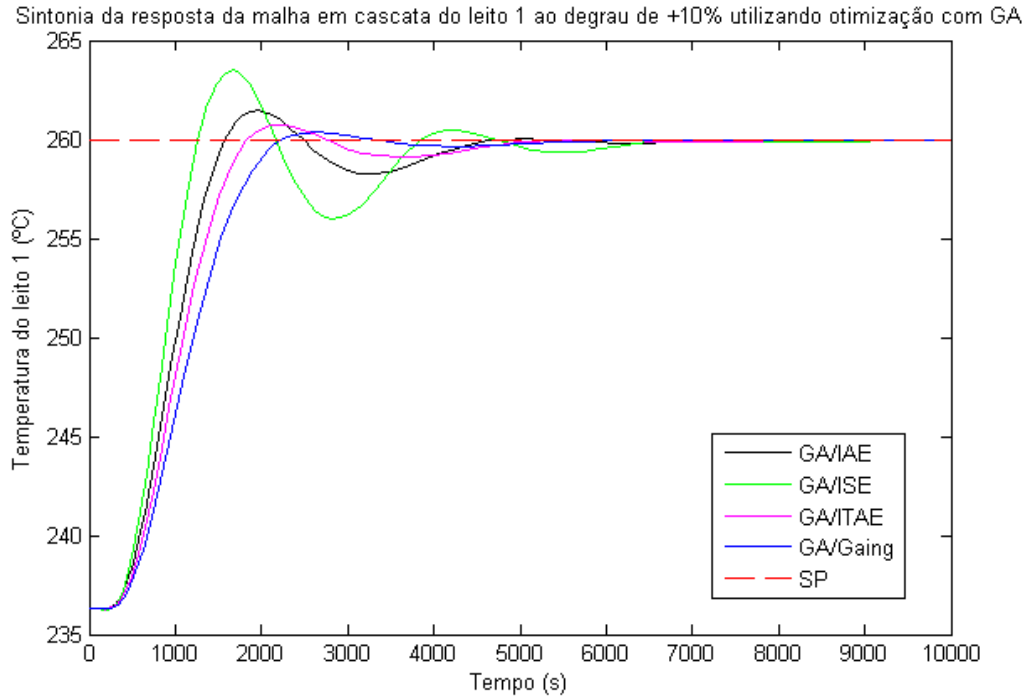


Figura IV.4: Comparação da Sintonia através de GA de várias funções de avaliação

A resposta que obteve maior *overshoot* e menor tempo de subida foi da ISE, mas a que obteve menor *overshoot* foi a sugerida por Gaing.

Segue tabela com os parâmetros Ótimos obtidos a partir da otimização com Algoritmos Genéticos através das funções de avaliação IAE, ISE, ITAE e GAING.

Tabela IV.1: Parâmetros Ótimos obtidos a partir da otimização com Algoritmos Genéticos

	GA/IAE	GA/ISE	GA/ITAE	GA/ GAING
K_c	.407602	.550840	0.338372	0.28467
τ_i	897.528	1124.353	791.372	714.384

Se compararmos o K_c obtido para cada otimização mostrado na tabela acima, observamos que K_c (ISE) > K_c (IAE) > K_c (ITAE) > K_c (GAING). Fato que contribui para a dinâmica da simulação com os parâmetros otimizados pela

função de avaliação ISE possuir um tempo de subida menor do que a com a função IAE e assim sucessivamente. Além disso, com o aumento de K_c , observa-se também aumento do *overshoot*.

Já ao compararmos o τ_i o obtido para cada otimização mostrado na tabela acima, observamos que τ_i (GAING) < τ_i (ITAE) < τ_i (IAE) < τ_i (ISE). É esperado que quanto menor o τ_i maior é a ação integral e maior é a oscilação e o período de oscilação, o que não foi obtido.

Suspeita-se que isto ocorreu, pois a ação proporcional superou a ação integral no que se refere à oscilação e ao período de oscilação.

