

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

EDUARDO VARRIALE DA SILVA

**CONTRIBUIÇÕES PARA
APLICABILIDADE DE MÉTODOS
NÃO ITERATIVOS DE PROJETO DE
CONTROLADORES BASEADOS
EM DADOS**

Porto Alegre
2020

EDUARDO VARRIALE DA SILVA

**CONTRIBUIÇÕES PARA
APLICABILIDADE DE MÉTODOS
NÃO ITERATIVOS DE PROJETO DE
CONTROLADORES BASEADOS
EM DADOS**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Controle e Automação

ORIENTADOR: Prof. Dr. Lucíola Campestrini

Porto Alegre
2020

EDUARDO VARRIALE DA SILVA

**CONTRIBUIÇÕES PARA
APLICABILIDADE DE MÉTODOS
NÃO ITERATIVOS DE PROJETO DE
CONTROLADORES BASEADOS
EM DADOS**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Lucíola Campestrini, UFRGS

Doutora pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul –
Porto Alegre, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Rodolfo César Costa Flesch, UFSC
Doutor pela UFSC – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Alexandre Sanfelice Bazanella, UFRGS
Doutor pela UFSC – Florianópolis, Brasil

Prof. Dr. Diego Eckhard, UFRGS
Doutor pela UFRGS – Porto Alegre, Brasil

Coordenador do PPGEE: _____

Prof. Dr. João Manuel Gomes da Silva

Porto Alegre, fevereiro de 2020.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha família, que foi minha rocha em todos os momentos difíceis.

AGRADECIMENTOS

A Deus, que me dá força e serenidade para seguir.

A meus pais, Jorge e Simone, e minha família que estão junto de mim em todas as minhas etapas de minha vida, me apoiando, aconselhando e encorajando.

À minha orientadora, Lucíola, pelos ensinamentos, paciência, instigação e confiança depositada em mim.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, PPGEE, pela oportunidade de realização de trabalhos em minha área de pesquisa.

Aos meus amigos e colegas do PPGEE pelo seu auxílio nas tarefas desenvolvidas durante o mestrado e momentos de descontração.

À CAPES pela provisão da bolsa de mestrado no primeiro ano.

À Petrobras pela oportunidade de participação no projeto de pesquisa “Implementação de Métodos de Controle Baseado em Dados” durante o segundo ano do mestrado.

RESUMO

Métodos de projeto de controladores baseados em dados são muito interessantes para controle de processos pois permitem a sintonia de controladores sem a obtenção de um modelo, a partir de dados coletados do sistema. Dentre estes métodos, os chamados *não iterativos* permitem que se utilize apenas um conjunto de dados que pode, inclusive, ser obtido da operação em malha fechada do processo. Nesse trabalho, estuda-se como minimizar a influência de perturbações que possam ter afetado os dados coletados dos sistemas operando em malha fechada sobre os controladores resultantes, bem como a sintonia de controladores multivariáveis de uma estrutura que reduza as alterações necessárias às configurações do sistemas de controle presentes na indústria. É apresentada uma análise da influência de perturbações que podem ocorrer durante o período dos dados coletados sobre os controladores calculados pelos métodos VRFT (Método de Sintonia Baseado em Referência Virtual) e OCI (Identificação do Controlador Ótimo). A análise também demonstra a importância do uso de filtros nos dados para método OCI, que se mostrou bastante sensível às perturbações. Um filtro que reduz o viés causado ao resultado do método OCI quando o controlador ideal não se encontra na classe de controladores escolhida é desenvolvido. Além disso, é apresentada uma adaptação aos métodos baseados em dados de forma a permitir a estimação simultânea de controladores descentralizados e desacopladores para sistemas multivariáveis, alcançando desempenhos similares ou superiores aos controladores PID centralizados nos exemplos dados. Estas contribuições são todas demonstradas por exemplos em simulação. Por fim, um exemplo de aplicação real de métodos de controle baseados em dados é mostrado.

Palavras-chave: Sistemas de Controle, Controle Baseado em Dados, Perturbações, Desacopladores.

ABSTRACT

Data-based control design methods are very interesting to processes controlling as they allow controller tuning without obtaining a model, from data collected from the system. Among these methods, the so called *non-iterative* allow for the use of a single data set that may even be collected from the processes closed-loop operation. In this work, how to minimize the influence of disturbances that may have affected the closed-loop systems collected data on the resulting controllers is studied, as is the tuning of multi-variable controllers of a structure that reduces the necessary changes to the configurations of the current industries control systems. An analysis on the influence that disturbances that may occur during the data collection period may have on the the controllers obtained through the VRFT (Virtual Disturbance Feedback Tuning) or OCI (Optimal Controller Identification) methods is presented. The analysis also shows the importance of the data filtering to the OCI method, that has shown itself very sensitive to disturbances. A filter that reduces the bias caused to the OCI's results when the ideal controller is not in the chosen control class is developed. Besides, an adaptation of the data-based methods to allow the simultaneous estimation of decentralized controllers and decouplers is presented, reaching performances similar or superior to the centralized PID controllers in the given examples. These contributions are all demonstrated with simulated examples. Finally, an example of actual data-driven control design method application is shown.

Keywords: Control Systems, Data-based Control, Disturbances, Decoupling.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 –	Diagrama de blocos do sistema em malha fechada.	23
Figura 2 –	Estrutura da malha de controle com desacoplamento convencional. . .	25
Figura 3 –	Estrutura da malha de controle com desacoplamento invertido.	26
Figura 4 –	Sistema ilustrando a aplicação do método VRFT.	30
Figura 5 –	Ensaio em malha aberta no sistema sem perturbação.	36
Figura 6 –	Ensaio em malha fechada com o controlador calculado por meio do método VRFT no sistema sem perturbação.	37
Figura 7 –	Dados em malha fechada com perturbação salto.	38
Figura 8 –	Resposta em malha fechada com com controlador calculado pelo método VRFT a partir dos dados com perturbação.	38
Figura 9 –	Dados de experimento em malha aberta para a sintonia.	40
Figura 10 –	Esquemático do ciclo de refrigeração utilizado.	41
Figura 11 –	Sinal de referência para a temperatura de saída do fluxo secundário do evaporador.	42
Figura 12 –	Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo salto em 600 s.	43
Figura 13 –	Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo senoide de frequência 0,1 rad/s.	44
Figura 14 –	Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo salto em 600 s pós-filtragem.	46
Figura 15 –	Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo senoide de frequência 0,1 rad/s. pós-filtragem.	47
Figura 16 –	Principais distúrbios aplicados durante os experimentos de avaliação dos controladores.	48
Figura 17 –	Diagrama de Bode do pré-filtro do método VRFT, com os círculos marcando as frequências de 0,1, 1 e 11,7 rad/s.	50
Figura 18 –	Comparação entre os comportamentos em malha fechada obtidos com dois controladores calculados pelo método OCI e a resposta desejada.	50
Figura 19 –	Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro (23), com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados sem ruído.	55
Figura 20 –	Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados com relação sinal/ruído de 40 dB.	56
Figura 21 –	Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados com relação sinal/ruído de 30 dB.	57

Figura 22 – Custos MR dos controladores PID encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados de malha aberta com relação sinal/ruído de 40 dB.	58
Figura 23 – Custos MR dos controladores PID encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados de malha aberta com relação sinal/ruído de 30 dB.	59
Figura 24 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados de malha fechada com relação sinal/ruído de 40 dB.	60
Figura 25 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados de malha fechada com relação sinal/ruído de 40 dB.	60
Figura 26 – Entradas e saídas do ensaio utilizado na estimação dos controladores para a planta de Wood and Berry.	61
Figura 27 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 40 dB.	62
Figura 28 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 30 dB.	63
Figura 29 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 20 dB.	63
Figura 30 – Diagrama de blocos de controladores MIMO por Desacopladores.	64
Figura 31 – Diagrama de blocos de controladores MIMO padrão.	65
Figura 32 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controladores calculados.	68
Figura 33 – Resposta desejada e respostas em malha fechada do controlado calculado.	71
Figura 34 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador calculados com relação sinal-ruído de 20 dB.	72
Figura 35 – <i>Box plot</i> dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores obtidos.	73
Figura 36 – Dados obtidos de ensaio da planta aplicando saltos à entrada, com relação sinal-ruído de 20 dB, utilizado no cálculo de controladores.	74
Figura 37 – Dados obtidos de ensaio da planta aplicando ondas quadradas à entrada, com relação sinal-ruído de 20 dB, utilizado no cálculo de controladores.	74
Figura 38 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador calculados a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.	75
Figura 39 – <i>Box plot</i> dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores obtidos a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.	75
Figura 40 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controladores com atrasos calculados sem ruído.	76

Figura 41 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador com atrasos calculados a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 <i>dB</i>	77
Figura 42 – <i>Box plot</i> dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores com atrasos obtidos a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 <i>dB</i>	77
Figura 43 – Diagrama de blocos de um controlador com desacoplador para um sistema de ordem <i>n</i>	78
Figura 44 – Diagrama de blocos de um controlador com desacoplador para um sistema de ordem <i>n</i>	79
Figura 45 – Resposta desejada e resposta em malha fechada do controlador calculado sem ruído.	81
Figura 46 – Diagrama do sistema de controle da Unidade de Hidrotratamento . .	83
Figura 47 – Oscilações das temperaturas do primeiro reator no dia 13 de março de 2019.	85
Figura 48 – Oscilações das temperaturas do segundo reator no dia 13 de março de 2019.	86
Figura 49 – Oscilações das temperaturas do primeiro reator do dia 22 a 27 de março de 2019.	87
Figura 50 – Oscilações das temperaturas do segundo reator do dia 22 a 27 de março de 2019.	87
Figura 51 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC013. . .	88
Figura 52 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC097A. .	88
Figura 53 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC019. . .	89
Figura 54 – Dados do experimento em malha fechada para a sintonia do TIC127A. .	89
Figura 55 – Oscilações das temperaturas no primeiro reator entre os dias 01 e 05 de maio.	90
Figura 56 – Oscilações das temperaturas no segundo reator entre os dias 01 e 05 de maio.	90
Figura 57 – Dados do experimento do relé na malha TIC013.	92
Figura 58 – Dados de experimento em malha aberta nas malhas TIC097A, TIC019 e TIC127A.	93
Figura 59 – Dados de experimento em malha aberta nas malhas TIC097A, TIC019 e TIC127A.	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Distúrbios implementados no modelo.	42
Tabela 2 –	Parâmetros do controlador PI estimado pelos métodos VRFT e OCI e diferentes conjuntos de dados.	45
Tabela 3 –	Parâmetros do controlador PI estimado pelos métodos VRFT e OCI e diferentes conjuntos de dados filtrados.	48
Tabela 4 –	Índices de desempenho para os diferentes controladores estimados pelos métodos VRFT e OCI.	49
Tabela 5 –	Índices de erro para as malhas de temperaturas entre os dias 22 e 27 de março de 2019.	85
Tabela 6 –	Modelos de referência e parâmetros do controlador descentralizado calculado a partir dos dados.	91
Tabela 7 –	Índices de erro para as malhas de temperaturas entre os dias 01 e 05 de maio.	91
Tabela 8 –	Parâmetros do controlador MIMO centralizado calculado a partir dos dados.	95

LISTA DE ABREVIATURAS

ARX	Autorregressivo com termos exógenos
c.c.	Caso Contrário
C+D	Controlador+Desacoplador
CbT	<i>Correlation-based Tuning</i>
CSTR	<i>Continuously Stirred-tank reactor</i>
FDT	<i>Frequency Domain Tuning</i>
FNM	Fase Não-Mínima
H_2	critério que utiliza a norma-2
HDT	unidade de Hidrotratamento
IFT	<i>Iterative Feedback Tuning</i>
MIMO	<i>Multiple-Inputs, Multiple-Outputs</i>
MR	Modelo de Referência
OCI	<i>Optimal Controller Identification</i>
OE	<i>Output Error</i>
PEM	<i>Prediction Error Method</i>
PI	Proporcional-Integrador
PID	Proporcional-Integrador-Derivativo
REFAP	Refinaria Alberto Pasqualini
RIAVU	<i>Ratios of Integrated Absolute Variation of Control signal</i>
SDCD	Sistema Digital de Controle Distribuído
SISO	<i>Single-Input, Single-Output</i>
TITO	<i>Two-Inputs, Two-Outputs</i>
VDFT	<i>Virtual Disturbance Feedback Tuning</i>
VRFT	<i>Virtual Reference Feedback Tuning</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

q	operador de avanço
t	tempo discretizado
$\bar{E}[\cdot]$	valor esperado estimado
\sum	somatório
$E[\cdot]$	valor esperado de variável aleatória ou processo estocástico estacionário
\lim	limite
R_s	covariância do sinal $s(t)$
I	matriz identidade
\det	determinante
\mathcal{C}	classe de controlador
\mathfrak{R}	conjunto dos números reais
\mathfrak{R}^n	espaço euclidiano de ordem n
A^T	transposto de A
A^H	conjugado hermitiano de A
A_{ij}	elemento da A da linha i e coluna j
\hat{A}	A estimado
A^{-1}	inverso de A
$Tr(A)$	Traço de A
J	função custo
$\ \cdot\ _2$	norma-2
$\arg \min_x f(x)$	argumento que minimiza $f(x)$
\deg	grau relativo
φ	vetor regressor
ρ	vetor de parâmetros de uma função de transferência
P	vetor de parâmetros de uma matriz função de transferência
ϕ_x	espectro de potência do sinal $x(t)$
$\phi_x^{1/2}$	fator espectral de ϕ_x

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
2	REVISÃO DA LITERATURA	18
2.1	Definição do Sistema	19
2.1.1	Polos e Zeros de Funções de Transferência	20
2.2	Controlador MIMO	21
2.3	Desacopladores	23
2.3.1	Desacoplamento Convencional	23
2.3.2	Desacoplamento Invertido	24
2.4	Controle por Modelo de Referência	25
2.4.1	Escolha do Modelo de Referência	27
2.5	Controle Baseado em Dados	28
2.5.1	VRFT - Método de Sintonia Baseado em Referência Virtual	29
2.5.2	OCI - Identificação do Controlador Ótimo	33
2.5.3	Exemplo de Aplicação de Controle Baseado em Dados em Malha Fechada	35
2.6	Considerações finais	37
3	PROJETO DE CONTROLADORES BASEADOS EM DADOS COM PERTURBAÇÕES	39
3.1	Estudo de Caso	40
3.2	Experimentos e Projeto de Controladores	42
3.3	Resultados	45
4	DESENVOLVIMENTO DE FILTRO PARA MÉTODO OCI PARA CONTROLADOR IDEAL FORA DA CLASSE	51
4.1	Desenvolvimento do Filtro	51
4.2	Experimentos e Resultados	54
4.2.1	Planta SISO - Malha Aberta Sem Ruído	54
4.2.2	Planta SISO - Malha Aberta Com Ruído	55
4.2.3	Planta SISO - Malha Fechada	57
4.2.4	Planta MIMO - Malha Aberta	59
4.3	Considerações finais	62
5	SINTONIA DE DESACOPLADORES BASEADA EM DADOS	64
5.1	Técnica Linear	66
5.2	Técnica Não-Linear	68
5.2.1	O caso $n \times n$	78

6	APLICAÇÃO EM PLANTA HDT	82
6.1	Descrição do processo	82
6.1.1	Sistema de Controle	84
6.2	Requisitos de desempenho	84
6.3	Projeto de Controlador Descentralizado - OCI	86
6.3.1	Resultados	86
6.4	Projeto de Controlador MIMO Centralizado - VRFT	91
6.4.1	Coleta de Dados	91
6.4.2	Modelo de referência	92
6.4.3	Resultados	94
7	CONCLUSÃO	96
	REFERÊNCIAS	98

1 INTRODUÇÃO

Um controlador é uma estrutura matemática que determina qual deve ser a entrada de um sistema para que o mesmo se comporte da forma desejada. A teoria de controle é utilizada em praticamente todas as aplicações industriais, desde o controle de composição em um reator CSTR (GE; HANG; ZHANG, 1999) até o tratamento de água poluída (ROJAS; BAEZA; VILANOVA, 2011). Dependendo do processo, as estruturas de controle precisam ser mais ou menos complexas, mas para a maioria dos casos, a estrutura mais comum é o PID (Proporcional-Integrador-Derivativo). Ela pode ser descrita por apenas três parâmetros, mas muitas vezes é sintonizada empiricamente, sem metodologia estabelecida, acabando por não proporcionar todo o potencial de desempenho do sistema.

Uma das abordagens comuns de controle é a baseada em modelo matemático (SKOGSTAD; POSTLETHWAITE, 2005). Esta abordagem pode obter resultados muito bons, alcançando requisitos rígidos e controlando sistemas bastante complexos, mas como o nome diz, ela depende da criação de um modelo para o sistema. O projeto do controle, então, acontece em dois passos: a obtenção do modelo e o projeto do controlador baseado em dito modelo e nos requisitos de desempenho. Esse modelo pode ser obtido através dos conhecimentos teóricos sobre o processo ou a partir da identificação através de dados obtidos de um experimento. Ambas as abordagens podem se tornar custosas e demoradas. O projeto do controlador também pode depender do uso de uma estrutura complexa de controle, que pode ser indesejado. Isso torna esta abordagem cara e pouco prática, principalmente para sistemas de menor importância.

Outra abordagem, mais prática e bastante popular, é a proposta por ZIEGLER; NICHOLS (1993). Ela permite a sintonia de controladores PID com base em poucas informações do sistema, sem necessidade de um modelo para o mesmo. Apesar da simplicidade da aplicação das fórmulas de Ziegler & Nichols, seu uso acarreta, muitas vezes, em desempenhos ruins.

Os métodos de controle baseado em dados utilizam outra abordagem para o projeto de controle (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012). Utilizando dados de entrada e saída da planta, e um modelo que exprima os requisitos de desempenho do sistema em malha fechada. Estas técnicas minimizam uma função custo de forma a estimar

um controlador que faça o sistema se aproximar do comportamento desejado. Estes métodos não passam por uma etapa intermediária de obtenção do modelo e, dependendo do método, podem utilizar dados obtidos em malha aberta ou fechada. Existem métodos iterativos, que dependem da realização de diversos experimentos para otimizar o controlador aos poucos e métodos não iterativos que utilizam apenas um conjunto de dados. Neste trabalho, utilizaremos os métodos VRFT (Método de Sintonia Baseado em Referência Virtual) (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000) e o OCI (Identificação do Controlador Ótimo) (CAMPESTRINI *et al.*, 2017), que são métodos não iterativos que podem tanto utilizar dados de um experimento em malha aberta quanto fechada, possibilitando o uso de dados da operação do processo. Esta característica se torna cada vez mais vantajosa conforme a disponibilidade de dados coletados por sistemas supervisórios cresce. A extensão destas técnicas para sistemas multivariáveis é apresentada em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016) e (HUFF *et al.*, 2019).

Apesar destes métodos apresentarem bons resultados, ainda é necessário melhorar sua robustez para aplicações práticas. Os dados coletados por sistemas supervisórios muitas vezes contêm perturbações causadas pelo funcionamento normal da planta, e isso pode influenciar os controladores calculados, uma vez que os dados afetados não demonstram mais a resposta pura da saída em função da entrada do sistema. Outra melhoria na robustez dos métodos necessária é o desenvolvimento de um filtro para o método OCI que reduza o viés presente nos resultados quando o controlador ideal do sistema não se encontra na classe de controladores desejada. Esta é uma situação bastante comum na prática e o viés reduz o desempenho obtido pelo controlador calculado desta forma. Para ampliar a possibilidade de aplicações dos métodos, adaptações para o uso destas técnicas para cálculo de controladores MIMO com desacopladores também seriam benéficas. Os desacopladores são uma das estruturas comuns para projeto de controladores MIMO, mas ainda não existem métodos baseados em dados para estimação dos mesmos.

No Capítulo 2 é revisada a bibliografia que será utilizada no trabalho. Se definirá os sistemas de controle multivariáveis, serão revisados o controle baseado em modelo de referência e o baseado em dados, dando destaque às técnicas VRFT e OCI, bastante utilizadas ao longo do trabalho.

No capítulo seguinte é apresentado um estudo sobre o efeito que perturbações podem ter sobre os métodos baseados em dados não iterativos. Com a vantagem de possibilitar o uso dados da operação do processo, este efeito pode ser bastante importante, já que estes dados não foram obtidos realizando um experimento em condições ideais com o objetivo de fazer a sintonia. Grande parte da literatura sobre estes métodos apresenta apenas exemplos em malha aberta (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012; FORMENTIN *et al.*, 2013; ROJAS; BAEZA; VILANOVA, 2011; CAMPESTRINI *et al.*, 2017), desconsiderando estes efeitos. Por eles utilizarem apenas um conjunto de dados, o surgimento de uma perturbação durante o período coletado pode resultar em dados

que não caracterizem o funcionamento normal do sistema, provocando alterações nos controladores resultantes.

No Capítulo 4 é desenvolvido um filtro para ser utilizado no método OCI. Esse filtro tem por objetivo a redução do viés apresentado pela função custo do método em relação ao custo do modelo de referência, quando o controlador ideal do sistema não se encontra dentro da classe de controladores escolhida.

O Capítulo 5 apresenta uma adaptação dos métodos baseados em dados para o projeto de desacopladores de sistemas multivariáveis. Desacopladores são estruturas matemáticas colocadas entre o controlador e o processo de forma a desacoplas as variáveis do sistema MIMO desacoplador-processo o máximo possível, facilitando o posterior cálculo de controladores descentralizados. As técnicas já estabelecidas para projeto os desacopladores se baseiam no conhecimento do modelo do processo, como em (VÁZQUEZ; MORILLA, 2002; WADE, 1997). A técnica desenvolvida permite a sintonia simultânea de controladores e desacopladores, de forma a procurar alcançar um modelo de referência.

No Capítulo 6 é mostrada uma aplicação prática dos métodos OCI e VRFT MIMO em uma Unidade de Hidrotratamento da Petrobras e o Capítulo 7 apresenta as conclusões finais do trabalho e sugestões de trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Existem diversas técnicas para projeto de controladores. Estes sistemas são extremamente necessários na indústria para assegurar a segurança, eficiência e o funcionamento automático de plantas, determinando os sinais aplicados às suas entradas com base nas leituras de sensores e nas especificações dos valores desejados para estas variáveis. Muitas destas técnicas se baseiam em modelos conhecidos da planta, porém a obtenção destes modelos podem ser muito custosas ou os modelos já conhecidos podem não ser adequados para o projeto de controle.

O projeto de controladores baseado em dados consiste na estimação dos parâmetros dos controladores de uma classe específica utilizando-se apenas dos dados de entrada e saída coletados da planta, sem depender de um modelo para o processo. Estes dados podem, dependendo do método utilizado, ser obtidos através de um ensaio ou dos dados de funcionamento da planta em malha fechada. Esse último é ainda mais conveniente já que *softwares* supervisórios já coletam estes dados, sem precisar interromper ou prejudicar a produção para a obtenção dos dados necessários para projeto do novo controlador.

O projeto é realizado por meio da otimização de uma função custo, procurando dentre os parâmetros possíveis, o que mais reduz a diferença entre o comportamento em malha fechada obtido e o desejado. Esta otimização por meio da estimação de parâmetros permite a escolha da classe de controladores desejada, podendo-se assim sintonizar controladores PID, que são largamente utilizados na indústria, mas muitas vezes mal sintonizados. A minimização da função custo otimiza diretamente os parâmetros do controlador, sem passar por uma etapa intermediária de modelagem do processo.

Sistemas multivariáveis podem ser encontrados facilmente na indústria. São sistemas onde temos mais de uma variável de interesse que queremos controlar e mais de um atuador onde se pode aplicar um sinal de controle e são acoplados de forma que a dinâmica de uma variável afeta a da outra. Para controlar estes sistemas, diversas técnicas de controle tentam reduzir estes efeitos de acoplamento, que podem ser realizadas por meio das estruturas de controladores MIMO centralizados ou desacopladores.

Uma abordagem é o projeto de um sistema de desacoplamento que é planejado para reduzir as interferências entre malhas e então calcular os controladores para cada malha de

modo independente das outras. Enquanto no projeto de sistemas de controle centralizado as interações do sistema são consideradas no projeto e podem continuar ocorrendo se isso possibilitar alcançar outros objetivos de desempenho, o objetivo do projeto tradicional de desacoplamentos é primeiramente a eliminação dos efeitos das iterações entre malhas.

Neste capítulo, serão apresentadas algumas definições e conceitos utilizadas em todo o trabalho, assim como alguns métodos de controle baseado em dados já existentes e estruturas de controle comumente utilizadas.

2.1 Definição do Sistema

Considere um processo MIMO (*Multiple-Inputs, Multiple-Outputs*) de tempo discreto invariante no tempo

$$y(t) = G_0(q)u(t) + \nu(t), \quad (1)$$

onde q é o operador de avanço, definido como

$$qx(t) \triangleq x(t + 1),$$

G_0 é uma função de transferência racional e causal de dimensão $n \times n$ e $u(t)$, $y(t)$ e $\nu(t)$ representam, respectivamente, os vetores de sinais de controle (ou variáveis manipuladas), de saídas (ou variáveis controladas) e os ruídos do processo.

Definindo o operador $\bar{E}[\cdot]$ como:

$$\bar{E}[x(t)] = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E[x(t)]$$

com $E[\cdot]$ denotando a esperança do sinal (LJUNG, 1998), a seguir é definido um processo quasi-estacionário:

Definição 2.1. (LJUNG, 1998) *Um sinal $s(t)$ é um processo quasi-estacionário se*

- $\bar{E}[s(t)] = m_s(t)$, $|m_s| \leq C$, $\forall t$;
- $\bar{E}[s(t)s(r)] = R_s(t,r)$, $|R_s(t,r)| \leq C$, $\forall t,r$;
- $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N R_s(t, t - \tau) = R_s(\tau)$, $\forall \tau$;

onde C é uma constante finita, $m_s(t)$ é o valor médio do sinal $s(t)$ e $R_s(t,r)$ é a covariância do sinal s nos instantes t e r .

O ruído ν é um processo quasi-estacionário, modelado por um ruído branco filtrado por um filtro linear $\nu(t) = H_0(q)w(t)$, sendo H_0 também uma função de transferência racional e causal de dimensão $n \times n$ e $w(t)$ consiste numa sequência de vetores aleatórios independentes com média nula. Considera-se que o filtro $H_0(q)$ seja mônico (ou seja, $H_0(\infty) = I$) e inversamente estável.

2.1.1 Polos e Zeros de Funções de Transferência

Para sistemas SISO (*Single-Input, Single-Output*), são chamados de zeros z de uma função de transferência $G(q)$ os valores de q para os quais $G(z) = 0$. Os polos p , por outro lado, são os valores para os quais $G(q) \rightarrow \infty$ quando $q \rightarrow p$. Este conceito, no entanto, é um caso específico das definições de polos e zeros de funções de transferência multivariáveis racionais, mostradas a seguir.

Lema 2.1. (MACFARLANE; KARCANIAS, 1976) *O polinômio de polos $\phi(q)$ de uma função de transferência matricial e racional $G(q)$ corresponde ao mínimo denominador comum de todos menores não-identicamente nulos de todas as ordens de $G(q)$.*

Exemplo 2.1. *Considere a função de transferência abaixo:*

$$G(q) = \begin{bmatrix} \frac{3}{q-0,8} & \frac{-2(q-0,8)}{q(q-0,7)} & \frac{2}{q} \\ \frac{1}{q-0,8} & 0 & \frac{1}{q-0,8} \end{bmatrix}$$

Os menores de ordem 1 diferentes de zero são:

$$\frac{3}{q-0,8}, \quad \frac{-2(q-0,8)}{q(q-0,7)}, \quad \frac{2}{q}, \quad \frac{1}{q-0,8}, \quad \frac{1}{q-0,8}.$$

Os menores de segunda ordem referentes à eliminação da primeira, segunda e terceira fileiras são, respectivamente:

$$\frac{-2}{q(q-0,7)}, \quad \frac{q-1,6}{q(q-0,8)^2}, \quad \frac{2}{q(q-0,7)}.$$

O denominador comum de todos os menores é

$$\phi(q) = q(q-0,7)(q-0,8)^2.$$

O sistema apresenta, portanto, 4 polos, sendo um em $q = 0$, um em $q = 0,7$ e dois em $q = 0,8$.

Os polos de uma função de transferência sempre serão iguais aos polos presentes em cada um dos seus elementos, porém para sabermos sua multiplicidade, teremos que calcular como descrito no Lema 2.1. Já os zeros das funções MIMO (chamados de *zeros multivariáveis* ou *zeros de transmissão*) podem ter valores que não estão presentes nos zeros de seus elementos e são definidos no lema a seguir.

Lema 2.2. (MACFARLANE; KARCANIAS, 1976) *O polinômio de zeros de transmissão $\psi(q)$ de uma função de transferência matricial e racional $G(q)$ corresponde ao maior divisor comum dos numeradores de todos menores de ordem r de $G(q)$, onde r é o posto normal de $G(q)$, desde que esses menores tenham sido ajustados de maneira a ter o polinômio $\phi(q)$ como seu denominador.*

Exemplo 2.2. Considere a função de transferência abaixo:

$$G(q) = \frac{1}{(q - 0,7)^2} \begin{bmatrix} 3(q - 0,7) & 6(q - 0,7) \\ 2(q - 0,8) & 2 \end{bmatrix}$$

Como o determinante não é identicamente nulo:

$$\det(G(q)) = \frac{-12(q - 1,3)}{(q - 0,7)^3},$$

o posto normal deste sistema é 2. O polinômio de polos neste caso é $\phi(q) = (q - 0,7)^3$ e analisando o determinante, que é o único menor de ordem 2, vemos que o polinômio de zeros é $\psi(q) = q - 1,3$. Isso significa que o sistema apresenta um zero de transmissão em $q = 1,3$, o que não pode ser inferido por uma inspeção de cada elemento da matriz separadamente.

Quando $G(q)$ é uma matriz quadrada não singular, temos que

$$\det(G(q)) = \alpha \frac{\psi(q)}{\phi(q)}$$

onde α é um escalar independente de q (MACFARLANE; KARCANIAS, 1976). Porém, $\psi(q)$ e $\phi(q)$ podem não ser polinômios coprimos, portanto a expressão acima não é válida para encontrar $\psi(q)$ e $\phi(q)$ pois pode ter ocorrido algum cancelamento. Quando algum zero de transmissão possui módulo maior que 1, ele é dito *zero de fase não-mínima (FNM)*.

Exemplo 2.3. Considere a função de transferência abaixo:

$$G(q) = \begin{bmatrix} \frac{q - 0,7}{q - 0,8} & 0 \\ 0 & \frac{q - 0,7}{q - 0,8} \end{bmatrix}$$

Neste exemplo, $\phi(q) = (q - 0,7)(q - 0,8)$, já que é o mínimo denominador comum dos menores de primeira e segunda ordens. O determinante da matriz é $\det(G(q)) = 1$, porém como o mesmo deve ser ajustado de forma a ter o polinômio $\phi(q)$ como denominador, $\psi(q) = \phi(q) = (q - 0,7)(q - 0,8)$.

Isso é diferente do cancelamento que ocorre durante o determinante no Exemplo 2.2, já que nele, o polinômio $\phi(q) = (q - 0,7)^3$ é o mínimo denominador comum de todos os menores de $G(q)$.

2.2 Controlador MIMO

A planta descrita em (1) pode ser controlada por um controlador causal, linear e invariante no tempo de dimensão $n \times n$, que pertence a uma dada classe \mathcal{C} de matrizes de

funções de transferência racionais definida pelo usuário. O controlador é parametrizado por um vetor de parâmetros $P \in \mathbb{R}^{n_P}$, de forma que

$$\mathcal{C} = \{C(q,P) : P \in \mathcal{D}_P \subseteq \mathbb{R}^{n_P}\},$$

onde \mathcal{D}_P é o conjunto dos valores admissíveis de P . O valor da entrada $u(t)$ aplicado é o erro $e(t)$ da saída em relação às referências desejadas $r(t)$ filtrado pelo controlador:

$$u(t) = C(q,P)e(t) = C(q,P)(r(t) - y(t)), \quad (2)$$

onde $r(t) \in \mathbb{R}^n$ é considerado quasi-estacionário e decorrelacionado do ruído $w(t)$ ($\bar{E}[r(t)w(s)] = 0 \forall t,s$).

A estrutura do controlador é definida como:

$$C(q,P) = \begin{bmatrix} C_{11}(q,\rho_{11}) & C_{12}(q,\rho_{12}) & \dots & C_{1n}(q,\rho_{1n}) \\ C_{21}(q,\rho_{21}) & C_{22}(q,\rho_{22}) & \dots & C_{2n}(q,\rho_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1}(q,\rho_{n1}) & C_{n2}(q,\rho_{n2}) & \dots & C_{nn}(q,\rho_{nn}) \end{bmatrix}$$

onde $P = [\rho_{11}^T \ \rho_{12}^T \ \dots \ \rho_{1n}^T \ \rho_{21}^T \ \dots \ \rho_{nm}^T]^T$. Cada um dos elementos da matriz pode ser de classes diferentes ou até nulos, desde que o controlador $C(q,P)$ continue inversível. Se todos os elementos fora da diagonal principal forem nulos, o controlador é chamado *descentralizado*, caso contrário, o controlador é *centralizado* (SKOGESTAD; POSTLETHWAITE, 2005).

