

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS

**PROJETOS DE CONTROLE CONVENCIONAL E ADAPTATIVO
APLICADOS AO SISTEMA TÉRMICO DE UMA BANCADA DE
ENSAIOS DE CABOS CONDUTORES**

CURITIBA

2004

MARCOS JOSÉ MANNALA

**PROJETOS DE CONTROLE CONVENCIONAL E ADAPTATIVO
APLICADOS AO SISTEMA TÉRMICO DE UMA BANCADA DE
ENSAIOS DE CABOS CONDUTORES**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Orientador: Prof. Leandro dos Santos Coelho

CURITIBA

2004

AGRADECIMENTO

Primeiramente agradeço a Deus, pois Ele é o começo e o fim, quem proveu forças e sabedoria para que cada palavra fosse escrita. Agradeço a minha querida esposa Cacilda e o meu filho Gabriel, pois tiveram muita paciência devido as minhas ausências para a dedicação a este trabalho. Agradeço também aos meus pais e amigos que, de forma direta e indireta, auxiliaram-me na conclusão deste trabalho. Ao orientador Leandro, que não poupou tempo e dedicação para o sucesso desta dissertação.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	viii
LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE ABREVIATURAS	xvii
RESUMO	xix
ABSTRACT	xx
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 CONTROLADOR PID.....	1
1.2 DIFICULDADE EM OTIMIZAR O CONTROLADOR PID.....	1
1.3 ESTADO DA ARTE DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS APLICADOS À OTIMIZAÇÃO DE CONTROLADORES PID.....	4
1.4 OBJETIVO E CONTRIBUIÇÕES DA DISSERTAÇÃO.....	5
1.5 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS.....	6
2 CONTROLADORES PID DIGITAL E ADAPTATIVO	8
2.1 INTRODUÇÃO.....	8
2.2 FUNDAMENTOS DE CONTROLE PID DIGITAL.....	9
2.2.1 Sintonia pelos Métodos Clássicos de Ziegler e Nichols.....	10
2.3 CONTROLADORES ADAPTATIVOS.....	13
2.3.1 Fundamentos de Controle Adaptativo.....	13
2.3.2 Abordagem de Controle Adaptativo.....	14
2.3.3 Fundamentos de Identificação de Sistemas.....	15
2.3.4 Método dos Mínimos Quadrados em Batelada.....	20
2.3.5 Mínimos Quadrados Recursivo.....	24
2.3.6 Critério de Desempenho.....	27
2.4 CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	28
2.5 CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	29
2.6 CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	32
2.7 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	36
3 OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES	37
3.1 COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA.....	37
3.2 ALGORITMOS GENÉTICOS.....	38
3.3 PROGRAMAÇÃO EVOLUTIVA.....	39

3.4	ESTRATÉGIA EVOLUTIVA.....	40
3.5	EVOLUÇÃO DIFERENCIAL.....	41
3.6	FORMULAÇÃO MATEMÁTICA.....	44
3.7	EVOLUÇÃO DIFERENCIAL E ESCALONAMENTO DE GANHO PARA OTIMIZAÇÃO DE CONTROLE PID CONVENCIONAL E ADAPTATIVO..	45
3.8	CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	46
4	DESCRIÇÃO DOS ESTUDOS DE CASOS E RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES.....	47
4.1	DESCRIÇÃO DO REATOR QUÍMICO DO TIPO CSTR (<i>CONTINUOUS STIRRED TANK REACTOR</i>).....	47
4.1.1	Resultados das Simulações.....	49
4.2	DESCRIÇÃO DA VÁLVULA DE CONTROLE.....	61
4.2.1	Resultados das Simulações.....	63
4.3	CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	75
5	ESTUDO COMPARATIVO ENTRE CONTROLADORES QUANDO APLICADOS EM UMA BANCADA DE ENSAIO DE CONDUTORES.....	76
5.1	DESCRIÇÃO DO SISTEMA TÉRMICO DA BANCADA DE CABOS CONDUTORES.....	76
5.2	IDENTIFICAÇÃO DOS QUATRO CONTROLADORES DA BANCADA DE ENSAIOS.....	80
5.3	VALIDAÇÃO DOS CONTROLADORES NO CONTROLE DE TEMPERATURA.....	83
5.3.1	Simulação dos Controladores PID Convencional.....	85
5.3.2	Simulação dos Controladores PID Adaptativo Camacho.....	87
5.3.3	Simulação dos Controladores PID Adaptativo de Zhu-Zhi.....	90
5.3.4	Simulação dos Controladores PID de De Keyser.....	93
5.3.5	Simulação dos Controladores PID Adaptativo De Keyser.....	94
5.4	EXPERIMENTO DOS CONTROLADORES PID NO PROCESSO TÉRMICO DA BANCADA DE ENSAIOS.....	95

5.4.1 Resumo dos Resultados Experimentais dos Controladores com Comportamento Servo.....	116
5.4.2 Resumo dos Resultados Experimentais dos Controladores com Comportamento Regulatório.....	122
5.5 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO.....	123
6 CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS DE TRABALHOS FUTUROS.....	125
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	127

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS PID EM MALHA ABERTA.....	11
TABELA 2 - DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS PID EM MALHA FECHADA.....	12
TABELA 3 - TIPOS DE MODELOS LINEARES.....	20
TABELA 4 - COMPARAÇÃO ENTRE OS CONTROLADORES ADAPTATIVOS.....	36
TABELA 5 - ESPAÇO DE BUSCA DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES AVALIADOS.....	51
TABELA 6 - PARÂMETROS DE CADA CONTROLADOR ENCONTRADOS COM O <i>FITNESS</i>	52
TABELA 7 - COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO ENTRE OS CONTROLADORES SIMULADOS (COMPORTAMENTO SERVO).....	60
TABELA 8 - COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO ENTRE OS CONTROLADORES SIMULADOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	61
TABELA 9 - ESPAÇO DE BUSCA DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES.....	64
TABELA 10 - PARÂMETROS DE CADA CONTROLADOR COM OS RESPECTIVOS <i>FITNESS</i>	65
TABELA 11 - COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO ENTRE OS CONTROLADORES SIMULADOS (COMPORTAMENTO SERVO).....	73
TABELA 12 - COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO ENTRE OS CONTROLADORES SIMULADOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	74
TABELA 13 - PARÂMETROS OBTIDOS PARA A BANCADA.....	80
TABELA 14 - ESPAÇO DE BUSCA DOS PARÂMETROS DE CADA CONTROLADOR E DO ESTIMADOR DO MQR (NOS	84

CONTROLADORES ADAPTATIVOS).....	
TABELA 15 - PARÂMETROS DE CADA CONTROLADOR E OS RESPECTIVOS VALORES DE <i>FITNESS</i>	85
TABELA 16 - COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO ENTRE OS CONTROLADORES E OS RESPECTIVOS SETORES DA BANCADA.....	94
TABELA 17 - PARÂMETROS SINTONIZADOS POR ZIEGLER-NICHOLS EM MALHA ABERTA.....	96
TABELA 18 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO SERVO DO PROCESSO ALAVANCA....	118
TABELA 19 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO SERVO DO SETOR ESTICADOR.....	119
TABELA 20 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO SERVO DO SETOR INTERMEDIÁRIO.....	120
TABELA 21 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO SERVO DO SETOR CENTRAL.....	121
TABELA 22 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ALAVANCA.....	122
TABELA 23 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR.....	122
TABELA 24 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO.....	123
TABELA 25 - RESUMO DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS DO COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR CENTRAL..	123

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - GRÁFICO DO PROCEDIMENTO DE SINTONIA POR MALHA ABERTA.....	11
FIGURA 2 - GRÁFICO DA OSCILAÇÃO DA SAÍDA DO PROCESSO COM GANHO $K_{CRÍTICO}$	12
FIGURA 3 - CONTROLADOR ADAPTATIVO INDIRETO.....	26
FIGURA 4 - CONTROLADOR ADAPTATIVO DIRETO.....	26
FIGURA 5 - PROJETO DO CONTROLADOR DE ZHU-ZHI.....	30
FIGURA 6 - PROJETO DO CONTROLADOR DE DE KEYSER.....	32
FIGURA 7 - FLUXOGRAMA DA EVOLUÇÃO DIFERENCIAL.....	45
FIGURA 8 - CONTROLE PID COM OTIMIZAÇÃO <i>OFF-LINE</i> POR EVOLUÇÃO DIFERENCIAL.....	46
FIGURA 9 - CURVA ESTÁTICA DO CSTR.....	49
FIGURA 10 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL.....	52
FIGURA 11 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	53
FIGURA 12 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL COM ESCALONAMENTO DE GANHOS.....	53
FIGURA 13 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	54
FIGURA 14 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	54
FIGURA 15 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	55
FIGURA 16 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PI ADAPTATIVO DE CAMACHO COM ESCALONAMENTO DE GANHO.....	55
FIGURA 17 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PI ADAPTATIVO CAMACHO COM ESCALONAMENTO DE GANHO (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	56
FIGURA 18 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	56

FIGURA 19 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	57
FIGURA 20 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI COM ESCALONAMENTO DE GANHOS.....	57
FIGURA 21 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	58
FIGURA 22 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	58
FIGURA 23 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	59
FIGURA 24 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER COM ESCALONAMENTO DE GANHOS.....	59
FIGURA 25 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	60
FIGURA 26 - CURVA COM COMPORTAMENTO NÃO LINEAR.....	62
FIGURA 27 - CURVA ESTÁTICA DA VÁLVULA.....	63
FIGURA 28 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL....	65
FIGURA 29 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	66
FIGURA 30 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL (ESCALONAMENTO DE GANHOS).....	66
FIGURA 31 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID CONVENCIONAL COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	67
FIGURA 32 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	67
FIGURA 33 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	68
FIGURA 34 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO (ESCALONAMENTO DE GANHOS).....	68

FIGURA 35 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE CAMACHO COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	69
FIGURA 36 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	69
FIGURA 37 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	70
FIGURA 38 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI COM ESCALONAMENTO DE GANHOS.....	70
FIGURA 39 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	71
FIGURA 40 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	71
FIGURA 41 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	72
FIGURA 42 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER COM ESCALONAMENTO DE GANHOS.....	72
FIGURA 43 - SAÍDA E SINAL DE CONTROLE DO PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER COM ESCALONAMENTO DE GANHOS (COMPORTAMENTO REGULATÓRIO).....	73
FIGURA 44 - FOTO DA BANCADA DE ENSAIOS.....	77
FIGURA 45 - DISPOSIÇÃO DAS RESISTÊNCIAS NO INTERIOR DA BANCADA DE ENSAIOS.....	78
FIGURA 46 - DIAGRAMA DO SISTEMA DE CONTROLE MULTIVARIÁVEL DESACOPLADO DE TEMPERATURA EM MALHA FECHADA.	79
FIGURA 47 - SAÍDA REAL E A SAÍDA ESTIMADA DA ALAVANCA USANDO CRITÉRIO DE AKAIKE.....	81
FIGURA 48 - SAÍDA REAL E A SAÍDA ESTIMADA DO ESTICADOR USANDO CRITÉRIO DE AKAIKE.....	81
FIGURA 49 - SAÍDA REAL E A SAÍDA ESTIMADA DO SETOR INTERMEDIÁRIO USANDO CRITÉRIO DE AKAIKE.....	82

FIGURA 50 - SAÍDA REAL E A SAÍDA ESTIMADA DO SETOR CENTRAL USANDO CRITÉRIO DE AKAIKE.....	82
FIGURA 51 - SIMULAÇÃO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID CONVENCIONAL.....	86
FIGURA 52 - SIMULAÇÃO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID CONVENCIONAL.....	86
FIGURA 53 - SIMULAÇÃO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID CONVENCIONAL.....	87
FIGURA 54 - SIMULAÇÃO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PID CONVENCIONAL.....	87
FIGURA 55 - SIMULAÇÃO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	88
FIGURA 56 - SIMULAÇÃO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PI ADAPTATIVO CAMACHO.....	88
FIGURA 57 - SIMULAÇÃO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	89
FIGURA 58 - SIMULAÇÃO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	89
FIGURA 59 - SIMULAÇÃO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	90
FIGURA 60 - SIMULAÇÃO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	90
FIGURA 61 - SIMULAÇÃO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	91
FIGURA 62 - SIMULAÇÃO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	91
FIGURA 63 - SIMULAÇÃO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	92
FIGURA 64 - SIMULAÇÃO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	92
FIGURA 65 - SIMULAÇÃO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	93

FIGURA 66 - SIMULAÇÃO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	93
FIGURA 67 - EXPERIMENTO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	96
FIGURA 68 - EXPERIMENTO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	96
FIGURA 69 - EXPERIMENTO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	97
FIGURA 70 - EXPERIMENTO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	97
FIGURA 71 - EXPERIMENTO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	98
FIGURA 72 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	98
FIGURA 73 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	99
FIGURA 74 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	99
FIGURA 75 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ALAVANCA COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	100
FIGURA 76 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	102
FIGURA 77 - EXPERIMENTO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	101
FIGURA 78 - EXPERIMENTO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	101
FIGURA 79 - EXPERIMENTO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	102
FIGURA 80 - EXPERIMENTO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	102
FIGURA 81 - EXPERIMENTO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	103