IV.2.1.1 Comparação das respostas das Sintonias Obtidas através das otimizações com Algoritmos Genéticos com as obtidas através das Sintonias Clássicas

Primeiramente apresenta-se as sintonias clássicas obtidas através da aproximação de primeira ordem com tempo morto, obtida através da reta tangente ao degrau de 10% na temperatura de entrada em malha aberta.

Sintonia da resposta da malha em cascata do leito 1 ao degrau de +10% utilizando Sintonias Clássicas

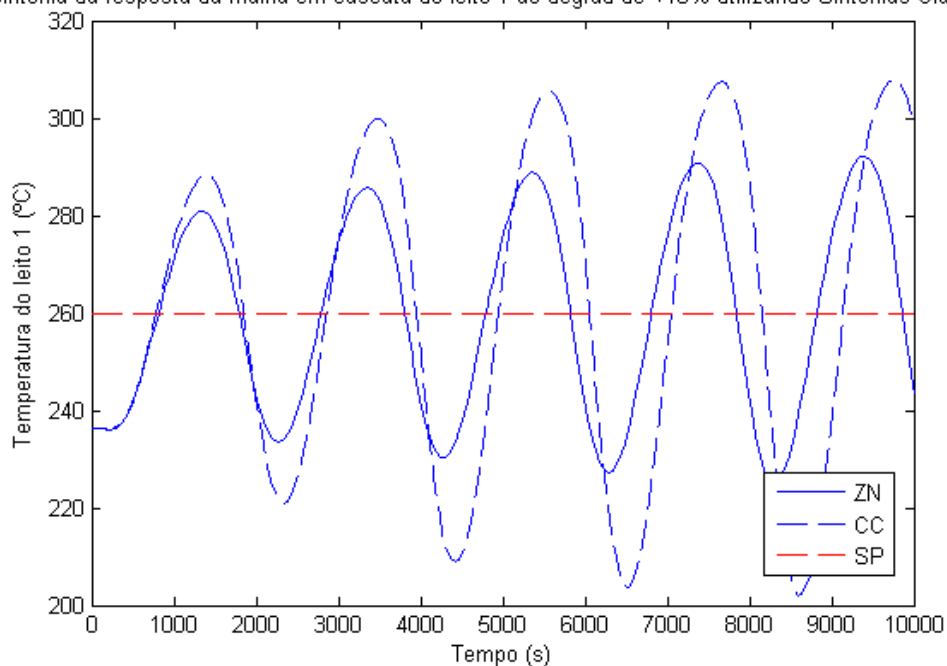


Figura IV.5: Resposta das Sintonias de Ziegler-Nichols, Cohen&Coon cujos parâmetros da aproximação a uma função de transferência de primeira ordem foi obtido graficamente

Podemos observar que essas respostas das Sintonias obtidas pelos métodos clássicos de Ziegler-Nichols e de Cohen & Coon, tende a instabilidade quando submetida a um degrau no *setpoint* de 10% em malha fechada.

Suspeitou-se que a instabilidade observada era em função da aproximação gráfica a uma função de primeira ordem com tempo morto.

Desta forma, aproximou-se o modelo a uma função de primeira ordem com tempo morto, parametrizando-a com um Algoritmo Genético e obteve-se a seguinte resposta para as sintonias de Ziegler-Nichols e Cohen&Coon.