O sistema (1)-(2) em malha fechada como mostrado na Figura 1 torna-se:

$$y(t,P) = T(q,P)r(t) + S(q,P)H_0(q)w(t) \quad (3)$$

$$u(t,P) = S_E(q,P)C(q,P)r(t) - S_E(q,P)C(q,P)H_0(q)w(t) \quad (4)$$

$$S(q,P) = (G_0(q)C(q,P) + I)^{-1} \quad (5)$$

$$S_E(q,P) = (C(q,P)G_0(q) + I)^{-1} \quad (6)$$

$$T(q,P) = S(q,P)G_0(q)C(q,P) = G_0(q)C(q,P)S(q,P) \quad (7)$$

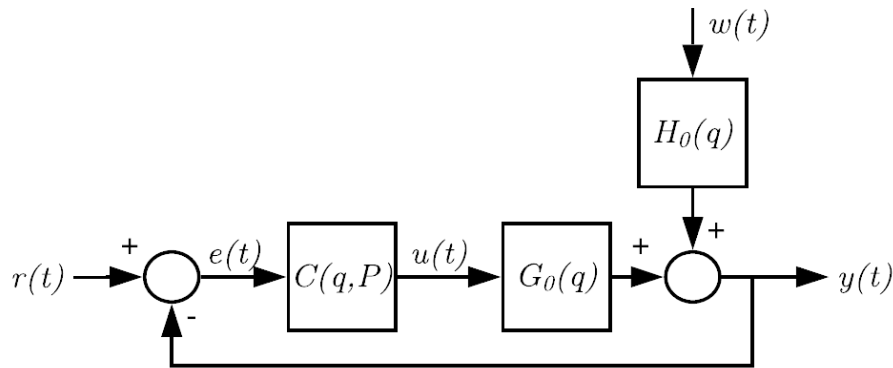
$$I = T(q,P) + S(q,P), \quad (8)$$

onde a dependência dos sinais e funções de transferência no vetor de parâmetros P do controlador se torna explícita. A função $S(q,P)$ é chamada de *função de sensibilidade da saída* ou simplesmente *função de sensibilidade*. $T(q,P)$ é a *função de sensibilidade complementar* (da saída) ou *função de malha fechada*. $S_E(q,P)$ é a *função de sensibilidade da entrada*.

O sistema em malha fechada é internamente estável se e somente se nenhuma componente do mesmo possui modos instáveis não-controláveis e/ou não-observáveis e (além de $H_0(q)$) o seguinte filtro é estável (SKOGESTAD; POSTLETHWAITE, 2005):

$$\begin{bmatrix} S_E(q,P) & C(q,P)S(q,P) \\ G_0(q)S_E(q,P) & S(q,P) \end{bmatrix}$$

Figura 1 – Diagrama de blocos do sistema em malha fechada.



Fonte: Autor.

2.3 Desacopladores

Além da estrutura de controle MIMO tradicional, os desacopladores apresentam uma abordagem alternativa para controle de processos multivariáveis acoplados. Os controladores MIMO tradicionais consideram as interações entre as variáveis de forma a estabelecer uma função de transferência entre os erros das variáveis controladas e cada uma das variáveis manipuladas para que os requisitos de controle sejam alcançados. Esses requisitos muitas vezes incluem o desacoplamento entre as variáveis, fazendo com que a mudança no *setpoint* de uma não afete as outras. Por outro lado, os desacopladores, como o nome sugere, realizam apenas o desacoplamento entre as variáveis. Isso é realizado por meio de uma estrutura colocada entre o controlador e o processo, permitindo que este novo sistema desacoplador-processo seja controlado por meio de controladores SISO (VÁZQUEZ; MORILLA, 2002).

Existem diversas técnicas para determinação de desacopladores, sendo o método linear o mais comum na literatura (DESHPANDE, 1989), o qual descreveremos na Subseção 2.3.1. Outro método de escolha de desacoplador é o por meio do desacoplamento inverso (WADE, 1997), que utiliza uma estrutura diferente para o desacoplador e é descrito na Subseção 2.3.2.

2.3.1 Desacoplamento Convencional

A estrutura convencional de um desacoplador para o caso de um sistema TITO (*Two-Inputs, Two-Outputs*)(que apresenta duas entradas e duas saídas) é apresentada na Figura 2, sendo que o mesmo pode ser expandido de maneira bem simples para ordens mais altas. Pode-se observar que o desacoplador possui a mesma estrutura de um controlador MIMO. WADE (1997) cita duas formas tradicionais de obter os desacopladores com base no modelo do processo: o desacoplador ideal e o simplificado. O ideal faz com que o sistema desacoplador-processo se comporte como dois sistemas SISO com as funções de

transferência

$$\begin{aligned} y_1(t) &= G_{11}(q)u_1(t) \\ y_2(t) &= G_{22}(q)u_2(t). \end{aligned} \quad (9)$$

como se as interações entre as malhas simplesmente desaparecessem. Esse desacoplador ideal é dado por:

$$\begin{aligned} D_{11}(q) &= \frac{G_{11}(q)G_{22}(q)}{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)} & D_{12}(q) &= -\frac{G_{12}(q)G_{22}(q)}{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)} \\ D_{21}(q) &= -\frac{G_{11}(q)G_{21}(q)}{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)} & D_{22}(q) &= \frac{G_{11}(q)G_{22}(q)}{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)}, \end{aligned} \quad (10)$$

que normalmente resulta em funções de transferência complexas. O desacoplador convencional simplificado, dado por:

$$\begin{aligned} D_{11}(q) &= 1 & D_{12}(q) &= -\frac{G_{12}(q)}{G_{11}(q)} \\ D_{21}(q) &= -\frac{G_{21}(q)}{G_{22}(q)} & D_{22}(q) &= 1, \end{aligned} \quad (11)$$

apresenta elementos mais simples, mas faz com que o sistema desacoplado responda da forma:

$$\begin{aligned} y_1(t) &= \frac{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)}{G_{22}(q)}u_1(t) \\ y_2(t) &= \frac{G_{11}(q)G_{22}(q) - G_{12}(q)G_{21}(q)}{G_{11}(q)}u_2(t). \end{aligned} \quad (12)$$

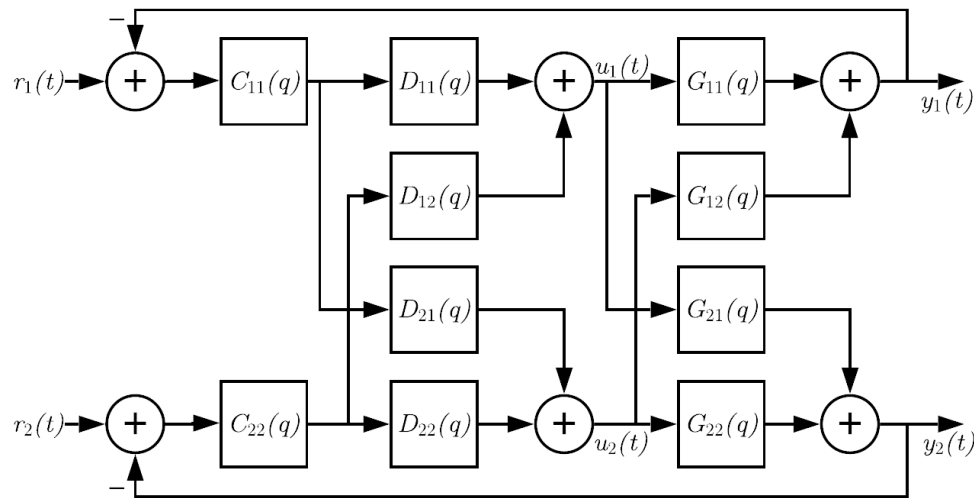
Note que o sistema com e sem desacoplador responderia de formas muito diferentes, podendo gerar confusão nos operadores do processo.

2.3.2 Desacoplamento Invertido

O desacoplamento invertido, que é o foco do trabalho (WADE, 1997), é realizado por meio da abordagem do *feedforward*, olhando para cada entrada do processo como um distúrbio sobre as outras saídas. Na Figura 3, é mostrada a estrutura deste desacoplador, onde são formados *loops* entre os desacopladores. Com esta estrutura, usando os desacopladores simples apontados em (11), obtém-se a resposta obtida com o desacoplador ideal, mostrada em (9).

Em (WADE, 1997) é citado, além do benefício de serem funções de transferência mais simples, que esta estrutura de desacopladores normalmente pode ser implementada num sistema digital de controle distribuído (SDCD) por meio do bloco da função PID com entrada de *feedforward*. O SDCD é um equipamento com a função de implementação dos sistemas de controle de um processo, normalmente configurado por meio de um diagrama

Figura 2 – Estrutura da malha de controle com desacoplamento convencional.



Fonte: Autor.

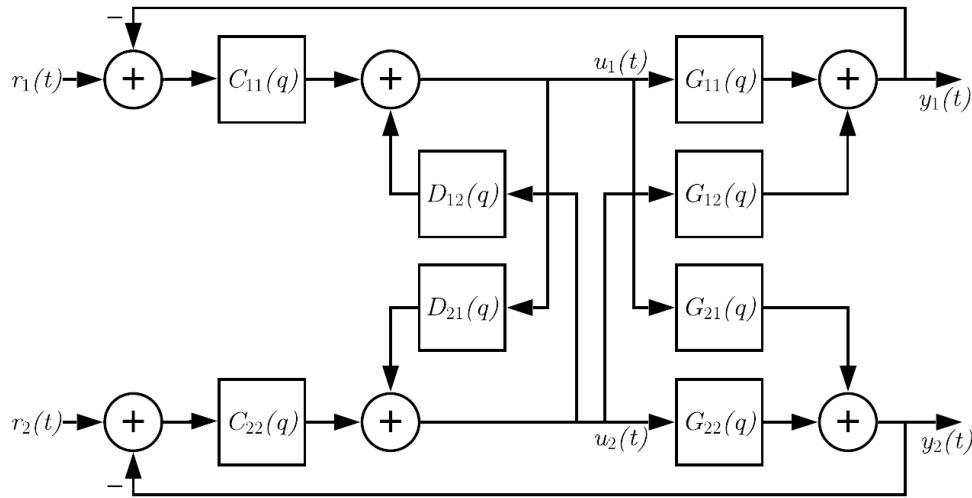
de blocos. Os blocos oferecidos vão desde mais genéricos, como filtros, até mais específicos, como o de PID. No mesmo trabalho também são avaliadas a viabilidade (por conta de atrasos no sistema), a estabilidade (por conta do *loop* formado) e a robustez frente à erros de modelagem, apresentando limites ou soluções para cada caso.

2.4 Controle por Modelo de Referência

A síntese de controladores por modelo de referência procura encontrar o controlador que fará com que a resposta do sistema em malha fechada mais se assemelhe com a de um modelo que representa o comportamento desejado. Os métodos de controle baseado em dados se baseiam na minimização de um critério de desempenho, que pode visar o seguimento de referências (como o CbT - *Correlation-based Tuning* (KARIMI; MISKOVIC AND; BONVIN, 2004), o VRFT - *Virtual Reference Feedback Tuning* (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000) ou o OCI - *Optimal Controller Identification* (CAMPESTRINI *et al.*, 2017)), a rejeição de ruído (como o FDT - *Frequency Domain Tuning* (KAMMER; BITMEAD; BARTLETT, 1998)), a rejeição de perturbação de carga (como o VDFT - *Virtual Disturbance Feedback Tuning* (ECKHARD; CAMPESTRINI; CHRIST BOEIRA, 2018)) ou critérios compostos (como o IFT - *Iterative Feedback Tuning* (HJALMARSSON; GUNNARSSON; GEVERS, 1994)). Esse critério de desempenho normalmente é convertido em termos da norma H_2 de algum sinal do sistema em malha fechada para ser otimizado.

Os métodos VRFT e OCI buscam a minimização do critério de seguimento de refe-

Figura 3 – Estrutura da malha de controle com desacoplamento invertido.



Fonte: Autor.

rência, dado por

$$J(P) \triangleq \bar{E}[\|r(t) - T(q,P)r(t)\|_2^2],$$

onde $r(t)$ é a referência de interesse, $T(q,P)$ é a função de malha fechada. Por ser um critério muitas vezes irrealista, já que $r(t)$ pode conter descontinuidades como o salto, enquanto processos reais e contínuos sempre terão uma dinâmica a seguir, o critério costuma ser flexibilizado com um *modelo de referência* $T_d(q)$. Esse modelo é uma função de transferência que traduz os critérios de desempenho em malha fechada desejados. Ele também aparece na literatura de controle adaptativo (GOODWIN, 1984), porém, no controle baseado em dados, o ajuste é feito apenas após a coleta de uma batelada de dados, e não a cada instante de tempo, como feito no adaptativo. A resposta desejada na saída do sistema é, então, dada por

$$y_d(t) = T_d(q)r(t).$$

A escolha adequada de um modelo de referência permite a especificação das características como sobrepasso, tempo de assentamento e erro de regime permanente. Por meio de uma escolha menos agressiva de $T_d(q)$ pode-se também obter controladores que gerem menores esforços de controle sobre os atuadores, mesmo que isso não seja uma parte explícita do critério. Com isso, o custo a ser minimizado passa a ser

$$J^{MR}(P) \triangleq \bar{E}[\|y_d(t) - T(q,P)r(t)\|_2^2] = \bar{E}[\|(T_d(q) - T(q,P))r(t)\|_2^2], \quad (13)$$

sendo o *controlador ótimo* o que é caracterizado pelos parâmetros

$$P^{MR} = \arg \min_{P \in \mathcal{D}_P} J^{MR}(P). \quad (14)$$

Para que tenhamos a função $T(q,P)$ exatamente igual a função desejada $T_d(q)$, zerando o custo MR (13), o controlador teria que ser o chamado *controlador ideal*:

$$C_d(q) \triangleq G_0^{-1}(q)T_d(q)(I - T_d(q))^{-1}. \quad (15)$$

Apesar de ser o ideal, o controlador (15) normalmente não pode ser calculado por conta do não conhecimento ou de incertezas do modelo para $G_0(q)$. Esse controlador ideal, em geral, não se adéqua à classe \mathcal{C} desejada. Por conta da $G_0(q)$, também não se pode calcular diretamente o custo (13), portanto os métodos VRFT e OCI, detalhados a seguir, minimizam funções alternativas que possuem o mesmo ponto de mínimo (14), sob condições ideais. Uma destas condições, é a de que o controlador ideal pertence à classe \mathcal{C} desejada, ou seja:

$$\exists P_0 \in \mathcal{D}_P \text{ tal que } C(q,P_0) = C_d(q),$$

e isso depende do processo, da escolha do modelo de referência e da classe do controlador.

2.4.1 Escolha do Modelo de Referência

Se a hipótese de que o controlador ideal pertence à classe na qual procuramos o controlador for violada, não há garantias de que o controlador encontrado vá atender aos requisitos de controle ou até de que o sistema em malha fechada vá ser estável. Essa hipótese normalmente não é verificada, mas uma boa escolha do modelo de referência pode aproximar o controlador ótimo da classe do controlador ideal, amenizando estas incertezas.

Apesar de parecer uma escolha simples, baseada nos requisitos de projeto, a determinação de um bom modelo de referência pode ser bem complexa. Os elementos da diagonal principal de $T_d(q)$ devem refletir o desempenho desejado para cada variável controlada, enquanto os elementos fora da diagonal especificam os acoplamentos entre variáveis. A escolha da $T_d(q)$ diagonal descreve um comportamento completamente desacoplado entre as variáveis, o que normalmente é desejado, mas essa seria uma escolha arriscada dependendo da classe do controlador, como explicado em (GONÇALVES DA SILVA, 2016; GONCALVES DA SILVA; BAZANELLA; CAMPESTRINI, 2018) onde diretrizes para uma boa escolha de $T_d(q)$ para sistemas MIMO são apresentadas.

Na escolha do modelo de referência, o grau relativo da planta e a presença de zeros de FNM devem ser respeitados. Zeros de fase não-mínima devem estar presentes no modelo de referência, pois caso contrário as técnicas de controle tendem a tentar cancelar estes zeros com polos instáveis. Mesmo que este cancelamento seja perfeito, o controlador ainda pode instabilizar a planta dependendo da entrada de perturbações ou ruídos no sistema. Os trabalhos (CAMPESTRINI, 2010) e (HUFF, 2019) desenvolvem os métodos VRFT e OCI com critérios flexíveis para que os mesmos identifiquem os zeros de FNM durante a otimização do controlador, não sendo necessária a identificação prévia por parte do projetista.

É necessário um cuidado com o grau relativo da planta na escolha do $T_d(q)$ para que o controlador ideal seja causal. O lema a seguir fornece condições suficientes sobre o modelo de referência que garantem que o controlador ideal seja causal no caso MIMO.

Lema 2.3. (GONCALVES DA SILVA; BAZANELLA; CAMPESTRINI, 2018) *Seja M_i o menor grau relativo dos elementos da i -ésima coluna de $G_0^{-1}(q)$. O controlador ideal será causal se as três condições abaixo forem satisfeitas.*

1. *Para todo $i = 1, \dots, n$, $T_{d_{ii}}(q) \neq 0$ e $\deg(T_{d_{ii}}(q)) = \mu_i$ (todos os elementos da diagonal do modelo de referência são não-nulos e possuem grau relativo μ_i)*
2. *Para um dado i e para $j = 1, \dots, n$, $j \neq i$, ou $T_{d_{ij}}(q) = 0$ ou $\deg(T_{d_{ij}}(q)) \geq \mu_i$ (todos elementos não-nulos fora da diagonal principal de uma dada linha de $T_d(q)$ tem grau relativo maior ou igual a μ_i)*
3. $\mu_i \geq -M_i, \forall i = 1, \dots, n$

Note que este lema se baseia nos graus relativos dos elementos da inversa de $G_0(q)$. Em (GONCALVES DA SILVA; BAZANELLA; CAMPESTRINI, 2018) é apresentada uma equação que permite calcular os graus relativos das componentes de $G_0^{-1}(q)$ com base nos graus relativos dos elementos de $G_0(q)$. Então, na prática basta saber os limites superiores para os graus relativos da planta.

2.5 Controle Baseado em Dados

A maior parte dos métodos de projeto de controladores por otimização de um critério depende do conhecimento do modelo do processo e/ou de suas perturbações. Muitas vezes, ainda, a técnica exige que o controlador tenha um formato livre para ser escolhido pelo método (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012). Em aplicações práticas, estes requisitos raramente podem ser atendidos, por limitações dos equipamentos ou do conhecimento do processo. Isso motivou a criação de métodos para projeto de controle de estrutura fixa que realizam o problema de otimização diretamente a partir dos dados coletados de experimentos, de onde vem a denominação *controle baseado em dados*.

A principal classificação entre os métodos é entre os métodos iterativos e não iterativos. Nos processos não iterativos, uma única batelada de dados é utilizada para calcular o controlador, enquanto nos iterativos se realizam mais de um experimento, atualizando o controlador entre eles. A abordagem iterativa resulta em modificações pequenas nos controladores, procurando minimizar o custo a cada passo, e, por isso, resulta em maior segurança e confiança sobre o novo controlador durante o processo de projeto. Os métodos não iterativos, por outro lado, realizam uma mudança mais brusca dos parâmetros do controlador, o que pode ser visto como um distúrbio no processo, mas o fato de precisar de apenas um experimento ou até usar dados de operação torna-os muito mais práticos

e baratos. Com o crescimento da disponibilidade de dados históricos, o uso de dados de malha fechada se torna cada vez mais interessante, porém grande parte da literatura encontrada sobre controle baseado em dados apresenta resultados apenas utilizando dados de malha aberta (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012; FORMENTIN *et al.*, 2013; ROJAS; BAEZA; VILANOVA, 2011; CAMPESTRINI *et al.*, 2017). Na literatura, diversos trabalhos lidam com a questão do ruído (ARENGAS; KROLL, 2017), mas quando trabalhamos com dados de malha fechada, também temos que lidar com a possibilidade dos dados serem afetados por perturbações, já que outras variáveis e referências da planta que afetam o processo a ser controlado podem sofrer alterações durante o período coletado. HUFF; DA SILVA; CAMPESTRINI (2018) trabalha com dados coletados em malha fechada, mas considera que todas as variáveis que poderiam perturbar o processo se mantiveram constantes durante o ensaio realizado.

Dentre os métodos iterativos, podemos citar o IFT - *Iterative Feedback Tuning* (HJALMARSSON; GUNNARSSON; GEVERS, 1994), o FDT - *Frequency Domain Tuning* (KAMMER; BITMEAD; BARTLETT, 1998) e o CbT - *Correlation Based Tuning* (KARIMI; MISKOVIC AND; BONVIN, 2004). Esses métodos apresentam diferentes abordagens para calcular o gradiente da função custo, utilizada na minimização pelo método do máximo declive.

Os métodos não iterativos diferem-se entre si pelas funções custo otimizadas. Entre elas, encontram-se o VRFT - *Virtual Reference Feedback Tuning* (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000), o OCI - *Optimal Controller Identification* (CAMPESTRINI *et al.*, 2017) e a versão não iterativa do CbT (KARIMI; VAN HEUSDEN; BONVIN, 2007). Neste trabalho, os dois primeiros serão bastante utilizados, portanto entraremos em mais detalhes sobre estes.

2.5.1 VRFT - Método de Sintonia Baseado em Referência Virtual

O Método de Sintonia Baseado em Referência Virtual (VRFT - *Virtual Reference Feedback Tuning*) é um método de controle baseado em dados não iterativo que minimiza uma função alternativa à (13) que é quadrática, mas que em condições ideais apresenta o mesmo mínimo. Com isso, sua minimização é bem simples, pelo método de mínimos quadrados, e não apresenta o risco de cair em mínimos locais.

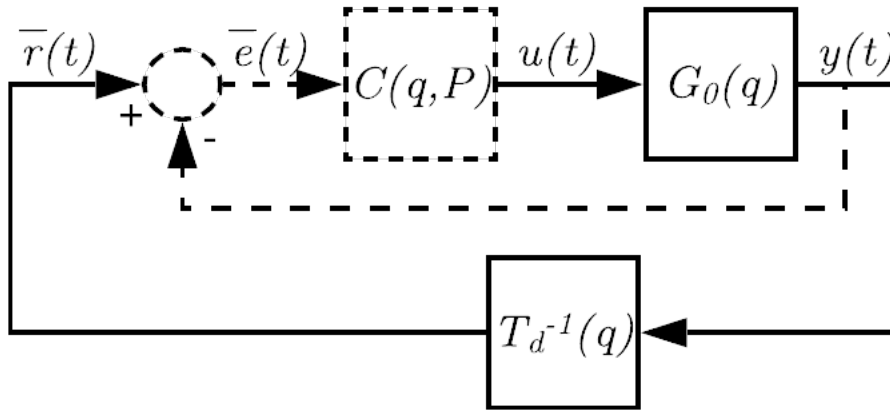
O método foi primeiramente apresentado em (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000), mas há muita literatura de trabalhos que já o estenderam para diversas situações. Em (NAKAMOTO, 2004) e em (FORMENTIN; SAVARESI; RE, 2012) o método é estendido para o caso MIMO, mas uma abordagem menos restritiva é apresentada em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016). Tanto o caso SISO (CAMPESTRINI *et al.*, 2011) quanto o MIMO (GONÇALVES DA SILVA; CAMPESTRINI; BAZANELLA, 2018) também receberam expansões para o sistemas de fase não-mínima. Para processos não-lineares, a técnica também foi estendida em (CAMPI; SAVARESI, 2006).

A Figura 4 ilustra a ideia central do método VRFT. Num experimento, que pode ser realizado em malha aberta ou fechada, são coletados os sinais de entrada $u(t)$ e saída $y(t)$ do processo. Dado um modelo de referência $T_d(q)$, calcula-se o sinal de referência que resultaria na saída $y(t)$ caso o sistema estivesse se comportando como o desejado. Esse sinal é chamado de *referência virtual* e é representado por

$$\bar{r}(t) = T_d^{-1}(q)y(t).$$

Para casos onde o sistema possui zeros de FNM, é necessário o uso das extensões para encontrar um filtro de fase mínima que apresenta mesmo módulo que $T_d(q)$ (CAMPESTRINI *et al.*, 2011; GONÇALVES DA SILVA; CAMPESTRINI; BAZANELLA, 2018).

Figura 4 – Sistema ilustrando a aplicação do método VRFT.



Fonte: Autor.

Com a referência virtual e a saída $y(t)$, calcula-se o erro que esse sistema apresentaria, chamado *erro virtual*:

$$\bar{e}(t) = \bar{r}(t) - y(t) = (T_d^{-1} - 1)y(t).$$

Temos, portanto, o sinal que alimentaria o controlador caso o sistema fosse o desejado e também temos $u(t)$ que seria a saída desse controlador. Com estes dois sinais, podemos identificar o controlador da classe desejada que mais se aproxima do ideal.

Para identificá-lo, minimizaremos o critério:

$$\begin{aligned} J^{VRFT}(\rho) &= \sum_{t=1}^N [u(t) - C(q, \rho)\bar{e}(t)]^2 \\ &= \sum_{t=1}^N [u(t) + C(q, \rho)(1 - T_d^{-1}(q))y(t)]^2. \end{aligned} \quad (16)$$

Seja o controlador linear nos parâmetros,

$$C(q, \rho) = \rho^T \beta(q),$$

então o critério (16) é uma função quadrática de ρ , e portanto podemos calcular o ponto de mínimo por meio do método de mínimos quadrados, ou seja:

$$\hat{\rho} = \left(\sum_{t=1}^N \varphi(t)\varphi(t)^T \right)^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi(t)u(t), \quad (17)$$

onde $\varphi(t) = \beta(q)\bar{e}(t)$. Este fato de ter uma solução fechada é uma grande vantagem do VRFT, por não depender de um método complexo de otimização e não possuir mínimos locais.

Quando o controlador ideal pertence à classe, ou seja, existe um vetor de parâmetros ρ_d tal que $C(q, \rho_d) = C_d$, este será o mínimo global do critério do VRFT (16), assim como do custo MR (13), já que ρ_d zeraria ambos. Porém, quando o controlador ideal não pertence à classe, os mínimos globais de ambos critérios deixam de ser o mesmo. Por isso, um filtro $F(q)$ é pensado para aproximar estes dois mínimos.

2.5.1.1 Filtro $F(q)$ - Caso SISO

Utilizando o Teorema de Parseval e após algumas manipulações, o critério de referência (13) pode ser reescrito como

$$J^{MR}(\rho) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |G_0(e^{j\omega})|^2 \frac{|C(e^{j\omega}, \rho) - C_d(e^{j\omega})|^2}{|1 + G_0(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, \rho)|^2} \frac{\Phi_r(e^{j\omega})}{|1 + G_0(e^{j\omega})C_d(e^{j\omega})|^2} d\omega,$$

onde $\Phi_r(e^{j\omega})$ é o espectro de potência do sinal $r(t)$.

Se filtrarmos os sinais $u(t)$ e $\bar{e}(t)$ por um filtro $F(t)$, o critério do VRFT (16) se torna:

$$\begin{aligned} J^{VRFT}(\rho) &= \sum_{t=1}^N [F(q)(u(t) - C(q, \rho)\bar{e}(t))]^2 \\ &= \sum_{t=1}^N [F(q)(u(t) + C(q, \rho)\frac{1 - T_d(q)}{T_d(q)}y(t))]^2, \end{aligned}$$

que, utilizando o teorema de Parseval pode ser reescrito na forma

$$J^{VRFT}(\rho) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |G_0(e^{j\omega})|^2 |C(e^{j\omega}, \rho) - C_d(e^{j\omega})|^2 |1 - T_d(e^{j\omega})|^2 \frac{|F(e^{j\omega})|^2}{|T_d(e^{j\omega})|^2} \Phi_u(e^{j\omega}) d\omega,$$

onde $\Phi_u(e^{j\omega})$ é o espectro de potência do sinal $u(t)$.

Como mostrado em (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000), $J^{VRFT} = J^{MR}$ quando o filtro $F(q)$ é escolhido de forma que

$$|F(e^{j\omega})|^2 = \frac{|T_d(e^{j\omega})|^2}{|1 + G_0(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, \rho)|^2} \frac{\Phi_r(e^{j\omega})}{\Phi_u(e^{j\omega})}, \quad \forall \omega \in [-\pi, \pi].$$

Na prática esse filtro não pode ser utilizado, por não conhecermos $G_0(q)$, porém, se aproximarmos $|1 + G_0(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, \rho)|^2$ por $|1 + G_0(e^{j\omega})C_d(e^{j\omega})|^2$, o filtro pode ser dado por:

$$|F(e^{j\omega})|^2 = |1 - T_d(e^{j\omega})|^2 |T_d(e^{j\omega})|^2 \frac{\Phi_r(e^{j\omega})}{\Phi_u(e^{j\omega})}, \quad \forall \omega \in [-\pi, \pi]. \quad (18)$$

O vetor de parâmetros ρ estimado é dado, então, por:

$$\hat{\rho} = \bar{E}[\varphi_F(t)\varphi_F(t)^T]^{-1}\bar{E}[\varphi_F(t)u_F(t)], \quad (19)$$

onde $\varphi_F(t) = F(q)\varphi(t)$ e $u_F(t) = F(q)u(t)$.

Como o desenvolvimento do filtro $F(q)$ depende da aproximação realizada no último passo, o filtro só é válido quando o controlador ideal não for muito diferente dos controladores pertencentes à classe.

2.5.1.2 Filtro $F(q)$ - Caso MIMO

Em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016) é realizada a extensão do método para o caso multivariável. Com um desenvolvimento muito similar ao caso SISO, chega-se à função custo:

$$J^{VRFT}(P) = \sum_{t=1}^N \|F(q)[u(t) - C(q,P)(T_d^{-1}(q) - I)y(t)]\|_2^2. \quad (20)$$

O filtro $F(t)$ também é definido de forma similar ao caso SISO. Os custos MR e do VRFT, após alguns algebrismos e a aproximação de que o termo $[I - C_d^{-1}(q)C(q,P)]$ pode ser comutado, são dados por:

$$\tilde{J}^{VRFT}(P) = \sum_{t=1}^N \|[I - C_d^{-1}(q)C(q,P)]F(q)u(t)\|_2^2$$

e

$$\tilde{J}^{MR}(P) = \bar{E}[\|[I - C_d^{-1}(q)C(q,P)]T_d(q)S(q,P)r(t)\|_2^2].$$

Quando $N \rightarrow \infty$, os critérios podem ser expressos por suas expressões no domínio da frequência usando o Teorema de Parseval

$$\tilde{J}^{VRFT}(e^{j\omega}, P) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \text{Tr}\{[(I - C_d^{-1}(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, P))F(e^{j\omega})]\Phi_u^{1/2}(e^{j\omega}) \times \Phi_u^{1/2}(e^{j\omega})[(I - C_d^{-1}(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, P))F(e^{j\omega})]^H\}d\omega,$$

$$\tilde{J}^{MR}(e^{j\omega}, P) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \text{Tr}\{[[I - C_d^{-1}(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, P)]T_d(e^{j\omega})S(e^{j\omega}, P)]\Phi_r^{1/2}(e^{j\omega}) \times \Phi_r^{1/2}(e^{j\omega})[[I - C_d^{-1}(e^{j\omega})C(e^{j\omega}, P)]T_d(e^{j\omega})S(e^{j\omega}, P)]^H\}d\omega,$$

que para o caso multivariável utiliza o traço (Tr) e a multiplicação pelo conjugado hermitiano (sobrescrito H) ao invés do quadrado do módulo e onde $\Phi_r^{1/2}(e^{j\omega})$ e $\Phi_u^{1/2}(e^{j\omega})$ são os fatores espectrais de $\Phi_r(e^{j\omega})$ e $\Phi_u(e^{j\omega})$.

O filtro $F(e^{j\omega})$ que aproxima os mínimos do custo VRFT e do custo MR é, então, dado por:

$$F(e^{j\omega}) = T_d(e^{j\omega})(I - T_d(e^{j\omega}))\Phi_r^{1/2}(e^{j\omega})\Phi_u^{-1/2}(e^{j\omega}), \quad \forall \omega \in [-\pi, \pi], \quad (21)$$

Este filtro também é desenvolvido com aproximações que dependem de existirem controladores na classe próximos de $C_d(q)$. No caso MIMO o filtro é definido diretamente das funções e espectros conhecidos, enquanto no caso SISO é dada uma maior liberdade para essa escolha, já que definimos em (18) apenas o quadrado do módulo do filtro. Isso ocorre por conta das diferenças entre a aplicação SISO e MIMO do Teorema de Parseval.

No caso MIMO, a solução da otimização do custo é dada por:

$$\hat{P} = \left(\sum_{t=1}^N \varphi_F(t) \varphi_F(t)^T \right)^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi_F(t) u_F(t), \quad (22)$$

onde $u_F(t) = F(q)u(t)$, $\varphi_F(t) = [A_1 \ A_2 \ \dots \ A_n]$,

$$A_x = \begin{bmatrix} F_{1x} E_x(t) \\ F_{2x} E_x(t) \\ \vdots \\ F_{nx} E_x(t) \end{bmatrix}, \quad E_x(t) = \begin{bmatrix} \bar{C}_{x1}(q) \bar{e}_1(t) \\ \bar{C}_{x2}(q) \bar{e}_2(t) \\ \vdots \\ \bar{C}_{xn}(q) \bar{e}_n(t) \end{bmatrix} \quad \text{para } x = 1, 2, \dots, n.$$

Tanto para o caso SISO quanto para o MIMO, quando o experimento realizado para obtenção dos dados é em malha aberta e o sinal aplicado na entrada do sistema é da mesma classe do sinal de referência desejado, como um salto, por exemplo, a parcela dos espectros do filtro resulta em 1. Por isso, muitas vezes o filtro aplicado se resume a:

$$F(q) = T_d(q)(I - T_d(q)) \quad (23)$$

2.5.2 OCI - Identificação do Controlador Ótimo

A Identificação do Controlador Ótimo (OCI - *Optimal Controller Identificatio*) também é um método de controle baseado em dados não iterativo que minimiza uma função alternativa ao custo MR, mas que possui o mesmo ponto de mínimo. O método foi apresentado em (CAMPESTRINI *et al.*, 2017) e foi estendido para o caso multivariável em (HUFF *et al.*, 2019; HUFF, 2019).

O OCI consiste, basicamente, na identificação de um modelo para a planta parametrizado em relação ao controlador. Observando (15), podemos reescrevê-la como

$$G_0(q) = T_d(q)(I - T_d(q))^{-1} C_d^{-1}(q).$$

Com isso, podemos procurar por um modelo $G(q, P)$ que represente a planta com base nos parâmetros de $C(q, P)$:

$$G(q, P) = T_d(q)(I - T_d(q))^{-1} C^{-1}(q, P),$$

onde, caso $C(q, P) = C_d(q)$, então $G(q, P) = G_0(q)$. Assim, a estimativa de um $C(q, \hat{P})$, pertencente à classe \mathcal{C} que mais se aproxima de $C_d(q)$ corresponde a encontrar o modelo $G(q, \hat{P})$ que mais se aproxima de G_0 . Diferente do método VRFT, o OCI não depende

da classe \mathcal{C} ser linear em relação aos parâmetros, como demonstrado nos exemplos em (CAMPESTRINI *et al.*, 2017), onde as classes possuíam parâmetros no denominador.