FIGURA 82 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	103
FIGURA 83 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED)....	104
FIGURA 84 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	104
FIGURA 85 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	105
FIGURA 86 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR ESTICADOR COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	105
FIGURA 87 - EXPERIMENTO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	106
FIGURA 88 - EXPERIMENTO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	106
FIGURA 89 - EXPERIMENTO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	107
FIGURA 90 - EXPERIMENTO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	107
FIGURA 91 - EXPERIMENTO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	108
FIGURA 92 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	108
FIGURA 93 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PI CONVENCIONAL (ED).....	109
FIGURA 94 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	109

FIGURA 95 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	110
FIGURA 96 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO SETOR INTERMEDIÁRIO COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	110
FIGURA 97 - EXPERIMENTO DO SETOR CENTRAL COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	111
FIGURA 98 - EXPERIMENTO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	111
FIGURA 99 - EXPERIMENTO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	112
FIGURA 100 - EXPERIMENTO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	112
FIGURA 101 - EXPERIMENTO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	113
FIGURA 102 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ZIEGLER-NICHOLS).....	113
FIGURA 103 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID CONVENCIONAL (ED).....	114
FIGURA 104 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO.....	114
FIGURA 105 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI.....	115
FIGURA 106 - COMPORTAMENTO REGULATÓRIO DO PROCESSO CENTRAL COM CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER.....	115
FIGURA 107 - ESPECIFICAÇÕES EM REGIME TRANSITÓRIO.....	117

LISTA DE ABREVIATURAS

AG	-	ALGORITMO GENÉTICO
AIC	-	CRITÉRIO DE AKAIKE
ARIMAX	-	<i>AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE EXOGENEOUS INTEGRATED</i>
ARIX	-	<i>AUTOREGRESSIVE EXOGENEOUS INTEGRATED</i>
ARMA	-	<i>AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE</i>
ARMAX	-	<i>AUTOREGRESSIVE MOVING AVERAGE EXOGENEOUS</i>
ARX	-	<i>AUTOREGRESSIVE EXOGENEOUS INPUTS</i>
CAA	-	CABO DE ALUMINIO COM ALMA DE AÇO
CSTR	-	<i>CONTINUOUS STIRRED TANK REACTOR</i>
DIRAC	-	<i>DIRECT ADAPTIVE CONTROL</i>
ED	-	EVOLUÇÃO DIFERENCIAL
EE	-	ESTRATÉGIA EVOLUTIVA
ELS	-	<i>EXTENDED LEAST SQUARES</i>
EPSAC	-	<i>EXTENDED PREDICTION SELF-ADAPTIVE CONTROL</i>
FIR	-	<i>FINITE IMPULSE RESPONSE</i>
GMVC	-	<i>GENERALIZED MINIMUM VARIANCE CONTROL</i>
IAE	-	<i>INTERNAL ABSOLUTE ERROR</i>
IMC	-	<i>INTERNAL METHOD CONTROL</i>
ISE	-	<i>INTEGRAL SQUARE ERROR</i>
ITAE	-	<i>INTEGRAL TIME ABSOLUTE ERROR</i>
ITSE	-	<i>INTEGRAL TIME SQUARE ERROR</i>
LACTEC	-	INSTITUTO DE TECNOLOGIA PARA O DESENVOLVIMENTO
MIMO	-	<i>MULTIPLE INPUT MULTIPLE OUTPUT</i>
MQE	-	MÍNIMOS QUADRADOS EXTENDIDO
MSE	-	<i>MEAN SQUARE ERROR</i>
MVR	-	MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA RECURSIVA
N/A	-	NÃO APLICÁVEL
NA/NF	-	NORMALMENTE ABERTO / NORMALMENTE FECHADO
PID	-	PROPORCIONAL-INTEGRAL-DERIVATIVO

SISO - *SINGLE INPUT SINGLE OUTPUT*
TITO - *TWO INPUT TWO OUTPUTS*

RESUMO

Durante a última década, especialistas e cientistas da área de controle de processos têm realizado grandes esforços para explorar a direção futura da teoria de controle e suas aplicações. Os avanços recentes na tecnologia de computadores, controle adaptativo e técnicas de otimização abrem um caminho para a nova geração de controle avançado de processos. As técnicas avançadas para o projeto de sistemas industriais de controle são, em geral, dependentes de modelos matemáticos para o processo controlado. Adicionalmente, a tarefa dos controladores é obter um desempenho ótimo quando lida com vários tipos de perturbações que são desconhecidas em muitas aplicações práticas.

Apesar das recentes vantagens da teoria de controle e tecnologia de implementação computacional, o controlador PID (proporcional-integral-derivativo) continua popular e com penetração na indústria. A popularidade do controle PID pode ser atribuída a sua simplicidade (em termos de projeto e do ponto de vista da sintonia de parâmetros), boa aceitação pelos operadores da indústria, e por apresentar bom desempenho em um amplo espectro de condições operacionais. Entretanto, os controladores PID apresentam como desvantagem a necessidade de re-sintonia quando os processos estão sujeitos a algum tipo de distúrbio ou quando os processos apresentam complexidades (não-linearidades). Neste contexto, recentemente, desenvolvimentos significantes têm sido estabelecidos na área de controle adaptativo para o ajuste automático dos parâmetros de controladores PID de forma a garantir um comportamento servo e regulatório adequado para um processo em malha fechada.

O objetivo desta dissertação é o estudo do projeto de controladores PID convencionais e adaptativos usando uma técnica de otimização baseada em evolução diferencial. Os controladores projetados são os seguintes: (i) PID convencional, (ii) PI adaptativo de Camacho, (iii) PID adaptativo de Zhu-Zhi, e (iv) PID adaptativo de De Keyser.

Os exemplos de casos estudados para análise do desempenho dos controladores são de (i) dois exemplos de simulação (um reator químico não-linear e uma válvula de controle de fluxo) realizados em ambiente computacional Matlab[®], e (ii) um exemplo experimental de controle multivariável desacoplado aplicado a ensaios (sistema de aquecimento) em cabos condutores usando ambiente computacional LabVIEW[™]. Neste contexto, os resultados de simulação e experimentais para os controladores PID mostraram a eficiência, robustez e flexibilidade das metodologias de projeto avaliadas.

Palavras-chave: controle PID, controle adaptativo, identificação de sistemas, computação evolutiva, evolução diferencial, ensaio em cabos condutores.

ABSTRACT

During the last decade, control scientists and experts have great efforts to explore the future direction of control theory and its applications. Recent advances in computer technology, adaptive control, and optimization techniques have opened a path to a new generation of advanced process control. Advanced techniques to design industrial control systems are, in general, dependent of mathematical model for the controlled process. In addition, the task of the controllers is to achieve optimum performance when facing with various types of disturbance that are unknown in most practical applications.

Despite recent advantages in control theory and computational implementation technology, the PID (proportional-integral-derivative) controller remains popular and pervasive in industry. The popularity of PID control can be attributed to its simplicity (in terms of design and from the point of view of parameters tuning), good acceptance by operators of industry, and to its good performance in a wide range of operating conditions. However, PID controllers present as a disadvantage the need of retuning whenever the processes are subjected to some kind of disturbance or when processes present complexities (non-linearities). So, over the last few years, significant development has been established in the adaptive control area to adjust the PID controller parameters automatically, in order to ensure adequate servo and regulatory behavior for a closed-loop plant.

This work studies concepts of PID conventional and adaptive controllers design using an optimization technique based on differential evolution. The following control design are evaluated: (i) conventional PID control, (ii) adaptive PI control with Camacho approach, (iii) adaptive PID control with Zhu-Zhi approach, and (iv) adaptive PID control with De Keyser approach.

The case studies for performance analysis of controllers are: (i) two simulation examples (a chemical reactor and a valve of flow control) using Matlab[®] computational environment, and (ii) an experimental example of multivariable control applied to assay (heating system) of conductor cables based on LabVIEW[™] software. In this context, the simulation and experimental results for the PID controllers show the efficiency, robustness, and flexibility of evaluated design methodologies.

Keywords: PID control, adaptive control, system identification, evolutionary computation, differential evolution, assay in conductor cables.

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTROLADOR PID

A maioria dos problemas de controle de processos na indústria eletromecânica é resolvido satisfatoriamente por estratégias convencionais de controle PID (proporcional, integral e derivativo). Um motivo é que o controle PID possui estrutura simples e eficiente. Entretanto, o PID pode não ser a melhor escolha pelo projetista quando distúrbios, não linearidades, comportamento variante no tempo e atraso de transporte estão presentes no sistema de controle.

A sintonia dos ganhos de um PID convencional é geralmente um procedimento subjetivo e heurístico, muitas vezes confiado à experiência do operador do processo. Este tipo de ajuste pode consumir excessivo tempo, energia e material, além de não se conseguir resultados satisfatórios em todas as faixas de operação do processo, devido à limitação de desempenho do procedimento empreendido em tais ajustes.

Além do problema da sintonia do controlador PID convencional, muitas vezes, podem ocorrer dificuldades relativas à estabilidade do processo e aos seus parâmetros no decorrer do tempo. O PID pode inicialmente possuir um rendimento razoável, vindo a piorar com o uso e conseqüente desgaste da instrumentação (sensores e atuadores) envolvida no controle do processo.

1.2 DIFICULDADE EM OTIMIZAR O CONTROLADOR PID

O PID tem sido bem sucedido no controle de processos industriais desde os anos 40 e usado em cerca de 95% dos processos industriais (UNAR, 1995). Os segmentos da indústria beneficiados pelo controle PID incluem o setor petrolífero, de geração de energia, indústrias automotivas, alimentícias etc. Quando os sistemas industriais possuem os parâmetros do processo com pequena variação no decorrer do tempo, não são necessários ajustes freqüentes dos ganhos deste tipo de controlador. Os processos que possuem um comportamento linear não exigem controladores com estrutura complexa, para um controle que atenda as necessidades de desempenho (UNAR *et al.*, 1996).

O objetivo da otimização dos ganhos de controladores PID convencionais é determinar os ganhos proporcional, integral e derivativo visando um desempenho satisfatório do sistema de controle em malha fechada. Esses ganhos são usualmente calculados baseados em critérios de minimização do erro em regime permanente, tempo de estabilização e tempo de resposta. Além disso, a sintonia do controlador deve prover comportamento estável no decorrer do tempo. Na prática, é difícil atingir todos os critérios mencionados de forma simultânea. Neste contexto, muitos métodos de sintonia utilizando malha-simples e ou multi-malhas para sintonia dos ganhos do controlador do tipo PID estão disponíveis na literatura.

As técnicas de sintonia de controladores PID são divididos em 6 grupos: técnicas de Ziegler-Nichols, técnicas de análise e sintonia no domínio da frequência, técnicas de sintonia baseadas no relé, técnicas de otimizações, sintonia de controle de modelo interno e outras técnicas de sintonia (LELIC e GAJIC, 2000). Na seqüência são mencionadas brevemente algumas técnicas, expondo as suas potencialidades e limitações.

Método de Ziegler-Nichols: Esse método é aplicado em controladores analógicos, possuindo duas variantes, sendo a primeira conhecida como *continuous cycling method*, publicada em 1942, onde os ganhos são implementados com base no período de oscilação constante do sistema (T_u), quando determinado o ganho crítico, K_u . Os valores de K_u e T_u são avaliados baseados em uma tabela (LELIC e GAJIC, 2000), onde os parâmetros do controlador são determinados.

A segunda variante é o método da curva de reação do processo. Este método se baseia no comportamento de saída de um processo de primeira ordem com atraso, quando se aplica um degrau na entrada, determinado-se os valores do tempo morto (d), constante de tempo (T_s) e ganho de processo (K). A desvantagem deste método reside em determinar o ganho crítico e a oscilação para processos em que os zeros excedentes aos pólos, quando são somente dois, cruzem a linha imaginária central no gráfico do lugar das raízes. Algumas tentativas como de HANG *et al.* (1991) sugerem alguns refinamentos heurísticos neste método.

Método de Cohen e Coon (C-C): Em 1953, Cohen e Coon desenvolveram modelos de equação para processos de primeira ordem com atraso para prover respostas em malha fechada com relação de um quarto de decaimento. A principal vantagem do método é sua simplicidade.

Otimização baseada no critério de integral do erro: Alguns índices de desempenho são utilizados para avaliação da sintonia dos controladores PID. Os mais usados são: integral do erro absoluto (IAE), integral do erro quadrático (ISE), integral do erro quadrático multiplicado pelo tempo (ITSE) e a integral do erro absoluto ponderado pelo tempo (ITAE). Segundo OGATA (1990), o melhor método de avaliação dos apresentados é o ITAE. Um método eficaz foi desenvolvido por NISHIKAWA *et al.* (1984), que introduziu o método ISE ponderado, sendo que a ponderação é baseada em uma função exponencial no tempo. ZHUANG e ATHERTON (1993) fizeram avanços notáveis na otimização de sintonia de controladores PID para processos monovariáveis. Foi desenvolvida uma nova formulação para determinação dos parâmetros de controladores PID baseada em modelos de primeira ordem com tempo morto.