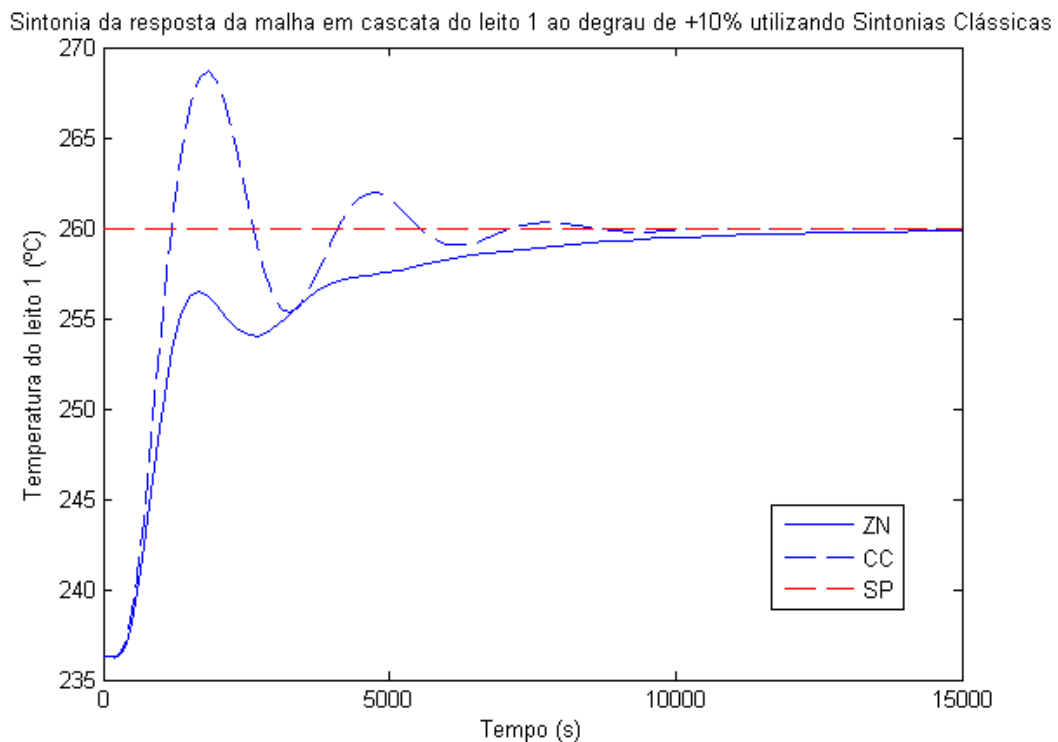


Figura IV.5: Resposta das Sintonias de Ziegler-Nichols, Cohen&Coon cujos parâmetros da função de transferência de primeira ordem com tempo morto foram obtidos através do GA.

Observamos que as respostas obtidas através da parametrização com GA de uma função de primeira ordem com tempo morto apresentaram estabilidade. Sendo que a resposta da sintonia utilizando-se Cohen&Coon apresentou *overshoot* e a sintonia utilizando-se Ziegler&Nichols foi mais amortecida, entretanto mais lenta do que a primeira.

Comparando-se estas respostas com respostas otimizadas através do algoritmo genético apresentadas no capítulo IV.2.1.1, obtemos o seguinte gráfico:

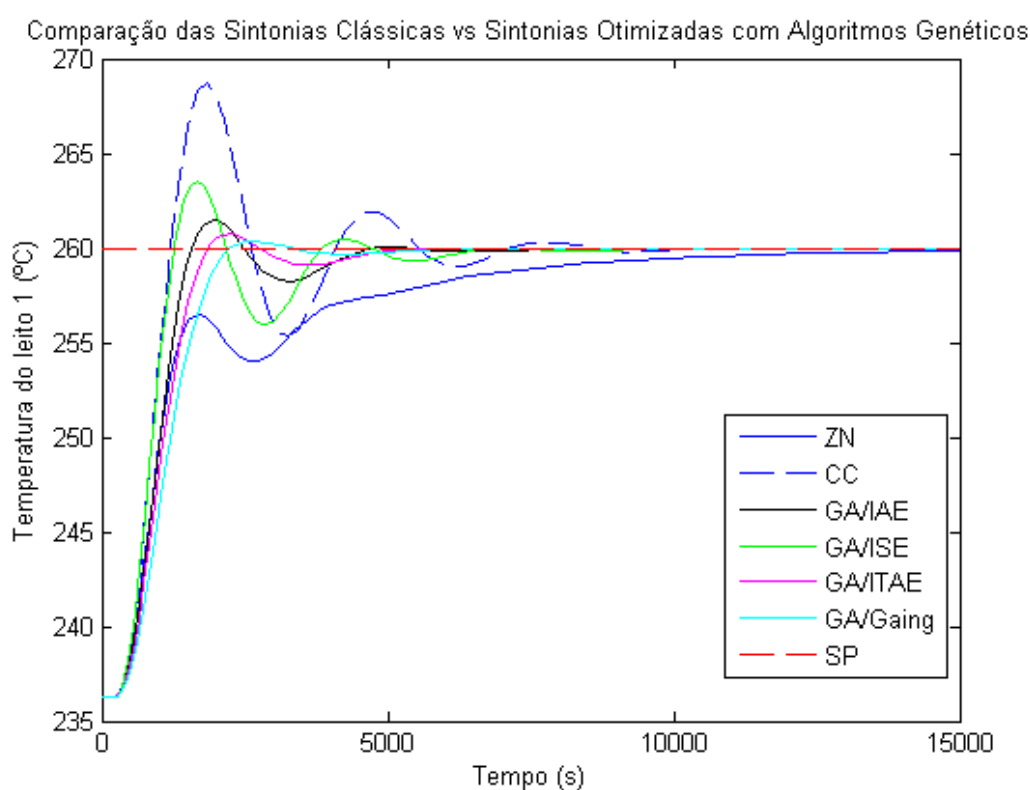
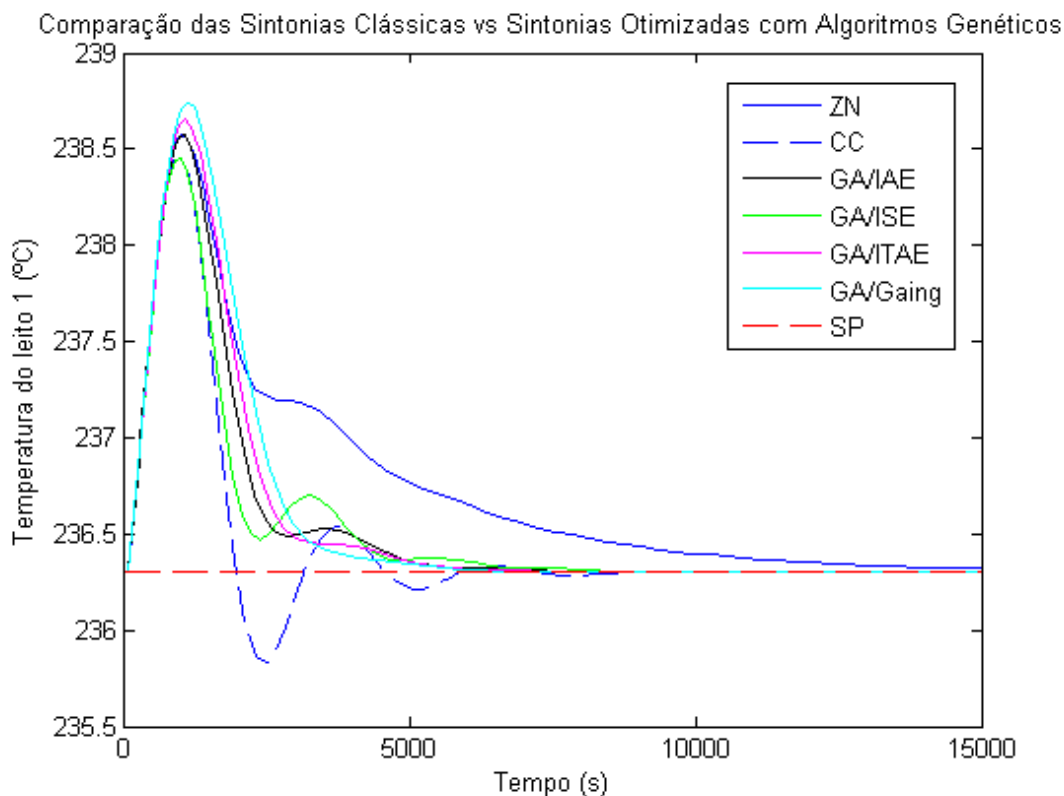


Figura IV.6: Comparação das Sintonias Clássicas vs Sintonias Otimizadas com Algoritmos Genéticos

Verificamos através da figura IV.6 que todas as sintonias otimizadas através do Algoritmo Genético apresentaram melhor desempenho do que a sintonia clássica de Cohen&Coon, já que apresentaram menor overshoot e menor tempo de resposta. E em relação à sintonia de Ziegler& Nichols, elas apresentaram menor tempo de resposta.

