

Projeto Não Iterativo de Controlador PI Baseado em Dados Aplicado a um Módulo Didático com Interface Web^{*}

Victor Marinho Espínola Freire^{*} Anna Paula V. de A. Aguiar^{*}
George Acioli Júnior^{*} Vinícius B. de Sá Formiga^{*}
Egydio Tadeu Gomes Ramos^{*} Péricles Rezende Barros^{*}

^{*} Departamento de Engenharia Elétrica - DEE
Universidade Federal de Campina Grande - UFCG
58429-900, Campina Grande - PB - Brasil
(email: [victor.freire,anna.aguiar,vinicius.formiga,
egydio.ramos]@ee.ufcg.edu.br, e
[georgeacioli,prbarros]@dee.ufcg.edu.br)

Abstract: This article presents a review and a comparative study, in a laboratory practice context, of data-driven control techniques *Virtual Reference Feedback Tuning* (VRFT), *Non-iterative Correlation-based Tuning* (NCbT) and *Optimal Controller Identification* (OCI). The application results of these techniques, in the design of a didactic temperature module, are used to make the comparison. The experiments required for building the data collection are performed remotely through a web interface.

Resumo: Este artigo apresenta uma revisão e um estudo comparativo, em um contexto de prática laboratorial, das técnicas de controle baseadas em dados *Virtual Reference Feedback Tuning* (VRFT), *Non-iterative Correlation-based Tuning* (NCbT) e *Optimal Controller Identification* (OCI). Os resultados das aplicações dessas técnicas, no projeto de controle de um módulo didático de temperatura, são utilizados para fazer a comparação. Os experimentos necessários para a coleta dos dados são realizados de maneira remota por meio de uma interface web.

Keywords: Controle baseado em dados, VRFT, NCbT, OCI, controle PI, Interface Web

Palavras-chaves: Data-Driven Control, VRFT, NCbT, OCI, PI control, Web Interface

1. INTRODUÇÃO

Sistemas de controle eficientes consideram informações sobre a natureza do processo a ser controlado, com o intuito de satisfazer um conjunto de especificações de desempenho. Características importantes, como a estabilidade do sistema em malha fechada, velocidade do rastreamento da referência e a capacidade em rejeitar o efeito de sinais exógenos no controle do processo são analisadas.

O controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) vem sendo bastante utilizado na indústria de processos (Nisi et al., 2019). Além da simplicidade de implementação e de manutenção, esse controlador pode ter seus parâmetros ajustados facilmente, quando comparado com outros controladores.

A partir da década de 1960, diversas pesquisas desenvolveram técnicas baseadas no modelo do processo (*Model-Based Control* - MBC) para o ajuste dos parâmetros do controlador PID (Albertos and Piqueras, 2012). Porém, no decorrer dos anos, tal abordagem apresentou limitações no projeto do controlador, devido ao alto nível de complexidade de alguns processos. Com o avanço da ciência e da

tecnologia, a partir da década de 1990, cresceu o interesse por técnicas baseadas em dados (*Data-Driven Control* - DDC). Elas se apresentam como uma solução para suprir as limitações da teoria MBC.

Por definição, DDC inclui todas as técnicas de ajuste de controladores que utilizam diretamente dados de entrada e de saída do processo, adquiridos em malha aberta ou em malha fechada. A sintonia não depende, explicitamente, de representações matemáticas do processo, e pode ser feita de modo *on-line* ou *off-line*. A estabilidade, convergência e robustez do sistema podem ser garantidas por meio de uma rigorosa análise matemática, sob certas suposições razoáveis (Hou and Wang, 2013).

As técnicas DDC podem ser **iterativas** - aquelas que utilizam vários experimentos para ajustar o controlador - ou **não iterativas** - aquelas que precisam de apenas um conjunto de dados para ajustar o controlador. Em Freire et al. (2020) foram revisadas duas técnicas iterativas que utilizam dados *off-line* no processo de resintonia (*Iterative Feedback Tuning* - IFT (Hjalmarsson et al., 1994) e *Correlation-based Tuning* - CbT (Karimi et al., 2002)). Além disso, elas foram aplicadas no projeto do controle de temperatura de um módulo didático, sendo os resultados obtidos utilizados para compará-las.

^{*} Esse trabalho foi realizado com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

O objetivo desse artigo é comparar as técnicas não iterativas, que utilizam dados *off-line*: *Virtual Reference Feedback Tuning* - VRFT (Campi et al., 2000), *Non-iterative Correlation-based Tuning* - NCbT (Karimi et al., 2007) e *Optimal Controller Identification* - OCI (Campestrini et al., 2017). Dessa forma, essas técnicas são aplicadas no projeto de controle do mesmo módulo didático utilizado em Freire et al. (2020). A coleta de dados do módulo didático é realizada de forma remota, por meio de uma interface web desenvolvida com fins educacionais, inicialmente apresentada em Freire et al. (2020).

Como mostrado em Chevalier et al. (2016), o uso de laboratórios remotos, nos quais os alunos acessam, via internet, equipamentos para realização de experimentos, geram efeitos positivos no aprendizado. A fim de aprimorar ainda mais esse aprendizado, esse artigo contempla melhorias à interface web, para que o estudante tenha uma maior interação com o experimento.

O artigo está organizado como segue: A situação-problema é definida na Seção 2. O módulo didático sob estudo, além da interface web v2.0, são apresentados na Seção 3. As teorias do VRFT, NCbT e OCI são revisadas nas Seções 4, 5 e 6, respectivamente. Os resultados experimentais das aplicações das técnicas consideradas no módulo didático são discutidos na Seção 7. Na Seção 8, as conclusões sobre a eficiência e a aplicabilidade de cada técnica são apresentadas.