Åström-Hägglund (A-H): O método descrito, em 1984, é fundamentado em termos de margem de ganho e margem de fase obtidas através do diagrama de Nyquist para a escolha dos ganhos de um controlador PID. Neste método, não é necessário conhecer a função de transferência do processo e o desempenho para sistemas com atraso de transporte elevado não é satisfatório.

Controle usando modelo interno (IMC): O IMC é uma estratégia criada no início dos anos 80. MORARI *et al.* (1984), RIVERA *et al.* (1986), CHEN e FRUEHAUF (1990) obtiveram os parâmetros do PID usando uma aproximação IMC. O IMC oferece as vantagens de tornar explícitos modelos com incertezas e permitir que o projetista sintonize o controlador *off-line*. ZHU e SAUCIER (1992) ampliaram o projeto IMC para controladores PID discretos.

Método de Ho-Hang-Cao: Em 1995, Ho *et al.* (1995) desenvolveram um método para projeto de controladores PI/PID baseado no ganho de fase e na margem de fase.

Projeto de controladores PID em cascata: Este tipo de controlador é utilizado para processos de alta complexidade, como os encontrados na indústria química. O esquema do controlador em cascata são compostos de dois controladores e dois controles em malha fechada, denominadas de primária e secundária. JHA *et al.* (1993) desenvolveram métodos para o projeto e a otimização de controladores em cascata usando o critério de minimização de integral de erro. Em ZHUANG e ATHERTON (1993) conceberam um método prático para a determinação da sintonia de controladores PID. Esse método fornece uma sintonia

aceitável para sistemas de controle em malha fechada com pequena sobrepassagem e estabilização rápida.

Método de Ziegler-Nichols generalizado: Em NEIDERLINSKI (1971) o *continuous cycling method* foi ampliado para sistemas de múltiplas entradas e saídas (MIMO). Este método é conhecido como método *Ziegler-Nichols* generalizado.

A desvantagem do método é semelhante a do método para sistemas monovariáveis, por exemplo, às vezes é complicado (ou mesmo impossível) obter uma oscilação mantida escolhendo um controlador proporcional.

Método do maior módulo LOG: Este método foi proposto por LUYBEN (1986) e é de conhecimento de engenheiros químicos. Este método é fácil de usar e compreender por profissionais da área de controle. No entanto, é limitado a sistemas estáveis em malha fechada e requer conhecimento do processo. Este método foi aprimorado por MONICA *et al.* (1988) com inclusão de ação derivativa com ajuste ponderado. Em BASUALDO e MARCHETTI (1990) foi adicionado um aperfeiçoamento usando método IMC.

Método seqüencial de projeto: Este método tem sido utilizado para a sintonia de processos MIMO como também pode ser aplicado para processos SISO. Como exemplo cita-se LOH *et al.* (1993) utiliza o método do relé para projetos de controle PI/PID através do método seqüencial. A idéia é sintonizar o sistema multivariável em malha fechada, trabalhando cada segmento do controle em separado, até encontrar a freqüência e ganho final das malhas através do método do relé.

Método de projeto de Zhuang: Zhuang (1992) estendeu o método de Åström-Hägglund para o projeto para controladores PID de duas entradas e duas saídas (TITO) através de algumas modificações nas fórmulas originais.

1.3 ESTADO DA ARTE DE ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS APLICADOS À OTIMIZAÇÃO DE CONTROLADORES PID

WANG *et al.* (2000) propõem uma metodologia de otimização do PID utilizando um algoritmo genético modificado, visando minimizar transientes após falhas em sistemas de energia elétrica.

VISIOLI (2001) apresenta fórmulas para sintonia de controladores PID aplicados em processos instáveis ou com a presença de integradores. Os

parâmetros do PID são determinados com base no modelo do processo, para fins de minimização dos critérios ISE e ITSE.

FENG e LI (1999) apresentaram projetos de sistemas de controle otimizado os índices diversos de desempenho no domínio de tempo e no domínio da frequência.

Nos controladores PID são encontradas dificuldades na sintonia dos parâmetros do controlador, sendo que esses parâmetros de sintonia possuem grande influência na estabilidade e desempenho do sistema. Por outro lado, nos últimos 20 anos, o algoritmo genético tem se mostrado eficaz para encontrar “boas” respostas (PORTER e HICKS, 1992). Neste artigo é proposta uma nova sintonia por algoritmo genético para os parâmetros do PID. A identificação e controle do processo utilizam algoritmo genético para determinação dos parâmetros de um controlador PID com saturação.

HWANG e THOMSON (1994) apresentam uma abordagem de projeto de controladores digitais usando algoritmos genéticos.

Em AJLOUNI e BENWAY (1996), os algoritmos genéticos são propostos como uma forma de projeto de controle para um processo não-linear.

Em YAMAMOTO (2002), um ajuste de sintonia de parâmetros de PID através de um algoritmo evolucionário é proposto. Os parâmetros de PID são calculados utilizando técnicas de controle preditivo generalizado com a adaptação dos parâmetros do PID a este algoritmo. Os valores dos parâmetros são determinados por um algoritmo genético, usando um mecanismo de redução do espaço de busca de parâmetros do PID e também do custo computacional.

DONOGHUE (2002) apresenta um algoritmo genético para otimização de controle PID para processos não-lineares e compara os resultados com os obtidos por métodos tradicionais de sintonia.

1.4 OBJETIVO E CONTRIBUIÇÕES DA DISSERTAÇÃO

O escopo do trabalho é apresentar o projeto e testes comparativos de controladores adaptativos e convencionais. Neste trabalho, é avaliada a sintonia de controladores PID convencional e adaptativos através de evolução diferencial. A dissertação envolve três casos estudados, sendo duas simulações utilizando o ambiente computacional Matlab[®] da Mathworks, e a terceira envolve experimentos

práticos com um processo térmico utilizando o ambiente Matlab[®] e o Labview[™], da National Instruments.

Para os dois primeiros estudos de caso (reator químico e válvula de controle), são utilizados em cada estudo três concepções de controle PID adaptativos e uma de controle PID. Cada um desses controladores é testado com e sem escalonamento de ganhos e usando otimização do projeto por evolução diferencial.

O experimento prático envolve: dois controladores do tipo PID (sintonia por Ziegler-Nichols e sintonia por evolução diferencial), três controladores PID adaptativos com os parâmetros otimizados *a priori*, de forma *off-line*, usando identificação por mínimos quadrados e evolução diferencial.

1.5 ORGANIZAÇÃO DOS CAPÍTULOS

Esta dissertação é dividida em seis capítulos. O capítulo 2 aborda os fundamentos do controle PID digital convencional e adaptativo, destacando-se a aplicação de controladores adaptativos com concepção de projeto PID. Uma das abordagens é baseada na sintonia do PID pelo método de Ziegler-Nichols e outras três são fundamentadas na teoria de controle PID adaptativo e procedimentos de identificação de sistemas. É apresentada a teoria da estimação de parâmetros através do método dos mínimos quadrados recursivo em batelada.

O capítulo 3 apresenta alguns dos principais algoritmos evolucionários, além da teoria e aplicação da evolução diferencial na otimização de controladores.

No capítulo 4 são descritos dois estudos de caso (reator químico e válvula de controle) e apresentados os resultados das simulações em Matlab[®] dos controladores PID convencional e adaptativo.

No capítulo 5 é descrito o processo de controle térmico de uma bancada de cabos condutores contendo quatro sistemas de aquecimento. Para concretização da análise e projeto dos sistemas de controle as seguintes etapas foram obedecidas:

- (i) identificação do processo através do método dos mínimos quadrados em batelada;
- (ii) obtenção dos parâmetros do controlador através da otimização por evolução diferencial usando ambiente Matlab[®] (de forma *off-line*); e

- (iii) avaliação dos controladores no processo real e cálculo dos índices de desempenho obtidos em malha fechada.

As conclusões e propostas de trabalhos futuros são apresentadas no capítulo 6.

2 CONTROLADORES PID DIGITAL E ADAPTATIVO

2.1 INTRODUÇÃO

Os controladores PID são geralmente pobremente sintonizados (COMINOS e MUNRO, 2002). Mesmo quando bem sintonizado, o controlador PID pode apresentar problemas de controlabilidade com o passar do tempo, pois os processos industriais tendem a mudar seu comportamento dinâmico devido ao desgaste de dispositivos mecânicos e calibrações alteradas de sensores e atuadores. Para a solução deste tipo de problema, técnicas de controle PID adaptativo e sintonia por algoritmos evolucionários podem ser alternativas para melhorar a estabilidade e qualidade ao sistema de controle em malha fechada. No contexto desta dissertação, são empregadas técnicas de controle PID adaptativo baseadas em método dos mínimos quadrados (estimativa *on-line*) e evolução diferencial, esta uma abordagem de algoritmo evolucionário aplicada nesta dissertação para otimização dos parâmetros dos controladores.

A história do controle adaptativo tem origem no início dos anos 50 com o desenvolvimento de sistemas de controle de aeronaves, que conseguiam ser resolvidos parcialmente por escalonamento de ganhos (ÅSTRÖM, 1996). A teoria de controle adaptativo, como variância mínima generalizada, tem sido expandida para sintonia de controladores PID (SASTRY e BODSON, 1989).

Os algoritmos genéticos têm sido estudados, nas últimas décadas, e estão se expandindo na área de controle de sistemas, sendo utilizados, por exemplo, para otimização de controladores PID conforme mencionado no capítulo 1.

Sem ter o conhecimento da melhor solução para sintonia do PID, um algoritmo genético procura regiões promissoras em um espaço de busca usando uma população de ganhos para a sintonia do controlador. Para comparar os resultados do desempenho do sistema de controle obtidos pelos parâmetros encontrados, uma função custo deve ser minimizada (ou maximizada) direcionando uma melhor sintonia dos ganhos do controlador (COMINOS e MUNRO *et al.*, 2002).

As técnicas de controle PID convencional e adaptativo, além de comentários sobre identificação de sistemas, são apresentados nas próximas seções.

2.2 FUNDAMENTOS DE CONTROLE PID DIGITAL

Os controladores PID surgiram na década de 30 e eram implementados inicialmente com dispositivos pneumáticos e mecânicos. Com o advento dos semicondutores, os controladores PID passaram a ser implementado em dispositivos analógicos. Na década de 60, com o surgimento dos circuitos integrados, foram concebidos sistemas de controle digital (AGUIRRE, 2000). Na década de 80, com a diminuição dos custos dos microcomputadores e microcontroladores, os controladores PID se consolidaram na indústria eletro-mecânica e química.

Com a evolução da teoria de discretização de controladores, novas opções não só as de PID digitais apareceram, como também novas formas de sintonia dos parâmetros de controle PID auto-ajustável.

Para obter a versão digital do controlador PID, é necessário discretizar o componente integral e derivativo em relação ao sistema contínuo. Para discretização da componente integral são utilizados os métodos retangular *forward*, retangular *backward* ou método trapezoidal. A componente derivativa na maioria das vezes é substituída por uma diferença de primeira ordem. Na prática é calculado o valor atual da ação de controle $u(t)$ usando (BOBAL e BÖHN, 2000):

$$u(t) = u(t-1) + q_0 e(t) + q_1 e(t-1) + q_2 e(t-2) \quad (1)$$

$$q_0 = K_p \left[1 + \frac{T_s}{T_i} + \frac{T_d}{T_s} \right]; \quad (2)$$

$$q_1 = -K_p \left[1 + 2 \frac{T_d}{T_s} \right]; \quad (3)$$

$$q_2 = -K_p \frac{T_d}{T_s} \quad (4)$$

onde K_p é o ganho proporcional, T_d é o tempo derivativo, T_i é o tempo integral, T_s é o período de amostragem, $e(t)$ é a diferença entre a saída desejada $y_r(t)$ e a saída obtida $y(t)$, ou seja, o erro $e(t)=y_r(t)-y(t)$.

Os métodos de sintonia de controle PID, utilizados para fins de comparação com os PID adaptativos e PID com otimização por evolução diferencial, são um método heurístico e o método de ZIEGLER e NICHOLS (1942).

2.2.1 Sintonia pelos Métodos Clássicos de Ziegler e Nichols

ZIEGLER e NICHOLS (1942) propuseram um método baseado na resposta do processo a uma excitação em degrau (1º método) e regra de sintonia baseada no ganho crítico $K_{crítico}$ e no período crítico $P_{crítico}$ (2º método) (OGATA, 1997).

Em processos com dinâmica complexa, sem integradores, é possível aplicar as regras de sintonia de Ziegler e Nichols, entretanto, quando o processo possui integradores pode complicar à aplicação de tais regras de sintonia de ganho de um controlador PID.