Ao manter-se a sintonia do problema servo e mudar-se para um problema regulador conferindo um degrau de 10% na concentração inicial de catalisador no leito 1, verifica-se as seguintes respostas:



Neste caso as sintonias pelo GA com a função de avaliação ISE e a sintonia clássica de Cohen&Coon obteve o menor pico, em compensação a resposta que apresentou maior pico (GA/Gaing) apresentou menor tempo de resposta.

IV.2.2 Otimização da sintonia em um problema regulador

As respostas em malha fechada apresentadas a seguir refere-se a um degrau de 10% na concentração inicial no leito 1. Essas respostas são resultantes da otimização dos parâmetros P I através do algoritmo genético utilizando as funções de avaliação ITAE, ISE e IAE em um problema regulador. Além das respostas otimizadas também se inclui a resposta obtida através da sintonia de Cohen&Coon.

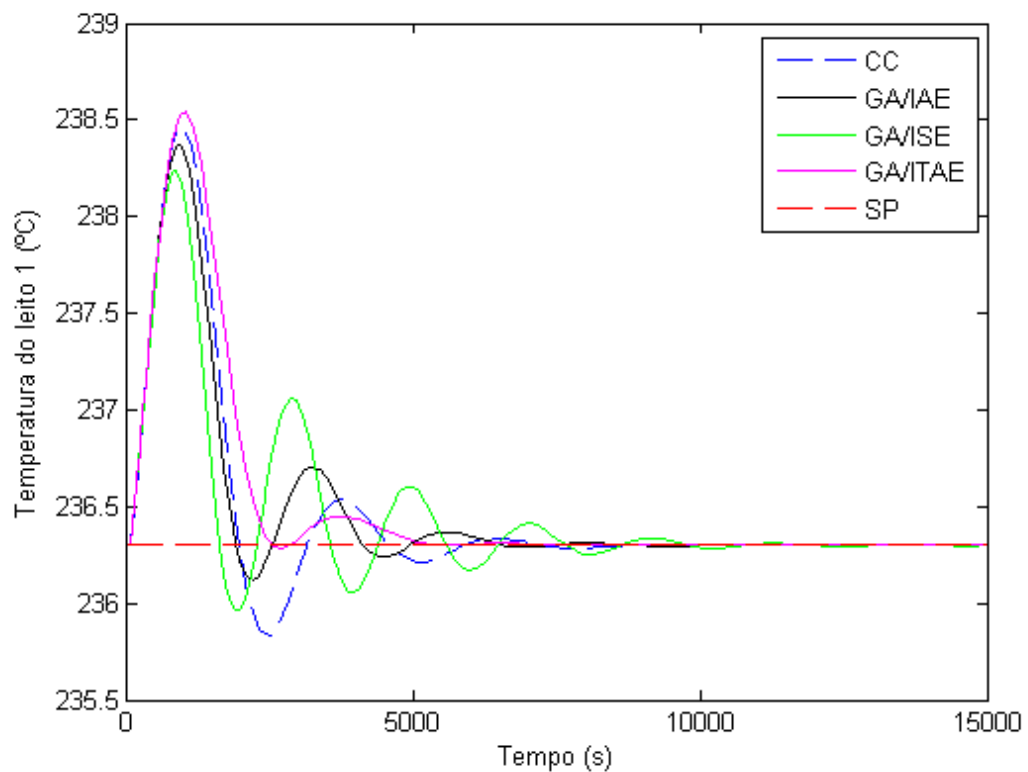


Figura IV.5: Resposta a um degrau de +10% na Concentração Inicial

A resposta que apresentou maior overshoot foi a sintonia utilizando-se a função de avaliação ITAE, mas tendeu ao valor final mais rapidamente do que as demais funções. A otimização com a função de avaliação ISE obteve menor overshoot, mas oscilou mais do que as demais funções. A otimização obtida através da função de avaliação IAE e a sintonia de CC obtiveram um comportamento intermediário.