2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Considere a malha fechada mostrada na Figura 1, em que $G(q^{-1})$ é um processo monovariável (*Single-Input Single-Output* - SISO), linear e invariante no tempo (*Linear Time-Invariant* - LTI) não conhecido. O controlador $C(\theta, q^{-1})$ do tipo PI é dado por:

$$C(\theta, q^{-1}) = K_p + K_i \frac{h q^{-1}}{1 - q^{-1}}, \quad (1)$$

em que, $\theta = [K_p \ K_i]$ é o vetor de parâmetros do controlador, sendo K_p o ganho proporcional e K_i o integral, h é o período de amostragem e q^{-1} é o operador de atraso. Os sinais de referência, de entrada e de saída do processo e o ruído são dados por: $r(t)$, $u(\theta, t)$, $y(\theta, t)$ e $v(t)$, respectivamente. Além disso, $M(q^{-1})$ é o modelo de referência da malha fechada e $\varepsilon_{oe}(\theta, t)$ é o erro entre a malha fechada real e o modelo de referência.

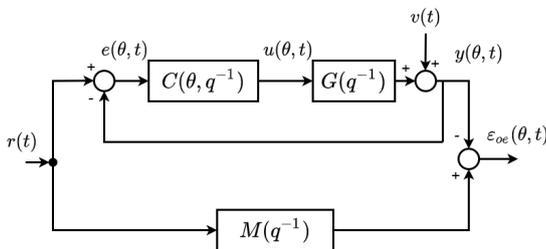


Figura 1. Diagrama de blocos do problema de controle do modelo de referência

O problema é sintonizar o controlador para gerar uma malha fechada correspondente ao modelo de referência $M(q^{-1})$, sem o conhecimento do modelo do processo. Ou

seja, o objetivo é fazer com que o erro de saída de malha fechada $\varepsilon_{oe}(\theta, t)$ tenda a zero.

3. MÓDULO DIDÁTICO E INTERFACE WEB V2.0

Nessa seção são apresentados os componentes presentes no módulo didático e seu princípio de funcionamento. Também são discutidas as limitações presentes na versão inicial da interface web e as medidas tomadas para superá-las. Em seguida, são mostrados os passos necessários para que o usuário possa fazer o experimento de forma remota por meio da interface.

3.1 Módulo didático de temperatura e versão inicial da interface web

Apresentado originalmente em Lima et al. (2018), o módulo didático de temperatura consiste em dois transistores acionados por um sinal PWM - *Pulse Width Modulation* e dois sensores LM35, Figura 2. Assim, pode ser utilizado para implementação de duas estruturas de controle, sendo elas: controle para um sistema SISO, ou com duas entradas e duas saídas (*Two-Input Two-Output* - TITO).

A fim de possibilitar o acesso remoto ao módulo, em Freire et al. (2020), foi apresentada uma interface web. No entanto, essa versão inicial ainda apresentava as seguintes limitações:

- (1) Necessidade do uso de uma DLL (*Dynamic-Link Library*) do MATLAB® para comunicação e exibição do experimento em tempo real;
- (2) Sinal de excitação definido inicialmente, sem a possibilidade de alterá-lo no decorrer do experimento.

Dessa forma, uma nova versão foi desenvolvida para eliminar essas duas limitações, tornando-se totalmente independente de outros *softwares*. Além disso, passou a apresentar uma GUI (*Graphical User Interface*) para que a variável manipulada possa ser modificada ao longo do experimento.

3.2 Interface web v2.0 - Laboratório remoto

A interface web possibilita acesso a alguns equipamentos existentes no laboratório. Dessa forma, o primeiro passo, para ter acesso ao módulo, é selecionar a “Placa Térmica”. Em seguida, na janela mostrada na Figura 2, deve ser definida a estrutura de controle desejada: SISO ou TITO.

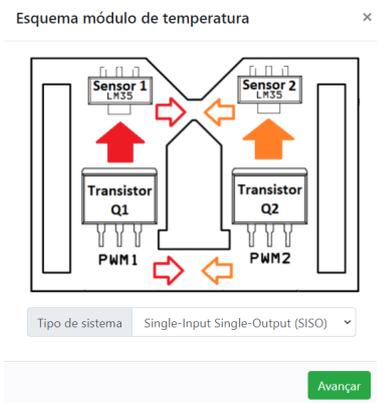


Figura 2. Laboratório remoto: Esquema módulo de temperatura (Lima et al., 2018).

Ao clicar em “Avançar”, Figura 2, uma nova janela será aberta, Figura 3, para que sejam inseridas as configurações gerais do experimento. Caso seja selecionado o modo de operação em malha fechada, será possível inserir os parâmetros do controlador nesta janela.

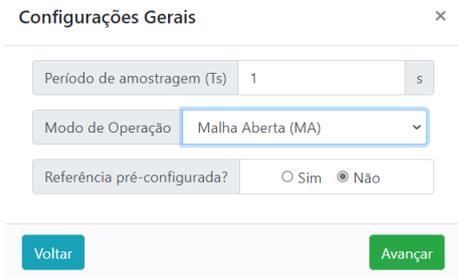


Figura 3. Laboratório remoto: Configurações gerais.

Em seguida, deve ser realizada a configuração serial. Para isso o usuário deve escolher a porta COM e clicar em “Testar”, ver Figura 4. Caso não ocorra erro de comunicação, ele poderá ser redirecionado a janela do experimento, clicando em “Avançar”.



Figura 4. Laboratório remoto: Configuração serial.

Na janela do experimento, Figura 5, para iniciar/parar um novo experimento o usuário deverá clicar no botão “Iniciar/Parar”. Por padrão, o experimento de malha aberta começa com o sinal de controle igual a 0%, porém o usuário pode manipulá-lo no decorrer do experimento. Ao final, ele poderá baixar os dados em um arquivo no formato .txt, clicando primeiro em “Parar” e depois em “Salvar”.