2.2.1.1 Método 1 - Procedimento de Sintonia do Controlador por Malha Aberta

O procedimento de sintonia em malha aberta assume um modelo matemático de 1ª ordem com atraso de transporte para o processo. Este método requer uma análise mais apurada que o 1º método em malha fechada. Entretanto, o processo não requer ajustes para manter uma saída oscilante para o sistema em malha fechada. As etapas para aplicação do 1º método são:

- (i) aplicar um sinal de entrada no processo;
- (ii) aguardar a saída se estabilizar, sempre registrando a saída $y(t)$. Os valores a serem obtidos do gráfico da figura 2 são os seguintes:

d : tempo morto ou atraso de transporte (em minutos);

T_s : constante de tempo (em minutos);

K : ganho do processo; e

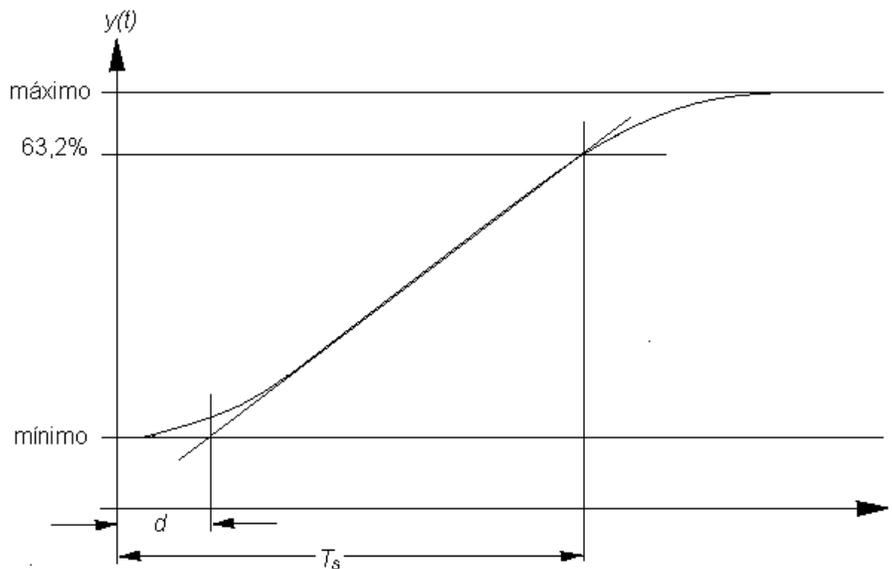
$$K = \frac{\Delta y}{\Delta u} \quad (5)$$

onde

$$\Delta y = y_{\text{máximo}} - y_{\text{mínimo}}$$

$$\Delta u = u_{\text{máximo}} - u_{\text{mínimo}}$$

A variação máxima da saída do processo é Δy e Δu é a variação máxima da entrada do controlador. Na seqüência é apresentada a tabela 1 para determinação de parâmetros de controle P, PI ou PID.



FONTE: OGATA, (1997).

FIGURA 1 - GRÁFICO DO PROCEDIMENTO DE SINTONIA POR MALHA ABERTA.

CONTROLADOR	K_p	T_i	T_d
P	$\frac{T}{K * d}$	∞	0
PI	$1,1 * \frac{T}{K * d}$	$3,33 * d$	0
PID	$0,8 * \frac{T}{K * d}$	$2,00 * d$	$0,50 * d$

FONTE: OGATA (1997).

TABELA 1 - DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS PID EM MALHA ABERTA.

2.2.1.2 Método 2 - Procedimento de Sintonia do Controlador em Malha Fechada

Este método de sintonia é baseado nas características da resposta transitória do processo para a determinação dos parâmetros K_p , T_i e T_d , e requer que o processo seja mantido em oscilação para obtenção da resposta do sistema em malha fechada. As etapas para utilização deste método são:

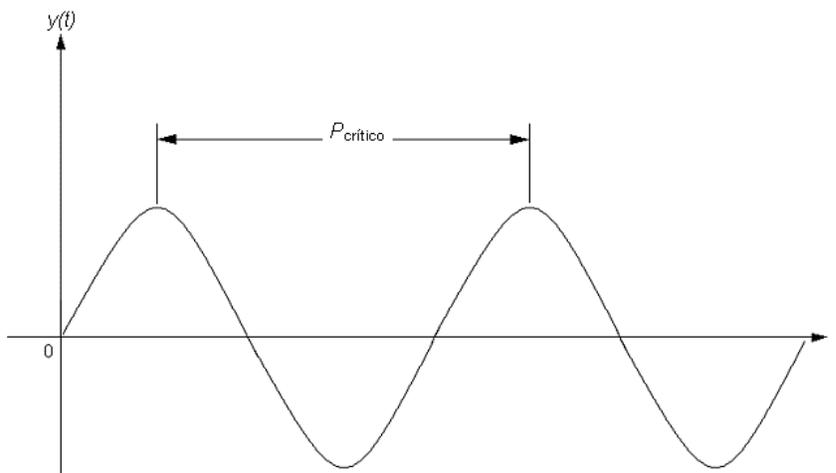
- (i) usar um controlador proporcional para o controle deste método de sintonia em malha fechada, com valor de K_p escolhido de forma heurística;
- (ii) inserir no sistema uma variação no sinal de controle, de tal forma que a onda quadrada entre o valor da saída atual e a saída de referência gere uma resposta oscilante estável e constante em função do tempo;
- (iii) armazenar os dados de entrada e saída; e
- (iv) multiplicar os valores obtidos de $K_{crítico}$ e $P_{crítico}$ pelos fatores apresentados na tabela 2 dos parâmetros do controlador.

CONTROLADOR	K_p	T_i	T_d
P	$0,5 * K_{crítico}$	∞	0
PI	$0,45 * K_{crítico}$	$0,833 * P_{crítico}$	0
PID	$0,6 * K_{crítico}$	$0,5 * P_{crítico}$	$0,125 * P_{crítico}$

FONTE: OGATA (1997).

TABELA 2 - DETERMINAÇÃO DOS PARÂMETROS DO PID EM MALHA FECHADA.

Os valores de $K_{\text{crítico}}$ é o valor do ganho proporcional que torna a saída do processo oscilante mantendo uma amplitude constante e o $P_{\text{crítico}}$ é o período desta oscilação, conforme apresentado na figura 2.



FONTE: OGATA (1997).

FIGURA 2 - GRÁFICO DA OSCILAÇÃO DA SAÍDA DO PROCESSO COM GANHO $K_{\text{crítico}}$.

2.3 CONTROLADORES ADAPTATIVOS

A maioria dos processos industriais exibe comportamento não-linear, entretanto um número significativo de processos presentes na indústria utiliza controladores lineares. Entre esses controladores prevalece o controlador clássico PI(D), geralmente uma escolha atraente pelas suas características de facilidade de projeto (WANG e ZHENG, 2003).

Nesta seção, o objetivo é apresentar os fundamentos do projeto de controladores do tipo PI(D) com uma abordagem adaptativa.

2.3.1 Fundamentos de Controle Adaptativo

O termo *adapt* (do inglês) significa “mudança de comportamento em função das circunstâncias”. Em sistemas de controle, um controle adaptativo é aquele que pode modificar seu comportamento em resposta a mudanças na dinâmica do processo diante de perturbações. Os sistemas de controle adaptativo possuem propriedades que podem ser incorporadas no projeto de novos controladores quando o processo possui comportamento variante no tempo.

Em um sistema de controle adaptativo, as características dinâmicas do processo podem ser identificadas a cada amostra de modo que os parâmetros do controlador possam ser ajustados de maneira a manter um melhor desempenho. Este conceito possui atrativos para o projetista, pois um sistema de controle adaptativo, além de acomodar mudanças no comportamento dinâmico do processo, pode também acomodar os erros e/ou as incertezas presentes em malha fechada e compensar pequenas falhas de componentes (sensores e atuadores) do sistema, aumentando a confiabilidade do sistema de controle em malha fechada.

2.3.2 Abordagem de Controle Adaptativo

Os sistemas de controle PID convencionais até hoje são a base de projetos de controladores aplicados à automação industrial. Entretanto, estes sistemas tendem a apresentar limitações diante de sistemas complexos, ou seja, sistemas com características não-lineares, de ordem superior e com a presença de atraso de transporte variante no tempo.

Em alguns processos complexos, onde os controladores PID de ganhos fixos apresentam um desempenho insatisfatório. Uma alternativa é a utilização de controladores adaptativos, que possuem flexibilidade de auto-ajuste diante de mudanças na dinâmica do processo e/ou na presença de perturbações.

Para facilitar o entendimento e utilização dos controladores adaptativos, por parte de técnicos e operadores, os controladores adaptativos podem ser projetados para apresentar uma estrutura “similar” ao PID convencional. Neste caso os controladores apresentam parâmetros de conhecimento dos operadores, estes controladores são denominados PID adaptativos.

Neste contexto, um controlador PID adaptativo também pode ser usado para sintonizar um controlador PID convencional. O controlador PID adaptativo utiliza um estimador de parâmetros recursivo em tempo real, geralmente o algoritmo dos mínimos quadrados recursivo, para sintonia dos ganhos do controlador PID. O estimador deve ser iterativo e o modelo do processo é atualizado em tempo real a cada amostra.

Dois procedimentos são disponíveis para o projeto de um controlador PID adaptativo: direto ou indireto. No procedimento de projeto indireto, baseado na técnica de controle auto-ajustável (*self-tuning*), o controle é calculado supondo que os parâmetros do processo são conhecidos. Um estimador é utilizado para obter os parâmetros do processo a partir das medidas de entrada e saída e, a seguir, substituem-se os parâmetros pelos valores estimados, de forma recursiva. A partir dos parâmetros estimados do processo calcula-se os parâmetros da lei de controle PID.

No procedimento direto, o modelo do processo é re-parametrizado em termos dos parâmetros do controlador. A parametrização é possível usando os métodos de controle de variância mínima, alocação de pólos, modelo de referência ou mesmo metodologias de inteligência artificial (ÅSTRÖM e HAGGLUND, 1988). Logo, o estimador é utilizado para obter os parâmetros do controlador diretamente a partir das medidas de entrada e saída do processo.

2.3.3 Fundamentos de Identificação de Sistemas

Na última década tem-se verificado uma tendência à utilização de técnicas de identificação em diversas áreas da indústria (CASSINI *et al.*, 1998). Essa tendência é motivada pelo aumento da capacidade computacional que se tem, atualmente, na coleta de dados com informações numéricas do sistema que está sendo observado e/ou controlado. Assim, o que há vinte anos estava restrito a poucos laboratórios de pesquisa, atualmente se encontra em muitos laboratórios e indústrias, com a utilização de sistemas de aquisição de dados para a supervisão de variáveis em processos reais, principalmente na indústria eletro-mecânica e petroquímica.

A necessidade de obter-se uma representação matemática coerente e precisa para os processos industriais tem levado os engenheiros a se interessarem por métodos de identificação de sistemas, tais como: mínimos quadrados, variável instrumental, redes neurais etc. Entretanto, existem algumas dificuldades em projetos de identificação de sistemas.

Em primeiro lugar, a identificação de sistemas, sob diversos aspectos, ainda é uma *arte*, significando que ainda há certo grau de subjetivismo no projeto e na aplicação das técnicas disponíveis. Em segundo lugar, muitos fundamentos teóricos

podem não ser de fácil aplicação dos algoritmos de identificação em sistemas reais (AGUIRRE, 2000).

A identificação de sistemas exige o envolvimento do modelador, o qual deve analisar qual variável do sistema são relevantes para a modelagem e se a estrutura do modelo escolhida é adequada (SÖDERSTRÖM e STOICA, 1989). Caso contrário, o mesmo deve tomar as decisões necessárias para solucionar o problema.

As principais etapas para aplicação de um método de identificação de sistemas são:

- (i) *realização de testes dinâmicos e coleta de dados*: Uma vez que a identificação propõe a obtenção de modelos a partir de dados é necessário gerar tais dados. Muitas vezes, os únicos dados disponíveis são os dados de “operação normal” do processo. Em outras situações, entretanto, é possível (e desejável) efetuar alguns testes para extrair informação dinâmica do sistema. Entre os problemas relacionados a esta etapa estão a escolha dos sinais de excitação do sistema, a execução do teste e a escolha do período de amostragem apropriado.
- (ii) *determinação da representação matemática a ser usada*: Nesta dissertação o modelo matemático do tipo ARX (*AutoRegressive Exogenous Inputs*) foi escolhido por ser simples e de ordem reduzida, o qual representa, na maioria das vezes, a contento o comportamento dinâmico de processos térmicos e eletro-mecânicos.
- (iii) *determinação da estrutura do modelo*: No caso de modelos lineares, a escolha da sua estrutura se restringe, basicamente, à escolha de número de pólos e de zeros, bem como à determinação do atraso de transporte quando necessário e não conhecido *a priori*.
- (iv) *estimação de parâmetros*: Essa etapa começa com a escolha do algoritmo a ser utilizado para obtenção do modelo matemático do processo.
- (v) *validação do modelo*: Tendo obtido uma família de modelos, é necessário verificar se eles incorporam ou não as características de interesse do sistema original. Além disso, é interessante comparar os modelos entre si e decidir se há algum candidato significativamente melhor que os demais, baseado(s) em algum(s) critério(s) de desempenho (AGUIRRE, 2000).

No caso de controle adaptativo, onde os parâmetros devem ser estimados de forma *on-line*, um método de identificação de parâmetros deve ser usado para encontrar o modelo e estimar os parâmetros deste modelo.