Incluindo o modelo do ruído, a estrutura do modelo a ser procurada será:

$$\begin{aligned}
y(t) &= G(q, \Theta)u(t) + H(q, \Theta)w(t) \\
&= G(q, P)u(t) + H(q, \Theta)w(t) \\
&= \underbrace{T_d(q)(I - T_d(q))^{-1} C^{-1}(q, P)}_{L_d(q)} u(t) + H(q, \Theta)w(t) \\
&\triangleq L_d(q)C^{-1}(q, P)u(t) + H(q, \Theta)w(t),
\end{aligned} \tag{24}$$

onde $\theta \in \mathcal{D}_\theta \subseteq \mathbb{R}^{n_\theta}$ é um vetor de parâmetros adicional que aparece no modelo do ruído e $\Theta = [P^T \ \theta^T]^T \in \mathcal{D}_\Theta = \mathcal{D}_P \times \mathcal{D}_\theta$, com \mathcal{D}_Θ compacto. O método OCI normalmente é mais tolerante a ruídos nos dados do que o VRFT por utilizar o método do erro de predição.

Utilizando o método do erro de predição (PEM), procuramos reduzir o erro entre o valor da saída predito por nosso modelo $\hat{y}(t|t-1, P, \Theta)$ e a saída lida $y(t)$. Com isso, a função custo otimizada pelo OCI é dada por:

$$J^{OCI}(\Theta) = \sum_{t=1}^N \|(y(t) - \hat{y}(t|t-1, \Theta))\|_2^2 \tag{25}$$

$$\hat{y}(t|t-1, \Theta) = H^{-1}(q, \Theta)L_d(q)C^{-1}(q, P)u(t) + [I - H^{-1}(q, \Theta)]y(t).$$

Esta função apresenta o mesmo mínimo que (13) quando o controlador ideal pode ser encontrado na classe buscada, mas os mínimos deixam de serem iguais caso contrário. Diferentemente do VRFT, o OCI não possui um filtro para reduzir esta diferença.

É uma prática comum na aplicação do OCI, que se separe o controlador em duas partes, uma fixa e uma parametrizada:

$$C(q, P) = C_I(q, P)C_F(q).$$

Isso normalmente é usado para impor o polo em 1, por exemplo, de forma a garantir o erro nulo em regime permanente. Em controladores MIMO, isso muitas vezes não pode ser feito por que nem todos elementos do controlador têm uma parte fixa em comum. Adicionando esta separação no modelo do sistema, temos:

$$y(t) = \underbrace{L_d(q)C_F^{-1}(q)}_{\tilde{L}_d(q)} \underbrace{C_I^{-1}(q, P)}_{\tilde{C}(q, P)} u(t) + H(q, \Theta)w(t).$$

No caso SISO, ou quando $T_d(q)$ e $C_F(q)$ correspondem a produtos entre escalares e matrizes identidade, $\tilde{L}_d(q)$ e $\tilde{C}(q, P)$ podem comutar, tornando o modelo:

$$\begin{aligned}
y(t) &= \tilde{C}(q, P) \underbrace{\tilde{L}_d(q, P)u(t)}_{\tilde{u}(t)} + H(q, \Theta)w(t) \\
&= \tilde{C}(q, P)\tilde{u}(t) + H(q, \Theta)w(t),
\end{aligned} \tag{26}$$

que pode ser solucionado facilmente com o uso de *toolboxes* como o Matlab[®] *ident* (LJUNG, 2011) por conta do seu formato. Muitas vezes, porém, no caso MIMO essa comutação não pode ser realizada e a parametrização do modelo fica atípica, ficando impossível a aplicação da maior parte das *toolboxes*. Por conta disso, no trabalho de HUFF (2019) onde o OCI MIMO é desenvolvido, foi proposto um algoritmo que combina o método da máxima descida e o método de Levenberg-Marquardt (FLETCHER, 1987) para realizar a minimização do critério (25).

2.5.3 Exemplo de Aplicação de Controle Baseado em Dados em Malha Fechada

Como citado no início da seção, grande parte dos exemplos de aplicação das técnicas não iterativas de controle baseado em dados encontrados na literatura são em malha aberta, quando um dos benefícios destas é o uso de dados em malha fechada, possibilitando o uso de dados de operação. Estes dados de operação podem ser afetados por perturbações que os tornam menos representativos da real dinâmica do elemento da planta que está sendo controlado. A seguir, é apresentado um exemplo de complicações que podem ser causadas por esse tipo de perturbação durante o cálculo com as técnicas VRFT e OCI.

Considere a planta que responde da forma

$$y(t) = \begin{bmatrix} \frac{q - 0,8}{(q - 0,7)(q - 0,9)} & 0,5 \\ q - 0,6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(t) \\ p(t) \end{bmatrix},$$

onde $y(t)$, $u(t)$ e $p(t)$ são as variáveis controlada, manipulada e de perturbação, respectivamente. A amostragem do sistema é feita a cada 1 s. Aplicando na entrada do sistema em malha aberta uma onda quadrada de período 100 s, sem perturbação, obtemos a resposta mostrada na Figura 5.

O modelo de referência escolhido foi

$$T_d(q) = \frac{0,15}{q - 0,85}.$$

Escolhendo a classe PID de controladores, a mesma não inclui o controlador ideal:

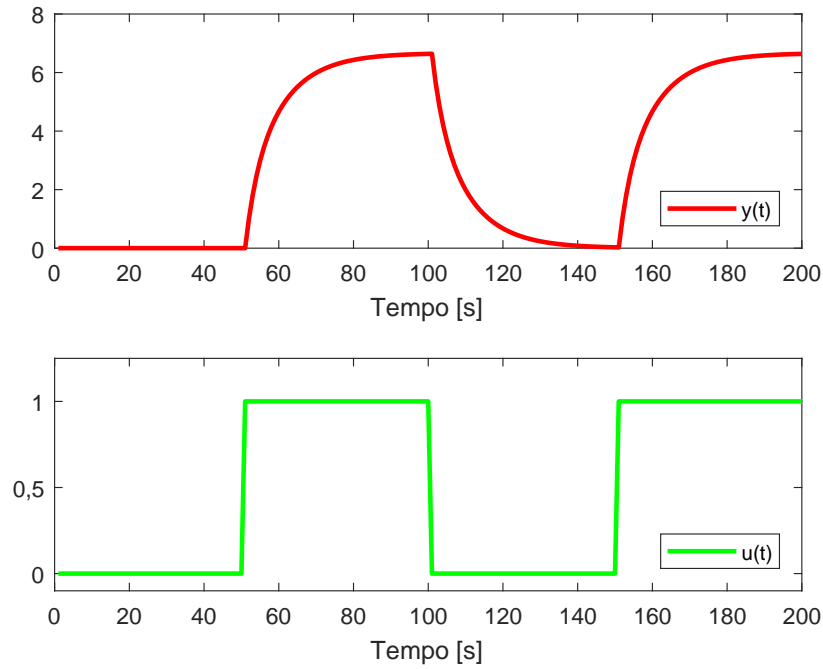
$$C_d(q) = \frac{0,15(q - 0,9)(q - 0,7)}{(q - 1)(q - 0,8)}.$$

Usando esses dados e modelos, podemos utilizar a técnica VRFT para determinar um controlador para o processo. O controlador resultante é

$$C^{VRFT}(q, \hat{\rho}) = \frac{0,13252(q - 0,8714)(q + 0,3588)}{q(q - 1)}. \quad (27)$$

Que, aplicado no sistema, gera uma resposta bem próxima da desejada, mostrada na Figura 6. Nesse caso, o mesmo sinal aplicado na entrada em malha aberta, agora é utilizado

Figura 5 – Ensaio em malha aberta no sistema sem perturbação.



Fonte: Autor.

como referência para o valor da saída. O custo MR obtido com estes dados é 0,0096. Utilizando os mesmos dados no método OCI é encontrado um controlador muito similar:

$$C^{OCI}(q, \hat{\rho}) = \frac{0,13112(q - 0,8793)(q + 0,4341)}{q(q - 1)},$$

que resulta no custo MR 0,0136.

Agora, consideremos que queremos calcular o controlador a partir de dados em malha fechada. O sistema é fechado pelo controlador (27) e selecionamos um período dos dados, mostrados na Figura 7, onde ocorre variação na referência, mas o sistema é afligido por uma perturbação que é um salto com amplitude de $-0,5$ aos 120 s dos dados coletados.

Utilizando estes dados, podemos calcular controladores por meio das técnicas VRFT e OCI. Pela técnica VRFT, utilizando o filtro (23), o controlador estimado é

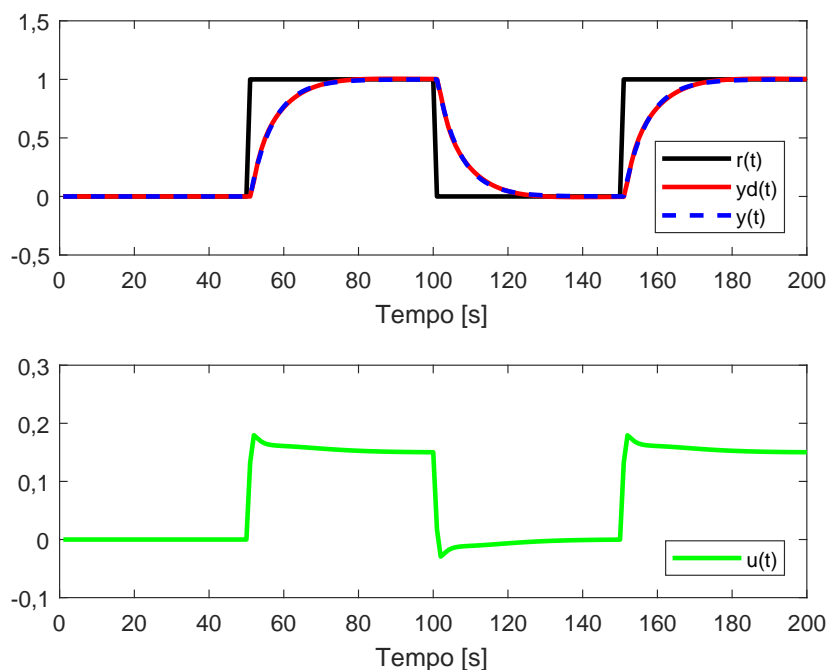
$$C^{VRFT}(q, \hat{\rho}) = \frac{0,1451(q - 0,9013)(q + 0,289)}{q(q - 1)}, \quad (28)$$

que aplicado no sistema, sem perturbação, resulta nos sinais mostrados na Figura 8 e no custo MR de 0,2002. Utilizando a técnica OCI, com os mesmos dados, o controlador calculado é

$$C^{OCI}(q, \hat{\rho}) = \frac{4,4678(q^2 - 1,934q + 0,9427)}{q(q - 1)}, \quad (29)$$

que, quando aplicado no sistema, o instabiliza. Com isso, podemos observar a maior suscetibilidade a perturbações do OCI frente ao VRFT.

Figura 6 – Ensaio em malha fechada com o controlador calculado por meio do método VRFT no sistema sem perturbação.

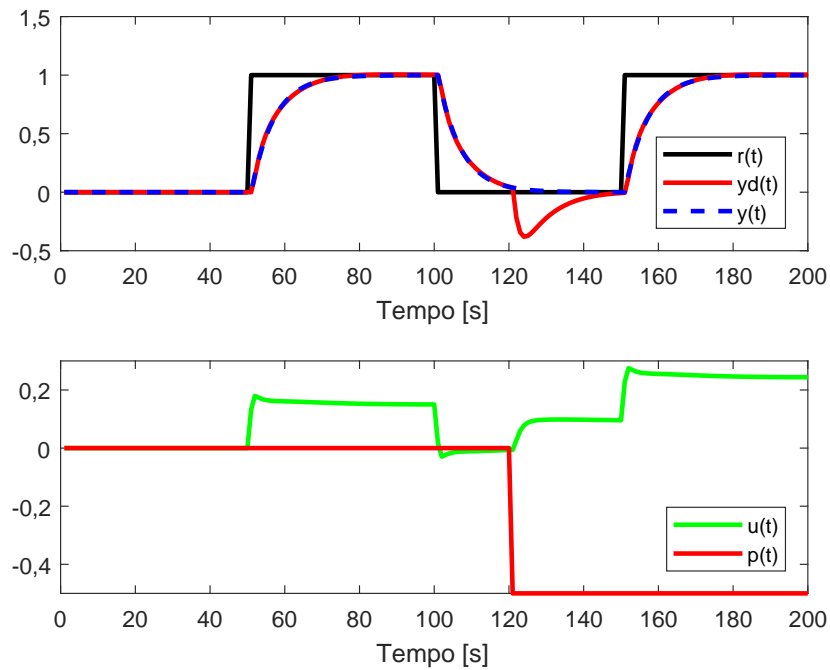


Fonte: Autor.

2.6 Considerações finais

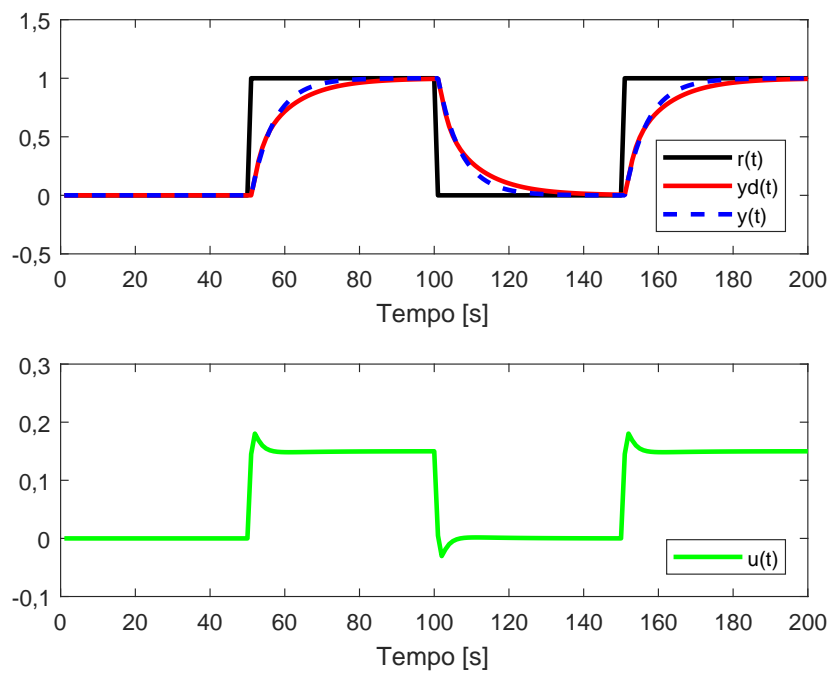
A análise da bibliografia de controle baseado em dados oferece alguns pontos onde o estado da arte pode ser avançado para incluir uma maior variedade de aplicações. Será realizada a análise e estudo da aplicabilidade das técnicas não iterativas com dados de malha fechada com perturbação para avaliar por que a técnica OCI foi muito mais afetada pela perturbação do que a VRFT. Também será desenvolvido um filtro para a técnica OCI para a redução do viés causado por procurarmos numa classe que não inclui o controlador ideal, como já é bem estabelecido para a técnica VRFT. A estimação baseada em dados de desacopladores juntamente com controladores é algo que não é possível com as técnicas atuais, portanto realizaremos adaptações aos métodos para possibilitar essa aplicação.

Figura 7 – Dados em malha fechada com perturbação salto.



Fonte: Autor.

Figura 8 – Resposta em malha fechada com com controlador calculado pelo método VRFT a partir dos dados com perturbação.



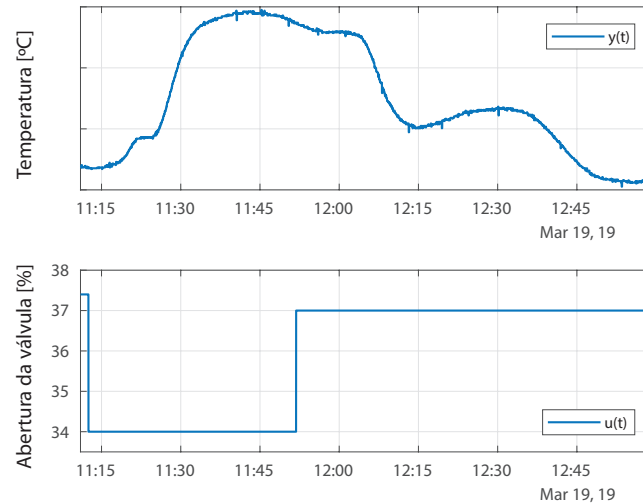
Fonte: Autor.

3 PROJETO DE CONTROLADORES BASEADOS EM DADOS COM PERTURBAÇÕES

Apesar de métodos como o VRFT e o OCI poderem utilizar dados obtidos de experimentos tanto em malha aberta quanto fechada, a maior parte da literatura de controle baseado em dados apresenta resultados práticos utilizando dados de malha aberta (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012; FORMENTIN *et al.*, 2013; ROJAS; BAEZA; VILANOVA, 2011; CAMPESTRINI *et al.*, 2017). Contudo, com o crescimento da disponibilidade de dados históricos, o uso de dados em malha fechada, coletados diretamente dos dados históricos se torna interessante, principalmente por não ser necessária a adição de distúrbios ao processo nem a abertura da malha de controle, que poderiam resultar em perdas de produção e preocupações com a segurança. Quando coletamos dados históricos, muitas vezes eles são afetados por perturbações desconhecidas, variações em outras variáveis do processo que afetam a dinâmica que está sendo observada afetando, portanto, o controlador projetado. Mesmo quando abrimos a malha para a realização de um experimento, o mesmo pode ser afetado por uma perturbação, comprometendo os dados coletados. A definição de sinais suficientemente ricos já foi estudada em (GEVERS *et al.*, 2009) e a busca de intervalos informativos nos registros de dados para identificação de sistemas em (ARENGAS; KROLL, 2017; GARCIA; BAZANELLA, 2019), mas muito menos pesquisa pode ser encontrada sobre o efeito que os distúrbios têm sobre os controladores obtidos por meio de métodos baseados em dados.

Na Figura 9 são apresentados dados reais de uma malha de temperatura de um reator. O experimento é realizado em malha aberta com um salto na abertura da válvula próximo das 11h15min do dia 19 de março e um salto retornando a abertura para o valor original por volta das 11h50min. A resposta esperada do sistema era uma dinâmica típica de um sistema de primeira ordem com atraso, porém a resposta é afetada por um distúrbio na temperatura de entrada do reator, que se reflete na saída observada. A necessidade da estimação de controladores em sistemas afetados por perturbações como esta motiva o estudo realizado nesse capítulo, onde é apresentado o efeito de distúrbios como este sobre os resultados dos métodos de controle baseados em dados. Este estudo foi abordado no artigo (VARRIALE DA SILVA; CAMPESTRINI, 2019), apresentado durante o 14º

Figura 9 – Dados de experimento em malha aberta para a sintonia.



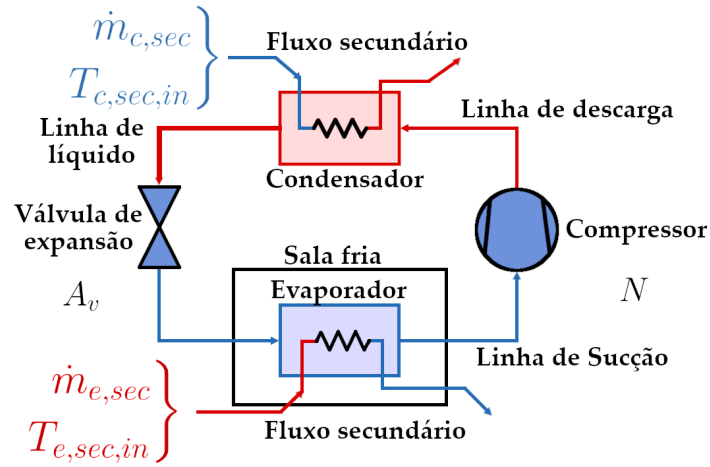
Fonte: Autor.

3.1 Estudo de Caso

Para testar estes efeitos sobre os controladores calculados de forma reproduzível, foi utilizada uma planta apresentada como *benchmark* para uma competição de controle na conferência PID18 (BEJARANO *et al.*, 2017). Este sistema foi escolhido por ser não-linear, com diversas entradas de perturbações configuradas, que já vem com controladores simples fechando as malhas e que está abertamente disponível. Como mostrado na Figura 10, onde os componentes principais (válvula de expansão, compressor, evaporador e condensador) são representados, é um sistema de refrigeração canônico, com um estágio de compressão e uma carga. O seu objetivo é o resfriamento do fluxo secundário no evaporador, removendo calor neste ponto e o rejeitando no fluxo secundário do condensador. Para realizar isso, é aplicado o ciclo de Rankine inverso, onde o líquido de refrigeração entra no evaporador com baixa pressão e temperatura e remove calor do fluxo secundário evaporando. Então, o líquido refrigerante passa pelo compressor, aumentando sua pressão enquanto entra no condensador, onde troca calor com o fluxo secundário e condensa, tornando-se um líquido sub-resfriado. O ciclo é fechado pela válvula de expansão, que mantém a diferença de pressão.

O sistema é modelado como um problema multivariável, onde a principal variável controlada é a temperatura de saída do fluxo secundário do evaporador $T_{e,sec,out}$ e a variável controlada secundária é o grau de superaquecimento do refrigerante na saída do evaporador T_{SH} , que é associado com a eficiência energética do processo. As variáveis

Figura 10 – Esquemático do ciclo de refrigeração utilizado.



Fonte: Adaptado de BEJARANO *et al.* (2017).

manipuladas a serem usadas no controle são a velocidade do compressor N e a abertura da válvula de expansão A_v . O controlador proposto por BEJARANO *et al.* (2017) é descentralizado, composto por:

$$C_{T_e}(q) = \frac{-1.0136(q - 1.024)(q + 0,9623)}{(q - 1)(q - 0,9853)} \quad (30)$$

que controla $T_{e,sec,out}$, manipulando N e

$$C_{T_{sh}}(q) = \frac{0,42q - 0.02}{q - 1} \quad (31)$$

que controla T_{SH} , manipulando A_v . Ambos são utilizados para a obtenção de dados nos ensaios em malha fechada. O sistema também apresenta outras variáveis que agem como distúrbios não medidos. Esses distúrbios são apresentados na Tabela 1 e afetam as variáveis controladas por meio de mudanças no ponto de operação e de características da planta.

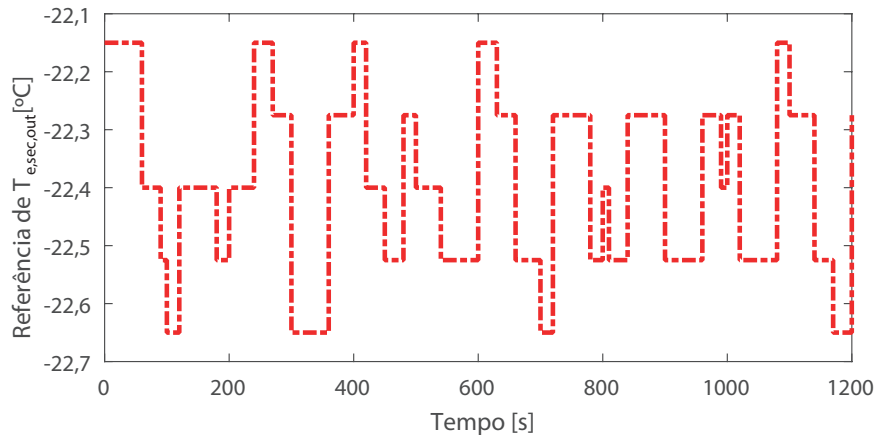
Par facilitar a análise, neste trabalho, escolheu-se projetar apenas um dos controladores, tratando o sistema como SISO. Variou-se apenas o controle do $T_{E,sec,out}$ manipulando A_v e considerando o controlador $C_{T_{sh}}$ como parte da planta. O controlador $C_{T_e}(q)$ será reprojeto por meio dos métodos VRFT e OCI, utilizando dados de malha fechada afetados por diferentes sinais de perturbação aplicados em $T_{c,sec,in}$. A classe do controlador na qual será realizado o reprojeto será o PI, descrito como:

$$C(q,\rho) = \begin{bmatrix} P & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{1}{q-1} \end{bmatrix}. \quad (32)$$

3.2 Experimentos e Projeto de Controladores

A fim de comparar o efeito das perturbações sobre os controladores projetados, a seguinte configuração do sistema foi considerada: as malhas do sistema de refrigeração são fechadas utilizando os controladores (30) e (31); enquanto o sinal de referência de T_{SH} é mantido constante no valor de $14,65\text{ }^{\circ}\text{C}$, o sinal apresentado na Figura 11 é aplicado como referência de $T_{e,sec,out}$. Esse sinal é a soma de ondas quadradas com diferentes períodos, fases e amplitudes entre $-22,15\text{ }^{\circ}\text{C}$ e $-22,65\text{ }^{\circ}\text{C}$, a mesma variação aplicada por BEJARANO *et al.* (2017).

Figura 11 – Sinal de referência para a temperatura de saída do fluxo secundário do evaporador.



Fonte: Autor.

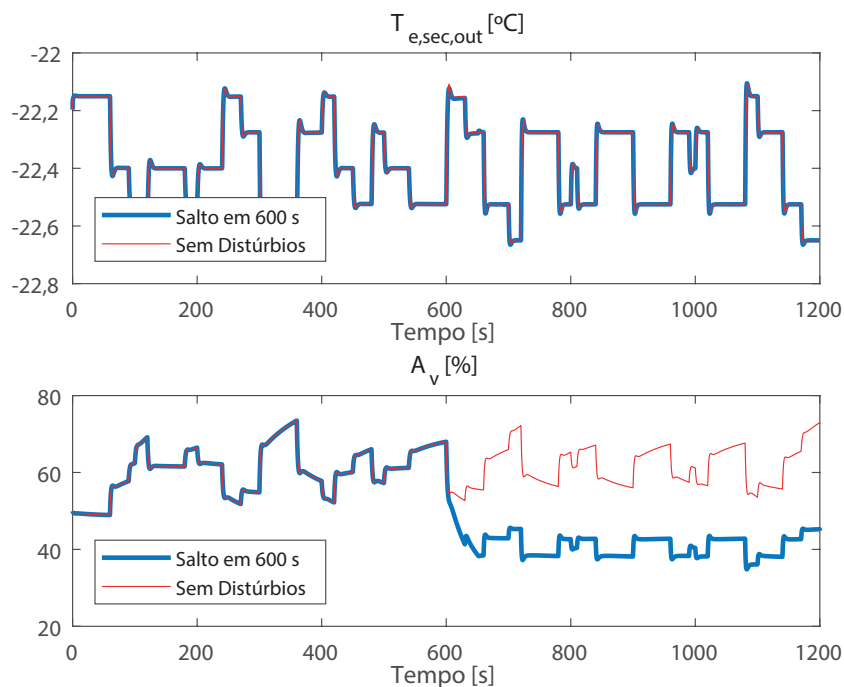
Diversos testes são realizados, considerando a ocorrência de diferentes sinais de distúrbio na entrada de $T_{c,sec,in}$. Todas as simulações foram realizadas até os 1200 s, com tempo de amostragem (T_s) de 0,1 s. Durante o primeiro teste (“Sem distúrbios”), todas as variáveis de perturbações são mantidas constantes nos seus valores nominais. No segundo conjunto de dados (“Salto em 960 s”) é aplicado em $T_{c,sec,in}$ o sinal de distúrbio

Tabela 1 – Distúrbios implementados no modelo.

Distúrbio	Símbolo	Unidade
Temperatura de entrada do fluxo secundário no condensador	$T_{c,sec,in}$	$^{\circ}\text{C}$
Vazão mássica do fluxo secundário do condensador	$\dot{m}_{c,sec}$	g/s
Pressão de entrada do fluxo secundário do condensador	$P_{c,sec,in}$	bar
Temperatura de entrada do fluxo secundário do evaporador	$T_{e,sec,in}$	$^{\circ}\text{C}$
Vazão mássica do fluxo secundário do evaporador	$\dot{m}_{e,sec}$	g/s
Pressão de entrada do fluxo secundário do evaporador	$P_{e,sec,in}$	bar
Temperatura ambiente do compressor	T_{surr}	$^{\circ}\text{C}$

proposto por BEJARANO *et al.* (2017), que é um salto de $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ para $27\text{ }^{\circ}\text{C}$, em 960 s. Um conjunto de testes (“Salto em 600 s”, “Salto em 300 s” e “Salto em 0 s”) foi realizado, utilizando como perturbações saltos como o do segundo teste, mas em períodos diferentes do experimento, em 600 s, 300 s e 0 s respectivamente. O sexto teste (“Soma de Sinais Quadrados”) utiliza uma soma de sinais quadrados parecida com a utilizada na referência, mas com amplitudes ajustadas para estar entre os mesmos 3 graus da perturbação original, centrado em $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ e com períodos diferentes para que não apresente correlação com a referência. O sétimo conjunto de dados (“Ruído Branco”) é obtido usando um ruído branco de média $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ e variância de $0,25\text{ }^{\circ}\text{C}$. Um oitavo, nono e décimo testes (“Seno 0,1 rad/s”, “Seno 1 rad/s” e “Seno 11,7 rad/s”) são realizados aplicando senoides de amplitude 3 graus, centradas em $30\text{ }^{\circ}\text{C}$, nas frequências de 0,1, 1 e 11,7 rad/s, respectivamente. As figuras 12 e 13 apresentam os efeitos causados pelas perturbações “Salto em 600 s” e “Seno 0,1 rad/s” sobre a variável controlada $T_{e,sec,out}$ e a manipulada A_v . Em vermelho são mostrados os resultados sem perturbação para comparação. Por conta do controlador, o efeito sobre a saída é minimizado, porém pode-se observar a diferença na dinâmica do sistema na variável manipulada A_v .

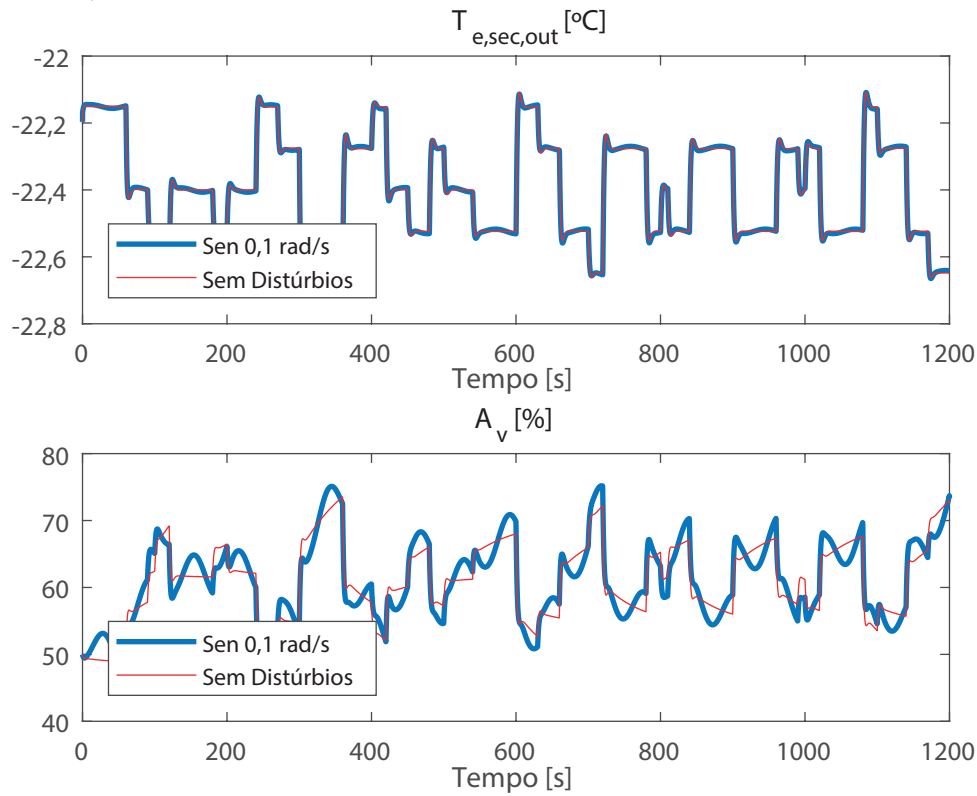
Figura 12 – Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo salto em 600 s.



Fonte: Autor.

Como o foco deste estudo é o efeito dos distúrbios nos controladores e não a procura pelo melhor controlador possível, um modelo de referência e classe de controladores simples são escolhidos. O modelo de referência é definido como uma função de transferência

Figura 13 – Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo senoide de frequência 0,1 rad/s.



Fonte: Autor.

de primeira ordem com ganho em regime permanente igual a 1,

$$T_d(q) = \frac{0,1}{q - 0,9}, \quad (33)$$

e a classe de controladores utilizada é a PI, apresentada em (32). Por se tratar de uma planta bastante complexa, o controlador ideal para este modelo de referência certamente se encontra fora da classe PI, o que resultará num viés no cálculo do controlador pelos métodos. Os controladores calculados por cada método a partir dos dados obtidos sem perturbações serão utilizados como base para comparação dos controladores calculados utilizando os outros dados.

Os conjuntos de dados, modelo de referência e classe de controladores foram utilizados para calcular os parâmetros P e I do controlador através dos métodos VRFT e OCI. Os controladores resultantes são apresentados na Tabela 2. Em negrito são marcados os controladores que instabilizam o sistema. Neles pode-se observar que o método OCI é muito mais suscetível aos efeitos das perturbações do que o VRFT. Um fator que pode ser responsável pela maior robustez do método VRFT é a filtragem dos dados pelo filtro (23), que é um passa faixa.

Nas figuras 14 e 15 são comparados os mesmos sinais das figuras 12 e 13 após serem filtrados pelo pré-filtro do VRFT. Observa-se que o efeito das perturbações sobre o sinal

Tabela 2 – Parâmetros do controlador PI estimado pelos métodos VRFT e OCI e diferentes conjuntos de dados.