Figura 5. Laboratório remoto: Experimento remoto.

4. VIRTUAL REFERENCE FEEDBACK TUNING - VRFT

VRFT é uma abordagem não iterativa proposta em Campi et al. (2000) que utiliza no máximo dois conjuntos de dados para o ajuste de um controlador de estrutura fixa. Essa técnica formula o problema de sintonia como um problema de identificação dos parâmetros do controlador, por meio da introdução de um sinal de referência virtual.

O objetivo de controle é a minimização do seguinte critério:

$$J_{MR}(\theta) = \left\| \frac{C(\theta, q^{-1})G(q^{-1})}{1 + C(\theta, q^{-1})G(q^{-1})} - M(q^{-1}) \right\|^2. \quad (2)$$

Como o modelo da planta $G(q^{-1})$ não é conhecido, se torna inviável minimizar (2). Assim, desconsiderando o ruído $v(t)$, define-se o sinal de referência virtual:

$$\bar{r}(t) = M(q^{-1})^{-1}y(t), \quad (3)$$

obtido a partir do sinal de saída $y(t)$. Portanto, encontra-se qual seria o sinal de referência necessário para gerar o sinal de entrada $u(t)$ e de saída $y(t)$, caso o sistema já estivesse se comportando conforme desejado. O diagrama de blocos do método VRFT pode ser visto na Figura 6.

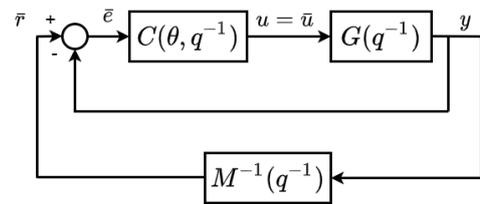


Figura 6. Diagrama de blocos do VRFT.

A partir da referência virtual, o erro virtual é computado:

$$\bar{e}(t) = \bar{r}(t) - y(t) = (M^{-1}(q^{-1}) - 1)y(t). \quad (4)$$

Dessa forma, é proposta a minimização da seguinte função de custo:

$$J_{VR}(\theta) = \|u(t) - C(\theta, q^{-1}) \cdot \bar{e}(t)\|^2. \quad (5)$$

Como o controlador PI é linearmente parametrizado:

$$C(\theta, q^{-1}) = \theta \cdot C(q^{-1})^T = [K_p \quad K_i] \cdot \left[1 \quad \frac{h q^{-1}}{1 - q^{-1}} \right]^T, \quad (6)$$

a nova função de custo pode ser expressa na forma:

$$J_{VR}(\theta) = \|u(t) - \theta \cdot C(q^{-1})^T \bar{e}(t)\|^2 \quad (7)$$

$$= \|u(t) - \theta \cdot \varphi(t)\|^2, \quad (8)$$

em que, o vetor de regressão é dado por:

$$\varphi(t) = C(q^{-1})^T \bar{e}(t). \quad (9)$$

Logo, utilizando o método dos mínimos quadrados, tem-se que os parâmetros do controlador sintonizados são:

$$\hat{\theta} = \left[\sum_{t=1}^N \varphi(t)^T \varphi(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \varphi(t)^T u(t). \quad (10)$$

O objetivo inicial do controle era minimizar (2) que está relacionada ao desempenho de seguimento de referência. Com o intuito de se evitar modelar a planta $G(q^{-1})$, o método VRFT minimiza (8) relacionada à identificação do controlador ótimo. Porém, esse resultado foi obtido desconsiderando o ruído.

4.1 Caso com ruído

Admitindo o caso em que o sistema é perturbado por um ruído aditivo, tem-se que a saída em malha aberta é:

$$y(t) = G(q^{-1})u(t) + v(t). \quad (11)$$

Assim, o sinal de controle $u(t)$ é decorrelacionado com o ruído $v(t)$. Se o algoritmo da referência virtual (3) for aplicado ao conjunto de dados inicial, o vetor de parâmetros do controlador obtido será tendencioso a esse conjunto de dados, resultando em uma diminuição significativa do desempenho.

Dessa forma, é proposto o uso de um vetor de variáveis instrumentais $\zeta(t)$ para neutralizar o efeito do ruído (Lennart, 1999), tal que:

$$\hat{\theta}_{IV} = \left[\sum_{t=1}^N \zeta(t)^T \varphi(t) \right]^{-1} \sum_{t=1}^N \zeta(t)^T u(t). \quad (12)$$

4.2 Escolha do vetor de variáveis instrumentais

Uma abordagem tradicional, como apresentado em Bazanella et al. (2011), para gerar o vetor de variáveis instrumentais é substituir a saída $y(t)$ por $y'(t)$ no vetor de regressão:

$$\zeta(t) = C(q^{-1})^T \frac{1 - M(q^{-1})}{M(q^{-1})} y'(t), \quad (13)$$

em que $y'(t)$ é a saída independente do ruído, ou seja, é um sinal similar a $y(t)$, porém sem a influência do ruído medido no experimento. Conseqüentemente, $\zeta(t)$ é um vetor decorrelacionado com o ruído e fortemente correlacionado com o vetor de regressão. A saída $y'(t)$ pode ser obtida por duas principais abordagens:

- **Experimento adicional:** Um segundo experimento é feito, utilizando o mesmo sinal de entrada $u(t)$ do primeiro. Desta forma, a saída obtida $y'(t)$ será diferente de $y(t)$, uma vez que as duas saídas serão afetadas por realizações diferentes do ruído. Portanto, os ruídos dos dois experimentos são decorrelacionados e, conseqüentemente, $\hat{\theta}_{IV}$ é assintoticamente igual a $\hat{\theta}$.
- **Identificação da planta:** É feita uma identificação do modelo da planta $\hat{G}(q^{-1})$ a partir dos dados experimentais obtidos no experimento de malha aberta, e então é simulado a saída $y'(t)$ a partir do mesmo sinal de entrada $u(t)$. Como o modelo é apenas uma estimativa da planta real, não pode-se garantir que $\hat{\theta}_{IV}$ é assintoticamente igual a $\hat{\theta}$.