2.3.3.1 Modelagem Matemática

A simulação de modelos discretos corresponde normalmente à solução de equações a diferenças. O procedimento, nesse caso, não requer nenhum algoritmo especial, como no caso de sistemas contínuos (AGUIRRE, 2000).

Existe na literatura, uma classificação, para estruturas de modelos matemáticos (LJUNG, 1999) desdobrada em:

- (i) *modelagem caixa branca*: O modelo reflete todas as propriedades do sistema dinâmico. São construídos a partir do conhecimento dos princípios e conceitos físicos, não utilizando medidas do sistema. Neste caso, as variáveis e coeficientes do sistema possuem interpretação física do processo;
- (ii) *modelagem caixa preta*: Os modelos são construídos a partir dos dados de entrada e saída do processo, sem utilizar as propriedades reais do sistema. A estrutura do modelo é escolhida dentro de uma família de modelos previamente estabelecidos e seus coeficientes não possuem uma interpretação física;
- (iii) *modelagem caixa cinza*: O modelo mescla as propriedades dos modelos caixa branca e preta. Todos os processos são em maior ou em menor grau caixa cinza, dependendo da quantidade de informação sobre o sistema físico incorporado no modelo matemático do processo.

Nesta dissertação adota-se um modelo caixa preta para identificação do processo térmico da bancada de ensaio.

2.3.3.2 Representação Discreta para os Modelos Matemáticos

É convencional para as entradas e saídas do sistema à nomenclatura $u(t)$ e $y(t)$, respectivamente. O relacionamento entre a saída e a entrada do sistema é uma equação a diferenças linear. Neste caso, é essencial que haja uma relação linear entre as entradas e as saídas.

O objetivo desta seção é apresentar, de forma resumida, algumas representações que são úteis nos próximos capítulos.

Considerando um modelo matemático geral como sendo representado pela equação a diferenças,

$$A(q)y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}v(t), \quad (6)$$

onde q^{-1} é o operador atraso, de forma que $y(t)q^{-1}=y(t-1)$, $v(t)$ é um ruído branco com média zero e variância σ^2 e $A(q)$, $B(q)$, $C(q)$, $D(q)$ e $F(q)$ são polinômios definidos por:

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}; \\ B(q) &= b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}; \\ C(q) &= 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}; \\ D(q) &= 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d}; \\ F(q) &= 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}. \end{aligned} \quad (7)$$

onde:

n_a : ordem do polinômio $A(q)$;

n_b : ordem do polinômio $B(q)$;

n_c : ordem do polinômio $C(q)$;

n_d : ordem do polinômio $D(q)$;

n_f : ordem do polinômio $F(q)$.

a. Modelo ARX

O modelo auto-regressivo com entradas exógenas (ARX) pode ser obtido a partir do modelo geral tomando $C(q)=D(q)=F(q)=1$ onde $A(q)$ e $B(q)$ são polinômios quaisquer que resultam em:

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + v(t), \quad (8)$$

Uma vez que o ruído $v(t)$ aparece diretamente na equação (8), o modelo ARX pode ser classificado como da classe de modelos matemáticos com um polinômio para o erro. Este modelo pode ser reescrito da seguinte forma:

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t) + \frac{1}{A(q)} v(t), \quad (9)$$

o que coloca em evidência a função de transferência do sistema, onde $H(q)=B(q)/A(q)$ e de ruído $C(q)/[D(q) A(q)]=1/A(q)$. Ao contrário do modelo FIR (*Finite Impulse Response*), o ruído que aparece adicionado à saída $e(t)=v(t)/A(q)$ não é branco. Ou seja, neste modelo o ruído é modelado como ruído branco filtrado por um filtro auto-regressivo.

b. Modelo ARMAX

O modelo auto-regressivo com média móvel e entradas exógenas (ARMAX) podem ser obtidos a partir do modelo geral, tomando-se $D(q)=F(q)=1$ e $A(q)$, $B(q)$ e $C(q)$ são polinômios arbitrários, resultando em:

$$A(q) y(t) = B(q)u(t) + C(q)v(t),$$

ou

$$\begin{aligned} y(t) &= \frac{B(q)}{A(q)} u(t) + \frac{C(q)}{A(q)} v(t), \\ y(t) &= H(q)u(t) + e(t), \end{aligned} \quad (10)$$

De forma similar ao de modelo ARX, o modelo ARMAX pertence à classe de modelos de *equação para o erro*. No presente caso o erro na equação é modelado como um processo de média móvel (MA) e o ruído adicionado à saída, $e(t)$, é modelado como ruído branco filtrado por um filtro ARMA (*Autoregressive Moving Average*) (AGUIRRE, 2000). Um resumo dos modelos lineares para processos é apresentado na tabela 3.

Modelo	n_A	n_B	n_C	$D(q)$
ARX (<i>AutoRegressive eXogenous</i>)	n	$\leq n$	0	1
ARMA (<i>AutoRegressive Moving Average</i>)	n	-	> 0	1
ARMAX (<i>ARMA eXogenous</i>)	n	$\leq n$	> 0	1
ARIX (<i>ARX Integrated</i>)	n	$\leq n$	0	$1 - q^{-1}$
ARIMAX (<i>ARMAX Integrated</i>)	n	$\leq n$	> 0	$1 - q^{-1}$
FIR (<i>Finite Impulse Response</i>)	0	$n_H - 1$	-	-

FONTE: ROMÃO, (1996).

TABELA 3 - TIPOS DE MODELOS LINEARES.

No projeto dos controladores avaliados neste trabalho é utilizado o modelo ARX.

Na seqüência são descritos os fundamentos de identificação de sistemas ARX e ARMAX e o método dos mínimos quadrados.

2.3.4 Método dos Mínimos Quadrados em Batelada

Quando se estimam os parâmetros do modelo através de um método de mínimos quadrados, minimiza-se a função custo do erro médio quadrático. No entanto, não é possível garantir se o modelo é fiel aos dados experimentais, assim como se o estimador é polarizado ou não. Tais inconvenientes podem ser contornados se a estrutura escolhida for adequada, ou seja, se a mesma é capaz de representar o sistema em questão. Infelizmente, não é óbvio qual é a melhor estrutura para representar um sistema. Sabe-se, no entanto, que um modelo com mais termos que o necessário, geralmente provoca, na melhor das hipóteses, efeitos espúrios e na pior das hipóteses, instabilidade numérica (AGUIRRE, 2000).

A qualidade da estimação é dependente da natureza do ruído, da estrutura do modelo, do tipo de aplicação e da “riqueza” da informação contida nas medidas. Ambas as implementações *off-line* e *on-line* do estimador são apresentadas a seguir e alguns aspectos computacionais são avaliados.

A determinação do modelo matemático do processo é uma das principais etapas para determinação de um controlador. O modelo matemático utiliza equações a diferenças para o cálculo ou projeto do controlador a ser implementado em simulações computacionais. A seguir são descritos brevemente alguns tipos de modelagem matemática usando o método dos mínimos quadrados.

a. Modelagem matemática de modelos - ARX

Nesta seção é descrito o modelo ARX para a estratégia de identificação de sistema através do algoritmo dos mínimos quadrados.

A equação adotada é a seguinte:

$$A(q)y(t)=B(q)u(t) \quad (11)$$

sendo:

$$y(t) + a_1y(t-1) + \dots + a_{na}y(t-n_a)=b_0u(t-1) + b_1u(t-2)\dots + b_{nb}u(t-n_b) \quad (12)$$

Quando os parâmetros a 's e b 's não são conhecidos, então os coeficientes polinomiais são tratados como incógnitas a serem determinadas por estimação. Para estimação dos parâmetros é conveniente escrever a equação (12) como:

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta \quad (13)$$

sendo:

$$\begin{aligned} \theta^T &= [-a_1, -a_2 \dots -a_{na}, b_0, b_1 \dots b_{nb}] \\ \varphi^T(t) &= [-y(t-1), -y(t-2) \dots -y(t-na), u(t-1), u(t-2) \dots u(t-nb)] \end{aligned} \quad (14)$$

onde θ é um vetor com elementos desconhecidos e $\varphi(t)$ é um vetor de regressão resultado dos dados medidos da entrada e saída.

Como o sistema com parâmetros definidos baseados nas entradas e saídas não é idêntico ao processo real tem-se a saída e o erro descritos pelas equações:

$$y(t) = \varphi^T(t)\hat{\theta} + \hat{e}(t) \quad (15)$$

onde

$$\hat{e}(t) = e(t) + \varphi^T(t)(\theta - \hat{\theta}). \quad (16)$$

e $\hat{\theta}$ é constituído de elementos ajustáveis ao modelo real no decorrer das amostras. Escrevendo o erro em notação vetorial:

$$y = \varphi\hat{\theta} + \hat{e} \quad (17)$$

$$\hat{e} = y - \varphi\hat{\theta}. \quad (18)$$

Minimizando o erro usando a soma dos erros quadráticos:

$$J = \sum_{t=1}^N \hat{e}(t) = \hat{e}^T \quad (19)$$

pode-se reescrever J como:

$$J = (y - \varphi\hat{\theta})^T (y - \varphi\hat{\theta}) \quad (20)$$

Derivando a equação e igualando a zero:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = -2\varphi^T y + 2\varphi^T \varphi\hat{\theta} = 0 \quad (21)$$

e isolando $\hat{\theta}$:

$$\hat{\theta} = [\varphi^T \varphi]^{-1} [\varphi^T y] \quad (22)$$

Portanto, o $\hat{\theta}$ estimado é definido pelo vetor regressivo e pelo vetor de valores da saída, $y(t)$.

b. Modelagem matemática de um modelo ARMAX

A equação que representa o modelo ARMAX é:

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + C(q)e(t) \quad (23)$$

onde os parâmetros $A(q)$, $B(q)$ e $C(q)$ são os polinômios dos operadores atraso e $e(t)$ é um sinal ruído branco. Os parâmetros do polinômio $C(q)$ correspondem aos distúrbios, sendo que não pode ser convertido diretamente para o modelo AR, desde que as variáveis $e(t)$ sejam conhecidas (ÅSTRÖM e HÄNGGLUND, 1995). Este problema pode ser resolvido através de aproximações como as descritas a seguir:

$$\varepsilon(t) = y(t) - \varphi^T(t-1)\bar{\theta}(t-1) \quad (24)$$

onde:

$$\begin{aligned} \theta^T &= [a_1 \dots a_n, b_1 \dots b_n, c_1 \dots c_n] \\ \varphi^T(t-1) &= [-y(t-1) \dots -y(t-na), u(t-1) \dots u(t-nb), \varepsilon(t-1) \dots \varepsilon(t-n)] \end{aligned}$$

onde na , nb e ne são as ordens dos polinômios da saída, entrada e do erro, respectivamente.

As variáveis $e(t)$ são aproximadas por predição do erro $\varepsilon(t)$. O modelo pode ser aproximado pela seguinte expressão:

$$y(t) = \varphi^T(t-1)\theta + e(t) \quad (25)$$

Neste caso, o modelo recursivo do método de determinação de parâmetros por mínimos quadrados pode ser aplicado. O modelo obtido é denominado de mínimos quadrados estendido (*Extended Least Squares* - ELS). As equações atualizadas para a identificação são dadas por:

$$\bar{\theta}(t) = \bar{\theta}(t-1) + P(t)\varphi(t-1)\varepsilon(t) \quad (26)$$

$$P^{-1}(t) = P^{-1}(t-1) + \varphi(t-1)\varphi^T(t-1) \quad (27)$$

Outro método de estimar os parâmetros é usar a equação e o resíduo definido por:

$$\bar{C}(q)\varepsilon(t) = \bar{A}(q)y(t) - \bar{B}(q)u(t) \quad (28)$$

e o vetor regressivo dado por $\varepsilon(t)$ e será substituído por φ_f , onde:

$$\bar{C}(q)\varphi_f(t) = \varphi(t) \quad (29)$$

A maioria das estimativas pode ser usada nestas atualizações. O método utilizado não se caracteriza como recursivo, desde que as últimas duas equações sejam resolvidas quando $t=1$ para cada medida. A seguinte aproximação pode ser usada:

$$\varepsilon(t) = y(t) - \varphi_f^T(t-1)\bar{\theta}(t-1) \quad (30)$$

Este algoritmo é denominado de máxima verossimilhança recursiva (MVR). É vantajoso substituir para os métodos MQE (mínimos quadrados estendido) e MVR substituindo o vetor regressivo residual pelo vetor posterior residual definido como:

$$\varepsilon_p(t) = y(t) - \varphi^T(t-1)\bar{\theta}(t) \quad (31)$$

O último valor de $\bar{\theta}$ é usado no cálculo de ε_p . Outra possibilidade relacionada com o ruído é utilizar o modelo:

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)}u(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (32)$$

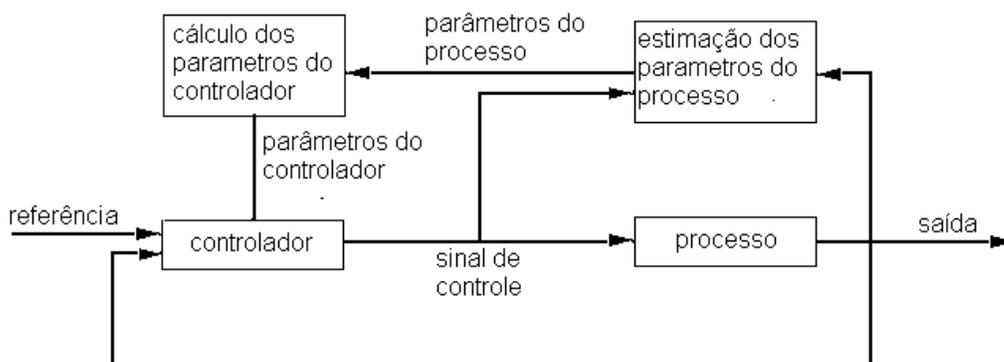
2.3.5 Mínimos Quadrados Recursivo

Até o momento, tem-se considerado o caso em que todo o conjunto de dados estar disponível para a estimativa de parâmetros. Nesse caso, tendo definido a estrutura do modelo, é determinado a matriz de regressores e resolvido o problema numérico “de uma só vez”, ou seja, em batelada ou *off-line*. Na prática, a situação mencionada é encontrada quando os dados de entrada e saída de um determinado sistema são previamente coletados e deseja-se utilizá-los *a posteriori* para obter um modelo matemático para o processo (AGUIRRE, 2000).