Ensaio	VRFT		OCI	
	P	I	P	I
Sem Perturbação	-1,28	-3,04	-2,55	-5,10
Salto em 960 s	-1,42	-2,82	-26707,4	-4,41
Salto em 600 s	-1,86	-2,45	-69517,1	-8,13
Salto em 300 s	-2,47	-2,12	99,96	138,13
Salto em 0 s	-239	-1,92	12,03	17,83
Soma de Sinais Quadrados	-1,19	-2,98	6715,3	1,40
Ruído Branco	-1,35	-3,04	2641,7	1,56
Seno 0,1 rad/s	-1,29	-3,04	-2,63	-5,26
Seno 1 rad/s	-3,95	-2,84	-2,55	-5,10
Seno 11,7 rad/s	-1,29	-3,04	-5,54	-5,10

de controle são bastante reduzidos pelo filtro. Utilizando-se os dados filtrados no método OCI, obtiveram-se resultados muito mais consistentes, apresentados na Tabela 3.

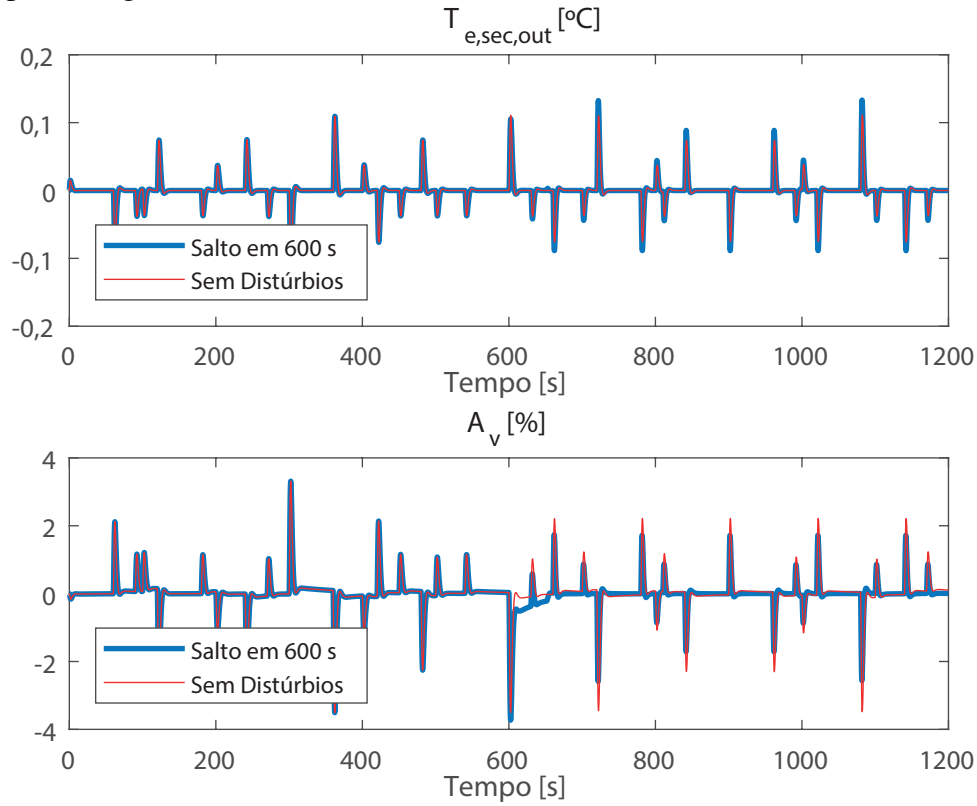
3.3 Resultados

Utilizando a mesma duração de 1200 s e período de amostragem de 0,1 s que nos outros experimentos, o sistema foi simulado utilizando-se as referências e perturbações padrões inclusos nos testes desenvolvidos em (BEJARANO *et al.*, 2017), para cada um dos controladores calculados. O sinal de referência padrão é um salto de $-22,15$ para $-22,65$ °C, em 120 s e as principais perturbações são a referência de T_{SH} , $T_{c,sec,in}$ e $T_{e,sec,in}$, apresentados na Figura 16.

Para avaliar quanto os controladores foram afetados pelas perturbações presentes nos dados coletados, os seus resultados foram avaliados baseados em dois índices diferentes: uma razão entre os desvios da resposta desejada e a razão entre a integral da variação absoluta dos sinais de controle. Ambos os índices são relativos, então os controladores sempre serão comparados com os encontrados pelo mesmo método, utilizando os dados do experimento "Sem Perturbação". Isso é feito para desconsiderar os vieses causados pelos métodos e pelo controlador ideal não pertencer à classe de controladores considerada.

O primeiro índice (RJ) se refere à razão entre os custos J_{MR} dos controladores obtidos. Este índice avalia quando a resposta em malha fechada obtida pelo controlador avaliado se compara com a resposta obtida pelo controlador base (calculado a partir dos

Figura 14 – Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo salto em 600 s pós-filtragem.



Fonte: Autor.

dados sem perturbação). Ele é descrito por

$$RJ(C_b, C_p) = \frac{J(C_p)}{J(C_b)} \quad (34)$$

onde

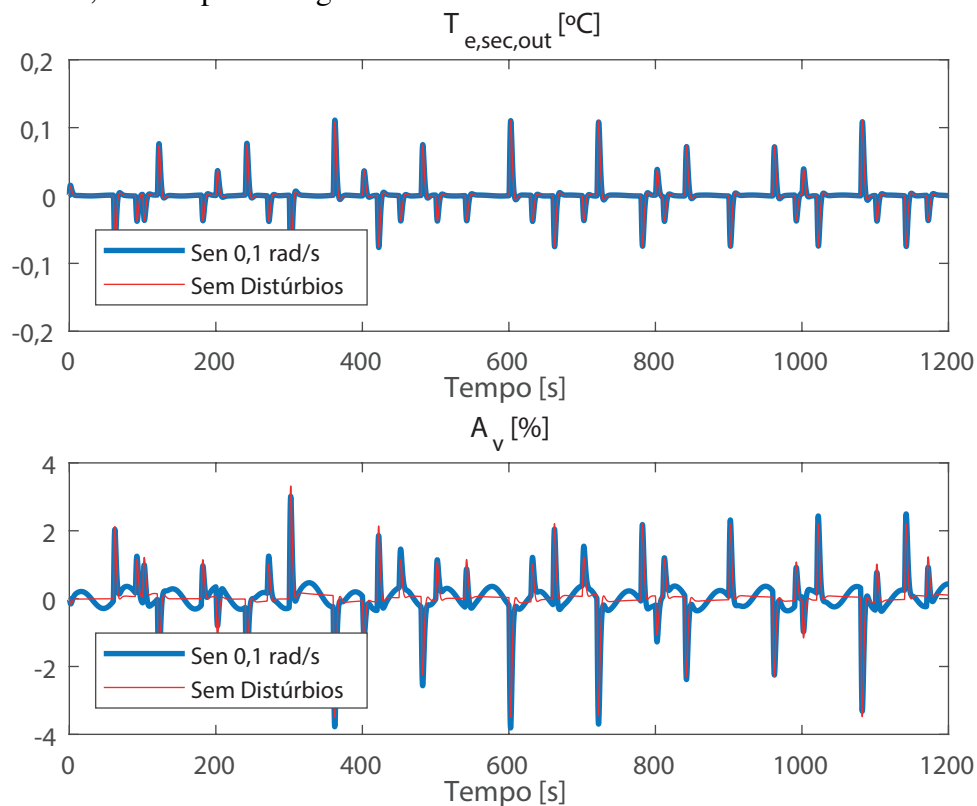
$$J(C) = \sqrt{\sum_{t=n_1}^{n_2} \frac{(y_C(t) - y_{RM}(t))^2}{n_2 - n_1}}, \quad (35)$$

C_b é o controlador base, C_p é controlador sendo comparado com o base, y_C é a $T_{e,sec,out}$ (temperatura de saída do fluxo secundário do evaporador), y_{RM} é a resposta desejada considerando-se o modelo de referência definido em (33), e n_1 e n_2 são a primeira e última amostra do período considerado no cálculo do índice. Este é calculado usando os dados do momento da mudança na referência até 9 segundos depois, quando ambas as malhas de controle já se acomodaram no valor de referência.

O segundo índice no qual os controladores são avaliados é um dos sugeridos por BEJARANO *et al.* (2017): a razão da integral da variação absoluta dos sinais de controle (RIAVU, na sigla em inglês). Este é descrito por

$$RIAVU(C_b, C_p) = \frac{IAVU(C_p)}{IAVU(C_b)} \quad (36)$$

Figura 15 – Comparação entre dados coletados com e sem perturbação do tipo senoide de frequência 0,1 rad/s. pós-filtragem.



Fonte: Autor.

onde

$$IAVU = \sum_{t=2}^n |u(t) - u(t-1)| T_s, \quad (37)$$

e $u(t)$ é o sinal de controle. RIAVU compara quanto o sinal de controle varia ao longo do experimento, representando o esforço do atuador. Na indústria, um maior esforço no atuador representa maior desgaste e gastos com manutenção.

A Tabela 4 apresenta os índices correspondentes a cada controlador estimado. Como pode ser observado, todos os distúrbios afetam o desempenho dos controladores em diferentes graus. Dos distúrbios de salto, para ambos métodos, pode ser observado que quanto maior o tempo durante o qual os dados são afetados, mais distante de 1 foi o RJ resultante. Quando comparando os distúrbios que afetaram todos os dados e possuem um largo espectro de frequências (Salto em 0 s, Soma de Sinais Quadrados e Ruído Branco) pode-se inferir que quanto maior a variância do distúrbio em relação ao valor nominal, maior o efeito sobre o índice RJ para ambos os métodos. As frequências dos sinais senoidais foram escolhidas por conta do módulo apresentado pelo filtro do VRFT. Nas frequências de 0,1 e 11,7 rad/s o filtro possui módulo de $-20dB$ e na frequência de 1 rad/s passa pelo seu pico. O diagrama de Bode do filtro pode ser observado na Figura 17. Pode-se

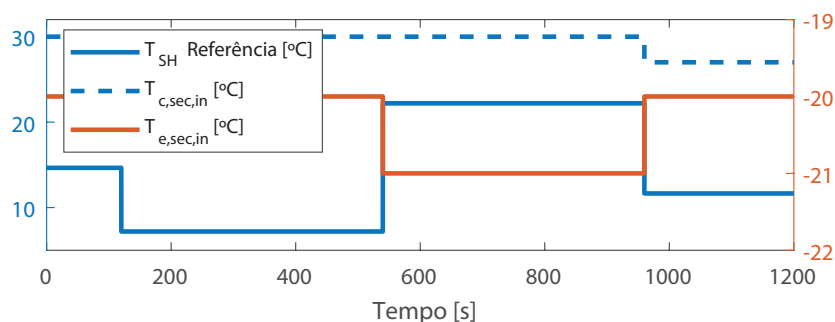
Tabela 3 – Parâmetros do controlador PI estimado pelos métodos VRFT e OCI e diferentes conjuntos de dados filtrados.

Ensaio	VRFT		OCI	
	P	I	P	I
Sem Perturbação	-1,28	-3,04	-7,3083	-3,0931
Salto em 960 s	-1,42	-2,82	-7,2157	-3,0233
Salto em 600 s	-1,86	-2,45	-7,0952	-2,7164
Salto em 300 s	-2,47	-2,12	-6,9944	-2,2395
Salto em 0 s	-2,39	-1,92	-6,3065	-1,9616
Soma de Sinais Quadrados	-1,19	-2,98	-1,9235	-3,3347
Ruído Branco	-1,35	-3,04	-7,3927	-3,0953
Seno 0,1 rad/s	-1,29	-3,04	-7,9818	-3,5806
Seno 1 rad/s	-3,95	-2,84	-10,6670	-3,1065
Seno 11,7 rad/s	-1,29	-3,04	-7,3257	-3,0898

observar que em ambos os métodos, a perturbação “Seno 11,7 rad/s” afetou muito pouco o resultado, enquanto a “Seno 0,1 rad/s” afeta o OCI. Esta distinção entre ambas perturbações pode ser devido ao fato de que estas perturbações são filtradas pela própria planta, que é um passa baixas, antes de chegar à saída, reduzindo mais o efeito de distúrbios em altas frequências. O “Seno 1 rad/s” afetou bastante ambos os métodos por ser pouco filtrado pela planta e pelo filtro do VRFT (23). O fato de que, em alguns casos, a aplicação das perturbações pode resultar em controles que apresentam respostas mais próximas das desejadas podem ter origem na natureza estocástica da interferência de distúrbios.

Outra observação que podemos fazer dos resultados é que o método VRFT foi menos afetado do que o OCI com pré-filtro, resultando em sintonias mais próximas da encontrada

Figura 16 – Principais distúrbios aplicados durante os experimentos de avaliação dos controladores.



Fonte: Autor.

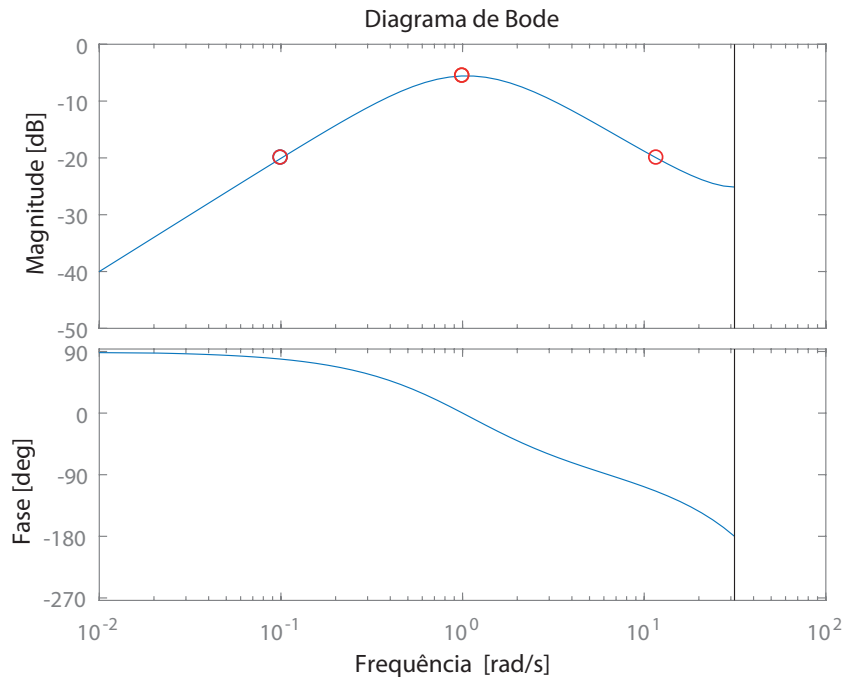
Tabela 4 – Índices de desempenho para os diferentes controladores estimados pelos métodos VRFT e OCI.

Ensaio	VRFT			OCI		
	J [$^{\circ}C$]	RJ	RIAVU	J [$^{\circ}C$]	RJ	RIAVU
Sem Perturbação	0,0157	1	1	0,0111	1	1
Salto em 960 s	0,0137	0,8718	0,9981	0,0100	0,8995	0,9995
Salto em 600 s	0,0178	1,1301	0,9946	0,0097	0,8745	0,9979
Salto em 300 s	0,0290	1,8431	0,9912	0,0233	2,1008	0,9956
Salto em 0 s	0,0388	2,4682	0,9891	0,0353	3,1760	0,9916
Soma de Sinais Quadrados	0,0153	0,9755	0,9996	0,0191	1,7209	1,0065
Ruído Branco	0,0155	0,9857	0,9998	0,0112	1,0112	1,0000
Seno 0,1 rad/s	0,0157	0,9953	0,9999	0,0206	1,8570	1,0014
Seno 1 rad/s	0,0086	0,5487	0,9962	0,0161	1,4485	1,0014
Seno 11,7 rad/s	0,0157	0,9953	0,9999	0,0111	0,9970	1,0003

sem perturbações, em média. Apesar de apresentar valores absolutos de J menores do que o VRFT na maioria dos casos, o OCI tinha o custo mais afetado relativamente. Os parâmetros obtidos pelo OCI sem filtro utilizando os dados sem perturbação resultou num custo $J = 0,0482^{\circ}C$, demonstrando a importância do uso do filtro quando o controlador está sub-parametrizado, mesmo quando não há perturbação. Por outro lado, o índice RIAVU quase não mostra qualquer efeito por conta das perturbações nos dados.

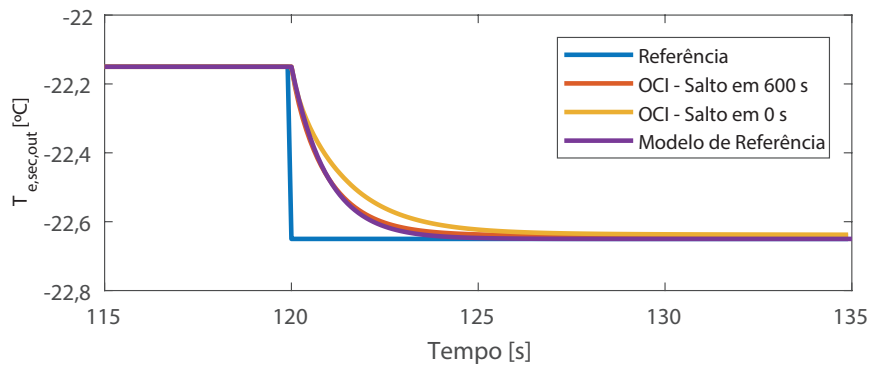
A Figura 18 mostra os resultados do melhor e pior controladores calculados por meio do método OCI. Ela também mostra o sinal de referência e o sinal desejado, descrito pelo comportamento do modelo de referência (33).

Figura 17 – Diagrama de Bode do pré-filtro do método VRFT, com os círculos marcando as frequências de 0,1, 1 e 11,7 rad/s.



Fonte: Autor.

Figura 18 – Comparação entre os comportamentos em malha fechada obtidos com dois controladores calculados pelo método OCI e a resposta desejada.



Fonte: Autor.

4 DESENVOLVIMENTO DE FILTRO PARA MÉTODO OCI PARA CONTROLADOR IDEAL FORA DA CLASSE

A melhora nos resultados causada pela aplicação do filtro (23) no método OCI, apresentada no capítulo anterior, mostrou a importância para o OCI do uso de filtros nos dados, mesmo quando não ocorrer perturbações no sistema durante o experimento. Este filtro foi desenvolvido para o método VRFT em (CAMPI; LECCHINI; SAVARESI, 2000) para o caso SISO e expandido para o caso MIMO em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016). seu objetivo é a redução do viés causado por procurarmos dentre uma classe de controladores na qual não se encontra o controlador ideal, para dado modelo de referência. Para a redução deste viés, em (CAMPESTRINI *et al.*, 2017), é sugerida a flexibilização da classe de controladores, permitindo maior proximidade da mesma com o controlador ideal, porém esta flexibilização também causa maior erro por variabilidade.

4.1 Desenvolvimento do Filtro

Utilizando uma metodologia como a aplicada em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016) para o VRFT, pode-se desenvolver um filtro para reduzir o viés da técnica OCI, quando o controlador ideal $C_d(q)$ não pertence à classe \mathcal{C} . Como mostrado em (CAMPESTRINI *et al.*, 2016), para um N finito, o custo MR pode ser estimado como:

$$J^{MR}(P) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|S_d(q)G_0(q)[C_d(q) - C(q,P)]S(q,P)r(t)\|_2^2, \quad (38)$$

onde P é o vetor de parâmetros do controlador, $S_d(q) = (I + G_0(q)C_d(q))^{-1}$ e $S(q,P) = (I + G_0(q)C(q,P))^{-1}$. O custo minimizado pelo método OCI MIMO, por outro lado, como desenvolvido em (HUFF *et al.*, 2019), é dado por:

$$\begin{aligned}
J^{OCI}(\Theta) &= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|\epsilon(t, \Theta)\|_2^2, \\
\epsilon(t, \Theta) &= y(t) - \hat{y}(t|t-1, \Theta), \\
\hat{y}(t|t-1, \Theta) &= H^{-1}(q, \Theta) T_d(q) (I - T_d(q))^{-1} C^{-1}(q, P) u(t) + [I - H^{-1}(q, \Theta)] y(t),
\end{aligned} \tag{39}$$

onde $\Theta = [P^T \ \theta^T]^T$ e θ é o vetor de parâmetros estimados para o modelo do ruído $H(q, \Theta)$.

O termo $\frac{1}{N}$ de (38) e (39) não interfere na posição do mínimo da função, portanto será desconsiderado daqui em diante. Considerando que $u(t)$ e $y(t)$ sejam filtrados por um filtro $F(q)$, (39) pode ser reescrita como:

$$J^{OCI}(\Theta) = \sum_{t=1}^N \|H^{-1}(q, \Theta) (F(q)y(t) - T_d(q)(I - T_d(q))^{-1} C^{-1}(q, P) F(q)u(t))\|_2^2. \tag{40}$$

Se invertermos o termo $T_d(q)(I - T_d(q))^{-1}$, temos:

$$\begin{aligned}
[T_d(q)(I - T_d(q))^{-1}]^{-1} &= (I - T_d(q)) T_d^{-1}(q) \\
&= T_d^{-1}(q) - I,
\end{aligned} \tag{41}$$

e utilizando o fato que $T_d(q) = G_0(q)C_d(q)(I + G_0(q)C_d(q))^{-1}$, pode-se expandi-lo como:

$$\begin{aligned}
[T_d(q)(I - T_d(q))^{-1}]^{-1} &= [G_0(q)C_d(q)(I + G_0(q)C_d(q))^{-1}]^{-1} - I \\
&= (I + G_0(q)C_d(q))(G_0(q)C_d(q))^{-1} - I \\
&= (G_0(q)C_d(q))^{-1}.
\end{aligned} \tag{42}$$

Invertendo o termo novamente temos que

$$T_d(q)(I - T_d(q))^{-1} = G_0(q)C_d(q). \tag{43}$$

Com isso e considerando que $y(t) = G_0(q)u(t)$, podemos reescrever o custo OCI como:

$$J^{OCI}(\Theta) = \sum_{t=1}^N \|H^{-1}(q, \Theta) (F(q)G_0(q) - G_0(q)C_d(q)C^{-1}(q, P)F(q))u(t)\|_2^2. \tag{44}$$

Esta equação poderia ser reescrita como:

$$\begin{aligned}
J^{OCI}(\Theta) &= \sum_{t=1}^N \|F(q)H^{-1}(q, \Theta)G_0(q)(I - C_d(q)C^{-1}(q, P))u(t)\|_2^2 \\
&= \sum_{t=1}^N \|F(q)H^{-1}(q, \Theta)G_0(q)(C(q, P) - C_d(q))C^{-1}(q, P)u(t)\|_2^2
\end{aligned} \tag{45}$$

caso $F(q) \triangleq f(q)I$ onde $f(q)$ é um filtro SISO. Para o caso SISO isso pode ser realizado, mas acarretaria em uma forte perda da liberdade de escolha de $F(q)$ para o caso MIMO. Para evitar esta restrição, podemos modificar a função custo do OCI, adicionando esse grau de liberdade à ela ao invés de filtrar os dados na entrada. Com isso, adicionamos o filtro $F(q)$ à (39), chegando à (45) sem perda de generalidade para o filtro. Colocando $C_d(q)$ em evidência, chega-se à:

$$J^{OCI}(\Theta) = \sum_{t=1}^N \left\| -F(q)H^{-1}(q,\Theta)G_0(q)C_d(q)[I - C_d^{-1}(q)C(q,P)]C^{-1}(q,P)u(t) \right\|_2^2. \quad (46)$$

Usando $S_d = T_d C_d^{-1} G_0^{-1}$ em (38), chega-se à:

$$J^{MR}(P) = \sum_{t=1}^N \left\| T_d(q)[I - C_d^{-1}(q)C(q,P)]S(q,P)r(t) \right\|_2^2. \quad (47)$$

Visualmente, pode-se perceber que se $F(q) = S(q,P)H(q,\Theta)$ e a entrada $u(t) = C(q,P)S(q,\Theta)r(t)$, os custos seriam iguais, porém isso não é factível uma vez que desconhecemos $C(q,P)$, $S(q,\Theta)$ e $H(q,\Theta)$. Esta abordagem também implicaria num experimento que usasse uma entrada específica, o que removeria uma das vantagens do método.

Quando $N \rightarrow \infty$, podemos reescrever as equações (46) e (47) por expressões no domínio da frequência, utilizando o Teorema de Parseval. A partir deste ponto, omitir-se-ão os parâmetros q ou $e^{j\omega}$ quando isso não causar confusão. Com isso,

$$J^{OCI}(\Theta) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \text{Tr}\{[FH^{-1}(\Theta)G_0C_d(I - C_d^{-1}C(P))C^{-1}(P)]\Phi_u^{1/2} \times \Phi_u^{1/2}[FH^{-1}(\Theta)G_0C_d(I - C_d^{-1}C(P))C^{-1}(P)]^H\}d\omega, \quad (48)$$

e

$$J^{MR} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \text{Tr}\{[T_d[I - C_d^{-1}C(P)]S(P)]\Phi_r^{1/2} \times \Phi_r^{1/2}[T_d[I - C_d^{-1}C(P)]S(P)]^H\}d\omega \quad (49)$$

representam os custos, onde Tr é o operador traço, o sobrescrito H indica o transposto hermitiano de uma expressão complexa, Φ_u e Φ_r são o espectro de potência de $r(t)$ e $u(t)$, respectivamente, e $\Phi_x^{1/2}$ denota um fator espectral de Φ_x .

Considerando que o controlador ideal pode ser aproximado por um controlador dentro da classe escolhida, podemos aproximar $C_d^{-1}C(P) \approx I$ e considerarmos que $(I - C_d^{-1}C(P))$ pode ser comutado por se tornar próximo à $0I$. Isso também implica que S_d poderia ser aproximado por $S(P)$, já que S é uma função do sistema e do controlador. Esta aproximação também é realizada por (CAMPESTRINI *et al.*, 2016) e (JANSSON; HJALMARSSON, 2004). Com esta consideração e escolhendo:

$$T_d S(P) \Phi_r^{1/2} = FH^{-1}(\Theta)G_0C_dC^{-1}(P)\Phi_u^{1/2}, \quad (50)$$

temos os custos MR e do OCI iguais. Novamente utilizando que $C_d^{-1}C(P) \approx I$ e isolando o filtro F , teremos:

$$F = T_d S_d \Phi_r^{1/2} \Phi_u^{-1/2} G_0^{-1} H(\Theta). \quad (51)$$

Este filtro inclui o modelo G_0 do sistema, o qual não sabemos e nem é calculado durante o projeto do controlador, mas podemos substituir $G_0 \Phi_u^{1/2}$ por $\Phi_y^{1/2}$, já que $y(t) = G_0 u(t)$. Com isso, o filtro é dado por:

$$F(e^{j\omega}) = T_d(e^{j\omega})(I - T_d(e^{j\omega}))\Phi_r^{1/2}(e^{j\omega})\Phi_y^{-1/2}(e^{j\omega})H(e^{j\omega}, \Theta), \quad \forall \omega \in [-\pi, \pi]. \quad (52)$$

$H(e^{j\omega}, \Theta)$ é calculado durante a minimização, ou é considerado 1 para o caso do modelo *Output Error* ser usado para o ruído. O filtro calculado é muito similar ao filtro (21), exceto pelo termo $H(e^{j\omega}, \Theta)$ e do fator espectral ser da saída y e não da entrada u .

4.2 Experimentos e Resultados

4.2.1 Planta SISO - Malha Aberta Sem Ruído

Para testar a validade do filtro calculado, foram realizados alguns experimentos. Utilizando a planta SISO

$$G(q) = \frac{0,5(q - 0,5)}{(q - 0,9)^2}, \quad (53)$$

apresentada em (BAZANELLA; CAMPESTRINI; ECKHARD, 2012) para a demonstração do efeito do filtro do VRFT, foi realizado um salto com amplitude 1 de $t = 3$ até 500. A partir destes dados e utilizando o modelo de referência

$$T_d(q) = \frac{0,3}{q - 0,7}, \quad (54)$$

foram calculados, por meio da minimização das funções custo pelo método `fminsearch`, do Matlab[®], controladores da classe PI:

$$C(q, \rho) = \begin{bmatrix} P & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{q}{q-1} \end{bmatrix}, \quad (55)$$

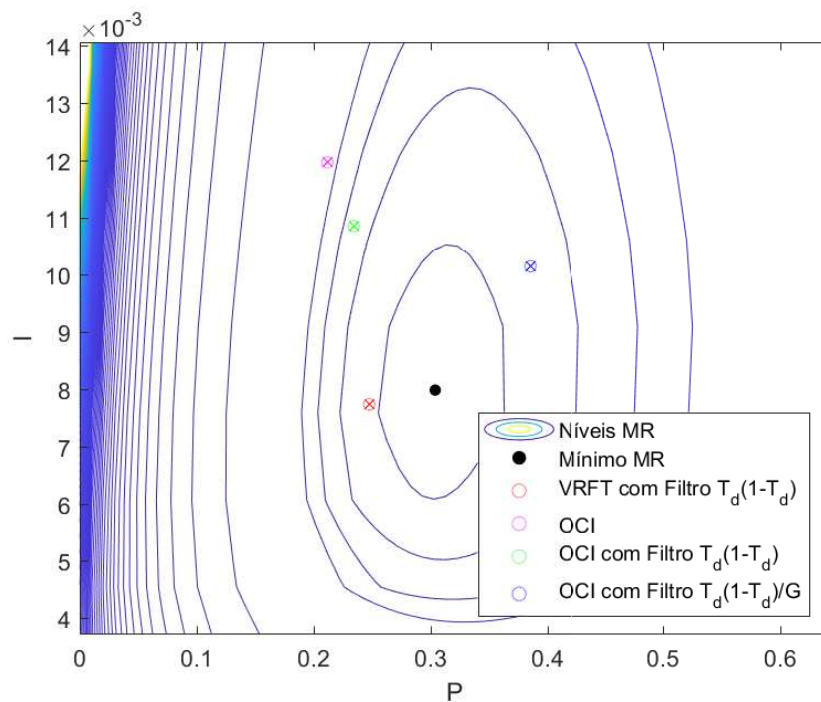
como mostrado na Figura 19. As curvas de nível indicam o valor do custo MR, com o ponto em preto sendo o controlador ótimo na classe, calculado minimizando o custo MR também por meio da função `fminsearch`:

$$C(q, \rho^{MR}) = \frac{0.31208(q - 0.97443)}{q - 1}. \quad (56)$$

Os parâmetros foram calculados utilizando o OCI sem filtro algum, com o filtro (23) e com o filtro calculado para o OCI (51), utilizando os parâmetros do mínimo MR +0,1 como valor inicial para a busca. Por se tratar de uma simulação, o modelo exato G_0 era conhecido, e o mesmo foi utilizado nos testes para avaliarmos o desempenho ideal do

filtro. Para comparação, também foram calculados os parâmetros por meio do VRFT, com seu filtro. Pode-se observar que o custo MR foi reduzido por conta da aplicação dos filtros no método OCI. O custo MR encontrado pelo método OCI sem filtro foi $1,06 \times 10^{-3}$, com filtro (23) foi $8,56 \times 10^{-4}$, com filtro do OCI foi $7,45 \times 10^{-4}$, pelo VRFT foi $7,17 \times 10^{-4}$ e o controlador ótimo obteve custo MR $6,56 \times 10^{-4}$.

Figura 19 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro (23), com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados sem ruído.

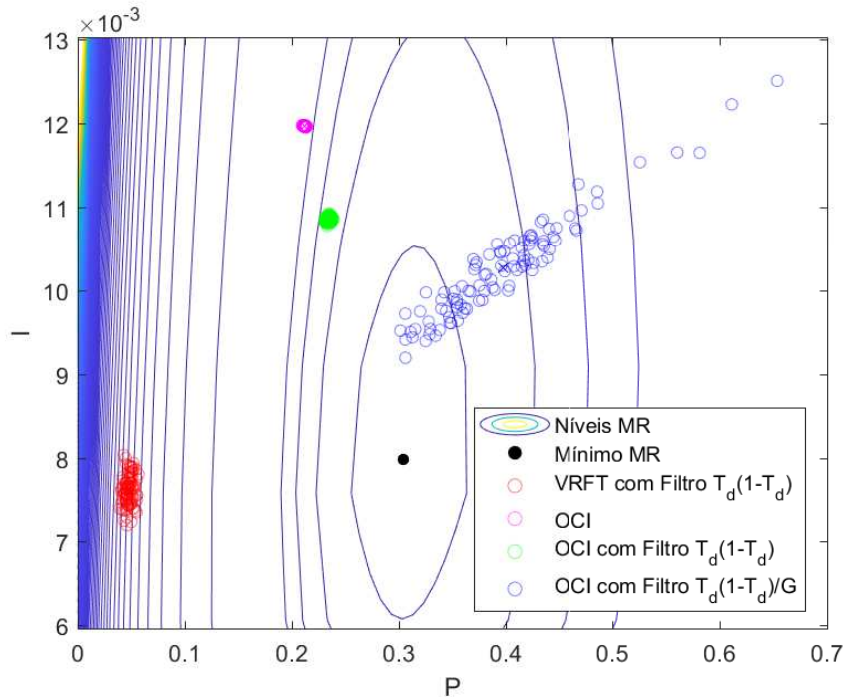


Fonte: Autor.

4.2.2 Planta SISO - Malha Aberta Com Ruído

Também foram realizadas 100 rodadas de Monte Carlo adicionando diferentes realizações de um ruído branco com relação sinal/ruído de 40 dB . Os controladores calculados foram da classe PI e os parâmetros encontrados foram os mostrados na Figura 20. Observa-se que, apesar da redução do viés, observado por meio da aproximação do valor médio dos parâmetros ao mínimo MR, houve um aumento significativo da variância apresentada pelos resultados. Observando cada parcela do filtro, podemos ver que a parcela $G_0^{-1}(q)$ normalmente resulta em filtros passa altas, já que a planta normalmente é um passa baixas. Esta parcela então reduz o efeito das frequências mais baixas, que caracterizam o comportamento do sistema em favor das frequências mais altas, que trazem mais informações provenientes do ruído branco. Isso explicaria o comportamento observado nestes casos. Também é interessante observar que o método VRFT foi mais afetado do que o OCI pelo ruído, como o esperado.

Figura 20 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados com relação sinal/ruído de 40 dB.



Fonte: Autor.