Aplicando-se um degrau no SP para as sintonias otimizadas para um problema regulador, obteve-se as seguintes respostas:

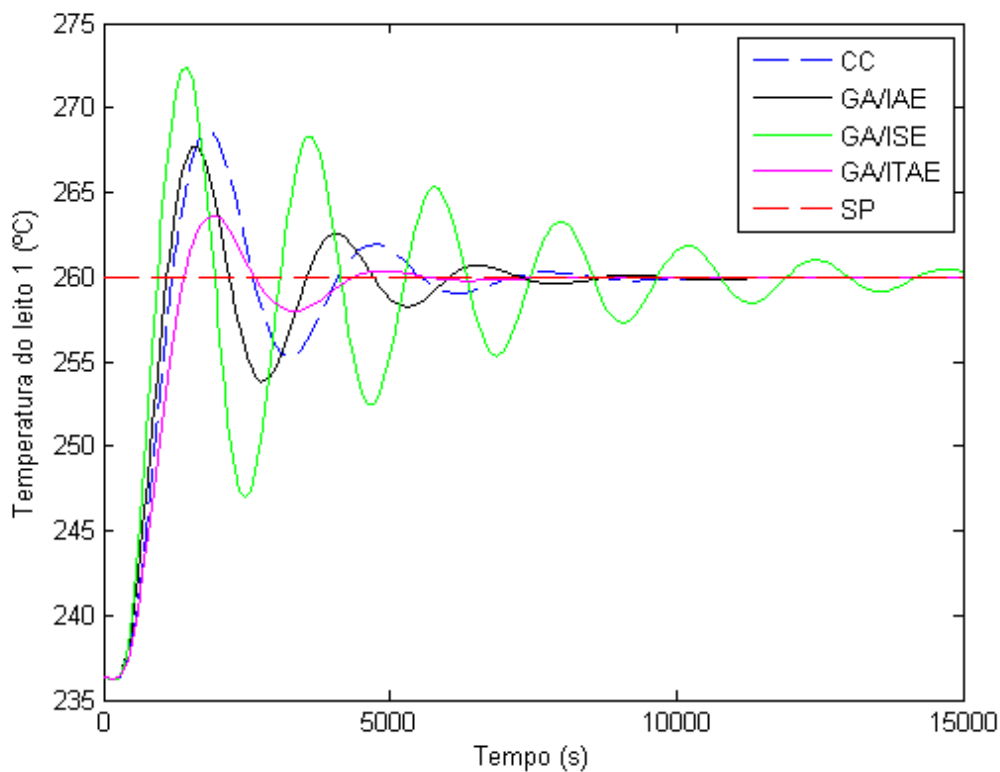


Figura IV.6: Resposta a um degrau de +10% no SP adotando-se os parâmetros de sintonia otimizados para um problema regulador

Com relação às respostas da figura IV.6, as mesmas apresentaram de forma geral uma pequena oscilação. A resposta obtida pela otimização da função de avaliação ISE foi que obteve pior desempenho em termos de tempo de resposta e de *overshoot* e a resposta obtida pela função de avaliação ITAE foi a que obteve melhor resposta em termos de menor *overhoot* e menor tempo de resposta.

Apresenta-se na tabela os parâmetros ótimos dos controlador PI obtidos através da otimização com Algoritmos Genéticos com degrau de 10% no distúrbio - concentração inicial do leito 1.

Tabela IV.2: Parâmetros Ótimos obtidos a partir da otimização com Algoritmos Genéticos a um degrau de 10% na concentração inicial do leito 1.

	GA/IAE	GA/ISE	GA/ITAE
Kc	0.651125	0.909440	0.429984
τ_i	999.272	1285.555	805.618

Capítulo V – CONCLUSÕES

Conseguiu-se desenvolver uma rotina de avaliação de estabilidade de forma a reduzir o tempo computacional das avaliações do algoritmo genético no caso do problema de otimização estudado.

Foi possível obter de parâmetros ótimos de controladores PI (proporcional-integral) através de Algoritmos Genéticos aplicados ao caso da sintonia dos controladores de duas malhas de controle em cascata de uma unidade simulada de hidrotratamento de diesel.