Uma outra situação, também comum na prática, ocorre quando os dados são medidos e disponibilizados seqüencialmente. A cada período de amostragem, um sistema qualquer de coleta de dados fornece medições correspondentes àquele instante. Obviamente, os dados poderiam ser armazenados até se ter um número suficiente para resolver o problema em batelada. Mas será que é possível utilizar os dados seqüencialmente para atualizar o vetor de parâmetros de um determinado modelo? A resposta a essa pergunta é afirmativa e o procedimento é denominado de estimação recursiva ou *on-line* (AGUIRRE, 2000).

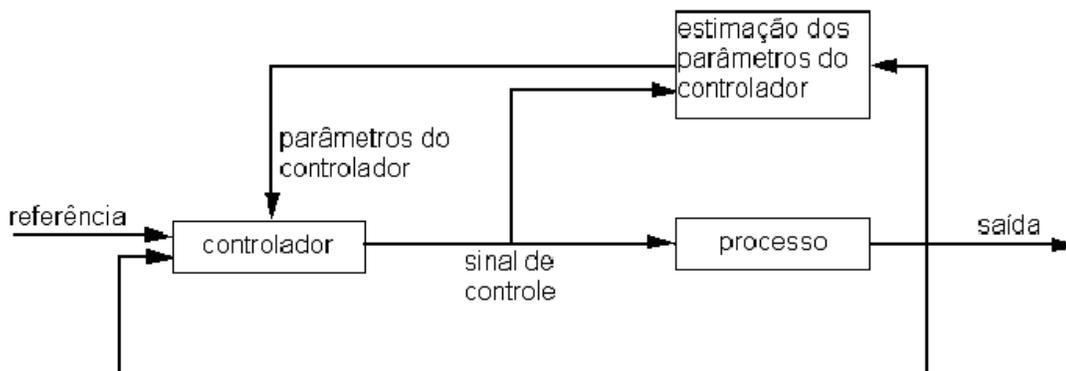
O mecanismo de estimação de parâmetros é a essência do projeto de um sistema de controle adaptativo, o qual depende principalmente da eficiência do estimador. A estimação dos parâmetros é realizada baseada nas medidas obtidas da entrada e saída do processo. Os parâmetros estimados são, em geral, variantes no tempo e o modelo estimado é uma simplificação do sistema real. Isto permite a atualização dos parâmetros, em um modelo linear, que pode estar representando um modelo não-linear.

Na implementação de um controlador adaptativo, o algoritmo de estimação de parâmetros deve ser recursivo, permitindo que o modelo ou projeto de controlador do sistema seja atualizado a cada período de amostragem quando novas medidas estão disponíveis. Um método que pode ser utilizado em situações onde o ruído é descorrelacionado é o método dos mínimos quadrados recursivo (MQR). A utilização do MQR pode ser realizada em controle adaptativo de forma indireta ou direta, conforme apresentado nas figuras 3 e 4, respectivamente.



FONTE: ROMÃO (1996).

FIGURA 3 - CONTROLADOR ADAPTATIVO INDIRETO.



FONTE: ROMÃO (1996).

FIGURA 4 - CONTROLADOR ADAPTATIVO DIRETO.

A cada período de amostragem novas medidas de entrada/saída tornam-se disponíveis e são utilizados juntamente com o modelo do sistema para gerar um novo erro de identificação. As equações que compõem o estimador do MQR são:

$$K(t) = \frac{M(t-1)\varphi(t)}{1 + \varphi^T(t)M(t-1)\varphi(t)} \quad (33)$$

$$M(t) = [I - K(t)\varphi^T(t)]M(t-1) \quad (34)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \bar{y}(t)] \quad (35)$$

onde $K(t)$ é o ganho do filtro de Kalman, I é a matriz identidade, $\varphi(t)$ é o vetor de medidas e $M(t)$ é a matriz de covariância.

A matriz $M(t)$ reflete a magnitude do erro de estimação e seus elementos tendem a decrescer quando novas medidas são processadas no algoritmo. Essa matriz é definida positiva.

O MQR pode ser resumido pelas seguintes etapas:

- (i) obter a(s) saída(s) e a(s) entrada(s) do processo a ser identificado;
- (ii) atualizar o vetor de medidas, $\varphi(t)$;
- (iii) calcular o erro de previsão, $erro(t+1) = y(t+1) - \varphi^T \hat{\theta}(t)$;
- (iv) calcular o vetor de parâmetros estimados, $\hat{\theta}(t)(t+1)$;
- (v) atualizar a matriz de covariância, $M(t+1)$; e
- (vi) retornar para o passo (i).

2.3.6 Critério de Desempenho

Para determinar a estimativa ótima é necessário definir uma função custo que minimize um índice de desempenho. Este índice é uma medida quantitativa do desempenho do estimador, medindo o desvio do valor estimado em relação ao valor real. Para avaliação dos parâmetros identificados utilizar-se-á dois critérios de avaliação de custo: MSE (*Means Square Error* ou média do erro quadrático) e o critério de Akaike (AIC), conforme descritos a seguir:

- MSE: Erro médio quadrático:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \hat{y}(t)]^2, \quad (36)$$

onde N é o número de amostras, $y(t)$ é o valor atual e $\hat{y}(t)$ o valor da saída estimada.

- AIC:

O critério de informação de AKAIKE (1974) é utilizado para estimar o número de termos em modelos dinâmicos. De acordo com o critério, o número ótimo de termos deve minimizar a seguinte função de custo:

$$AIC = N \cdot \log[\text{Var}(\xi)] + \text{peso} \cdot n_p, \quad (37)$$

onde N é o número de amostras, $\text{Var}(\xi)$ é a variância do erro, peso é o valor atribuído a n_p e n_p é o número de parâmetros do modelo estimado.

2.4 CONTROLE PI ADAPTATIVO DE CAMACHO

Na maioria das aplicações práticas implementa-se o controlador PI devido à presença de ruído na malha de controle proveniente da parcela derivativa do controlador, o que pode tornar o sistema em malha fechada instável. Na técnica de controle desenvolvida por CAMACHO *et al.* (1992), a estratégia de controle é do tipo PI e o comportamento do processo contínuo são aproximados por uma função de transferência de primeira ordem com atraso de transporte, isto é:

$$G(s) = \frac{Ke^{-\tau_d s}}{\tau s + 1} \quad (38)$$

onde τ_d é o atraso de transporte e τ é a constante de tempo do processo.

Para representar o processo, utiliza-se o modelo matemático ARX discreto:

$$G(q^{-1}) = q^{-2}(b_0 + b_1 q^{-1}) / (1 - a q^{-1}) \quad (39)$$

O controlador é projetado considerando a função de transferência dada por:

$$K(q^{-1}) = g_0(1 + g_2 q^{-1}) / (1 - q^{-1}) \quad (40)$$

onde g_0 e g_2 são os ganhos do controlador PI. Através da escolha do zero do controlador para cancelar o pólo da planta, isto é, escolhendo $g_2 = A$, o polinômio característico do sistema em malha fechada é dado por:

$$S(q^{-1}) = q^3 - q^2 + g_0 b_0 q + g_0 b_1 \quad (41)$$

Se o sistema em malha fechada apresenta um pólo dominante em $q = A$, então g_0 é obtido por:

$$g_0 = A^2(1 - A)/(b_0A + b_1) \quad (42)$$

De posse dos valores dos parâmetros a , b_0 e b_1 obtêm-se os valores de g_0 e g_2 , fornecendo uma resposta ao comportamento dinâmico do sistema em malha fechada de acordo com o pólo dominante $q = A$.

O algoritmo para implementação do controlador de Camacho *et al.* (1992) é:

- (i) fornecer $\theta(0)$ e A ;
- (ii) estimar via MQR com os parâmetros da equação (39);
- (iii) calcular g_0 pela equação (42);
- (iv) calcular e aplicar o sinal de controle obtido pela equação (40); e
- (v) voltar ao passo (ii).

2.5 CONTROLE PID ADAPTATIVO DE ZHU-ZHI

O projeto apresentado por ZHU-ZHI, (1985) baseia-se no método de projeto por alocação de pólos (COELHO, 1996). Nesta técnica uma função de transferência desejada é definida pelo projetista e o procedimento para aplicar o método consiste em:

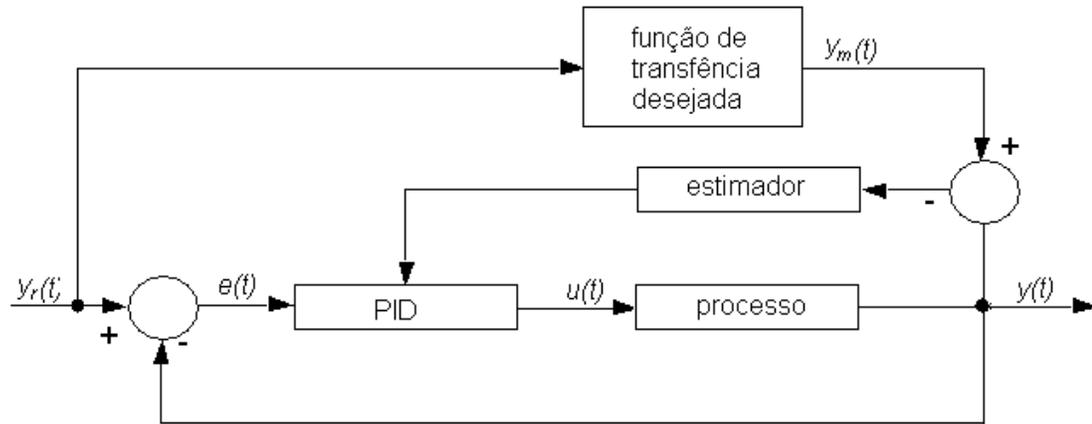
- (i) selecionar uma função de transferência desejada;
- (ii) projetar o controlador tal que a função de transferência em malha fechada seja igual à função de transferência desejada;
- (iii) estimar os parâmetros PID em tempo real através do método MQR.

Conforme descrito por ZHU-ZHI (1985), para o projeto do controlador a função de transferência em malha fechada deve ser igual a uma função de transferência desejada previamente especificada e dada por:

$$\frac{y}{y_r} = \frac{y_m}{y_r} = \frac{S(q^{-1})}{T(q^{-1})} \quad (43)$$

onde y_m é a saída desejada, y_r é o valor de referência, $S(q^{-1})$ e $T(q^{-1})$ são polinômios de ordem ns e nt .

A figura 5 ilustra o procedimento de projeto do controlador PID adaptativo de Zhu-Zhi.



FONTE: ROMÃO (1996).

FIGURA 5 - PROJETO DO CONTROLADOR DE ZHU-ZHI.