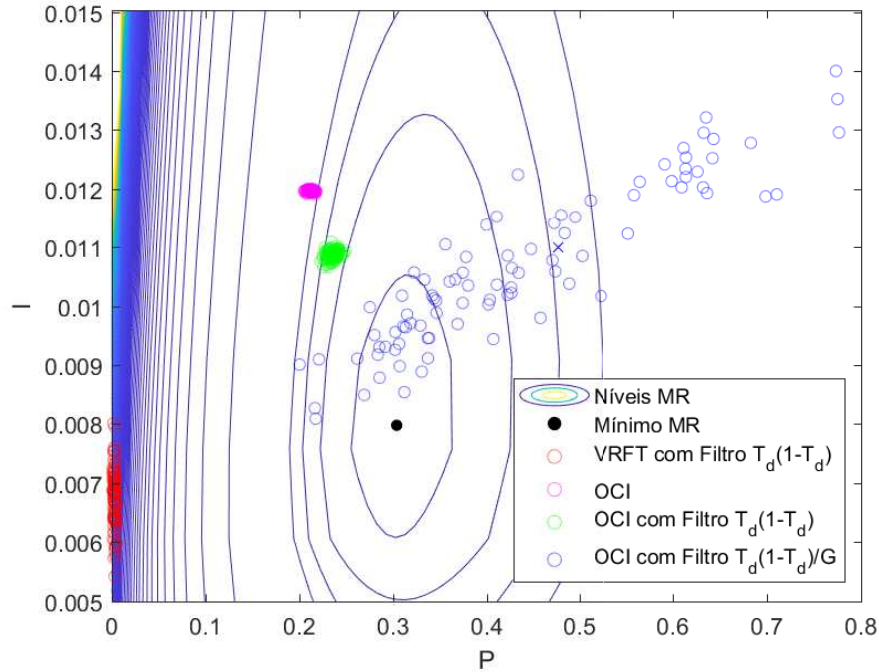
Realizando os testes novamente, com uma relação sinal/ruído menor (30 dB), observa-se que a variância dos resultados aumenta, especialmente com o filtro do OCI. Os resultados são mostrados na Figura 21 e sugerem que quando os dados são ruidosos, o uso apenas do filtro (23) pode trazer resultados melhores, em média, do que com o filtro (51). Durante estes experimentos, 4 dos 100 pares de parâmetros estimados pelo método OCI com filtro (51) causaram a instabilidade do sistema em malha fechada.

Para avaliar o caso da classe de controladores ser PID, foram realizadas 100 rodadas de Monte Carlo para este caso. No *Box plot* da Figura 22 são representados os resultados obtidos com a relação sinal/ruído de 40 dB. Foram utilizados os mesmos planta e modelo de referência, com a classe de controlador dada por

$$C(q,\rho) = \begin{bmatrix} P & I & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{q}{q-1} \\ \frac{q-1}{q} \end{bmatrix}. \quad (57)$$

As medianas dos custos encontrados em cada situação são $9,08 \times 10^{-5}$, $8,15 \times 10^{-5}$ e $7,57 \times 10^{-5}$, respectivamente na ordem apresentada na figura. Apenas foram apresentados os resultados da técnica OCI com diferentes filtros e não o VRFT por questão de escala, já que o VRFT teve a mediana dos seus custos MR de $3,86 \times 10^{-3}$, e isso dificultaria a

Figura 21 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados com relação sinal/ruído de 30 dB.



Fonte: Autor.

análise dos resultados que mais interessavam. Os resultados obtido com os controladores PID foram bem similares aos encontrados como os PI: com o filtro $T_d(1 - T_d)$ o viés diminuiu um pouco e a variância aumentou um pouco, já com o filtro $T_d(1 - T_d)/G$ reduziu-se o viés ainda mais, mas com um grande aumento da variância. No caso com relação sinal/ruído de 30 dB, mostrado na Figura 23, onde as medianas são $9,27 \times 10^{-5}$, $7,91 \times 10^{-5}$ e $21,53 \times 10^{-5}$, respectivamente na ordem apresentada na figura, o último filtro acabou por aumentar o viés.

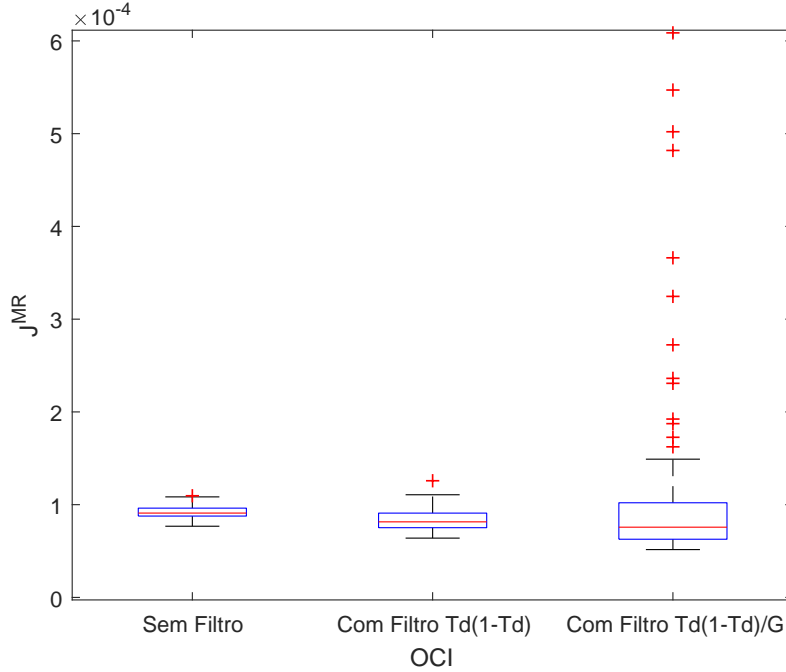
4.2.3 Planta SISO - Malha Fechada

Para avaliar o funcionamento do filtro no caso do experimento ser realizado em malha fechada, foram realizadas 100 rodadas de Monte Carlo onde a planta foi controlada pelo controlador

$$C_0(q) = 0,05 \frac{q - 0,9}{q - 1}. \quad (58)$$

O experimento realizado foi um salto na referência e as simulações foram realizadas considerando que havia um ruído branco com relação sinal/ruído de 40 dB na leitura da saída e foram estimados controladores PI. Como os ensaios são realizados em malha fechada, temos que estimar o valor dos fatores espectrais $\phi_r^{1/2} \phi_y^{-1/2}$. Nos últimos exemplos, em malha aberta, utilizamos G_0^{-1} , já que a entrada $u(t)$ aplicada foi um salto, assim como

Figura 22 – Custos MR dos controladores PID encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados de malha aberta com relação sinal/ruído de 40 dB.



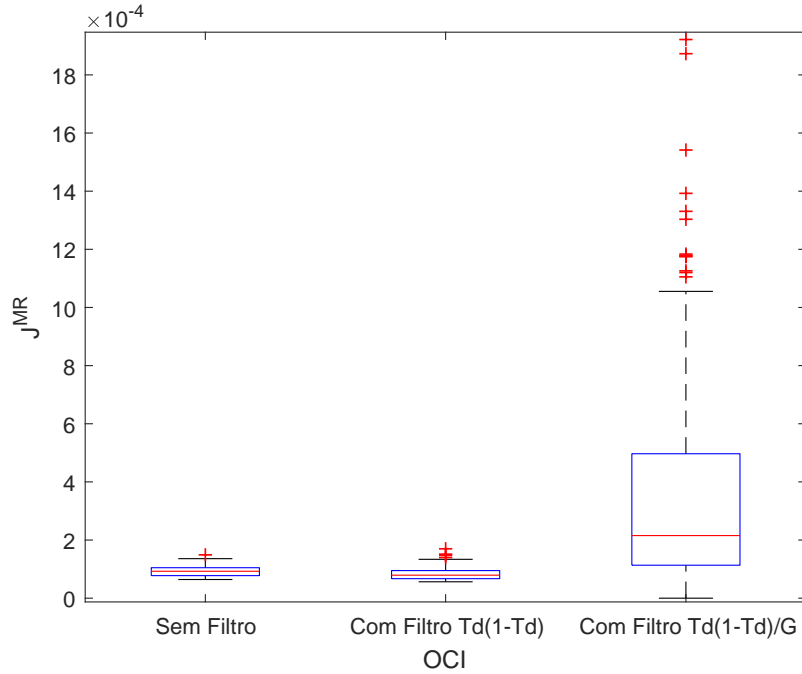
Fonte: Autor.

a referência desejada portanto $\phi_r^{1/2} \phi_y^{-1/2} = \phi_r^{1/2} \phi_u^{-1/2} G_0^{-1} = G_0^{-1}$. No caso em malha fechada, considerando que a referência aplicada no experimento é igual à referência desejada, podemos calcular

$$\phi_r^{1/2} \phi_y^{-1/2} = \phi_r^{1/2} \phi_r^{-1/2} T_0^{-1} = T_0^{-1}.$$

Não conhecemos $T_0(q)$, já que não temos o modelo $G_0(q)$, mas utilizaremos os dados de $u(t)$ e $y(t)$ para estimarmos, pelo método do erro de predição, um modelo do sistema com modelo *Output error* para o erro e , conhecendo o controlador $C_0(q)$, obtaremos um modelo estimado para a resposta em malha fechada do sistema por $T_{OE}(q) = G_{OE}(q)C_0(q)/(1 + G_{OE}(q)C_0(q))$. Os modelos OE foram calculados com a mesma ordem de $G_0(q)$. Na Figura 24 são mostrados os controladores calculados por meio de cada técnica. Observa-se que neste caso obtivemos mais variância e viés utilizando o filtro completo do que usando apenas $T_d(q)(1 - T_d(q))$, ou até do que não utilizando filtro algum. Outra maneira de obter um modelo para $T_{OE}(q)$ é realizando uma estimativa do mesmo pelo método do erro de predição diretamente. Utilizando os dados de $r(t)$ e $y(t)$ com os mesmos ruídos dos testes anteriores para estimar $T_{OE}(q)$ e utilizando-o no filtro para o método OCI, os controladores PI resultantes são os mostrados na Figura 25. Nela observa-se que o uso do termo $T_{OE}(q)$ no filtro manteve a variância dos controladores resultantes no mesmo patamar, porém aumentou o viés em relação ao uso do filtro sem o

Figura 23 – Custos MR dos controladores PID encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados de malha aberta com relação sinal/ruído de 30 dB.



Fonte: Autor.

termo.

4.2.4 Planta MIMO - Malha Aberta

A planta de Wood and Berry, proposta em (WOOD; BERRY, 1973) foi utilizada para testar o funcionamento do filtro em casos MIMO. A mesma é uma representação com duas entradas e duas saídas de uma coluna de destilação. Seu modelo, discretizado com um período de amostragem de um segundo, é dado por

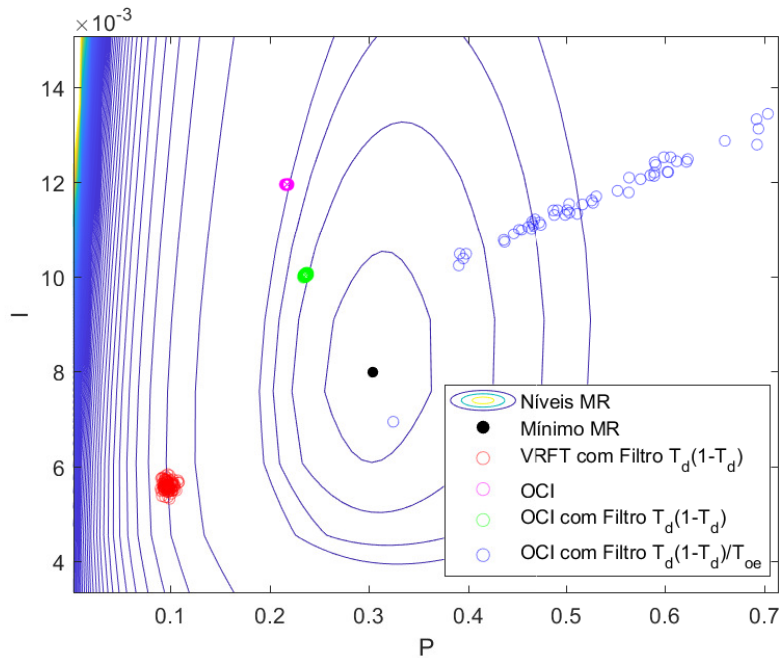
$$G(q) = \begin{bmatrix} \frac{0,744}{(q - 0,9419)q} & \frac{-0,8789}{(q - 0,9535)q^3} \\ \frac{0,5786}{(q - 0,9123)q^7} & \frac{-1,302}{(q - 0,9329)q^3} \end{bmatrix}. \quad (59)$$

O modelo de referência escolhido foi

$$T_d(q) = \begin{bmatrix} \frac{0,1}{(q - 0,9)q} & 0 \\ 0 & \frac{0,1}{(q - 0,9)q^3} \end{bmatrix}, \quad (60)$$

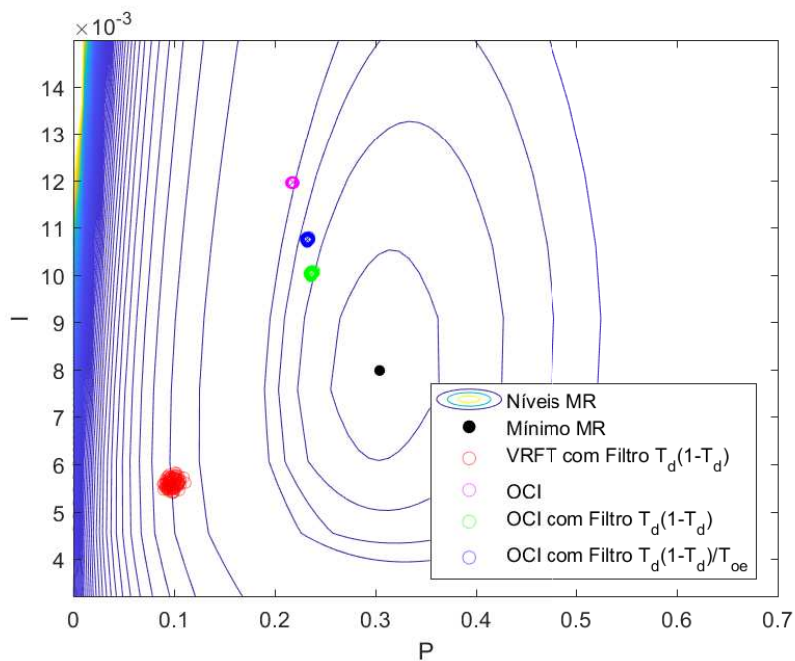
e o ensaio foi realizado em malha aberta, com a duração de 1010 s, um salto na primeira entrada em 10 s e na segunda entrada em 510 s. Os dados do ensaio são mostrados na

Figura 24 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados de malha fechada com relação sinal/ruído de 40 dB.



Fonte: Autor.

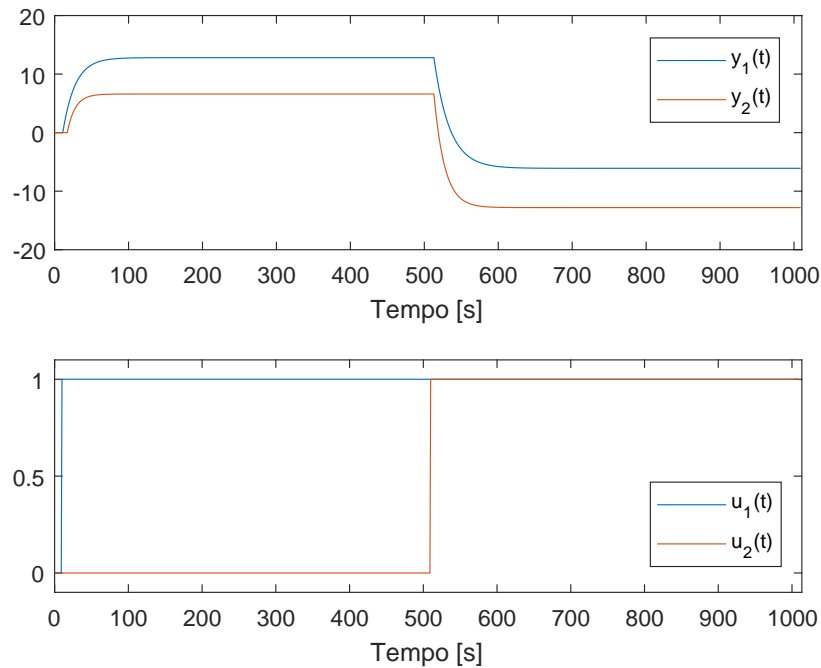
Figura 25 – Parâmetros do controlador PI encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT, com filtro do OCI e VRFT com filtro, utilizando dados de malha fechada com relação sinal/ruído de 40 dB.



Fonte: Autor.

Figura 26.

Figura 26 – Entradas e saídas do ensaio utilizado na estimação dos controladores para a planta de Wood and Berry.



Fonte: Autor.

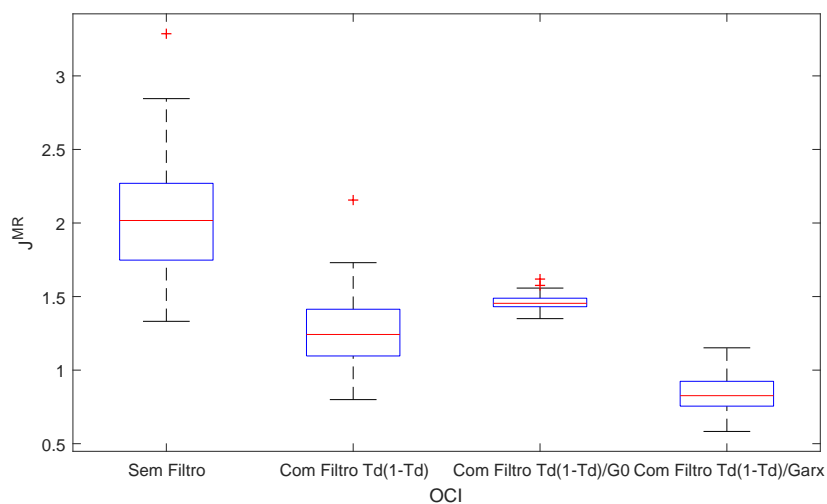
A classe de controladores escolhida foi a de PID MIMO centralizado. Realizando 100 rodadas de Monte Carlo, adicionando às saídas do ensaio um ruído branco, com relação sinal/ruído de 40 dB, obtiveram-se os resultados apresentados do *box plot* da Figura 27. Neste caso, o comportamento foi diferente dos anteriores. O filtro sem o termo G_0^{-1} reduziu o valor do viés e a variância, enquanto o filtro que utilizava o modelo reduziu a variância ainda mais apesar de não reduzir tanto o viés. Também foram calculados os controladores utilizando o filtro com o modelo para $G(q)$ estimado por meio da estrutura ARX, utilizando a função `arx` do Matlab[®] com o parâmetro de ordem dos polinômios e atrasos foram escolhidos de forma que o modelo é da classe:

$$G_{arx}(q) = \begin{bmatrix} \frac{b_{11}}{(q - a_1)q} & \frac{b_{12}}{(q - a_1)q^3} \\ \frac{b_{21}}{(q - a_2)q^7} & \frac{b_{22}}{(q - a_2)q^3} \end{bmatrix}.$$

Esta estimação foi realizada com os mesmos dados do projeto do controlador. Com o modelo estimado da planta, os resultados dos controladores foram custos MR com médias menores, mas variâncias maiores do que utilizando o modelo $G_0(q)$. Talvez esse comportamento diferente tenha ocorrido por ter sido usado um algoritmo diferente para

realizar os cálculos do OCI no caso MIMO do que havia sido utilizado no SISO. No caso SISO, era aplicada uma simples minimização da função custo do OCI por meio do método `fminsearch` do Matlab, que utiliza o método simplex de LAGARIAS *et al.* (1998). Para realizar a otimização no caso MIMO, foi utilizado o algoritmo proposto em (HUFF, 2019), que combina o método da máxima descida e o método de Levenberg-Marquardt (FLETCHER, 1987). As medianas dos custos MR, encontradas com cada um dos filtros mostrados na figura são, respectivamente, 2,02, 1,24, 1,45 e 0,83.

Figura 27 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 40 dB.



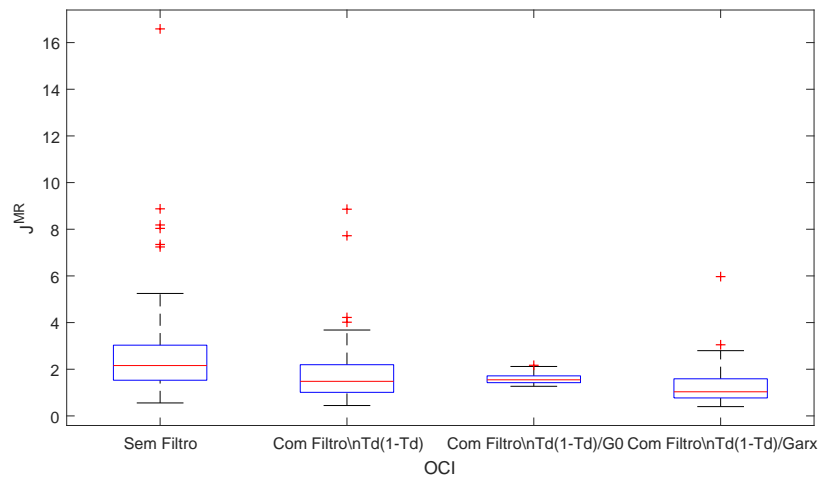
Fonte: Autor.

Ensaio também foram realizados com relações sinal/ruído de 30 dB e 20 dB, sendo seus resultados mostrados nas figuras 28 e 29. Os resultados obtidos para o caso com 30 dB foram bem similares ao último, mas com maior variância. Já no caso com 20 dB muitos *outliers* não aparecem na figura e o uso da parcela com modelo estimado por ARX passa a aumentar a mediana, além da variância. O maior ruído na entrada causou que 23 dos controladores calculados sem filtro algum resultassem em uma dinâmica instável em malha fechada. Com o filtro mais simples, 10 controladores instáveis foram encontrados, enquanto com o filtro OCI completo com $G_0(q)$, apenas 2 e com $G(q)$ estimado por ARX, 14. As medianas dos custos MR, encontradas com cada um dos filtros mostrados na Figura 28 são, respectivamente, 2,16, 1,48, 1,55 e 1,03 e na Figura 29 são 1,73, 1,27, 2,27 e 2,79.

4.3 Considerações finais

O uso de filtros no método OCI se mostra muito vantajoso, tanto para a redução de vieses por conta da classe de controladores escolhida, quanto para a redução de efeitos

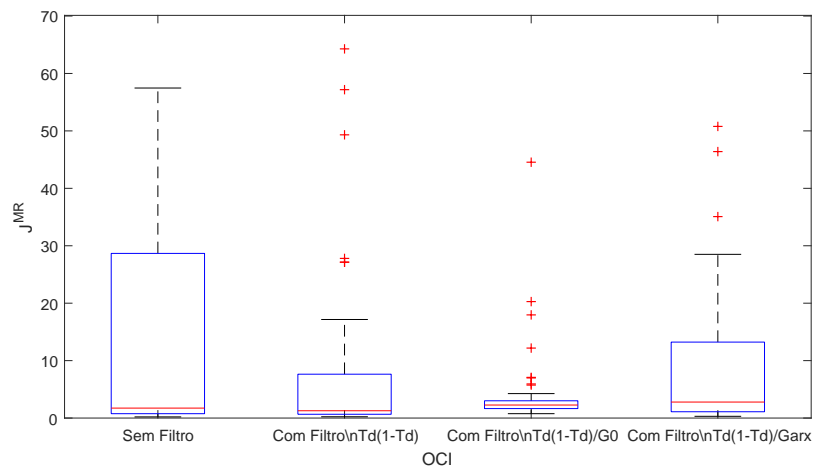
Figura 28 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 30 dB.



Fonte: Autor.

de perturbações e ruídos dos experimentos. Sugere-se o uso do filtro (52) nos casos onde há pouca presença de ruído e o uso do filtro (23) nos outros casos, já que o risco imposto pelo aumento da variância do primeiro não compensa a redução do viés por ele causada.

Figura 29 – Custos MR dos controladores encontrados pelos métodos OCI sem filtro, com filtro do VRFT e com filtro do OCI, utilizando dados com relação sinal/ruído de 20 dB.

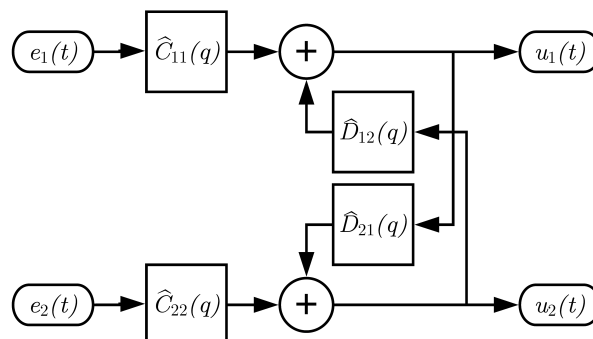


Fonte: Autor.

5 SINTONIA DE DESACOPLADORES BASEADA EM DADOS

Uma barreira encontrada na implementação de controladores baseados em dados no ambiente industrial foi a aceitação do modelo de controlador MIMO centralizado. Sua utilização demandaria a implementação da sua estrutura no SDCD e o treinamento dos operadores da planta. Esta implementação é possível, mas por demandar esta adaptação seria mais demorado e custoso. Já a estrutura de desacoplamento invertido, mostrada para o caso 2×2 na Figura 30, é de mais fácil implementação e aceitação, pois já é realizada utilizando a estrutura criada para controladores *feedforward*. Porém, para calcular este controlador por meio de técnicas baseadas em dados, estas terão que ser adaptadas. Nenhuma técnica puramente baseada em dados, como o VRFT e OCI, foi desenvolvida para este tipo de estrutura de controlador, sendo o conhecimento ou estimação do modelo da planta e suas iterações necessários para o projeto. Neste trabalho, chamaremos esta estrutura de controladores SISO com desacoplamento invertido de *controladores C+D*.

Figura 30 – Diagrama de blocos de controladores MIMO por Desacopladores.



Fonte: Autor.

Primeiramente, analisemos o caso do controle de um sistema TITO. Os controladores

C+D podem ser modelados a partir do diagrama de blocos da figura 30 como:

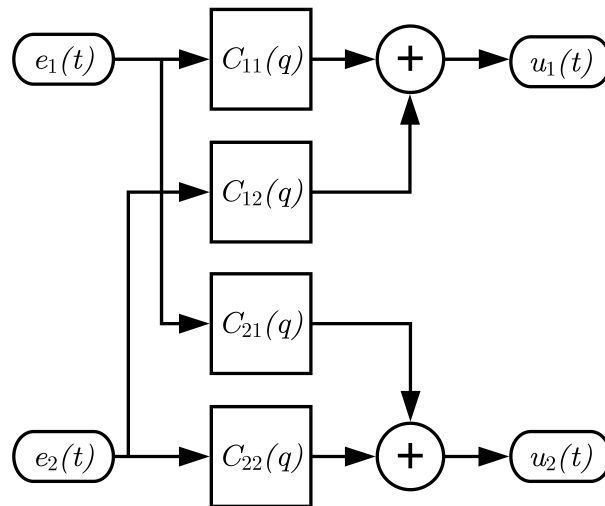
$$\begin{aligned} u_1(t) &= \hat{C}_{11}(q)e_1(t) + \hat{D}_{12}(q)u_2(t) \\ u_2(t) &= \hat{C}_{22}(q)e_2(t) + \hat{D}_{21}(q)u_1(t), \end{aligned} \quad (61)$$

o que pode ser reescrito isolando os sinais de controle como:

$$\begin{aligned} u_1(t) &= \frac{\hat{C}_{11}(q)e_1(t) + \hat{D}_{12}(q)\hat{C}_{22}(q)e_2(t)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} \\ u_2(t) &= \frac{\hat{D}_{21}(q)\hat{C}_{11}(q)e_1(t) + \hat{C}_{22}(q)e_2(t)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)}. \end{aligned} \quad (62)$$

O controlador MIMO centralizado, em sua estrutura padrão, mostrada na Figura 31, tem seus sinais de controle modelados por:

Figura 31 – Diagrama de blocos de controladores MIMO padrão.



Fonte: Autor.

$$\begin{aligned} u_1(t) &= C_{11}(q)e_1(t) + C_{12}(q)e_2(t) \\ u_2(t) &= C_{21}(q)e_1(t) + C_{22}(q)e_2(t), \end{aligned} \quad (63)$$

Igualando os sinais de controle das equações (62) e (63), podemos encontrar a equação que leva os controladores calculados na estrutura de desacopladores para a estrutura padrão:

$$\begin{aligned} C_{11}(q) &= \frac{\hat{C}_{11}(q)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} & C_{12}(q) &= \frac{\hat{D}_{12}(q)\hat{C}_{22}(q)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} \\ C_{21}(q) &= \frac{\hat{D}_{21}(q)\hat{C}_{11}(q)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} & C_{22}(q) &= \frac{\hat{C}_{22}(q)}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)}. \end{aligned} \quad (64)$$

Com alguns algebrismos, podemos isolar os controladores do formato com desacopladores e obter equações que nos digam quais controladores devem ser utilizados nesta estrutura par obtermos os mesmos sinais de controle do que se utilizássemos o MIMO centralizado:

$$\begin{aligned}\hat{C}_{11}(q) &= \frac{C_{11}(q)C_{22}(q) - C_{12}(q)C_{21}(q)}{C_{22}(q)} & \hat{D}_{12}(q) &= \frac{C_{12}(q)}{C_{22}(q)} \\ \hat{C}_{22}(q) &= \frac{C_{22}(q)C_{11}(q) - C_{21}(q)C_{12}(q)}{C_{11}(q)} & \hat{D}_{21}(q) &= \frac{C_{21}(q)}{C_{11}(q)}.\end{aligned}\quad (65)$$

Utilizando estas equações, podemos realizar o projeto dos controladores centralizados, por meio das técnicas já bem estabelecidas e convertê-los para o formato desejado (C+D), porém, isso acarreta diversos problemas. Quando fazemos estas conversões perdemos as características das classes dos controladores. Por exemplo, se C_{11} , C_{12} , C_{21} e C_{22} forem todos PIDs com diferentes zeros, os controladores \hat{C}_{11} e \hat{C}_{22} não serão PIDs, mas sim sistemas com quatro zeros, os dois polos do PID e mais outros dois polos. Já \hat{D}_{12} e \hat{D}_{21} teriam dois zeros e dois polos cada. Estas classes de controladores, apesar de fazerem sentido dentro da teoria de controle, não são padrões e pode não ser possível implementá-las no SDCD. Além disso, se C_{11} ou C_{22} tiverem um zero de fase não-mínima, este se tornará um polo instável no controlador. E também, se o numerador tiver grau relativo menor do que o denominador, os controladores serão não-causais.

Neste capítulo, exploraremos duas formas de utilizar técnicas baseadas em dados para o projeto de controladores com desacopladores, mantendo-os dentro de classes padrões e otimizando o seguimento de um modelo de referência, como nos controladores MIMO centralizados, e não necessariamente o desacoplamento das variáveis controladas. Uma abordagem como essa reduziria os custos do projeto dos desacopladores, já que dispensaria o processo de modelagem da planta e facilitaria sua implementação no SDCD. Ela também poderia aumentar a eficiência do processo, otimizando os quatro controladores simultaneamente, dando mais graus de liberdade para a técnica alcançar os critérios de desempenho estipulados para a planta do que técnicas que calculam os desacopladores separadamente dos controladores descentralizados.

5.1 Técnica Linear

O VRFT calcula controladores MIMO centralizados, mas depende de trabalharmos em uma classe de controladores que seja linear em relação aos parâmetros. Podemos escolher a classe do controlador com desacoplador e, utilizando (64), encontrar a classe de controladores centralizados correspondente. Porém, como temos a multiplicação de funções de transferência e os desacopladores no denominador, sabemos que não será possível descrever a classe resultante de forma linear nos parâmetros.

Analisando (65), podemos observar que se escolhermos corretamente a classe do controlador centralizado, podemos conseguir a classe desejada no controlador por desacopla-

dores. Com isso, podemos calcular um controlador centralizado linear nos parâmetros utilizando técnicas como o VRFT e obter o controlador com desacopladores a partir dele. Escolhendo, por exemplo, que $C(q)$ seja quatro PIs como em

$$C(q, \rho) = \begin{bmatrix} \rho_{P11} + \frac{\rho_{I11}q}{q-1} & \rho_{P12} + \frac{\rho_{I12}q}{q-1} \\ \rho_{P21} + \frac{\rho_{I21}q}{q-1} & \rho_{P22} + \frac{\rho_{I22}q}{q-1} \end{bmatrix} \quad (66)$$

podemos ver em (65) que os controladores na diagonal principal que serão encontrados serão PIDs com o polo do derivador livre e os desacopladores serão sistemas *Lead-Lag* (um zero e um polo). Já, se os elementos na diagonal principal forem integradores e os fora da diagonal forem PIs (como em (66), considerando que $\rho_{P11} = \rho_{P22} = 0$), o resultado será controladores PID na diagonal principal e *Lead-Lags* com polo em 0 nos desacopladores.

Esta técnica vem com claras desvantagens. Poucas classes de controladores com desacopladores podem ser projetadas e mesmo dentro das classes, os parâmetros são limitados. Dois PIDs com polos livres e dois Lead-Lags normalmente somariam quatorze parâmetros a serem estimados, enquanto quatro PIs somam apenas oito. Isso significa que estamos desfrutando de seis graus de liberdade a menos do que o esperado para a classe escolhida. A vantagem é o fato da classe de controladores ser linear, possibilitando o uso de técnicas que dependam desta característica.