Como o objetivo deste trabalho é sintonizar o controlador sem o conhecimento prévio do modelo matemático da planta, um experimento adicional é feito.

5. NON-ITERATIVE CORRELATION-BASED TUNING - NCBT

Proposto em Karimi et al. (2007), o método NCBT é uma alternativa a sua versão iterativa proposta em Karimi et al. (2002). O objetivo de controle é minimizar (2), no entanto, como o modelo da planta $G(q^{-1})$ não é conhecido, a norma é aplicada entre o erro de saída de malha fechada $\varepsilon_{oe}(\theta, t)$

para uma determinada referência $r(t)$. Porém, existem alguns problemas:

- (1) O critério (2) não é convexo com respeito aos parâmetros θ do controlador.
- (2) Cada avaliação do critério requer um novo ensaio experimental, o que leva a um procedimento iterativo lento.

5.1 Resolvendo o problema da convexidade

Em Karimi et al. (2007), é proposta a minimização de uma aproximação do erro de saída de malha fechada. Assume-se que $M(q^{-1})$ pode ser expresso na forma:

$$M(q^{-1}) = \frac{C_d(q^{-1})G(q^{-1})}{1 + C_d(q^{-1})G(q^{-1})}, \quad (14)$$

em que, $C_d(q^{-1})$ é o controlador ótimo. Assim, uma função de sensibilidade em função do modelo de referência pode ser analiticamente obtida:

$$\frac{1}{1 + C_d(q^{-1})G(q^{-1})} = 1 - M(q^{-1}). \quad (15)$$

O termo $1/(C(\theta)G)$ de (2) pode ser aproximado por $1/(C_d G) = 1 - M$. Logo, um novo critério pode ser definido:

$$J(\theta) = \|W[M - C(\theta)G(1 - M)]\|^2, \quad (16)$$

em que, W é um filtro que garante uma boa aproximação de $J(\theta)$ em relação a $J_{MR}(\theta)$. Como $C(\theta)$ é linearmente parametrizado em relação a θ , o critério (16) é convexo a respeito dos parâmetros do controlador. Outrossim, como C_d está dentro do conjunto \mathcal{C} do controlador parametrizado ($C_d = C(\theta^*)$), θ^* irá minimizar $J(\theta)$.

O novo diagrama é apresentado na Figura 7.

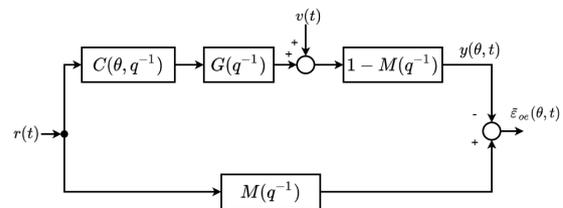


Figura 7. Diagrama de blocos do critério de otimização convexo $J(\theta)$.

A partir do diagrama de blocos do critério $J(\theta)$, é possível obter o novo erro de saída referente a malha direta:

$$\tilde{\varepsilon}_{oe}(\theta, t) = [M - C(\theta)G(1 - M)]r(t) - (1 - M)v(t). \quad (17)$$

Assim, percebe-se que na ausência do ruído ($v(t) = 0$), é possível minimizar o critério $J(\theta)$, a partir da minimização da norma de $W(q^{-1})\tilde{\varepsilon}_{oe}(\theta, t)$.

5.2 Resolvendo o problema da iteratividade

Também é mostrado em Karimi et al. (2007), que a segunda dificuldade pode ser contornada movendo o controlador $C(\theta)$ para depois do filtro $(1 - M)$ e excitando a planta em malha aberta com o sinal $u(t)$ (Figura 8).

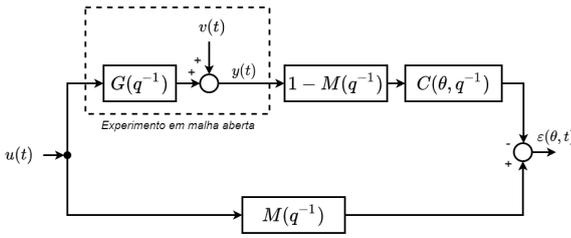


Figura 8. Diagrama de blocos de $J(\theta)$ por meio do experimento de malha aberta.

A partir do diagrama da Figura 8, percebe-se que o sinal de erro $\varepsilon(\theta, t)$ é uma função dos parâmetros do controlador:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\theta, t) &= Mu(t) - (1 - M)C(\theta)y(t) \\ &= [M - G(1 - M)C(\theta)]u(t) - (1 - M)C(\theta)v(t). \end{aligned} \quad (18)$$

Comparando (17) com (18), na ausência do ruído ($v(t) = 0$), $\varepsilon(\theta, t)$ é equivalente a $\tilde{\varepsilon}_{oe}(\theta, t)$. Já na presença do ruído, os dois erros são diferentes, porém uma abordagem de correlação pode ser usada para reduzir o efeito do ruído nos parâmetros estimados do controlador.