O algoritmo genético, comprovou-se ser um algoritmo eficiente para otimização de parâmetros de controladores P I no caso da sintonia dos controladores de duas malhas de controle em cascata de uma unidade simulada de hidrotratamento de diesel.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Livros:

CAMPOS, Mário Cesar Mello Massa de; SAITO, Kaku. *Sistemas Inteligentes em Controle e Automação de Processos*. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna, 2004.

CAMPOS, Mário Cesar Mello Massa de; TEIXEIRA, Herbert C. G.. *Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais*. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.

CARNEIRO, H. Pinheiro. *Controle Robusto de Reator Químico de Leito Fixo*. Rio de Janeiro: COPPE - UFRJ, 1992. Dissertação de Mestrado em Engenharia Química.

LUYBEN, W.L., *Process Modeling, Simulation and Control for Chemical Engineers*. 2ed. McGraw-Hill, 1989.

MICHALEWICZ, Z.. *Genetic Algorithms+ Data Structures = Evolution Programs*. Springer, 1998.

Artigos:

GAING, Z. L. (2004). A Particle Swarm Optimization Approach for Optimum Design of PID Controller in AVR System, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 19, no 2, June 2004.

Internet:

<http://www.galpennergia.com/Galp+Energia/Portugues/Produtos+e+Servicos/na+estrada/combustiveis/outros/diversos/baixo+teor+enxofre.htm>

<http://www.udop.com.br/geral.php?item=noticia&cod=26155>

Notas de Aula:

DE SOUZA JR., M. B.. *Notas de Aula*, 2007.

PACHECO, M.A.. *Notas de Aulas*, 2008.

ANEXOS

Rotina 1 – Sintonia da Malha Interna

```
function [Saida]=problema(matriz)

global P I %tem que colocar em global para o Simulink® enxergar

[L,c]=size(matriz);

for j=1:L, %enquanto j for menor ou igual da quantidade de cromossomos

    %Digo ao Matlab® que o valor de cada gene do cromossomo tem o seu
    %correspondente P I.
    % matriz (linha, coluna)= matriz(cromossomo, gene)

    kc=matriz(j,1);
    tau=matriz(j,2);

    P=kc;
    I=kc/tau;

    sim('hdt_forno_miyoshi');
    somaerro=erro(end);

    Saida(j)=somaerro;
end
return;
```

Rotina 2 – Arranjo de Routh

```
function [y]=routh(tau,tau,k,kc,teta)

a0=tau*tau*teta/2;

a1=tau*tau+tau*teta/2-k*kc*tau*teta/2;

a2=tau-k*kc*teta/2+k*kc*tau;

a3=k*kc;

b1=(a1*a2-a0*a3)/a1;

c1=a3;

if (a0>=0) & (a1>=0) & (a2>=0) & (a3>=0) & (b1>=0)

    y=1; %estável em malha fechada
```



```

else
    y=0; %instável em malha fechada
end
return;

```

Rotina 3 – Raízes da Equação Característica implementado em Matlab® 2007

```

function [y]=root(tau, tau_i, k, kc, teta)

C(1)=tau*tau_i*teta/2;
C(2)=tau*tau_i+tau_i*teta/2-k*kc*tau_i*teta/2;
C(3)=tau_i-k*kc*teta/2+k*kc*tau_i;
C(4)=k*kc;

raizes=roots(C);

raizes_reais=real(raizes);

if (raizes_reais(1)>0) | (raizes_reais(2)>0) | (raizes_reais(3)>0),
    y=0; %instavel
else
    y=1; %estavel
end
return;

```

Rotina 4 – Bode

```

function [y]=bodess(tau,tau_i,k,kc,teta)

w = fsolve(@(w) atan(-w*tau)+atan(-1/(w*tau_i))+(-w*teta)+pi,[1],optimset('Display','off'));

RA=k/(sqrt(1+tau*w*tau*w))*kc*sqrt(1+1/(w*tau_i*w*tau_i));

if (RA>1)

    y=0; %instavel

else
    y=1; %estavel
end

return;

```