Para testar esta técnica, utilizaremos a planta de Wood and Berry, indicada em (59) e o mesmo modelo de referência de (60) para calcular um controlador PID com polo livre e desacopladores Lead-Lag. Para isso, foi utilizada a técnica VRFT e os dados mostrados na Figura 26, sem ruído, para calcular o controlador MIMO centralizado da classe PI mostrado abaixo:

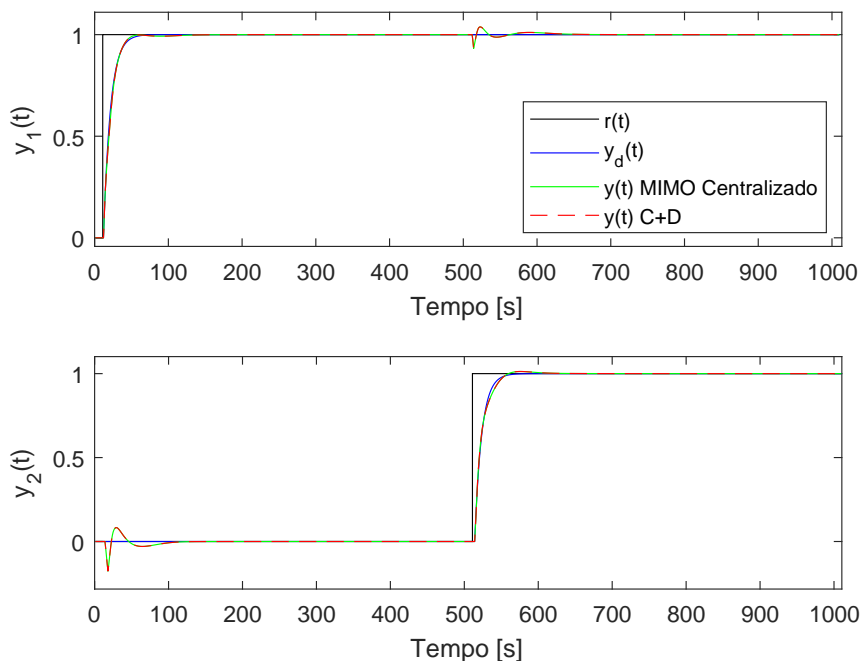
$$C(q, \hat{\rho}) = \begin{bmatrix} 0,1148 + \frac{0,0143q}{q-1} & 0,03021 + \frac{0,00515q}{q-1} \\ -0,02689 - \frac{0,01123q}{q-1} & -0,05782 - \frac{0,00781q}{q-1} \end{bmatrix} \quad (67)$$

Utilizando (65), calcula-se os controladores e desacopladores como

$$\begin{aligned} \hat{C}_{11}(q, \hat{\rho}) &= \frac{0,1089q^2 - 0,1969q + 0,08878}{q^2 - 1,881q + 0,881} & \hat{D}_{12}(q, \hat{\rho}) &= \frac{0,6314q - 0,4603}{q - 0,881} \\ \hat{C}_{22}(q, \hat{\rho}) &= \frac{-0,05535q^2 + 0,1001q - 0,04512}{q^2 - 1,889q + 0,8892} & \hat{D}_{21}(q, \hat{\rho}) &= \frac{0,2481q - 0,2083}{q - 0,8892}. \end{aligned} \quad (68)$$

Na Figura 32 são mostradas a resposta desejada e as respostas em malha fechada do controlador MIMO centralizado e do controlador com desacoplador calculados. Como esperado, ambas as respostas em malha fechada são iguais. As respostas diretas ficaram

Figura 32 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controladores calculados.



Fonte: Autor.

próximas da original, porém ainda podemos observar interferências entre as variáveis nos momentos de troca de referências.

Desta maneira, porém, nem todas as classes de controladores com desacopladores poderiam ser calculadas. Um controlador com desacopladores da classe PID com o polo do derivador em zero na diagonal principal e Lead-Lags com polo escolhido livremente nos desacopladores, por exemplo, não é possível, pois o mesmo polo deve aparecer em ambos controladores. Isso pode ser contornado se durante o cálculo do $C(q,\rho)$ impusermos relações entre os parâmetros ρ de forma que ocorram cortes entre zeros e polos e obtemos o resultado desejado, mas isso tornaria a classe não linear em relação aos parâmetros.

5.2 Técnica Não-Linear

A técnica OCI permite o cálculo de controladores de classes não lineares nos parâmetros. Como mostrado na sua função de minimização (39), porém, a técnica depende da inversão do controlador e elementos não lineares dificultam essa inversão e a minimização da função custo. Utilizando esta técnica poderemos calcular controladores com desacopladores de classes mais genéricas, simplesmente escolhendo a classe e utilizando (65) para determinar a classe não linear do controlador centralizado equivalente. Essa abordagem mantém o número de parâmetros do controlador desejado, sem perda de generalidade

como na técnica linear.

Considerando que queremos calcular controladores descentralizados PID e desacopladores Lead-Lag

$$\begin{aligned}\hat{C}_{11}(q) &= \frac{\rho_{111}q^2 + \rho_{112}q + \rho_{113}}{q(q-1)} & \hat{D}_{12}(q) &= \frac{\rho_{121}q - \rho_{122}}{q - \rho_{123}} \\ \hat{C}_{22}(q) &= \frac{\rho_{221}q^2 + \rho_{222}q + \rho_{223}}{q(q-1)} & \hat{D}_{21}(q) &= \frac{\rho_{211}q - \rho_{212}}{q - \rho_{213}},\end{aligned}\quad (69)$$

a classe de C_{11} é

$$\begin{aligned}C_{11} = & \frac{\rho_{111}q^4 + (\rho_{112} - \rho_{111}(\rho_{123} + \rho_{213}))q^3 \\ & + (\rho_{113} + \rho_{111}\rho_{123}\rho_{213} - \rho_{112}(\rho_{123} + \rho_{213}))q^2 \\ & + (\rho_{112}\rho_{123}\rho_{213} - \rho_{113}(\rho_{123} + \rho_{213}))q + \rho_{113}\rho_{123}\rho_{213}}{(1 - \rho_{121}\rho_{211})q^4} \\ & - (\rho_{123} + \rho_{213} - \rho_{121}\rho_{212} - \rho_{211}\rho_{122} - 1 + \rho_{121}\rho_{211})q^3 \\ & + (\rho_{123}\rho_{213} - \rho_{122}\rho_{212} + \rho_{123} + \rho_{213} - \rho_{121}\rho_{212} - \rho_{211}\rho_{122})q^2 \\ & + (\rho_{122}\rho_{212} - \rho_{123}\rho_{213})q\end{aligned}\quad (70)$$

e as classes de C_{12} , C_{21} e C_{22} são igualmente ou mais complexas. A otimização da função custo com uma classe como essa seria bastante difícil por conta das diversas não linearidades presentes. Para a utilização da técnica OCI, dependemos da obtenção da expressão para o inverso do controlador. Partindo de (64), podemos realizar alguns algebrismos para facilitar esta inversão. Escrevendo (64) como:

$$C(q) = \frac{1}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} \begin{bmatrix} \hat{C}_{11}(q) & \hat{D}_{12}(q)\hat{C}_{22}(q) \\ \hat{D}_{21}(q)\hat{C}_{11}(q) & \hat{C}_{22}(q) \end{bmatrix}, \quad (71)$$

podemos continuar e separar a matriz em duas:

$$C(q) = \frac{1}{1 - \hat{D}_{12}(q)\hat{D}_{21}(q)} \begin{bmatrix} 1 & \hat{D}_{12}(q) \\ \hat{D}_{21}(q) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{C}_{11}(q) & 0 \\ 0 & \hat{C}_{22}(q) \end{bmatrix}, \quad (72)$$

e ainda:

$$C(q) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -\hat{D}_{12}(q) \\ -\hat{D}_{21}(q) & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbb{D}^{-1}(q)}^{-1} \underbrace{\begin{bmatrix} \hat{C}_{11}(q) & 0 \\ 0 & \hat{C}_{22}(q) \end{bmatrix}}_{\mathbb{C}(q)}. \quad (73)$$

Utilizando as propriedades de inversas de matrizes, podemos escrever a inversa do controlador como:

$$\begin{aligned}
\tilde{C}(q) &= C^{-1}(q) = \mathbb{C}^{-1}(q)\mathbb{D}(q) \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \hat{C}_{11}(q) & 1 \\ 0 & \hat{C}_{22}(q) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -\hat{D}_{12}(q) \\ -\hat{D}_{21}(q) & 1 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & \hat{D}_{12}(q) \\ \hat{C}_{11}(q) & -\hat{C}_{11}(q) \\ \hat{D}_{21}(q) & 1 \\ -\hat{C}_{22}(q) & \hat{C}_{22}(q) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{74}$$

Esse formato tem não linearidades apenas nas multiplicações entre os parâmetros do numerador dos controladores da diagonal principal com os do denominador dos desacopladores. Para testar esta técnica será utilizado o mesmo exemplo usado na técnica anterior. Para controlar a planta de Wood and Berry (59) com o mesmo modelo de referência (60), serão calculados controladores PID e desacopladores Lead-Lag. A classe de controlador MIMO a ser calculada por meio do OCI é, então, a dada por

$$\begin{aligned}
\tilde{C}_{11}(q, \rho) &= \frac{q(q-1)}{\rho_{111}q^2 + \rho_{112}q + \rho_{113}} \\
\tilde{C}_{12}(q, \rho) &= \frac{-(\rho_{121}q^3 + (\rho_{122} - \rho_{121})q^2 - \rho_{122}q)}{\rho_{111}q^3 + (\rho_{112} + \rho_{111}\rho_{123})q^2 + (\rho_{113} + \rho_{112}\rho_{123})q + \rho_{113}\rho_{123}} \\
\tilde{C}_{21}(q, \rho) &= \frac{-(\rho_{211}q^3 + (\rho_{212} - \rho_{211})q^2 - \rho_{212}q)}{\rho_{221}q^3 + (\rho_{222} + \rho_{221}\rho_{213})q^2 + (\rho_{223} + \rho_{222}\rho_{213})q + \rho_{223}\rho_{213}} \\
\tilde{C}_{22}(q, \rho) &= \frac{q(q-1)}{\rho_{221}q^2 + \rho_{222}q + \rho_{223}}
\end{aligned} \tag{75}$$

Utilizado o algoritmo proposto em (HUFF, 2019), que combina o método da máxima descida e o método de Levenberg-Marquardt (FLETCHER, 1987), modificado para aceitar como entrada a inversa da classe do controlador, o controlador resultante foi:

$$\begin{aligned}
\hat{C}_{11}(q, \hat{\rho}) &= \frac{0,2003q^2 - 0,2707q + 0,07758}{q^2 - q} & \hat{D}_{12}(q, \hat{\rho}) &= \frac{0,9149q - 0,8073}{q - 0,9276} \\
\hat{C}_{22}(q, \hat{\rho}) &= \frac{-0,09489q^2 + 0,1255q - 0,03457}{q^2 - q} & \hat{D}_{21}(q, \hat{\rho}) &= \frac{-0,8442q + 1,309}{q + 0,3022},
\end{aligned} \tag{76}$$

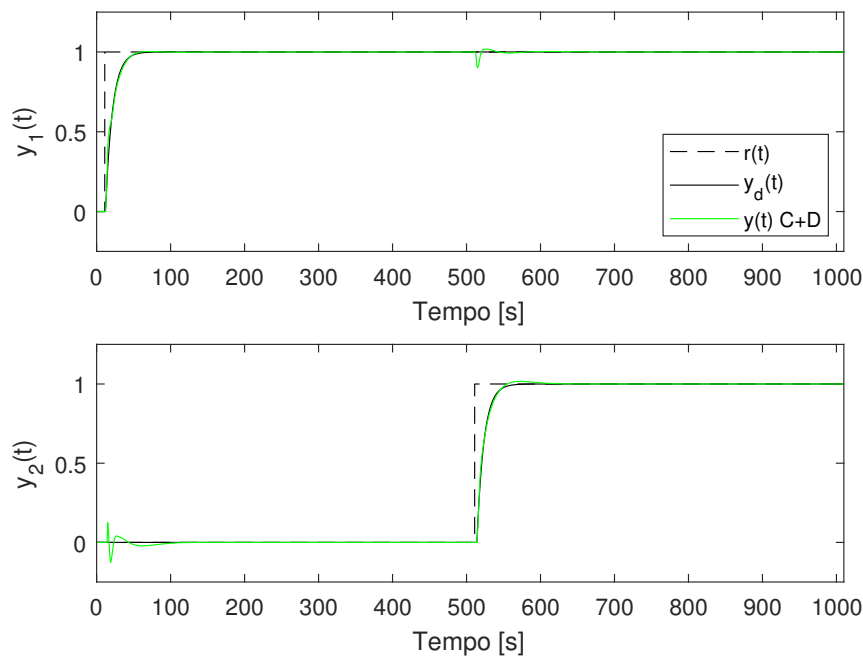
que resulta na resposta em malha fechada mostrada na Figura 33. O resultado foi próximo ao obtido pela técnica linear, mas reduzindo a interação entre as malhas. O controlador ideal não está na classe de controladores buscada, portanto não podemos obter a mesma performance da $T_d(q)$. O processo de otimização se mostrou bem sensível ao valor inicial dos parâmetros, encontrando diferentes pontos de mínimo da função, às vezes com desempenhos próximos ao mostrado e outras vezes instabilizando a planta. Nesse exemplo,

o valor inicial dos parâmetros do controlador foram obtidos por meio da técnica linear, calculando PIDs para os controladores diretos e um Lead-Lag com polo em 0 para os desacopladores. O valor dos polos dos desacopladores foram escolhidos empiricamente, resultando no conjunto de parâmetros iniciais

$$\hat{C}_{11}(q, \rho_0) = \frac{-0,1811q^2 + 0,4618q - 0,2728}{q^2 - q} \quad \hat{D}_{12}(q, \rho_0) = \frac{-3,859q + 3,973}{q + 0,3}$$

$$\hat{C}_{22}(q, \rho_0) = \frac{0,1205q^2 - 0,3072q + 0,1815}{q^2 - q} \quad \hat{D}_{21}(q, \rho_0) = \frac{-4,922q + 6,823}{q - 0,5}$$

Figura 33 – Resposta desejada e respostas em malha fechada do controlado calculado.

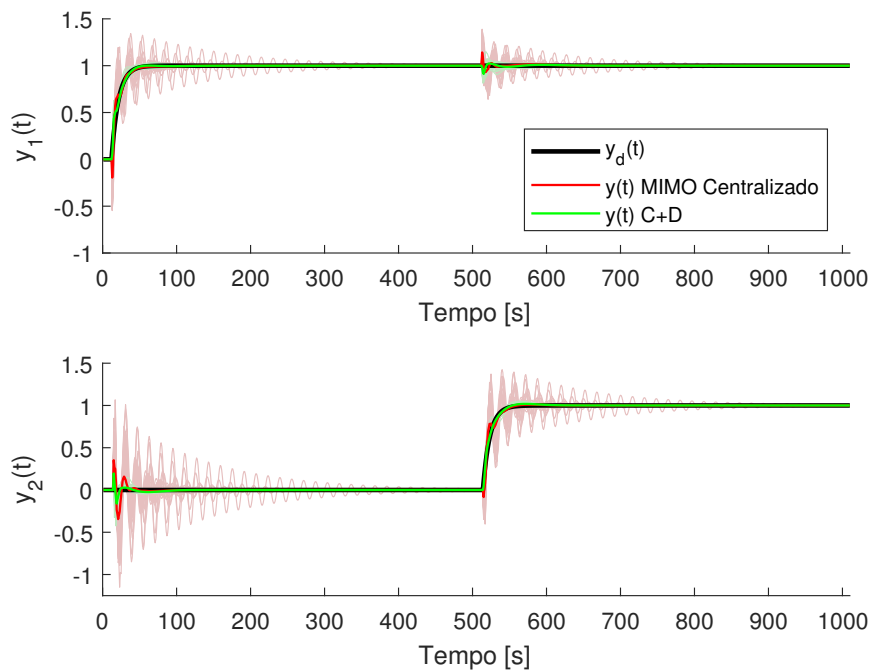


Fonte: Autor.

Para avaliarmos o desempenho da técnica em uma situação com ruído, realizaram-se 100 rodadas de Monte Carlo com diferentes realizações de um ruído branco com relação sinal-ruído de 20 dB, utilizando como ponto inicial os parâmetros mostrados em (76) +5%. Para cada realização foram calculados o controlador PID MIMO centralizado e o controlador com dois PIDs e desacopladores Lead-Lag. Ambas as classes possuem 12 parâmetros para otimizar. Na Figura 34 são mostrados as saídas do sistema quando aplicados os controladores encontrados. Em vermelho é mostrada a saída com o controlador PID MIMO centralizado com a média dos parâmetros calculados utilizando o OCI e em verde é mostrada a obtida com controlador C+D. Nos tons menos saturados, são mostradas as saídas com o controlador calculado para cada realização do ruído. Os casos onde o controlador desestabilizava a planta foram ocultados. Isso ocorreu em 17 rodadas para

o MIMO e em 19 rodadas para o desacoplador. Em preto é mostrada a resposta desejada. Em ambos os casos, as condições sobre as quais o controlador tinha de ser calculado eram bem próximas. Os ruídos aplicados foram os mesmos, as condições iniciais da busca foram os parâmetros encontrados no caso sem ruído +5% e em ambos o filtro utilizado foi $F(q) = T_d(q)(1 - T_d(q))$.

Figura 34 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador calculados com relação sinal-ruído de 20 dB.

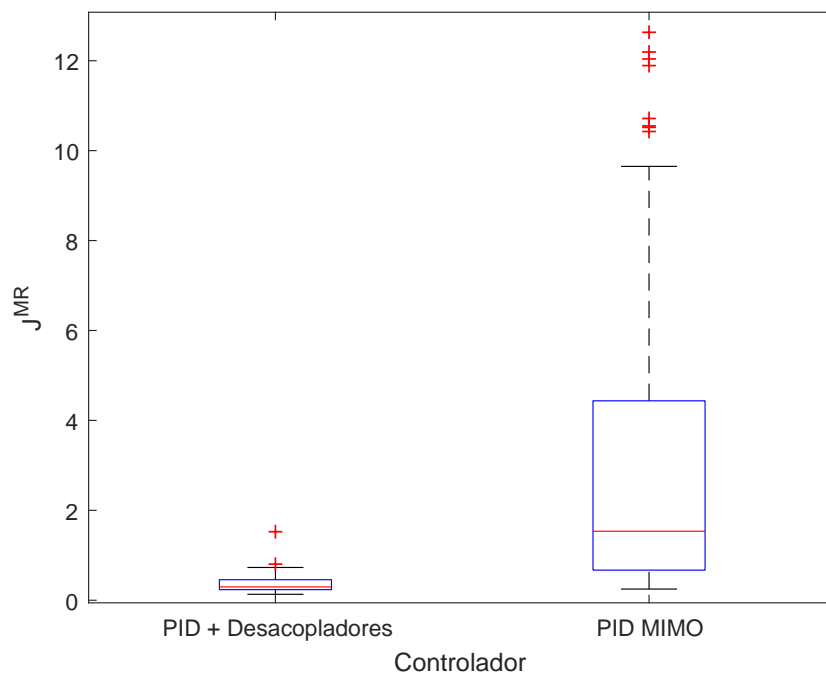


Fonte: Autor.

Nesta figura já se pode perceber que a variação nas respostas foi maior para a classe PID MIMO centralizada, mas no *Box plot* na Figura 35 isso se torna mais claro. Nele podemos comparar os custos MR dos controladores obtidos para as duas classes. Outros seis *outliers* da classe PID MIMO centralizada não aparecem na imagem por ficarem além de 12. Observando estes resultados, a utilização de desacopladores se mostrou bastante benéfica para o seguimento da referência no cálculo de controladores pela técnica OCI, já que o custo MR médio e sua variância foram menores. A mediana dos valores de custo encontrada com a classe C+D foi de 0,3, enquanto com a classe PID MIMO centralizado foi de 1,54.

Na Figura 36 estão apresentados um conjunto de dados utilizado na cálculo dos controladores no exemplo. Como pode-se observar, em grande parte dos dados, o sistema não apresenta dinâmica, exceto o ruído de medição. Isso pode aumentar bastante a variância dos resultados obtidos pelo OCI. Refazendo os testes, aplicando na primeira variável de controle uma onda quadrada com período de 500 s, permanecendo metade deste tempo no

Figura 35 – *Box plot* dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores obtidos.



Fonte: Autor.

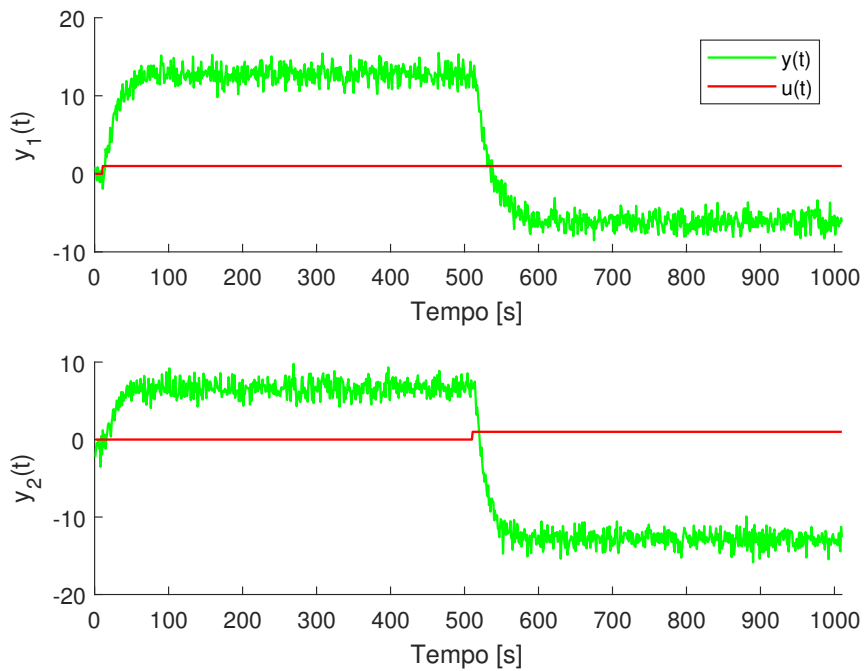
valor 1 e a outra metade em -1 , e na segunda entrada o mesmo sinal com a fase adiantada de 90 graus, obtemos a leitura do ensaio mostrada em 37. Neste novo ensaio a dinâmica da planta está mais presente ao longo de todo o período.

Refazendo as 100 rodadas de Monte Carlo, mas desta vez utilizando o novo ensaio, com mais variação, o método obteve uma menor variação para ambas as classes. Na Figura 38 são apresentadas as saídas do sistema para cada um dos controladores obtidos por meio de ambas as classes. As rodadas que obtiveram resultados instáveis não são mostradas, sendo elas 8 para a classe C+D e 1 para a classe PID MIMO centralizado. O *BoxPlot* que compara os custos MR de ambas as classes é apresentado na Figura 39. A mediana com desacopladores é 0,27 e com PID MIMO é 1,27.

Escolher uma classe de controladores mais próxima da classe do controlador ideal melhora o desempenho dos controladores estimados. Uma mudança simples à classe do controlador que podemos fazer para aproxima-la da classe do ideal em casos como este onde o sistema apresenta atrasos significativos é a adição de atrasos nos elementos fora da diagonal principal. O valor destes atrasos pode ser determinado a partir dos atrasos do processo. Como mostrado em (WADE, 1997; NORMEY-RICO; CAMACHO, 2008), desacopladores ideais, neste caso onde os menores atrasos de cada linha se encontram na diagonal principal, têm atrasos seguindo a seguinte regra:

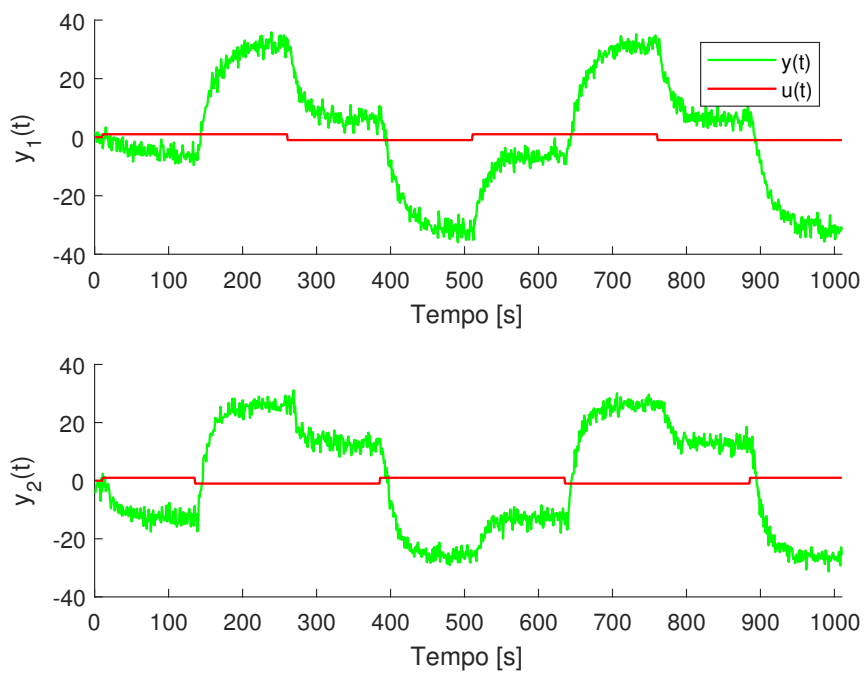
$$A_{C_{ij}} = A_{G_{ij}} - A_{G_{ii}}, \quad (77)$$

Figura 36 – Dados obtidos de ensaio da planta aplicando saltos à entrada, com relação sinal-ruído de 20 dB, utilizado no cálculo de controladores.



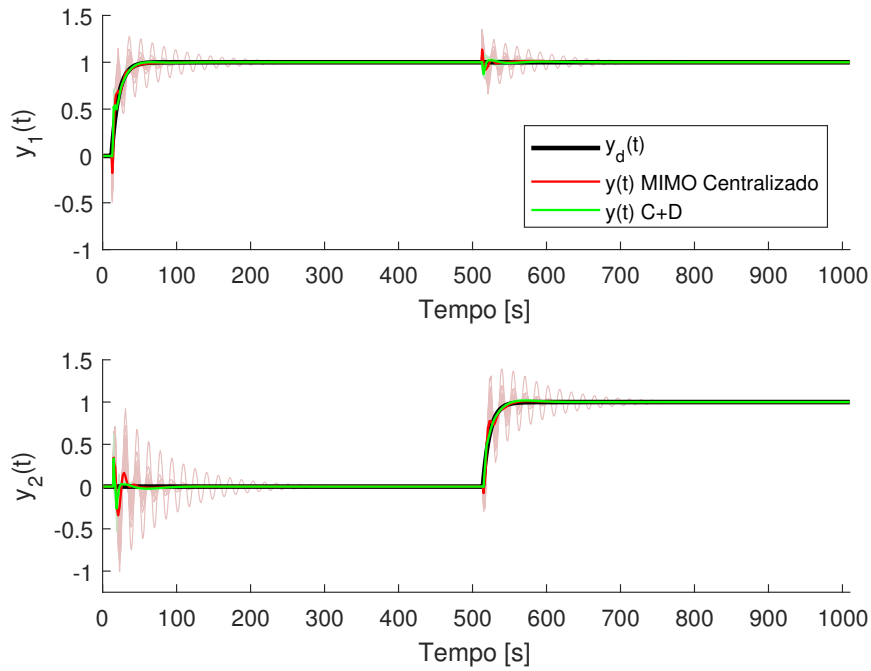
Fonte: Autor.

Figura 37 – Dados obtidos de ensaio da planta aplicando ondas quadradas à entrada, com relação sinal-ruído de 20 dB, utilizado no cálculo de controladores.



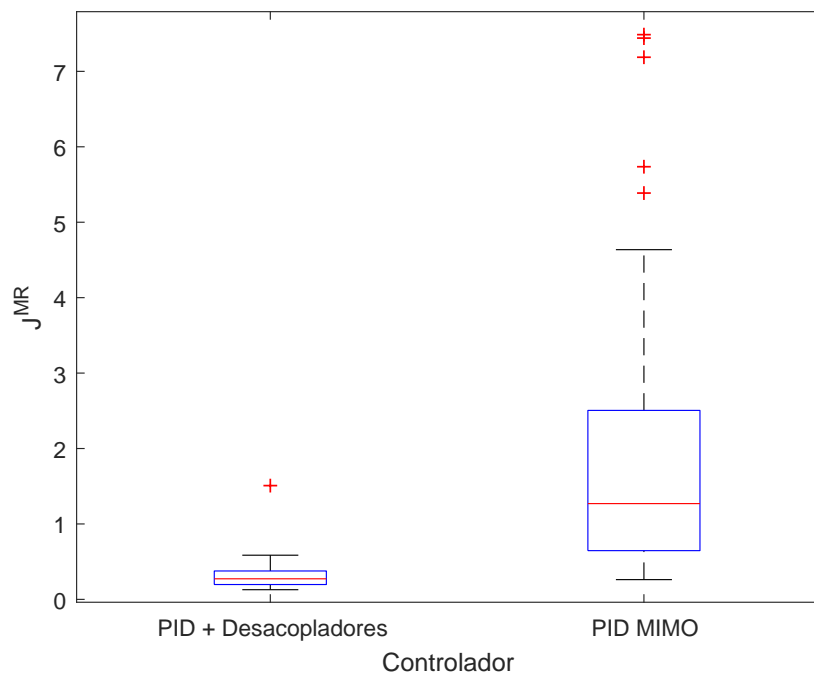
Fonte: Autor.

Figura 38 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador calculados a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.



Fonte: Autor.

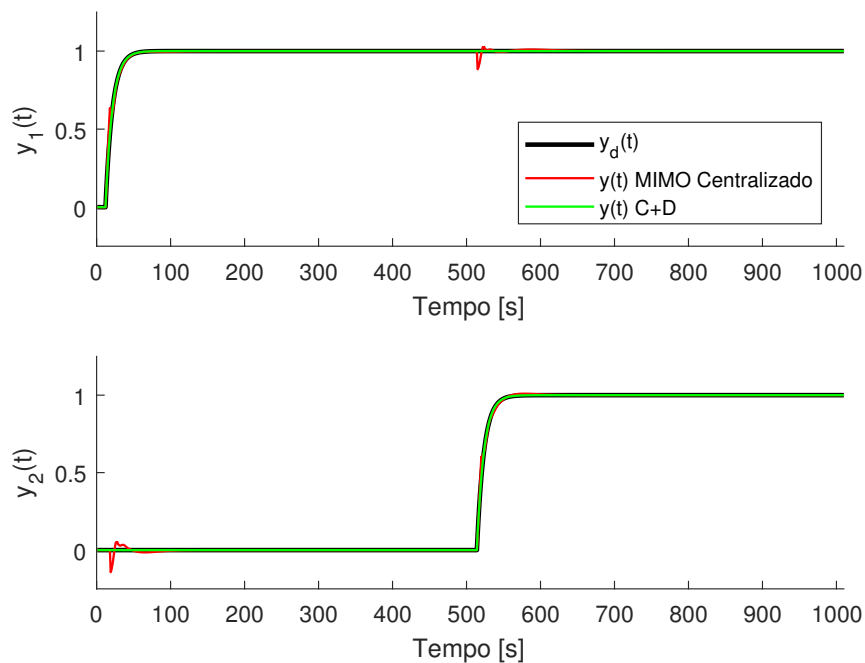
Figura 39 – Box plot dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores obtidos a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.



Fonte: Autor.

onde $A_{C_{ij}}$ e $A_{G_{ij}}$ são os atrasos dos elementos do controlador e do processo na posição i,j , respectivamente. Com isso determinamos que os atrasos a serem adicionados a \hat{D}_{12} e \hat{C}_{12} é 2 e a \hat{D}_{21} e \hat{C}_{21} é 4. Na Figura 40 são mostradas as dinâmicas resultantes de usarmos estas classes com atrasos sem ruído. A dinâmica desejada cobre a dos desacopladores, já que ambas foram praticamente idênticas. Os custos J^{MR} obtidos por estes controladores é $1,8 \times 10^{-4}$ para o C+D e 0,24 para o PID MIMO centralizado.

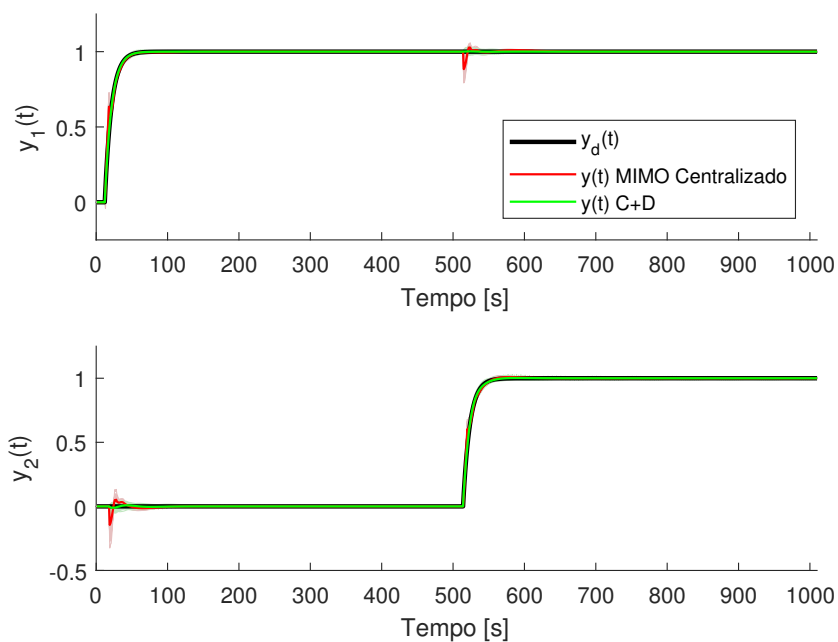
Figura 40 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controladores com atrasos calculados sem ruído.



Fonte: Autor.