5.3 Minimização utilizando a abordagem de correlação

De acordo com a nova função de custo $J(\theta)$, o modelo de referência $M = C(\theta^*)G(1 - M)$ é obtido com o controlador ótimo $C(\theta^*)$. Assim,

$$\varepsilon(\theta^*, t) = -(1 - M)C(\theta^*)v(t). \quad (19)$$

Como $v(t)$ não é correlacionado com a entrada $u(t)$, o erro $\varepsilon(\theta^*, t)$ também não será. Logo, o objetivo é sintonizar o controlador $C(\theta)$, tal que $\varepsilon(\theta, t)$ seja descorrelacionado com $u(t)$. A função de correlação é dada por:

$$f(\theta) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E\{\zeta_W(t)\varepsilon(\theta, t)\}, \quad (20)$$

em que, $E[\cdot]$ denota o valor esperado da correlação. Já $\zeta_W(t)$ é um vetor de variáveis instrumentais correlacionado com $u(t)$ e descorrelacionado com o ruído:

$$\begin{aligned} \zeta_W(t) &= [u_W(t+l), u_W(t+l-1), \dots, \\ &u_W(t), u_W(t-1), \dots, u_W(t-l)]^T, \end{aligned} \quad (21)$$

com $u_W(t) = W(q^{-1})u(t)$ e l sendo um inteiro suficientemente grande. O critério de correlação é a norma da função de correlação

$$J_c(\theta) = f^T(\theta)f(\theta). \quad (22)$$

Nesse caso, o controlador ótimo é dado por:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} J_c(\theta). \quad (23)$$

5.4 Projeto do filtro

O filtro $W(q^{-1})$ tem o objetivo de fazer com que o critério de correlação $J_c(\theta)$ seja igual a $J_{MR}(\theta)$. Assim, inicialmente, a função de custo (2) é desenvolvida:

$$J_{MR} = \left\| \frac{[C_d - C(\theta)]G}{(1 + C(\theta)G)(1 + C_dG)} \right\|^2. \quad (24)$$

Pelo Teorema de Parseval, quando $l \rightarrow \infty$:

$$\begin{aligned} \lim_{l \rightarrow \infty} J_c(\theta) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |W[M - G(1 - M)C(\theta)]|^2 \phi_u^2(\omega) d\omega \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{|W|^2 |G|^2 |C_d - C(\theta)|^2}{|1 + C_dG|^2} \phi_u^2(\omega) d\omega, \end{aligned} \quad (25)$$

em que, $\phi_u(\omega)$ é o espectro do sinal de entrada. Os dois critérios são iguais quando:

$$|W(e^{j\omega})|^2 = \frac{1}{|1 + C(\theta, e^{-j\omega})G(e^{-j\omega})|^2 \phi_u^2(\omega)}. \quad (26)$$

Percebe-se que o filtro depende do controlador a ser sintonizado $C(\theta)$ e do modelo da planta $G(q^{-1})$, o qual não é conhecido. Porém, $C(\theta)$ pode ser aproximado por C_d , assim:

$$W(e^{-j\omega}) = \frac{1 - M(e^{-j\omega})}{\phi_u(\omega)}. \quad (27)$$

5.5 Sintonia do controlador

Como o controlador (6) é linearmente parametrizado, o erro $\varepsilon(\theta, t)$ pode ser expresso na forma:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\theta, t) &= Mu(t) - C(\theta)(1 - M)y(t) \\ &= u_M(t) - \phi^T(t)\theta, \end{aligned} \quad (28)$$

com $u_M(t) = M(q^{-1})u(t)$ e:

$$\phi(t) = C(q^{-1})^T(1 - M(q^{-1}))y(t). \quad (29)$$

Para um número finito de dados N , a função de correlação pode ser estimada como:

$$f_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta_W(t)\varepsilon(\theta, t) \quad (30)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta_W(t)[u_M(t) - \phi^T(t)\theta]. \quad (31)$$

Os parâmetros do controlador que minimizam o critério de correlação

$$J_N(\theta) = f_N^T(\theta)f_N(\theta) \quad (32)$$

podem ser obtidos utilizando o método dos mínimos quadrados:

$$\hat{\theta} = (Q^T Q)^{-1} Q^T Z, \quad (33)$$

em que,

$$Q = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta_W(t)\phi(t) \quad \text{e} \quad Z = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta_W(t)u_M(t). \quad (34)$$

6. OPTIMAL CONTROLLER IDENTIFICATION - OCI

Proposta em Campestrini et al. (2017), OCI é uma abordagem que requer apenas um experimento em malha aberta ou em malha fechada para o ajuste do controlador. Ela propõe a substituição do problema de controle do modelo de referência J_{MR} , pela identificação do inverso do controlador.

A lei de controle da malha fechada da Figura 1 é:

$$u(t) = C(\theta, q^{-1})(r(t) - y(t)), \quad (35)$$

em que, a referência é um sinal quase-estacionário e descorrelacionado com o ruído branco de média zero $w(t)$:

$$\bar{E}[r(t)w(s)] = 0 \quad \forall t, s \quad (36)$$

e

$$\bar{E}[f(t)] \triangleq \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N E[f(t)]. \quad (37)$$

A saída real da malha fechada pode ser expressa em função da equação de sensibilidade de saída:

$$y(\boldsymbol{\theta}, t) = C(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})G(q^{-1})S(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})r(t) + S(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})v(t), \quad (38)$$

em que, $v(t) = H(q^{-1})w(t)$, sendo $H(q^{-1})$ o modelo LTI do ruído. Ainda, de (14), percebe-se que o controlador ótimo pode ser obtido em função do modelo de referência e do modelo do processo:

$$C_d(q^{-1}) = \frac{1}{G(q^{-1})} \frac{M(q^{-1})}{1 - M(q^{-1})}. \quad (39)$$

O objetivo é expressar o sistema (11), em função do controlador ótimo. Isso pode ser feito invertendo a relação (39):

$$G(q^{-1}) = \frac{1}{C_d(q^{-1})} \frac{M(q^{-1})}{1 - M(q^{-1})}. \quad (40)$$

Considerando que $C_d(q^{-1}) \in \mathcal{C}$, o processo pode ser representando em função dos parâmetros do controlador:

$$G(\boldsymbol{\theta}, q^{-1}) = \frac{1}{C(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})} \frac{M(q^{-1})}{1 - M(q^{-1})}. \quad (41)$$

Assim, a tarefa é identificar uma estimativa $C(\hat{\boldsymbol{\theta}}, q^{-1})$ do controlador ótimo $C_d(q^{-1})$, dentro da classe \mathcal{C} de controladores PI.