O controlador PID pode ser representado por:

$$u(t) = \frac{d_1 + d_2 q^{-1} + d_3 q^{-2}}{T_s (1 - q^{-1})} e(t) \quad (44)$$

onde:

$$d_1 = K_p \left[\frac{T_s^2}{T_i} + T_s + T_d \right] \quad (45)$$

$$d_2 = -K_p [T_s + 2T_d] \quad (46)$$

$$d_3 = K_p T_d \quad (47)$$

Os ganhos do controlador podem então ser calculados por:

$$K_p = \frac{-(d_2 + 2d_3)}{T_s} \quad (48)$$

$$T_i = \frac{-T_s (d_2 + 2d_3)}{d_1 + d_2 + d_3} \quad (49)$$

$$T_d = \frac{-T_s d_3}{d_2 + 2d_3} \quad (50)$$

A partir das equações (43) e (44) obtém-se:

$$(d_1 + d_2 q^{-1} + d_3 q^{-2})(T(q^{-1}) - S(q^{-1}))y(t) = T(1 - q^{-1})S(q^{-1})u(t) \quad (51)$$

Definindo-se:

$$\bar{y}(t) = (T(q^{-1}) - S(q^{-1}))y(t) \quad (52)$$

$$\bar{u}(t) = T_s(1 - q^{-1})S(q^{-1})u(t) \quad (53)$$

A equação (52) torna-se:

$$(d_1 + d_2 q^{-1} + d_3 q^{-2})\bar{y}(t) = \bar{u}(t) \quad (54)$$

Para aplicar o método MQR, a equação (54) pode ser escrita na forma vetorial

$$\hat{u}(t-1) = \psi^T(t-1)\hat{\theta}(t-1) \quad (55)$$

onde

$$\psi^T(t-1) = [\bar{y}(t-1), \bar{y}(t-2), \bar{y}(t-3)] \quad (56)$$

$$\hat{\theta}^T(t-1) = [\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3] \quad (57)$$

Logo, através da aplicação do MQR, pode-se obter os parâmetros $\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3$ da equação (44) e, portanto, o controle PID adaptativo é calculado por

$$u(t) = \frac{\hat{d}_1 + \hat{d}_2 q^{-1} + \hat{d}_3 q^{-2}}{T_s(1 - q^{-1})} [y_r(t) - y(t)] \quad (58)$$

O algoritmo para o controlador de Zhu-Zhi pode ser resumido como:

- (i) escolher $T(q^{-1})$, $S(q^{-1})$, $\theta(0)$, $M(0)$ e T_s ;
- (ii) no instante t , $\bar{y}(t-1)$ e $\bar{u}(t-1)$ são calculados através das equações (52) e (53) respectivamente;
- (iii) estimar os parâmetros $\hat{d}_1(t), \hat{d}_2(t), \hat{d}_3(t)$, pelo método MQR, onde o erro de estimação é dado por : $e(t) = \bar{u}(t-1) - \psi^T(t-1)\hat{\theta}(t-1)$;

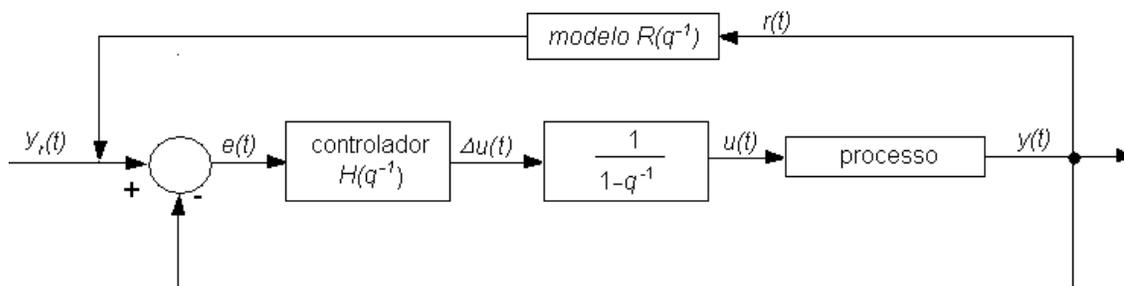
- (iv) calcular os parâmetros do controlador PID através das equações (48) a (50);
- (v) calcular e aplicar o sinal de controle dado pela equação (58).

2.6 CONTROLE PID ADAPTATIVO DE DE KEYSER

O objetivo do projeto apresentado por DE KEYSER (1988) é fazer com que a saída do processo em malha fechada seja aproximadamente igual à saída de um modelo de referência, o qual é especificado como sendo uma função de transferência de primeira ordem com atraso de transporte e ganho unitário. Os coeficientes do controlador PID são estimados de forma direta.

Esta técnica de controle diferencia-se dos demais projetos de CAMACHO *et al.* (1992) e ZHU-ZHI (1985) na medida em que o modelo é utilizado no lugar dos modelos ARMAX e ARIMAX (ver tabela 3).

Este método é denominado DIRAC (*DiRect Adaptive Control*) que, conforme descrito por DE KEYSER, em geral não fornece uma resposta de controle tão rápida como os métodos do tipo EPSAC (*Extended Prediction Self-Adaptive Control*). Neste projeto o desempenho do controlador adaptativo é similar ao do controlador PID, o que é suficiente para regular a maioria dos processos na indústria, mas com a vantagem de ser adaptativo. O método DIRAC é baseado na estrutura da figura 6.



FONTE: ROMÃO (1996)

FIGURA 6 - PROJETO DO CONTROLADOR DE KEYSER.

O modelo $R(q^{-1})$ é especificado pelo projetista e tem a seguinte função de transferência pulsada

$$R(q^{-1}) = \frac{R^N(q^{-1})}{R^D(q^{-1})} \quad (59)$$

O controlador $H(q^{-1})$ é dado por um modelo FIR da forma:

$$H(q^{-1}) = h_0 + h_1q^{-1} + h_2q^{-2} + \dots + h_{nh}q^{-nh} \quad (60)$$

A partir de $e(t)$ e $\Delta u(t)$, pode-se estimar um conjunto de parâmetros para $H(q^{-1})$ tal que:

$$\Delta u(t) = H(q^{-1}) e(t) \quad (61)$$

Dado o modelo de projeto $R(q^{-1})$, pode-se calcular a saída de referência $r(t)$. O objetivo é que a saída do processo $y(t)$ varie de acordo com a saída de referência $r(t)$.

Então se pode calcular

$$e(t) = y_r(t) - y(t) = y_r(t) - r(t). \quad (62)$$

Pelo diagrama em blocos da figura 6, obtém-se que:

$$r(t) = R(q^{-1})y_r(t) \quad (63)$$

Logo, substituindo a equação (63) na equação (62), resulta:

$$e(t) = [1-R(q^{-1})] y_r(t) \quad (64)$$

Pode-se especificar que a variação da entrada de referência, $y_r(t)$, varia de forma que a saída de referência correspondente, $r(t)$, seja igual à saída real do processo $y(t)$, isto é

$$y_r(t) = \frac{r(t)}{R(q^{-1})} = \frac{y(t)}{R(q^{-1})} \quad (65)$$

Substituindo a equação (65) na equação (64) fornece:

$$e(t) = \frac{1-R(q^{-1})}{R(q^{-1})} y(t) \quad (66)$$

A partir da equação (66) pode-se identificar os parâmetros do controlador. Devido às restrições da estrutura do controlador, a saída real do processo $y(t)$ deve

acompanhar aproximadamente a saída de referência $r(t)$ definida pela equação (63). A resposta, mediante variação na referência e diante de perturbação, é obtida pelo modelo $R(q^{-1})$. Considera-se um modelo $R(q^{-1})$ de primeira ordem, com atraso de transporte, dado por:

$$R(q^{-1}) = z^{-d} \frac{1-\alpha}{1-\alpha q^{-1}} \quad (67)$$

onde d é o atraso de transporte.

A fim de satisfazer o requisito $y(t) = y_r(t)$, deve-se especificar $R(q^{-1})$ tal que $R(1) = 1$. Logo, o parâmetro de projeto α ($0 < \alpha < 1$) pode ser usado para fazer o sistema de controle mais rápido ou mais lento ($\alpha \rightarrow 0$: controle rápido; $\alpha \rightarrow 1$: controle lento). Em aplicações práticas, sugere-se o parâmetro α inicial igual a 0,9 (ROMÃO, 1996).

A entrada do controlador, $H(q^{-1})$, deve ser estimada a partir da equação (66) e tem $\Delta u(t)$ como saída. Se o processo a ser controlado apresenta atraso de transporte, em tempo real, deve-se usar os sinais com atraso d ou seja, a equação (61) se torna:

$$\Delta u(t-d) = H(q^{-1})x(t) \quad (68)$$

e, a partir da equação (66), $e(t)$ se torna $x(t)$ definido como:

$$x(t) = \frac{1-R(q^{-1})}{R(q^{-1})} y(t-d) = \frac{q^{-d} [1-R(q^{-1})]}{R(q^{-1})} y(t) \quad (69)$$

Substituindo (67) em (69), resulta:

$$x(t) = \frac{1-\alpha q^{-1} - (1-\alpha)q^{-d}}{1-\alpha} y(t) \quad (70)$$

Considerando a equação (68) e definindo:

$$\hat{\theta} = [h_0 \quad h_1 \quad \dots \quad h_n] \quad (71)$$

$$\psi(t) = [x(t) \quad x(t-1) \quad x(t-2) \quad \dots \quad x(t-n)]^T \quad (72)$$

conduz ao modelo vetorial para estimação, dado por:

$$\Delta u(t-d) = \psi^T(t) \hat{\theta} + \varepsilon(t) \quad (73)$$

onde ε é o resíduo do estimador.

Os parâmetros desconhecidos em θ podem então ser estimados recursivamente, onde o erro de estimação é dado por:

$$e(t) = [\Delta u(t-d) - \psi^T(t) \hat{\theta}(t-1)] \quad (74)$$

DE KEYSER (1988) considera o modelo convencional para o controlador PID, dado pela figura 6, onde a ação de controle é baseada no erro entre a entrada e saída do processo.

A partir da equação (1), tem-se a equação do controlador PID dada por:

$$\Delta u(t) = K_p \left[(1-q^{-1}) + \frac{T_s}{T_i} + \frac{T_d}{T_s} (1-2q^{-1} + q^{-2}) \right] e(t) \quad (75)$$

A partir da equação (60), o controlador PID é obtido fazendo $nh = 2$. Então, através dos parâmetros estimados (h_0, h_1, h_2) os ganhos do controlador PID podem ser calculados por:

$$K_p = -(h_1 + 2h_2) \quad (76)$$

$$T_i = \frac{-T_s(h_1 + hc_2)}{(h_0 + h_1 + h_2)} \quad (77)$$

$$T_d = \frac{-Tsh_2}{(h_1 + 2h_2)} \quad (78)$$

A alternativa para estimar os parâmetros diretamente é, a partir da equação (75), definir um novo vetor de parâmetros:

$$\hat{\theta}' = \left[K_p \quad K_p \frac{T_s}{T_i} \quad K_p \frac{T_d}{T_s} \right]^T, \quad (79)$$

e um novo vetor de dados:

$$\psi'(t) = [x(t) - x(t-1), \quad x(t), \quad x(t) - 2x(t-1) + x(t-2)]^T \quad (80)$$

Com base no erro de estimação, dado pela equação (74), o estimador calcula os parâmetros da equação (79), os quais estão relacionados diretamente com K_p , T_i e T_d .

2.7 CONCLUSÃO DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram mencionadas metodologias para a análise e o projeto de controladores. Para tanto, foi descrita a sintonia de controladores PID por métodos de Ziegler e Nichols e três controladores PID adaptativos (Camacho, Zhu-Zhi e De Keyser) são também detalhados.

A tabela 4 apresenta um resumo de cada um dos controladores adaptativos.

Estratégia apresentada por	Zhu-zhi (1985)	De Keyser (1988)	Camacho et al. (1992)
Técnica de projeto	Alocação de pólos	Modelo de referência	Alocação de pólos
Parâmetros estimados	3	3	3
Estimação	Direta	Direta	Indireta
Modelo matemático	----	FIR	ARX
Complexidade do projeto	baixa	média	baixa
Complexidade de sintonia	baixa	baixa	baixa

FONTE: ROMÃO, (1996).

TABELA 4 - COMPARAÇÃO ENTRE OS CONTROLADORES ADAPTATIVOS.

3 OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DOS CONTROLADORES

A computação evolucionária (ou evolutiva) é uma abordagem cada vez mais empregada com finalidade de otimização e aprendizado de máquina (WHITLEY, 2001).

A computação evolucionária representa uma abordagem de implementação computacional de mecanismos simples de evolução. Neste caso, os indivíduos (soluções) sofrem variações aleatórias, a cada geração, através de operadores de seleção, cruzamento e mutação. Os indivíduos mais adaptados têm maior probabilidade de sobreviver e se reproduzir, propagando seu material genético às gerações futuras.

Na próxima seção são comentadas brevemente três abordagens da computação evolucionária. As abordagens são algoritmos genéticos (HOLLAND, 1962; BREMERMAN, 1962; FRASER, 1957), programação evolucionária (FOGEL, 1962) e estratégias evolutivas (RECHENBERG, 1965; SCHWEFEL, 1965; KOZA, 1992). A evolução diferencial é outra abordagem recente da computação evolucionária, e nesta dissertação é enfocada no intuito de otimizar os parâmetros de controladores PID.

3.1 COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Os paradigmas da computação evolucionária têm sido utilizados em uma variedade de áreas do conhecimento, desde Ciências Naturais e Engenharia até Biologia e Ciência da Computação. A idéia básica, surgida nos anos 50, é aplicar um mecanismo de evolução natural como um paradigma na solução de problemas, a partir de implementação computacional. Os problemas de otimização são aqueles que vêm recebendo mais contribuições a partir de paradigmas da computação evolucionária. Neste contexto, muitos problemas de engenharia de controle e automação podem ser formulados como problemas de otimização (MICHALEWICZ e FOGEL, 2000).