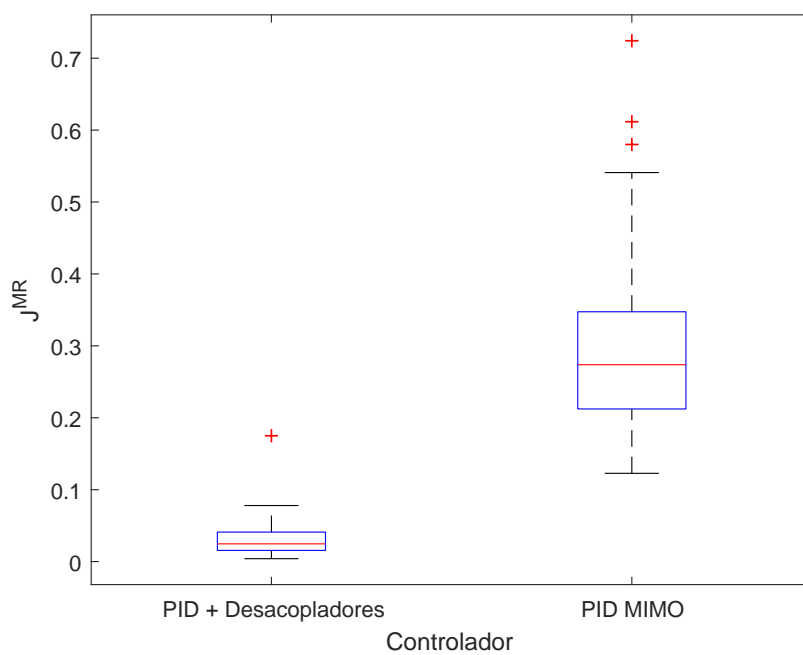
Quando temos os sinais com relação sinal-ruído de 20 dB aplicados em 100 rodadas de Monte-Carlo, nas mesmas condições dos testes anteriores, as dinâmicas resultantes foram as mostradas na Figura 41, onde em verde estão os resultados dos controladores C+D e, em vermelho, o do PID MIMO centralizado. Em preto, a dinâmica desejada. Os resultados são claramente mais consistentes neste caso do que com as outras classes. Nesta classe, apenas um dos controladores calculados com desacopladores se mostrou instável, e obteve-se respostas menos oscilatórias para ambas as classes. Na Figura 42 é mostrado o *Box plot* dos custos MR obtidos, que também retrata esta melhora dos resultados, tendo menores quartis, menos *outliers* e as medianas em 0,025 e 0,27 para o C+D e o PID MIMO centralizado, respectivamente.

Figura 41 – Resposta desejada e respostas em malha fechada dos controlador com atrasos calculados a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.



Fonte: Autor.

Figura 42 – Box plot dos valores do custo MR da resposta em malha fechada dos controladores com atrasos obtidos a partir de dados de onda quadrada com relação sinal-ruído de 20 dB.

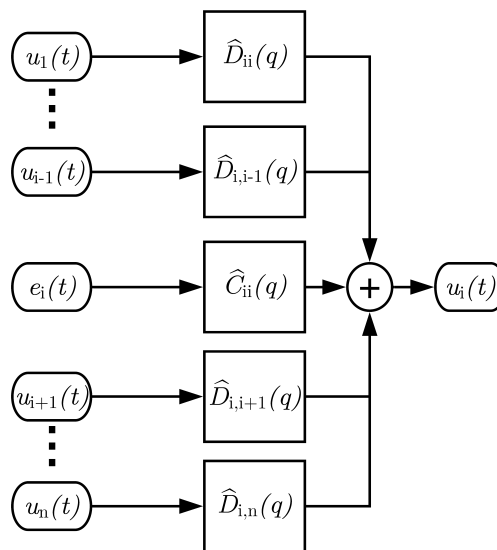


Fonte: Autor.

5.2.1 O caso $n \times n$

Todo o desenvolvimento até aqui foi para o caso onde temos um sistema de duas variáveis para controlar, mas desacopladores podem ser utilizados em sistemas maiores. O diagrama de blocos para o desacoplador de ordem n é dado na Figura 43, onde é mostrado o cálculo do i -ésimo sinal de controle, a partir do i -ésimo erro e dos outros sinais de controle.

Figura 43 – Diagrama de blocos de um controlador com desacoplador para um sistema de ordem n .



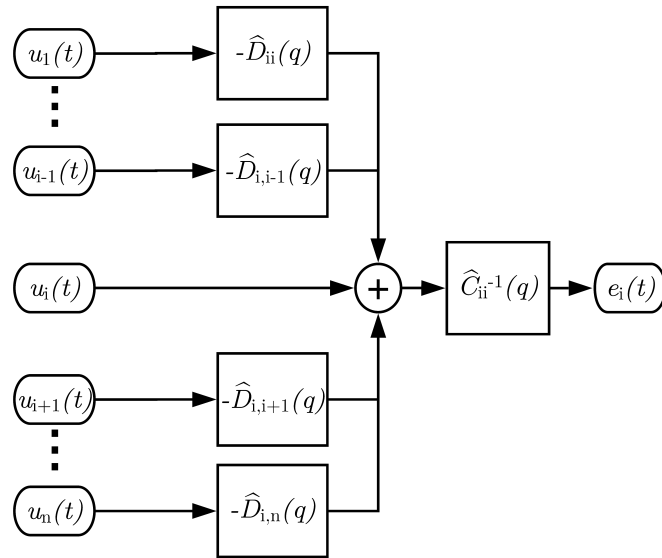
Fonte: Autor.

O ponto principal que permite o cálculo do controlador 2×2 por meio da técnica não linear, é a simplificação do inverso da classe de controladores MIMO equivalente à classe C+D desejada. A determinação das equações que nos levam da classe C+D à classe de controladores MIMO centralizada e vice-versa se tornam exponencialmente mais complexas a cada variável adicionada ao sistema, tornando sua aplicação impraticável. Podemos, porém, mais facilmente encontrar uma forma genérica para o inverso da classe usado a estimação dos parâmetros pela técnica OCI.

Inverter um sistema significa encontrar o sistema ao qual, aplicando a saída do primeiro, encontramos suas entradas. Na Figura 44 é mostrado o diagrama de blocos do sistema que a partir das entradas de controle u_n determina os n erros de seguimento de referência, sendo portanto o inverso do controlador MIMO centralizado equivalente ao C+D.

A partir deste diagrama de blocos, podemos determinar a matriz de funções de transferência, dada em (78) ou, equivalentemente, (79). Como pode ser observar, com o aumento da ordem do sistema, cada uma das funções de transferência não aumentam de complexidade, continuando a apresentar os mesmos tipos de não linearidades apresentadas no caso

Figura 44 – Diagrama de blocos de um controlador com desacoplador para um sistema de ordem n .



Fonte: Autor.

2×2 em (75). Isso significa que a complexidade das não linearidades se mantém igual, mas o número de funções de transferência vai aumentando com n .

$$C^{-1}(q) = \begin{bmatrix} 1 & \hat{D}_{12}(q) & \cdots & \hat{D}_{1n}(q) \\ \frac{\hat{C}_{11}(q)}{\hat{C}_{11}(q)} & \frac{\hat{D}_{12}(q)}{\hat{C}_{11}(q)} & \cdots & \frac{\hat{D}_{1n}(q)}{\hat{C}_{11}(q)} \\ \hat{D}_{21}(q) & 1 & \cdots & \hat{D}_{2n}(q) \\ \frac{\hat{C}_{22}(q)}{\hat{C}_{22}(q)} & \frac{\hat{D}_{21}(q)}{\hat{C}_{22}(q)} & \cdots & \frac{\hat{D}_{2n}(q)}{\hat{C}_{22}(q)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{D}_{n1}(q) & \hat{D}_{n2}(q) & \cdots & 1 \\ \frac{\hat{C}_{nn}(q)}{\hat{C}_{nn}(q)} & \frac{\hat{D}_{n1}(q)}{\hat{C}_{nn}(q)} & \cdots & \frac{\hat{D}_{nn}(q)}{\hat{C}_{nn}(q)} \end{bmatrix} \quad (78)$$

$$C_{ij}^{-1}(q) = \begin{cases} \hat{C}_{ii}^{-1}(q), & \text{if } i = j. \\ -\hat{C}_{ii}^{-1}(q)\hat{D}_{ij}(q), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (79)$$

5.2.1.1 Exemplo de aplicação 3x3

No trabalho de GONÇALVES DA SILVA (2016), que foca na escolha adequada de modelos de referência, é apresentado um exemplo MIMO 3×3 que consiste no seguinte sistema:

$$G_0(q) = \begin{bmatrix} \frac{0,5(q-0,75)}{(q-0,9)(q-0,82)} & 0 & 0 \\ \frac{0,3(q-0,65)}{(q-0,9)(q-0,7)} & \frac{0,4}{(q-0,8)} & \frac{0,1}{q-0,7} \\ 0 & \frac{0,5(q-0,6)}{(q-0,75)(q-0,7)} & \frac{0,6(q-0,4)}{(q-0,75)(q-0,7)} \end{bmatrix}. \quad (80)$$

No mesmo trabalho, é sugerido o modelo de referência:

$$T_d(q) = \begin{bmatrix} \frac{0,19}{(q-0,81)} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{0,36}{(q-0,64)} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{0,44}{(q-0,56)} \end{bmatrix}. \quad (81)$$

Utilizando (78), podemos usar o método OCI para calcular um controlador com desacopladores. A classe escolhida foram PIDs na diagonal principal e desacopladores Lead-Lag. Com 27 parâmetros, o problema de otimização se torna ainda maior e podemos encontrar ainda mais mínimos locais do que nos exemplos anteriores, com 12 parâmetros. Por isso, pequenas diferenças no valor inicial dos parâmetros podem levar a diferentes estimativas para os parâmetros do controlador. Como experimento, em malha aberta, foram aplicadas três ondas quadradas com período de 500 s, com uma diferença de 60 graus entre a primeira e a segunda entrada, assim como entre a segunda e a terceira. Com os dados obtidos a partir deste ensaio e utilizando a condição inicial:

$$\begin{aligned} \hat{C}_{11}(q, \rho_0) &= \frac{0,37q^2 - 0,38q + 0,065}{q^2 - q} & \hat{D}_{12}(q, \rho_0) &= \frac{0,0038q - 0,0033}{q - 0,965} \\ \hat{C}_{22}(q, \rho_0) &= \frac{0,398q^2 - 0,3492q + 0,042}{q^2 - q} & \hat{D}_{21}(q, \rho_0) &= \frac{-0,33q + 0,27}{q - 0,94} \\ \hat{C}_{33}(q, \rho_0) &= \frac{0,35q^2 - 0,364q + 0,065}{q^2 - q} & \hat{D}_{31}(q, \rho_0) &= \frac{0,072q - 0,032}{q + 0,31} \\ \hat{D}_{13}(q, \rho_0) &= \frac{0,038q - 0,035}{q - 0,5968} & \hat{D}_{23}(q, \rho_0) &= \frac{-0,0848q + 0,0895}{q - 0,9896} \\ \hat{D}_{32}(q, \rho_0) &= \frac{-0,152q - 0,3623}{q + 0,2875}, \end{aligned}$$

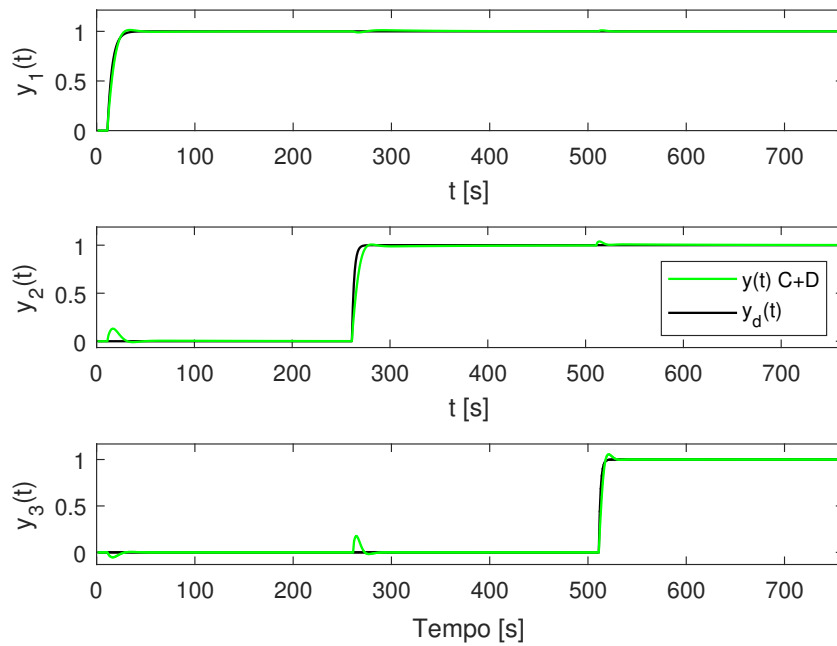
o controlador encontrado pelo método OCI utilizando o algoritmo proposto em (HUFF, 2019) foi:

$$\begin{aligned} \hat{C}_{11}(q, \rho_0) &= \frac{0,3124q^2 - 0,3478q + 0,06105}{q^2 - q} & \hat{D}_{12}(q, \rho_0) &= \frac{-0,003399q + 0,004085}{q - 0,9839} \\ \hat{C}_{22}(q, \rho_0) &= \frac{0,4041q^2 - 0,3458q + 0,04136}{q^2 - q} & \hat{D}_{21}(q, \rho_0) &= \frac{-0,3173q + 0,2409}{q - 0,9279} \\ \hat{C}_{33}(q, \rho_0) &= \frac{0,3958q^2 - 0,3903q + 0,06829}{q^2 - q} & \hat{D}_{31}(q, \rho_0) &= \frac{0,05751q - 0,03077}{q + 0,31} \\ \hat{D}_{13}(q, \rho_0) &= \frac{0,0338q - 0,03088}{q - 0,5977} & \hat{D}_{23}(q, \rho_0) &= \frac{-0,08518q + 0,0899}{q - 0,9926} \\ \hat{D}_{32}(q, \rho_0) &= \frac{-0,3389q - 0,1982}{q + 0,2875}, \end{aligned}$$

que resulta na dinâmica em malha fechada mostrada na Figura 45. O controlador obteve custo MR de 1,384, ficando visualmente bem próximo do desejado, porém ainda apresentando acoplamentos entre as diferentes malhas. Outros algoritmos de otimização talvez

puddessem obter resultados com custo MR ainda menor, já que o mínimo encontrado é bem próximo do valor inicial dos parâmetros e provavelmente não é o mínimo global.

Figura 45 – Resposta desejada e resposta em malha fechada do controlador calculado sem ruído.



Fonte: Autor.

6 APLICAÇÃO EM PLANTA HDT

Durante o período do mestrado, desenvolveu-se, junto a outros alunos e professores, o projeto Implementação de Métodos de Controle Baseado em Dados, em parceria com a Petrobras. O objetivo do projeto é a implementação de um *software* que auxilie engenheiros da Petrobras no projeto de controladores por meio das técnicas IFT (SISO), OCI (SISO) e VRFT (MIMO). Durante o projeto, são disponibilizados dados de alguns processos que se beneficiariam de novos controladores para teste das técnicas implementadas. Um destes processos foi o controle de temperatura da unidade de Hidrotratamento-I de diesel (HDT-I) da Refinaria Alberto Pasqualini (REFAP). Durante o desenvolvimento dos controladores para este processo, algumas das contribuições descritas neste trabalho foram utilizadas.

6.1 Descrição do processo

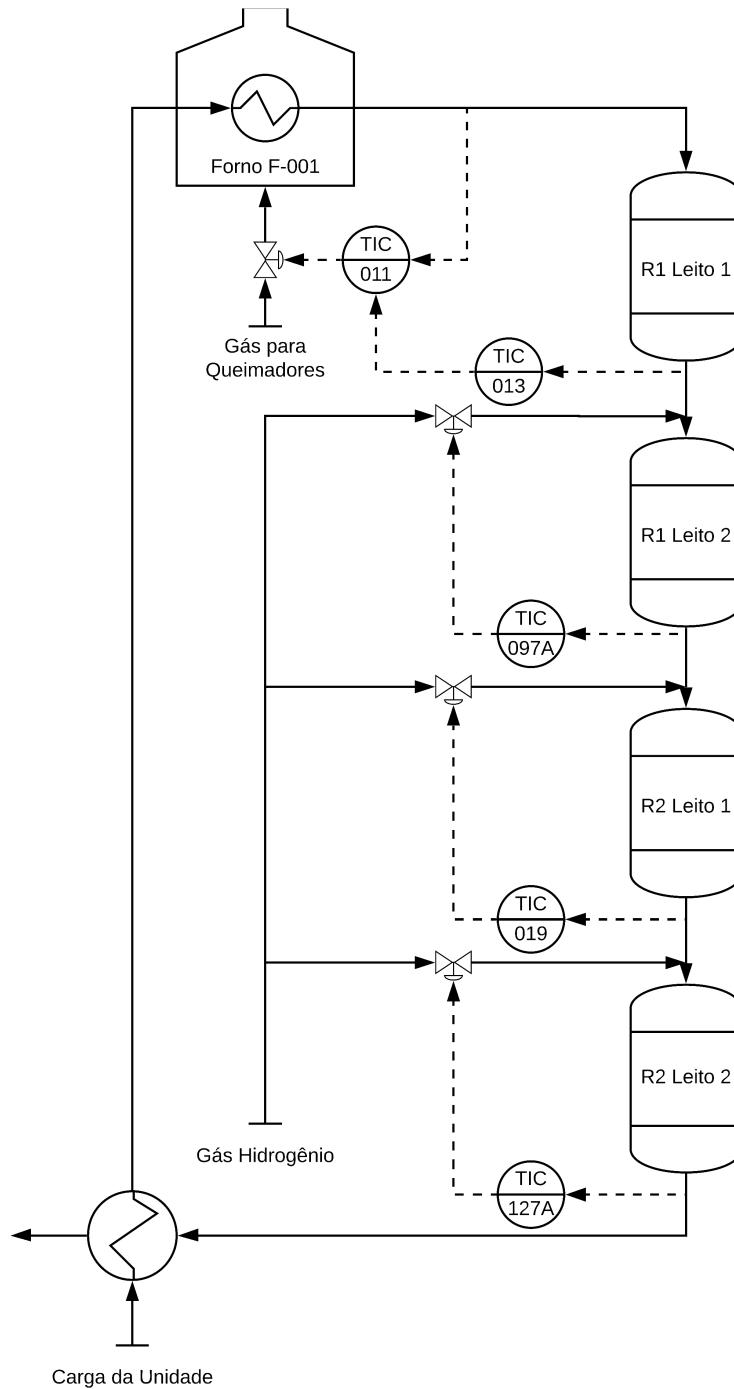
A Unidade de Hidrotratamento-I tem como objetivo o trato de derivados do petróleo que são incorporados na produção de óleo diesel. Este tratamento reduz da quantidade de enxofre e nitrogênio e hidrogena compostos insaturados para garantir a estabilidade do produto e reduzir o impacto ambiental associado à queima do mesmo. Isso é necessário para que o produto atenda às especificações exigidas pelo mercado.

Este processo ocorre, basicamente, por meio da mistura do gás H_2 à carga, dentro de reatores de leito fixo para que ocorra a reação catalítica. Em seguida, as impurezas são separadas e parte do produto é recuperada.

As reações ocorrem em dois reatores, cada um composto de dois leitos com catalizadores, como no diagrama da Figura 46. Elas são predominantemente exotérmicas, liberando calor no sistema reacional e aumentando a temperatura nos reatores. Temperaturas mais altas facilitam as reações, melhorando as especificações do produto, mas favorecem o depósito de coque sobre o catalizador, degradando-o. As reações devem ocorrer em alta pressão (81 kgf/cm^2), entre $340 \text{ }^\circ\text{C}$ e $400 \text{ }^\circ\text{C}$, sendo que a temperatura deve ser a mínima possível para especificar o produto, evitando a utilização do catalizador.

A carga do sistema provém de três fontes: diesel de destilação, óleos leves de reciclo

Figura 46 – Diagrama do sistema de controle da Unidade de Hidrotratamento



Fonte: Autor.

do craqueamento e gasóleo do coque. Estes insumos são pressurizados e pré-aquecidos antes de chegar ao forno que controla a temperatura na entrada do primeiro reator.

6.1.1 Sistema de Controle

Como pode ser visto na Figura 46, as principais variáveis a serem controladas são as temperaturas nas saídas da cada leito. Elas são controladas a partir de um controle em cascata do forno de pré-aquecimento e da vazão de gás de hidrogênio frio (*quench*) na entrada dos leitos 2, 3 e 4.

O controlador TIC013 controla a temperatura da saída do primeiro leito, atuando em cascata na referência de temperatura da TIC011. O TIC011 controla a temperatura de saída do forno, atuando na vazão do gás dos queimadores do forno, por meio de cascatas com outros controladores omitidos. O TIC097A, TIC019 e TIC127A controlam as temperaturas das saídas, atuando na vazão de *quench* do segundo, terceiro e quarto leitos, respectivamente. A forma na qual os controladores PID são descritos é

$$C(q, K_p, T_i, T_d) = K_p \left(1 + \frac{q}{T_i T_s (q - 1)} + T_d \frac{q - 1}{T_s q} \right), \quad (82)$$

onde T_s é o período de amostragem.

6.2 Requisitos de desempenho

O HDT é um sistema que é muito afetado por perturbações, como a temperatura externa, vazão e composição da carga (que pode ser mais ou menos reativa), variações na pressão da linha de *quench*. Além disso, é um sistema MIMO bastante acoplado e com muitos atrasos, com a temperatura de saída de um tanque afetando quase diretamente a do próximo. A saída do quarto tanque passa por um trocador de calor onde aquece a carga de entrada do forno, aumentando a eficiência energética do sistema, mas gerando uma realimentação positiva no sistema.

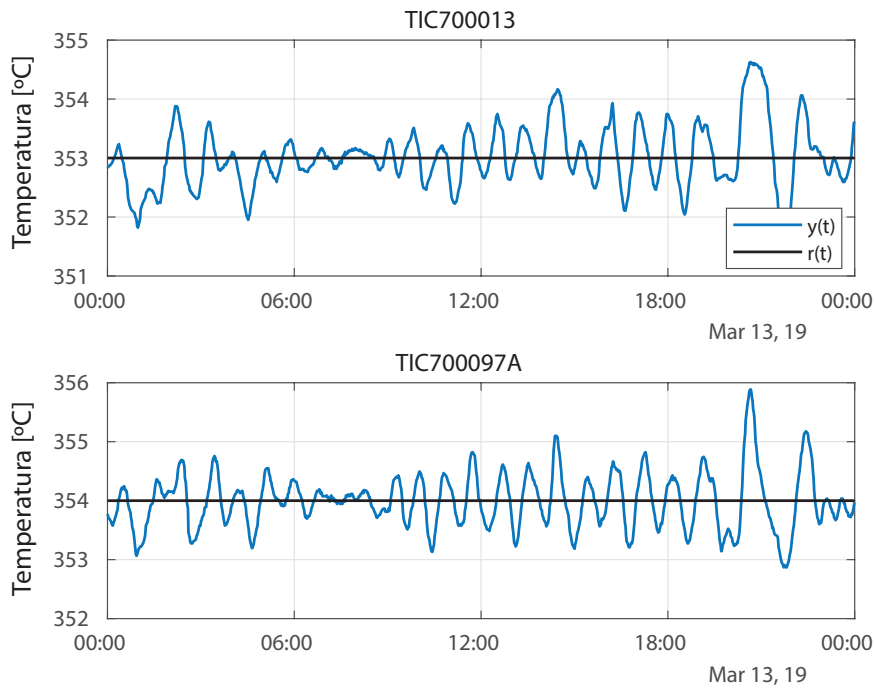
Estas características dificultam o controle e operação do sistema, que apresenta uma oscilação constante das temperaturas em torno do valor de referência. Estas oscilações reduzem a eficiência do processo que pode ser alcançada, sendo indesejadas. Na Figura 47 são mostrados os valores de referência e lidos das temperaturas do primeiro reator, enquanto na Figura 48 são mostrados os do segundo reator. Como em grande parte do tempo a referência das temperaturas se mantém constante, para o reprojeto dos controladores, o tempo de assentamento não é tão importante quanto a redução das oscilações.

Para fornecer uma comparação quantitativa para cada malha, foi definido como índice de erro:

$$J_i = \sqrt{\frac{1}{T_f} \int_0^{T_f} e_i(t)^2 dt}, \quad (83)$$

onde $e_i(t)$ é a diferença entre a referência e o valor lido e T_f é o tempo total avaliado. Como a leitura dos sensores é realizada por amostragens (em alguns casos aperiódica), foi utilizada a integração numérica por retângulos. Somando os índices de cada malha,

Figura 47 – Oscilações das temperaturas do primeiro reator no dia 13 de março de 2019.



Fonte: Autor.

temos o índice total:

$$J_{tot} = J_{13} + J_{97} + J_{19} + J_{127}, \quad (84)$$

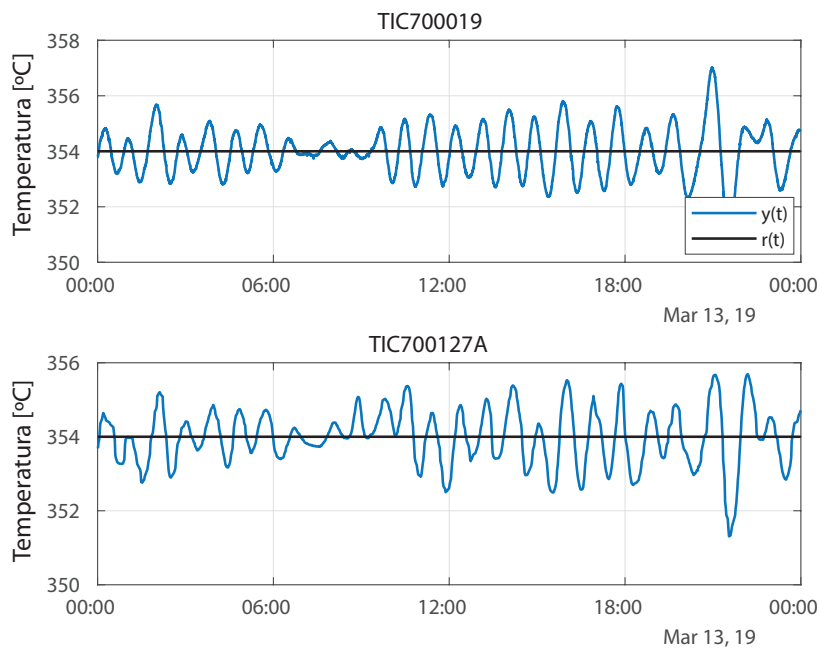
onde os índices 13, 97, 19 e 127 indicam os controladores TIC013, TIC097A, TIC019 e TIC127A, respectivamente. Estes índices sempre serão calculados com base em dados de 4 ou 5 dias para evitar injustiças quanto a entradas de perturbações, mudanças de carga, variação de temperatura externa ou outras perturbações.

Para os dados mostrados nas figuras 49 e 50, de 22 a 27 de março de 2019, anteriores ao reprojeto dos controladores, os índices eram os mostrados na Tabela 5.

Tabela 5 – Índices de erro para as malhas de temperaturas entre os dias 22 e 27 de março de 2019.

Malha	Índice de erro
TIC013	$J_{13} = 0,3290 \text{ } ^\circ C$
TIC097A	$J_{97} = 0,2783 \text{ } ^\circ C$
TIC019	$J_{19} = 0,3446 \text{ } ^\circ C$
TIC127A	$J_{127} = 0,3100 \text{ } ^\circ C$
Total	$J_{tot} = 1,2619 \text{ } ^\circ C$

Figura 48 – Oscilações das temperaturas do segundo reator no dia 13 de março de 2019.



Fonte: Autor.

6.3 Projeto de Controlador Descentralizado - OCI

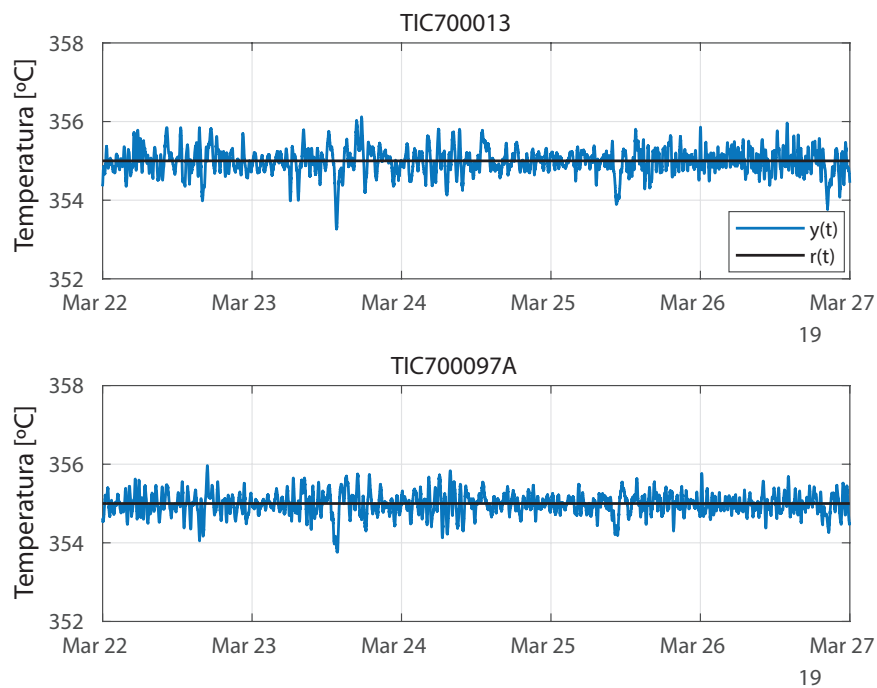
Para a primeira sintonia de controlador, escolheu-se utilizar uma metodologia mais simples, calculando um controlador descentralizado por meio da técnica OCI. Os dados foram coletados de experimentos realizados por meio do *software* BRTuning e reamostrados para um tempo de amostragem de 10 s. O objetivo do reprojeto será manter os mesmos tempos de resposta para as malhas TIC013, TIC097A e TIC019 e reduzir o tempo de resposta da malha TIC127A que se encontrava com um tempo de resposta mais lento.

Os experimentos das três primeiras malhas foram realizados em malha aberta e seus dados podem ser visualizados nas figuras 51, 52 e 53. O experimento da malha TIC127A foi realizado em malha fechada, e seus dados são mostrados na Figura 54. Nas malhas TIC013, TIC019 e TIC127A foi utilizada a classe PID e na TIC097A foi utilizado PI, pois calcular um controlador PID resultava em tempo derivativo negativo. Na Tabela 6 são mostrados os modelos de referência utilizados e os controladores calculados.

6.3.1 Resultados

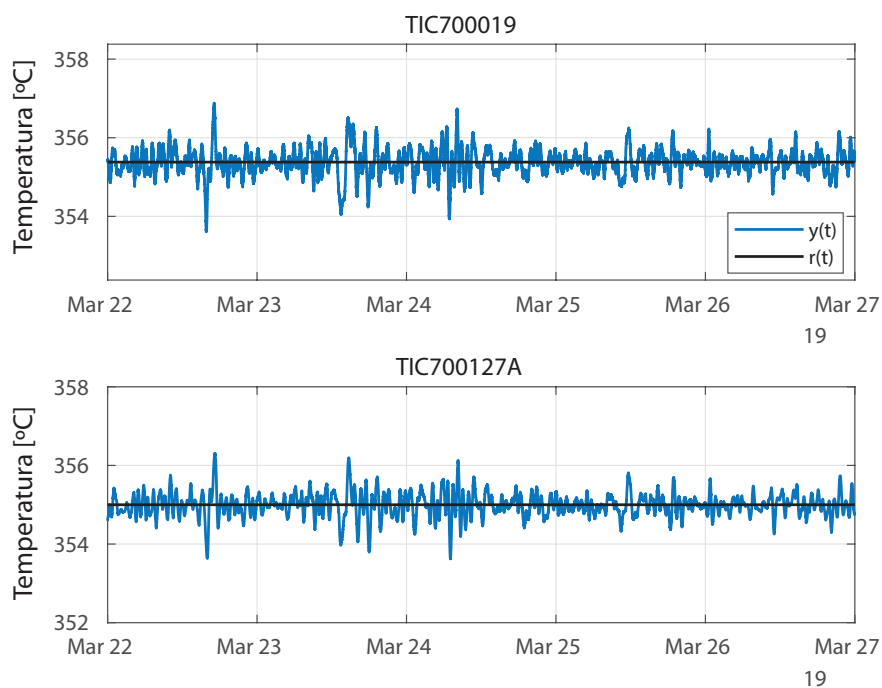
Após a implementação destes controladores calculados, foi a mostrada nas figuras 55 e 56. Visualmente pode-se observar que as oscilações reduziram de amplitude, atingindo seu objetivo. Na Tabela 7, os índices de erros com os novos controladores são mostrados, mostrando objetivamente a melhora no desempenho, já que o custo total que era de 1,2619 °C baixou para 0,9619 °C

Figura 49 – Oscilações das temperaturas do primeiro reator do dia 22 a 27 de março de 2019.



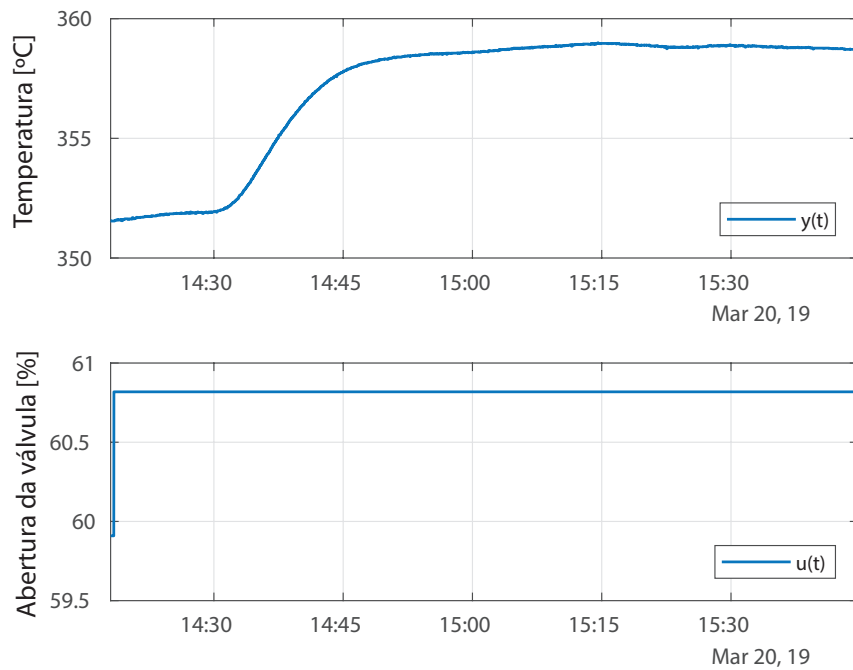
Fonte: Autor.