O sistema (11) pode ser expresso como:

$$y(\boldsymbol{\Theta}, t) = G(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})u(t) + H(\boldsymbol{\Theta})w(t) = \frac{1}{C(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})} \frac{M(q^{-1})}{1 - M(q^{-1})} u(t) + H(\boldsymbol{\Theta})w(t), \quad (42)$$

em que, $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\eta}^T]$ e $\boldsymbol{\eta} \in \mathbb{R}^c$ é um vetor de parâmetros adicional que aparece no modelo do ruído. O controlador PI apresenta uma parte fixa $C^F(q^{-1})$ (devido ao polo em $q^{-1} = 1$), que não precisa ser identificada. Diante disso, ele pode ser definido como:

$$C(\boldsymbol{\theta}, q^{-1}) = C^I(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})C^F(q^{-1}). \quad (43)$$

Dessa forma, (42) pode ser reescrita

$$y(\boldsymbol{\Theta}, t) = \tilde{C}(\boldsymbol{\theta}, q^{-1})\tilde{u}(t) + H(\boldsymbol{\Theta}, q^{-1})w(t), \quad (44)$$

em que,

$$\tilde{C}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{C^I(\boldsymbol{\theta})} \quad \text{e} \quad \tilde{u}(t) = \frac{M}{C^F(1 - M)} u(t). \quad (45)$$

Assim, a partir dos dados de entrada e de saída, é possível estimar o vetor de parâmetros:

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\Theta}} V(\boldsymbol{\Theta}), \quad (46)$$

em que, a nova função de custo é

$$V(\boldsymbol{\Theta}) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|\epsilon(\boldsymbol{\Theta}, t)\|^2. \quad (47)$$

$\epsilon(\boldsymbol{\Theta}, t)$ é o erro de predição dado por:

$$\epsilon(\boldsymbol{\Theta}, t) \triangleq y(t) - \hat{y}(\boldsymbol{\Theta}, t | t - 1) \quad (48)$$

e

$$\hat{y}(\boldsymbol{\Theta}, t | t - 1) = H^{-1}(\boldsymbol{\Theta})\tilde{C}(\boldsymbol{\theta})\tilde{u}(t) + [1 - H^{-1}(\boldsymbol{\Theta})] y(t) \quad (49)$$

é o preditor ótimo um passo a frente associado ao modelo (42). Agora, o preditor é uma função do inverso do controlador ótimo e do modelo do ruído.

Portanto, ao invés de minimizar J_{MR} , que depende do modelo do processo, é proposto minimizar a função de custo $V(\boldsymbol{\Theta})$, que depende apenas dos dados conhecidos e dos modelos a serem identificados. Desse modo, como o problema se trata de uma identificação por erro de predição (PE), todas as propriedades da teoria de identificação por PE se aplicam. Logo,

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}} \rightarrow \boldsymbol{\Theta}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\Theta}} \bar{V}(\boldsymbol{\Theta}), \quad (50)$$

em que,

$$\bar{V}(\boldsymbol{\Theta}) = \bar{E} \|\epsilon(\boldsymbol{\Theta}, t)\|^2. \quad (51)$$

Ademais, visto que o objetivo é identificar apenas o controlador ótimo, e não o modelo do processo, a identificação de $H(q^{-1})$ não tem interesse no projeto do controlador.

7. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta seção, são apresentados os resultados experimentais da aplicação das técnicas VRFT, NCbT e OCI no módulo didático. A ideia é projetar um controlador PI para uma malha de temperatura do módulo (ver Seção 3). Os experimentos foram realizados utilizando a interface web.

7.1 Experimento em malha aberta e escolha do modelo de referência

No método VRFT são necessários dois experimentos em malha aberta, para que o controlador seja sintonizado. Já para os outros dois métodos, apenas um. Assim, nos dois experimentos, o período de amostragem h foi igual a 1 segundo e o sinal de controle foi configurado em 20%, por 1500s, para que o sistema chegasse no seu ponto de operação (38°C). Em seguida, dois períodos de 3000s de uma quadrada foram utilizados, variando o sinal de controle entre 20% e 30%, para representar dois degraus de aquecimento e dois degraus de resfriamento, Figura 9.

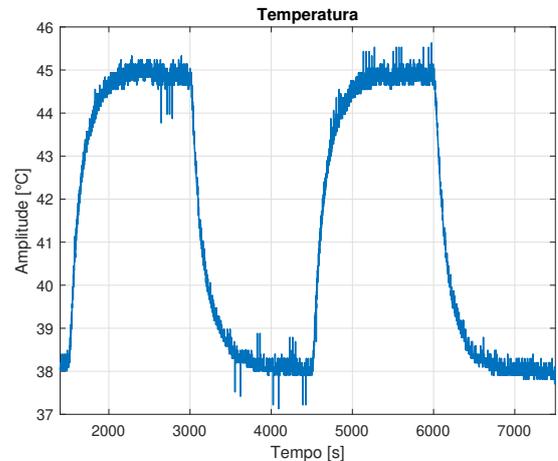


Figura 9. Sinal de saída do experimento em malha aberta.