Uma potencialidade da computação evolucionária está na possibilidade de resolver problemas através de uma descrição matemática simples do que se pretende otimizar e uma função objetivo (*fitness*), não havendo necessidade de

cálculos de derivadas. Os algoritmos evolucionários possuem uma seqüência de passos até a solução do problema, sendo que estes passos são similares para uma ampla gama de problemas, fornecendo robustez e flexibilidade a otimização. Neste contexto, a computação evolucionária pode ser entendida como um conjunto de técnicas genéricas e adaptáveis, a serem aplicadas na solução de problemas complexos, para os quais outras técnicas conhecidas são ineficazes ou nem sequer são aplicáveis (ZUBEN, 2000).

Em termos históricos, inicialmente três abordagens para computação evolucionária foram desenvolvidas independentemente:

- algoritmos genéticos;
- programação evolucionária; e
- estratégias evolutivas.

Mais recentemente os sistemas classificadores (BOOKER *et al.*, 1989) e a programação genética (KOZA, 1992) foram propostos.

Basicamente, os algoritmos evolucionários usam populações de indivíduos que correspondem a soluções-candidata para resolução de problemas; e uma função que mede a adequação relativa de cada indivíduo (soluções possíveis para o problema) frente aos demais, sendo esta denominada função de adequação ou adaptabilidade (*fitness*).

3.2 ALGORITMOS GENÉTICOS

Nos algoritmos genéticos, um indivíduo da população na representação binária (ou canônica) é representado por um cromossomo, o qual contém a codificação (genótipo) de uma possível solução do problema (fenótipo) (GOLDBERG, 1989).

O procedimento de otimização de um algoritmo genético corresponde a um procedimento de busca em um espaço de soluções potenciais para o problema. Segundo MICHALEWICZ (1996), esta busca requer um equilíbrio entre dois objetivos aparentemente conflitantes: o aproveitamento das melhores soluções (*exploitation*) e a exploração do espaço de busca (*exploration*). Este equilíbrio é difícil de ser obtido quando se consideram outras técnicas de busca, tais como:

- métodos de otimização clássicos, como os métodos baseados em informação do gradiente, são exemplos de métodos que apenas

aproveitam a melhor solução na busca de possíveis aprimoramentos, sem realizar uma exploração do espaço de busca;

- métodos de busca aleatória, entre os quais os algoritmos evolucionários, *simulated annealing* e métodos diretos de Nelder-Mead e Hooke-Jeeves.

3.3 PROGRAMAÇÃO EVOLUTIVA

A programação *evolutiva*, introduzida por LAWRENCE FOGEL, foi originalmente proposta como uma técnica para evolução de máquinas de estado finito. A programação evolutiva clássica emprega apenas operação de mutação. Recentemente, a programação evolutiva tem sido aplicada a problemas de otimização. A programação evolutiva é similar às estratégias evolutivas, contudo existem diferenças no que diz respeito aos procedimentos de seleção e mutação (FOGEL, 1994).

O procedimento de otimização pela programação evolutiva é implementado conforme os seguintes passos (FOGEL, 1994) :

- a população inicial de parâmetros compreende P soluções. Cada uma dos indivíduos (x_i, σ_{xi}) consiste de vetores de soluções, $x_i \in \mathfrak{R}^n$, e desvios padrão, $\sigma_{xi} \in \mathfrak{R}_+^n$, $i=[1, P]$, com suas dimensões correspondendo a um dado número de parâmetros n a serem otimizados. Os componentes de cada x_i , e os componentes de $\sigma_{xi}=[1, P]$, são selecionados de acordo com uma distribuição uniforme em intervalo especificado *a priori*;
- cada solução x_i , $i=[1, P]$, é classificada com relação à função de adequação;
- cada vetor de solução ancestral (x_i, σ_{xi}) , $i=[1, P]$, cria somente um vetor solução descendente (x_i', σ_{xi}') , de acordo com as seguintes equações:

$$\sigma_{xi}'(j) = \sigma_{xi}(j) + N\left(0, \frac{\sigma_{xi}(j)}{c}\right) \quad (81)$$

$$x_i'(j) = x_i(j) + N(0, \sigma_{xi}'(j)), \quad j = [1, n] \quad (82)$$

onde $x_i(j)$, $x_i'(j)$, $\sigma_{xi}(j)$, e $\sigma_{xi}'(j)$ denotam o j -ésimo componente dos vetores x_i , x_i' , σ_{xi} , e σ_{xi}' , respectivamente. O termo $N(\mu, \sigma_{xi})$ denota uma variável aleatória Gaussiana com média μ e desvio padrão σ_{xi} e c constitui-se de uma constante de escala;

- (iv) cada vetor solução descendente x_i' , $i=[1,P]$, é avaliado com relação à função de adequação;
- (v) comparações são conduzidas sobre todas as x_i e x_i' soluções, $i=[1,P]$. Para cada solução, k oponentes são selecionados aleatoriamente de todos os vetores solução ancestrais e descendentes com igual probabilidade. Em cada comparação, se a solução considerada oferece pelo menos um desempenho tão adequado quanto o oponente selecionado aleatoriamente, ela recebe uma “vitória”;
- (vi) das P soluções de x_i e x_i' , $i=[1,P]$, os vetores soluções que apresentam mais “vitórias” são selecionados para serem ancestrais (pais) na próxima população, sendo que os vetores σ_{xi}' e σ_{xi} a elas associados são também incluídos;
- (vii) repetir os passos (ii) a (vi) até que uma condição de parada seja satisfeita.

3.4 ESTRATÉGIA EVOLUTIVA

A estratégia evolutiva (EE) (SCHWEFEL, 1965) foi inicialmente proposta com o objetivo de solucionar problemas de otimização de parâmetros, tanto discretos como contínuos.

A primeira EE desenvolvida foi a EE(1+1), proposta por Ingo Rechenberg e Hans P. Schwefel em 1965, em experimentos realizados em um túnel de vento (COELHO e COELHO, 1999). As EEs com vários membros têm o embasamento biológico relacionado a características de poligenia (característica do fenótipo de um indivíduo é influenciada por diversos genes) e pleiotropia (capacidade de um gene influenciar diversas características dos fenótipos). As EEs com multimembros são divididas de acordo com o mecanismo de seleção em:

- *plus strategy* ou EE($\mu+\lambda$) sugerem a μ descendentes competem pela sobrevivência; e

- *comma strategy* ou $EE(\mu, \lambda)$, onde os λ descendentes competem para sobreviver e os ancestrais são completamente substituídos a cada geração (COELHO e COELHO, 1998).

Os indivíduos (x_i, σ_{xi}) são diretamente representados por vetores de valores reais, $x_i \in \mathfrak{R}^n$, e incorporam um vetor adicional desvio padrão, $\sigma_{xi} \in \mathfrak{R}_+^n$. O operador de mutação opera em cada variável x_i pela adição de números aleatórios normalmente distribuídos com média zero e variância σ_i^2 , regidos pela notação $N(0, \sigma_i^2)$. Um novo vetor solução (x'_i, σ'_{xi}) pode ser criado por uma regra de atualização com distribuição lognormal, tal que:

$$\sigma'_{xi} = \sigma_{xi} \cdot \exp(\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1)) \quad (83)$$

$$x'_i(j) = x_i(j) + N\left(0, \frac{\sigma'_{xi}(j)}{c}\right), \quad j = [1, n] \quad (84)$$

onde a mutação de σ_{xi} é baseada em um fator de busca global $\tau' \cdot N(0,1)$ e um fator de busca local $\tau \cdot N_i(0,1)$. Estes fatores são regidos pelas seguintes equações:

$$\tau = \left(\sqrt{2\sqrt{n}}\right)^{-1} \quad (85)$$

$$\tau = \left(\sqrt{2n}\right)^{-1} \quad (86)$$

onde n é a dimensão do problema que está sendo resolvido.

Os operadores de recombinação são similares aos implementados em representação real nos algoritmos genéticos (MICHALEWICZ, 1992). Entre as opções têm-se a recombinação discreta, a intermediária (local e global) ou mesmo a não realização da operação de recombinação (BÄCK e SCHWEFEL, 1993).

3.5 EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

A evolução diferencial (ED) desenvolvida por STORN e PRICE (1996) é um algoritmo evolutivo promissor e tem provado ser um candidato promissor na solução de otimização de problemas envolvendo valores reais (PRICE, 1997). Uma

vantagem é que a evolução diferencial é conceitualmente simples e de fácil implementação, com poucos parâmetros a serem ajustados para a sua aplicação. Devido a essas características, esse algoritmo foi o escolhido para a otimização dos controladores para os três casos de controle, estes detalhados nos capítulos 4 e 5.

A ED combina uma procura adaptativa aleatória com gerador aleatório com distribuição normal (BABU e SASTRY, 1999). Entre as vantagens da ED aparece a simplicidade de estrutura, facilidade no uso e rapidez da otimização.

Existem duas formas de se apresentar a ED onde a distinção é dada pelas propriedades dos operadores de mutação e cruzamento. A primeira forma com representação *ED/rand/1/bin* (STORN & PRICE, 1996) é subentendida com o ED na qual o vetor solução que passa pela operação de mutação é selecionado da população de forma aleatória, onde apenas um vetor diferente é considerado para a operação de mutação. O operador de cruzamento é realizado usando distribuição binomial. A segunda forma descrita como *ED/rand/2/bin* (STORN e PRICE, 1996) se diferencia da primeira na forma de como ocorre a mutação, repetindo-se a forma do operador cruzamento. Em síntese, a ED é regida pelas seguintes etapas:

- (i) gerar uma população inicial aleatória com distribuição uniforme de soluções factíveis do problema em questão; é garantido por regras de “reparo” que os valores atribuídos às variáveis estão dentro das fronteiras delimitadas pelo projetista para cada variável a ser otimizada;
- (ii) um indivíduo é selecionado, de forma aleatória com distribuição uniforme, para ser substituído e três diferentes indivíduos são selecionados com o genitores (pais);
- (iii) um destes três indivíduos é selecionado como genitor principal;
- (iv) com alguma probabilidade, cada variável do genitor principal é modificada. Entretanto, no mínimo uma variável deve ter seu valor alterado;
- (v) a modificação é realizada pela adição do valor atual da variável de uma taxa, F , da diferença entre dois valores desta variável nos outros dois genitores. Em outras palavras, o vetor denominado genitor principal é modificado baseado no vetor de variáveis de dois outros genitores; este procedimento representa o operador de cruzamento na ED;

- (vi) se o vetor resultante apresenta uma função de aptidão melhor que o escolhido à substituição, ele o substitui; caso contrário, o vetor escolhido para ser substituído é mantido na população.

Obedecendo as mesmas etapas descritas, coloca-se na seqüência, um variante do algoritmo ED denominada *ED/rand/1*. A notação *ED/rand/1* especifica qual vetor será alterado, selecionado de forma aleatória, e com que peso um vetor diferente influenciará neste vetor selecionado. Na seqüência, uma explanação mais detalhada do algoritmo *ED/rand/1*:

- (i) gerar população aleatória a partir de soluções factíveis;
 (ii) um indivíduo é selecionado, de forma aleatória, para ser substituído e três diferentes indivíduos são selecionados como genitores (pais);

Por exemplo, na seleção de três indivíduos pode-se adotar a nomenclatura:

$$x_a = [a_1 \quad a_2 \quad a_3] \quad (87)$$

$$x_b = [b_1 \quad b_2 \quad b_3] \quad (88)$$

$$x_c = [c_1 \quad c_2 \quad c_3] \quad (89)$$

- (iii) um destes três indivíduos é selecionado como genitor principal; como exemplo escolhe-se x_b como genitor principal;
 (iv) com alguma probabilidade F , cada variável do genitor principal é modificada, ou seja,

$$x_{b_1} = b_1 + F(c_1 - a_1) \quad (90)$$

$$x_{b_2} = b_2 + F(c_2 - a_2) \quad (91)$$

$$x_{b_3} = b_3 + F(c_3 - a_3) \quad (92)$$

onde F é uma taxa de variação.

- (v) se o vetor resultante $x_b' = [x_{b_1} \quad x_{b_2} \quad x_{b_3}]$ apresenta uma função de aptidão melhor que o escolhido à substituição, ele é substituído,

caso contrário, o vetor escolhido para ser substituído é mantido na população.

3.6 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

Em outras palavras, adotando-se um formalismo matemático, na evolução diferencial uma solução, l , na geração w é um vetor multidimensional $\bar{x}_{G=w}^l = (x_1^l, \dots, x_n^l)^T$. Uma população, $P_{G=k}$, na geração $G = k$ é um vetor de M soluções, onde $M > 4$. A população inicial, $P_{G=0} = \{\bar{x}_{i,G=0}^1, \dots, \bar{x}_{i,G=0}^M\}$ é gerada inicialmente, com distribuição uniforme, adotando-se: $G = 0$

$$x_{i,G=0}^l = \liminf(x_i) + rand_i[0,1] * (\limsup(x_i) - \liminf(x_i)) \quad (93)$$

onde: $\liminf(x_i)$ e $\limsup(x_i)$ são os limites inferior e superior de valores admissíveis para a variável x_i , respectivamente; M é o tamanho da população; n é a dimensão da solução e $rand_i[0,1]$ gera um número aleatório com distribuição uniforme, no intervalo entre 0 e 1. A seleção é realizada para selecionar quatro diferentes índices de soluções $r_1, r_2, r_3, j \in [1, M]$