Figura 50 – Oscilações das temperaturas do segundo reator do dia 22 a 27 de março de 2019.



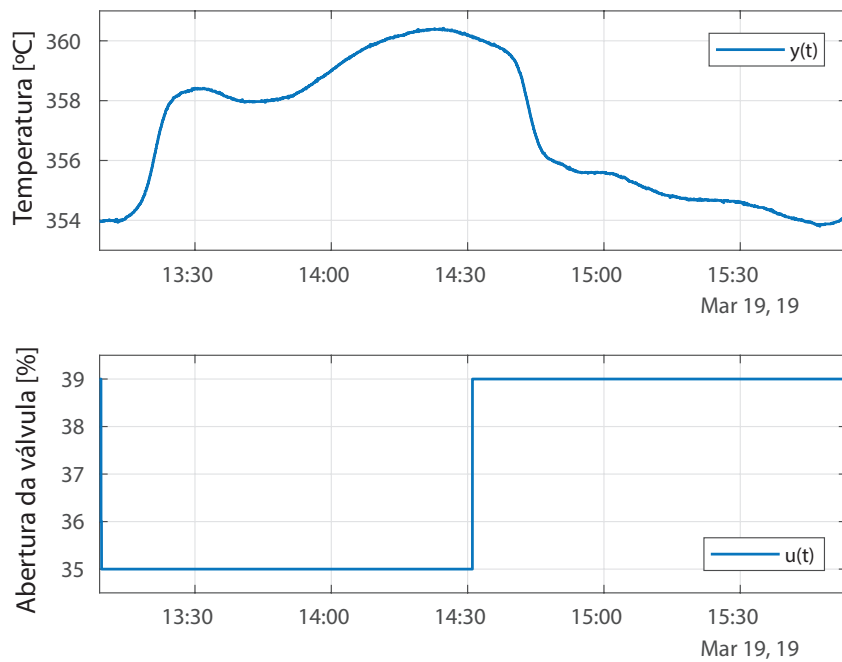
Fonte: Autor.

Figura 51 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC013.



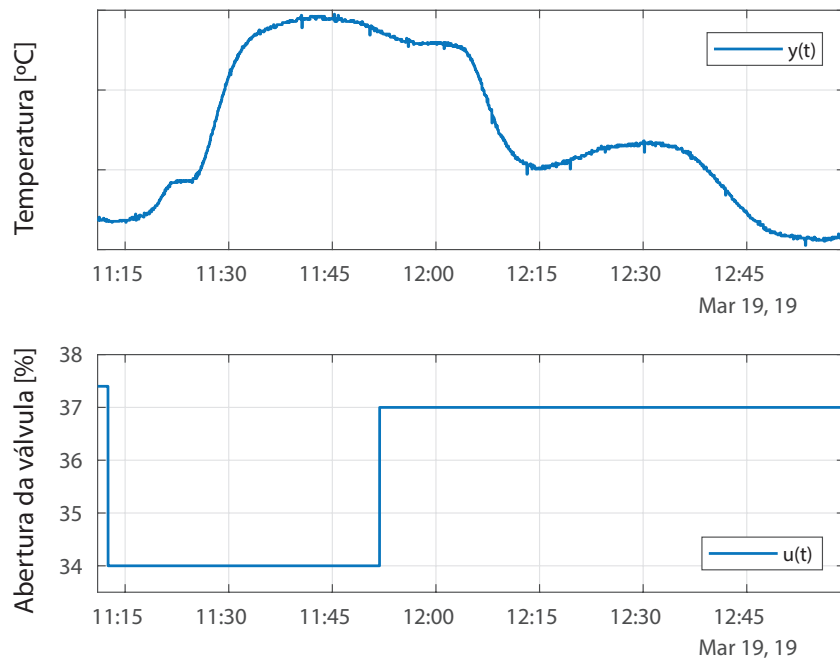
Fonte: Autor.

Figura 52 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC097A.



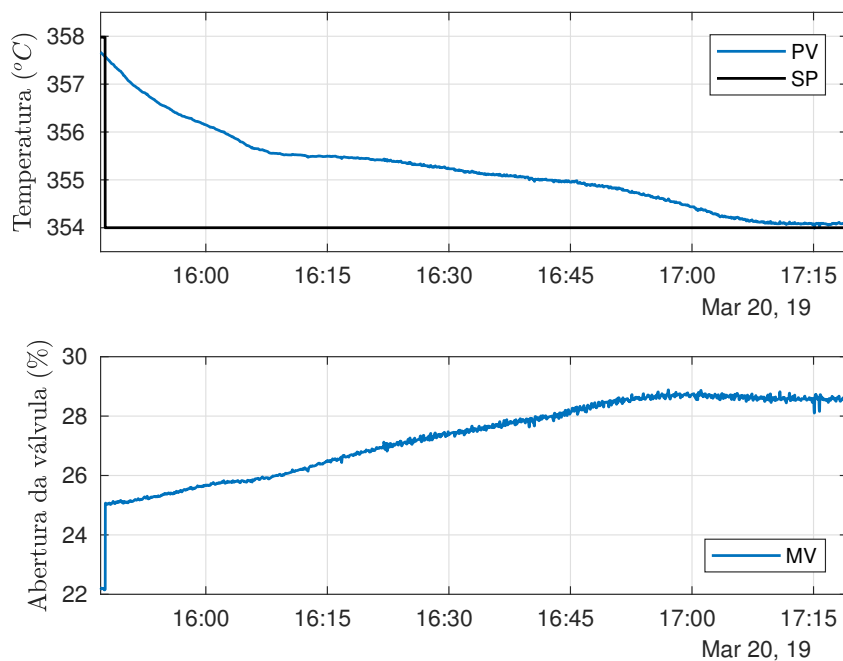
Fonte: Autor.

Figura 53 – Dados do experimento em malha aberta para a sintonia do TIC019.



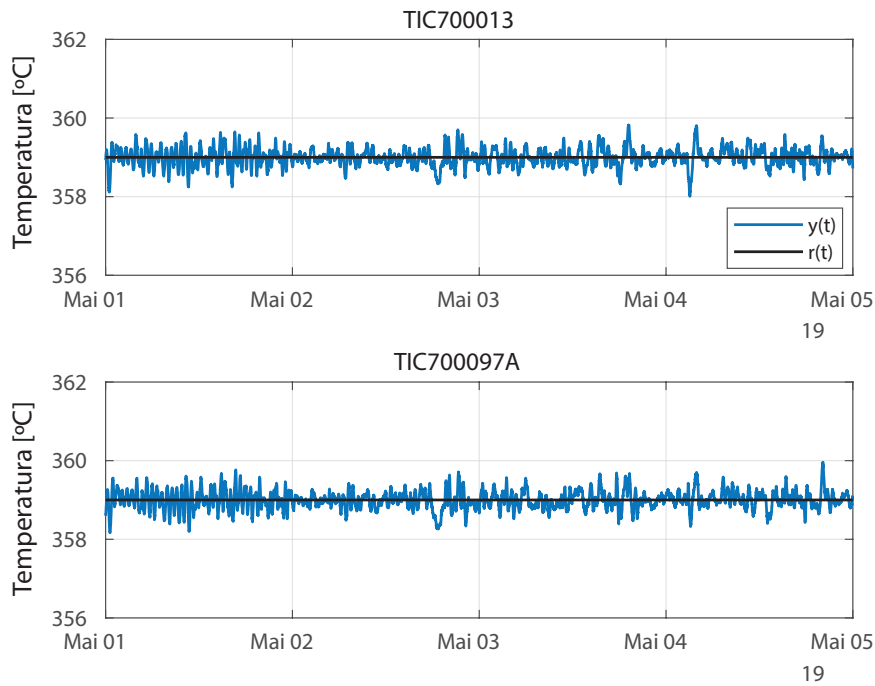
Fonte: Autor.

Figura 54 – Dados do experimento em malha fechada para a sintonia do TIC127A.



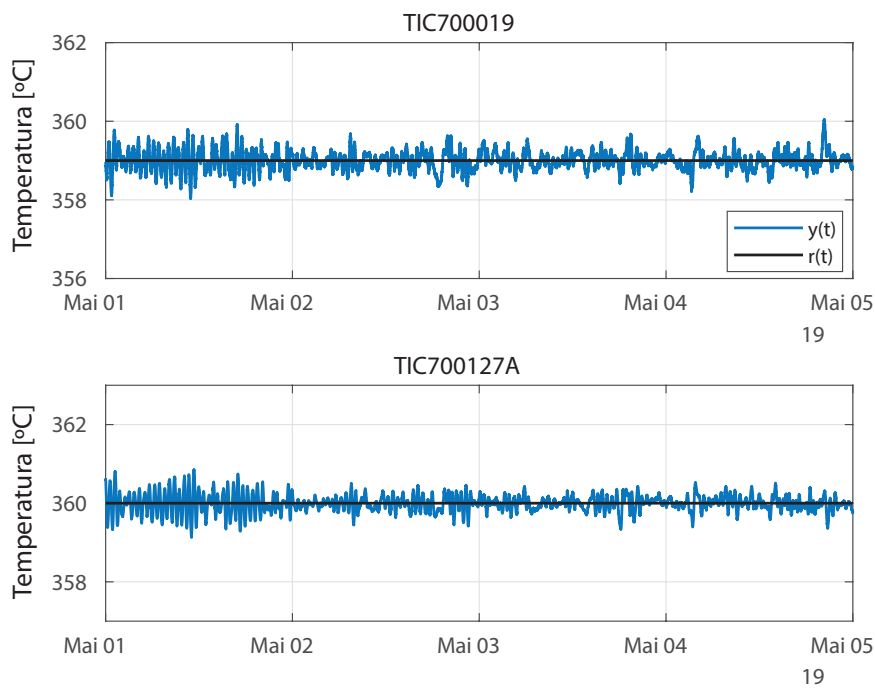
Fonte: Autor.

Figura 55 – Oscilações das temperaturas no primeiro reator entre os dias 01 e 05 de maio.



Fonte: Autor.

Figura 56 – Oscilações das temperaturas no segundo reator entre os dias 01 e 05 de maio.



Fonte: Autor.

Tabela 6 – Modelos de referência e parâmetros do controlador descentralizado calculado a partir dos dados.

Malha	Modelo de Referência	K_p	T_i	T_d
TIC013	$\frac{0,0025}{q^{77}(q - 0,95)}$	0,449	732,75	243,17
TIC097A	$\frac{0,01}{q^{50}(q - 0,99)}$	-2,25	889,03	0
TIC019	$\frac{0,0016}{q^{50}(q - 0,96)}$	-4,72	666,54	83,84
TIC127A	$\frac{0,015}{(q - 0,985)}$	-5,21	329,01	58,17

Tabela 7 – Índices de erro para as malhas de temperaturas entre os dias 01 e 05 de maio.

Malha	Índice de erro
TIC013	$J_{13} = 0,2352 \text{ } ^\circ C$
TIC097A	$J_{97} = 0,2407 \text{ } ^\circ C$
TIC019	$J_{19} = 0,2567 \text{ } ^\circ C$
TIC127A	$J_{127} = 0,2293 \text{ } ^\circ C$
Total	$J_{tot} = 0,9619 \text{ } ^\circ C$

6.4 Projeto de Controlador MIMO Centralizado - VRFT

Também foi realizada a sintonia de um controlador MIMO para a planta HDT. Foi realizada a sintonia considerando apenas os sete controladores mais relevantes, para simplificar sua implementação. Como o sistema apresenta uma relação direta apenas entre um leito e o seguinte, a classe de controladores que será utilizada é:

$$C(q,p) = \begin{bmatrix} C_{11}(q,p) & 0 & 0 & 0 \\ C_{21}(q,p) & C_{22}(q,p) & 0 & 0 \\ 0 & C_{32}(q,p) & C_{33}(q,p) & 0 \\ 0 & 0 & C_{43}(q,p) & C_{44}(q,p) \end{bmatrix},$$

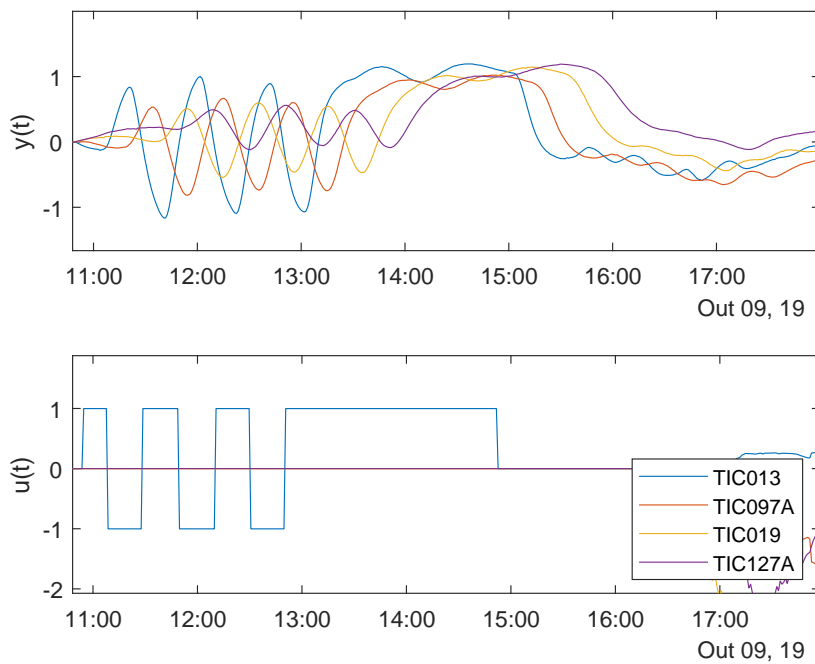
onde os controladores são colocados de forma que erros nas temperaturas dos leitos afetam seu próprio atuador (como no caso SISO) e o atuador do leito seguinte.

6.4.1 Coleta de Dados

Apesar do bom funcionamento inicial da sintonias SISO, após uma parada da unidade que modificou o comportamento do sistema, o controlador desacoplado passou a gerar grandes oscilações nas temperaturas. Por isso, uma abordagem MIMO foi sugerida, já que ela pode lidar melhor com a natureza bastante acoplada da planta. A sintonia MIMO foi realizada com dados de experimentos mais novos, realizados num momento em que

a planta operava com menor carga e com alta reciclagem, reduzindo a reatividade da carga. Isso não é o ideal, já que para o controle baseado em dados o ideal é que os dados representem o ponto de operação normal do sistema. Foi realizado um experimento do relé no primeiro leito e foram realizados experimentos em malha aberta para cada um dos outros leitos. Durante os experimentos foram coletadas as temperaturas das quatro malhas, para podermos utilizar as técnicas MIMO. Os dados coletados dos experimentos são mostrados nas Figuras 57, 58 e 59. Cada variável foi reduzida de seu valor inicial para que todas fiquem visíveis em um mesmo gráfico.

Figura 57 – Dados do experimento do relé na malha TIC013.



Fonte: Autor.

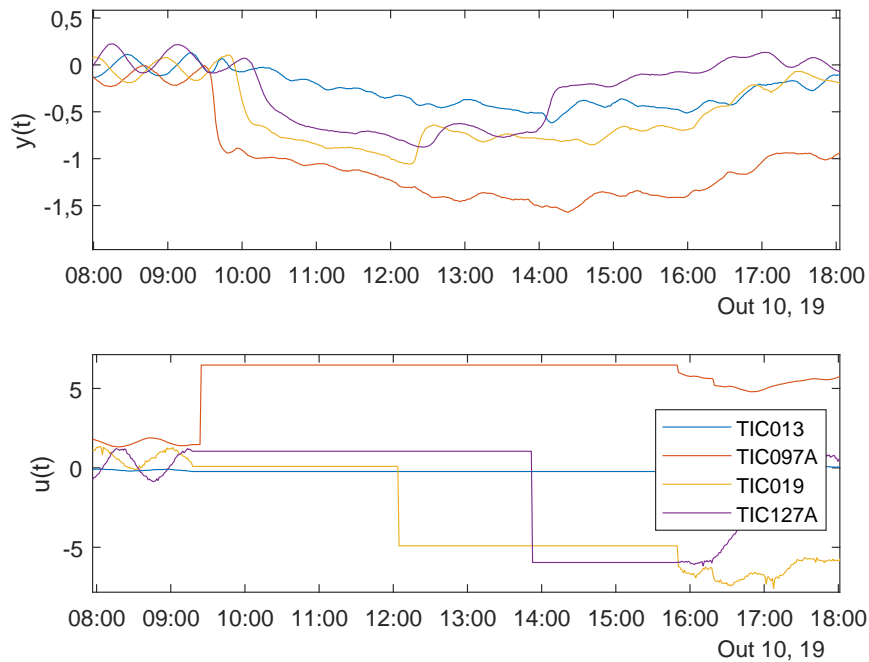
6.4.2 Modelo de referência

Para automatizar a escolha do modelo de referência, é calculado um modelo para o sistema. Com base nos dados dos ensaios, foi calculado um modelo ARX de primeira ordem com atraso para cada elemento da matriz triangular inferior na forma:

$$G_{ij}(q, k_{ij}, p_{ij}, at_{ij}) = \begin{cases} \frac{k_{ij}}{q - p_{ij}} q^{-at_{ij}}, & \text{para } j \leq i \\ 0, & \text{cc.} \end{cases}$$

Os índices i e j indicam os elementos de $G(q, \Theta)$, sendo Θ o vetor que inclui os parâmetros de cada elementos $G_{ij}(q, k_{ij}, p_{ij}, at_{ij})$ e sendo as variáveis de entrada e saídas das malhas TIC013, TIC097A, TIC019 e TIC127A colocadas nesta ordem. O atraso at_{ij} não pode

Figura 58 – Dados de experimento em malha aberta nas malhas TIC097A, TIC019 e TIC127A.



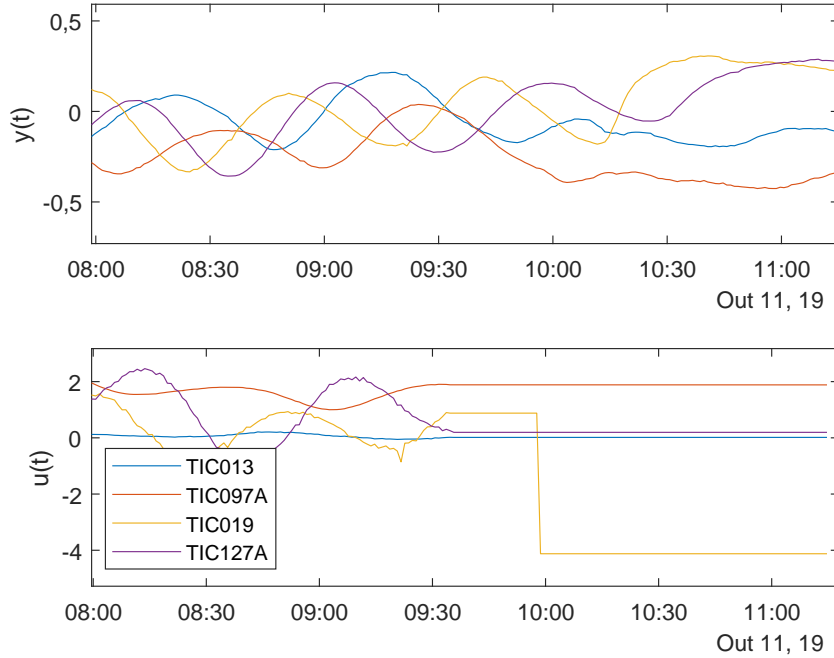
Fonte: Autor.

ser estimado durante a estimação dos outros parâmetros, portanto, o seguinte algoritmo foi utilizado: calculando-se o atraso que resulta na maior correlação (Mc) entre a entrada j e a saída i , estima-se os modelos considerando atrasos desde $Mc/2$ a $2Mc$, escolhendo-se o modelo que resulta no menor erro quadrático entre a simulação com entrada do experimento e a saída lida. O modelo resultante foi:

$$G(\hat{\rho}) = \begin{bmatrix} \frac{0,109}{q^{14}(q-0,91)} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{0,065}{q^{27}(q-0,94)} & \frac{-0,022}{q^{10}(q-0,88)} & 0 & 0 \\ \frac{0,052}{q^{47}(q-0,95)} & \frac{-0,008}{q^{27}(q-0,95)} & \frac{-0,002}{q^{15}(q-0,98)} & 0 \\ \frac{0,029}{q^{62}(q-0,98)} & \frac{-0,007}{q^{43}(q-0,96)} & \frac{-0,002}{q^{29}(q-0,99)} & \frac{-0,006}{q^9(q-0,94)} \end{bmatrix}. \quad (85)$$

O comportamento desejado é o seguimento de referência das temperaturas dos leitos e que se reduza a propagação de variações da temperatura de um leito para os próximos. Para isso, o modelo de referência terá elementos apenas na diagonal principal (com ganho estacionário unitário) e na diagonal abaixo (com ganho estacionário nulo) para tornar o modelo de referência mais facilmente alcançado. Foi criado um fator de melhoria M que pode ser escolhido pelo projetista para indicar quão mais rápida do que a resposta em malha aberta é a resposta desejada em malha fechada, isso sem contar os atrasos, que não podem ser reduzidos por meio de um controlador. Este valor é dado em porcentagem e

Figura 59 – Dados de experimento em malha aberta nas malhas TIC097A, TIC019 e TIC127A.



Fonte: Autor.

deve ser menor que 100 e modifica os polos do modelo por

$$\rho_{ijM} = \rho_{ij}^{\frac{100}{100-M}}.$$

A partir dos polos e atrasos determinados pelo modelo calculado e pelo fator de melhoria, os elementos do modelo de referência estimado são

$$T_{dij}(q) = \begin{cases} \frac{1 - \rho_{iiM}}{q - \rho_{iiM}} q^{-at_{ii}}, & \text{para } i = j \\ \frac{K(q-1)}{(q - \rho_{iiM})(q - \rho_{jjM})} q^{-at_{ij}}, & \text{para } i = j + 1 \\ 0, & \text{c.c.} \end{cases}$$

com K escolhido como -3 .

A classe escolhida para o controlador, assim como o modelo de referência, terá elementos não nulos apenas na diagonal principal e e na diagonal abaixo, sendo os elementos da diagonal PIDs e os fora da diagonal, PID com atrasos definidos conforme (77), baseado nos atrasos obtidos pelo modelo (85).

6.4.3 Resultados

Utilizando todos os dados obtidos entre os dias 09 e 11 de Outubro de 2019, foram calculados os controladores por meio da técnica VRFT MIMO, resultando nos parâme-

tros para os controladores mostrados na Tabela 8. Estes parâmetros foram enviados aos responsáveis pela planta, mas ainda não foram implementados.

Tabela 8 – Parâmetros do controlador MIMO centralizado calculado a partir dos dados.

Elemento	K_p	T_i	T_d
C11	0,33	689,93	236,72
C22	-2,08	499,93	27,22
C33	-1,54	566,85	82,83
C44	-3,23	523,88	172,69
C21	1,44	445,56	95,51
C32	2,01	263,91	92,54
C43	0,87	312,26	200,08

7 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou algumas contribuições aos métodos não iterativos de projeto de controladores baseado em dados, com o objetivo de superar barreiras que reduzem a amplitude de suas aplicações industriais. Visou-se tornar os métodos mais confiáveis e ampliar sua aplicação para outras estruturas de controle MIMO.

Uma das contribuições realizadas foi a análise do efeito que perturbações durante os experimentos causa sobre os controladores resultantes dos métodos VRFT e OCI. Observou-se os benefícios da aplicação de filtros no método OCI, reduzindo o custo MR e o número de controladores calculados que acabavam por instabilizar o sistema. Estes resultados são importantes pois dão maior confiabilidade ao uso das técnicas a partir de dados de aplicação do processo, coletados a partir de sistemas supervisórios. Nesses casos onde um experimento não é realizado com o objetivo de sintonizar o controlador, muitas vezes a escolha de um período de dados onde não é apresentada perturbação alguma pode ser bastante difícil. A possibilidade de aplicar estas técnicas sem a necessidade de parar ou perturbar a planta com um ensaio, porém, é uma vantagem considerável destas técnicas.

Outra contribuição foi o desenvolvimento do filtro para o método OCI que aproxima os parâmetros encontrados pela técnica do ponto de mínimo do custo MR, quando o controlador ideal não pertence à classe de controladores desejada. Este filtro mostrou ter um desempenho volátil, funcionando bem quando o ensaio não apresenta ruídos e em alguns exemplos com ruído baixo, mas obtendo altas variâncias em alguns casos como nos exemplos SISO com ruído. Com isso, a aplicação prática do filtro completo pode ser realizada com cautela, sendo o filtro mais simples $T_d(q)(1 - T_d(q))$ também benéfico aos resultados, porém mais estável.

Por último, também foi realizada a adaptação dos métodos baseados em dados para classes de controladores descentralizados com desacopladores (C+D), de forma a obter resultados próximos ou melhores dos da classe de controladores MIMO centralizados. Métodos que dependam da classe do controlador ser linear (como o VRFT) podem ser usadas com grandes restrições, enquanto métodos que possibilitem o cálculo de controladores não lineares podem ser usados com maior liberdade. Os resultados apresentados

foram bastante promissores, porém a otimização dos parâmetros se mostrou bastante sensível aos valores iniciais da busca.

A partir deste trabalho, seria interessante verificar para quais situações é mais indicada a utilização o filtro completo do OCI ou do simplificado, de forma que os benefícios da redução do viés não sejam ofuscados pelo aumento da variância do resultado. Também seria interessante analisar quanto o algoritmo de otimização influencia nos resultados, tanto do filtro quanto dos controladores C+D e verificar qual algoritmo ofereceria os melhores resultados. Dentro, também, da eficiência dos algoritmos de otimização, a definição de melhores parâmetros iniciais para a busca ou de maneiras de reduzir o efeito destes parâmetros sobre os resultados seria de grande proveito, dada a sensibilidade a isso demonstrada pelo uso do OCI para estimação de controladores C+D.

REFERÊNCIAS

ARENGAS, D.; KROLL, A. A search method for selecting informative data in predominantly stationary historical records for multivariable system identification. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM THEORY, CONTROL AND COMPUTING (ICSTCC)*, 21., 2017, Sinaia. **Proceedings [...]** IEEE, 2017. p. 100–105.

BAZANELLA, A. S.; CAMPESTRINI, L.; ECKHARD, D. **Data-driven controller design**. Dordrecht: Springer, 2012. 222 p. (Communications and Control Engineering, v. 91).

BEJARANO, G. *et al.* **Benchmark for PID control of refrigeration systems based on vapour compression**. Ghent: Universiteit Gent, 2017.

CAMPESTRINI, L. **Contribuições para métodos de controle baseados em dados obtidos em apenas um experimento**. 2010. 119 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2010.

CAMPESTRINI, L. *et al.* Virtual reference feedback tuning for non-minimum phase plants. **Automatica**, Budapest, v. 47, p. 1778–1784, Aug. 2011.

CAMPESTRINI, L. *et al.* Unbiased MIMO VRFT with application to process control. **Journal of Process Control**, Amsterdam, v. 39, p. 35–49, 2016.

CAMPESTRINI, L. *et al.* Data-driven model reference control design by prediction error identification. **Journal of the Franklin Institute**, Amsterdam, v. 354, n. 6, p. 2628–2647, 2017.

CAMPI, M. C.; LECCHINI, A.; SAVARESI, S. M. Virtual reference feedback tuning (VRFT): a new direct approach to the design of feedback controllers. *In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL (CAT. NO.00CH37187)*, 39., 2000, Sydney. **Proceedings [...]** IEEE, 2000. v. 1, p. 623–629.

CAMPI, M.; SAVARESI, S. Direct nonlinear control design: the virtual reference feedback tuning (VRFT) approach. **Automatic Control, IEEE Transactions on**, Piscataway, v. 51, p. 14 – 27, Feb. 2006.

DESHPANDE, P. **Multivariable process control**. Research Triangle Park: Instrument Society of America, 1989.

ECKHARD, D.; CAMPESTRINI, L.; CHRIST BOEIRA, E. Virtual disturbance feedback tuning. **IFAC Journal of Systems and Control**, Amsterdam, v. 3, p. 23–29, Feb. 2018.

FLETCHER, R. **Practical methods of optimization**. 2nd. ed. New York: John Wiley & Sons, 1987.

FORMENTIN, S.; SAVARESI, S.; RE, L. Non-iterative direct data-driven controller tuning for multivariable systems: theory and application. **Control Theory & Applications, IET**, Stevenage, v. 6, p. 1250–1257, June 2012.

FORMENTIN, S. *et al.* Data-driven design of braking control systems. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, Piscataway, v. 21, n. 1, p. 186–193, Jan. 2013.

GARCIA, C. S.; BAZANELLA, A. S. Extraction of informative subsets from routine operating data for use in data-driven control. *In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL (CDC)*, 58., 2019, Nice. **Proceedings [...]** IEEE, 2019. p. 8392–8397.

GE, S.; HANG, C.; ZHANG, T. Nonlinear adaptive control using neural networks and its application to CSTR systems. **Journal of Process Control**, Amsterdam, v. 9, n. 4, p. 313–323, Aug. 1999.

GEVERS, M. *et al.* Identification and the information matrix: how to get just sufficiently rich? **IEEE Transactions on Automatic Control**, Piscataway, v. 54, n. 12, p. 2828–2840, 2009.

GONÇALVES DA SILVA, G. R. **Especificação do modelo de referência em projeto de controladores multivariáveis discretos**. 2016. 79 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2016.

GONCALVES DA SILVA, G. R.; BAZANELLA, A. S.; CAMPESTRINI, L. On the choice of an appropriate reference model for control of multivariable plants. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, Piscataway, p. 1–13, 2018.

GONÇALVES DA SILVA, G. R.; CAMPESTRINI, L.; BAZANELLA, A. S. Multivariable virtual reference feedback tuning for non-minimum phase plants. **IEEE Control Systems Letters**, Piscataway, v. 2, n. 1, p. 121–126, Jan. 2018.

GOODWIN, G. **Adaptive filtering prediction and control**. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1984.

HJALMARSSON, H.; GUNNARSSON, S.; GEVERS, M. A convergent iterative restricted complexity control design scheme. *In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL*, 33., 1994, Buena Vista. **Proceedings [...]** IEEE, 1994. v. 2, p. 1735–1740.

HUFF, D. D. **Identificação por meio do erro de predição aplicada ao projeto baseado em dados de controladores multivariáveis**. 2019. 108 p. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2019.

HUFF, D. D.; DA SILVA, G. R.; CAMPESTRINI, L. Data-driven control design by prediction error identification for a refrigeration system based on vapor compression. **IFAC-PapersOnLine**, Ghent, v. 51, n. 4, p. 704 – 709, 2018.

HUFF, D. *et al.* Data-driven control design by prediction error identification for multivariable systems. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Heidelberg, Apr. 2019.

JANSSON, H.; HJALMARSSON, H. Gradient approximations in iterative feedback tuning for multivariable processes. **International Journal of Adaptive Control and Signal Processing**, New Jersey, v. 18, n. 8, p. 665–681, 2004.

KAMMER, L. C.; BITMEAD, R. R.; BARTLETT, P. L. Direct iterative tuning via spectral analysis. *In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL (CAT. NO.98CH36171)*, 37., 1998, Tampa. **Proceedings [...]** IEEE, 1998. v. 3, p. 2874–2879.

KARIMI, A.; MISKOVIC AND, L.; BONVIN, D. Iterative correlation-based controller tuning. **International Journal of Adaptive Control and Signal Processing**, New Jersey, v. 18, n. 8, p. 645–664, 2004.

KARIMI, A.; VAN HEUSDEN, K.; BONVIN, D. Non-iterative data-driven controller tuning using the correlation approach. *In: EUROPEAN CONTROL CONFERENCE (ECC)*, 2007, Kos. **Proceedings [...]** IEEE, 2007. p. 5189–5195.

LAGARIAS, J. C. *et al.* Convergence properties of the nelder-mead simplex Mmethod in low dimensions. **SIAM Journal of Optimization**, Philadelphia, v. 9, p. 112–147, 1998.

LJUNG, L. **System identification: theory for the user**. New Jersey: Pearson Education, 1998.

LJUNG, L. **System identification toolbox for use with MATLAB**. Massachusetts: The MathWorks Inc, 2011.

MACFARLANE, A. G. J.; KARCANIAS, N. Poles and zeros of linear multivariable systems : a survey of the algebraic, geometric and complex-variable theory. **International Journal of Control**, London, v. 24, n. 1, p. 33–74, 1976.

NAKAMOTO, M. An application of the virtual reference feedback tuning for an MIMO process. *In: SICE 2004 ANNUAL CONFERENCE, 2004, Sapporo. Proceedings [...]* IEEE, 2004. v. 3, p. 2208–2213.

NORMEY-RICO, J. E.; CAMACHO, E. F. Dead-time compensators: a survey. **Control Engineering Practice**, Amsterdam, v. 16, n. 4, p. 407–428, 2008.

ROJAS, J. D.; BAEZA, J. A.; VILANOVA, R. Three degrees of freedom virtual reference feedback tuning design and its application to wastewater treatment plant control. *In: IFAC WORLD CONGRESS, 18., 2011, Milano. Proceedings [...]* Elsevier, 2011. v. 44, p. 7144–7149.

SKOGESTAD, S.; POSTLETHWAITE, I. **Multivariable feedback control** : analysis and design. Hoboken: John Wiley, 2005.

VARRIALE DA SILVA, E.; CAMPESTRINI, L. The effects of disturbances in non-iterative data-driven controller design. *In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 14., 2019. Anais [...]* Galoa, 2019. p. 1–6.

VÁZQUEZ, F.; MORILLA, F. Tuning decentralized pid controllers for MIMO systems with decouplers. *In: IFAC PROCEEDINGS VOLUMES, 2002, Barcelona. Proceedings [...]* Elsevier, 2002. v. 15, n. 1, p. 349–354.

WADE, H. L. Inverted decoupling: a neglected technique. **ISA Transactions**, Amsterdam, v. 36, n. 1, p. 3–10, 1997.

WOOD, R. K.; BERRY, M. W. Terminal composition control of a binary distillation column. **Chemical Engineering Science**, Amsterdam, v. 28, n. 9, p. 1707–1717, 1973.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. Optimum Settings for Automatic Controllers. **Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control**, New York, v. 115, n. 2B, p. 220–222, June 1993.