Utilizando a abordagem de controle por modelo interno (*Internal Modal Control* - IMC), como bem apresentado

em Moreira et al. (2021), o modelo de referência foi adotado:

$$M(s) = \frac{1}{\tau_c s + 1} e^{-\tau_d s}, \quad (52)$$

em que, τ_c é a constante de tempo desejada de malha fechada e τ_d é o atraso do processo. Assim, para o atraso estimado de 18 segundos e a margem de ganho desejada $A_m = 4$, tem-se:

$$M(s) = \frac{1}{27,84s + 1} e^{-18s}. \quad (53)$$

Esse modelo foi utilizado para as técnicas NCbT e OCI. No entanto, como visto na Seção 4, é necessário que o modelo de referência seja inversível para que a referência virtual possa ser computada no método VRFT. Para isso utilizou-se a aproximação em uma série de Taylor para o atraso do processo:

$$M(s) = \frac{1}{\tau_c s + 1} e^{-\tau_d s} \approx \frac{1}{\tau_c s + 1} \cdot \frac{1}{\tau_d s + 1}. \quad (54)$$

Nota-se que o inverso de M continua sendo um sistema não causal pois terá dois zeros e nenhum polo. Assim, é utilizado um filtro $L(q^{-1})$, tal que:

$$L(s) = \frac{1}{(\tau_d s + 1)^2}. \quad (55)$$

Portanto, o modelo de referência adotado para o método VRFT foi:

$$M_a(s) = M \cdot \frac{1}{L(s)} \approx \frac{(\tau_d s + 1)}{(\tau_c s + 1)}, \quad (56)$$

que será uma função de transferência inversível, com zeros de fase mínima. Desta forma, $M_a^{-1}(q^{-1})$ é estável e o sinal $\bar{r}(t)$ pode ser obtido. Consequentemente, $y(t)$, $y'(t)$ e $u(t)$ também são filtrados por $L(q^{-1})$.

7.2 Projetos dos controladores e respostas ao degrau de aquecimento

Pelo método VRFT, com o auxílio do vetor de variáveis instrumentais, foi possível sintonizar o controlador, com $\theta_{VRFT} = [0,04725 \quad 0,00032]$. Para o NCbT, considerou-se $\phi_u = 1$ e $l = 3000$. O controlador foi sintonizado com $\theta_{NCbT} = [0,04904 \quad 0,00032]$. Já para o OCI, com o auxílio da *toolbox ident* (Ljung (1988)) presente no MATLAB®[®], foi possível identificar:

$$\tilde{C}(\theta, q^{-1}) = \frac{20,17}{1 - 0,9935q^{-1}} \quad \text{em que} \quad C^F = \frac{h}{1 - q^{-1}}. \quad (57)$$

Assim, os parâmetros do controlador encontrados foram: $\theta_{OCI} = [0,04956 \quad 0,00032]$.

Para cada controlador obtido, foi feito um experimento em malha fechada, a fim de avaliar os métodos estudados. Nesses experimentos, o sinal de referência foi configurado em 40°C para que o sistema entrasse no seu ponto de operação. Em seguida, um degrau de aquecimento de 5°C foi utilizado por 700s, ver Figura 10.

Com os dados obtidos, foi possível avaliar as três técnicas por meio da função de custo J_{MR} . Os valores são vistos na Tabela 1. Ainda, para o método VRFT o valor final de sua função de custo foi $J_{VR}(\theta_{VRFT}) = 0,3459$. Para o NCbT, $J_N(\theta_{NCbT}) = 0,0009$.

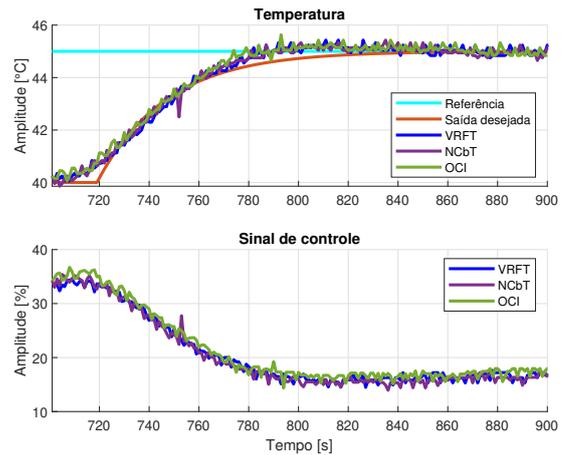


Figura 10. Respostas ao degrau de aquecimento após a sintonia.

Tabela 1. Parâmetros dos controladores e J_{MR} .

Técnicas	K_p	K_i	J_{MR}
VRFT	0,04725	0,00032	10,6848
NCbT	0,04904	0,00032	10,7011
OCI	0,04956	0,00032	10,1073

7.3 Análise comparativa dos métodos

Devido à manipulação do modelo de referência para a computação da referência virtual, o método VRFT pode não ser uma técnica tão trivial a depender da complexidade do modelo de referência. Além disso, ela é a única, das abordagens apresentadas, que necessita de dois experimentos para ajustar o controlador, caso esse ajuste seja totalmente independente da identificação do modelo do processo.

A técnica NCbT é eficiente quando os dados são obtidos em malha aberta, mesmo que eles sejam afetados pelo ruído. No entanto, para que o ajuste do controlador seja feito utilizando dados de malha fechada, é necessário que haja uma identificação do processo para o projeto do filtro $W(q^{-1})$, o que pode ser uma tarefa custosa. Mais informações sobre o processo de ajuste do controlador para os dados obtidos em malha fechada podem ser encontradas em Karimi et al. (2007).

Já a abordagem OCI utiliza um conjunto de dados de malha aberta ou de malha fechada para ajustar o controlador, substituindo a identificação do processo pela identificação do controlador, por meio do PE. Esse método mostrou-se interessante no ponto de vista prático, uma vez que a *toolbox* de identificação do MATLAB®[®] é bastante precisa. Além disso, esse método é utilizado para controladores não necessariamente parametrizados linearmente, o que diversifica o conjunto de classes de controladores que podem usufruir de tal abordagem.

Observando os valores de J_{MR} da Tabela 1, nota-se que os erros foram mínimos, uma vez que esses valores não são ponderados pelo número de amostras dos experimentos. Ou seja, as três técnicas foram eficazes no ajuste do controlador PI do módulo didático de temperatura. Além disso, os parâmetros encontrados do controlador são bastantes próximos, principalmente entre técnicas NCbT e OCI, que

não utilizaram uma aproximação do modelo de referência no processo de sintonia.

7.4 Análise da interface web

Como discutido em Viegas et al. (2018), as práticas laboratoriais são fundamentais para que os alunos possam assimilar corretamente os conceitos obtidos na disciplina teórica. Além disso, essas atividades auxiliam o estudante a adquirir competências que poderão ser utilizadas na sua carreira profissional.

A interface web permite ao estudante realizar o experimento de forma remota. Com as melhorias apresentadas, ele terá um papel ativo durante a prática laboratorial, uma vez que a GUI permite variar o sinal de entrada durante o decorrer do experimento. Ademais, por ser um software independente da DLL do MATLAB®, os recursos utilizados são customizados e focados nas necessidades da aplicação, tornando a interface computacionalmente mais leve e a inicialização do experimento mais rápida. Portanto, essa nova versão é uma ferramenta mais otimizável e interativa que diversifica a realização dos experimentos, tornando-a mais adequada ao estudo da teoria de controle.

8. CONCLUSÕES

Neste artigo as técnicas não iterativas VRFT, NCbT e OCI de controle baseado em dados foram revisadas. Elas se mostraram bastante atrativas no meio industrial, devido ao baixo custo experimental, além de alta eficiência, como apresentado nos resultados experimentais realizados no módulo didático de temperatura.

Dentre as abordagens apresentadas, a implementação do VRFT pode não ser uma escolha adequada a depender do modelo de referência adotado. Já o método NCbT é uma abordagem ideal para ajustar o controlador, caso os dados analisados sejam obtidos em malha aberta. Portanto, a técnica OCI foi a mais viável dentre as apresentadas, pois não apresenta os inconvenientes supracitados, além de que o processo de identificação do controlador é bastante preciso, independente do controlador ser linearmente parametrizado.

Por fim, as melhorias apresentadas no laboratório remoto concede ao estudante um controle melhor sobre o processo estudado, permitindo que ele tenha uma experiência similar a de um engenheiro industrial. No mais, os dados coletados podem ser utilizados para diferentes projetos de controle, expandindo as opções de estudo.

REFERÊNCIAS

Albertos, P. and Piqueras, A.S. (2012). *Iterative identification and control: advances in theory and applications*. Springer Science & Business Media.

Bazanella, A.S., Campestrini, L., and Eckhard, D. (2011). *Data-driven controller design: the H2 approach*. Springer Science & Business Media.

Campestrini, L., Eckhard, D., Bazanella, A.S., and Gevers, M. (2017). Data-driven model reference control design by prediction error identification. *Journal of the Franklin Institute*, 354(6), 2628–2647.

Campi, M., Lecchini, A., and Savaresi, S.M. (2000). Virtual reference feedback tuning (vrft): a new direct approach to the design of feedback controllers. In *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control (Cat. No. 00CH37187)*, volume 1, 623–629. IEEE.

Chevalier, A., Copot, C., Ionescu, C., and De Keyser, R. (2016). A three-year feedback study of a remote laboratory used in control engineering studies. In *IEEE Transactions on Education*, volume 60, 127–133. IEEE.

Freire, V.M.E., Aguiar, A.P.V.d.A., Acioli Júnior, G., de Sá Formiga, V.B., and Barros, P.R. (2020). Projeto de controle pi baseado em dados aplicado a um módulo didático com interface web. *Anais da Sociedade Brasileira de Automática*, 2(1).

Hjalmarsson, H., Gunnarsson, S., and Gevers, M. (1994). A convergent iterative restricted complexity control design scheme. In *Proceedings of 1994 33rd IEEE Conference on Decision and Control*, volume 2, 1735–1740. IEEE.

Hou, Z.S. and Wang, Z. (2013). From model-based control to data-driven control: Survey, classification and perspective. In *Information Sciences*, volume 235, 3–35. Elsevier.

Karimi, A., Mišković, L., and Bonvin, D. (2002). Convergence analysis of an iterative correlation-based controller tuning method. In *IFAC Proceedings Volumes*, volume 35, 413–418. Elsevier.

Karimi, A., Van Heusden, K., and Bonvin, D. (2007). Non-iterative data-driven controller tuning using the correlation approach. In *2007 European Control Conference (ECC)*, 5189–5195. IEEE.

Lennart, L. (1999). *System identification: theory for the user*. PTR Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 28.

Lima, A.B.D., Barros, P.R., and Acioli Júnior, G. (2018). Módulo didático para ensino de teoria de controle. In *Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*.

Ljung, L. (1988). *System identification toolbox. The Matlab user's guide*.

Moreira, L.J.d.S., Aguiar, A.P.V.d.A., Barros, P.R., and Acioli Júnior, G. (2021). Data-driven pid closed-loop evaluation and retuning time and frequency domain approaches. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 32(1), 82–95.

Nisi, K., Nagaraj, B., and Agalya, A. (2019). Tuning of a PID controller using evolutionary multi objective optimization methodologies and application to the pulp and paper industry. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 10(8), 2015–2025.

Viegas, C., Pavani, A., Lima, N., Marques, A., Pozzo, I., Dobboletta, E., Atencia, V., Barreto, D., Calliari, F., Fidalgo, A., et al. (2018). Impact of a remote lab on teaching practices and student learning. *Computers & Education*, 126, 201–216.