

# Proposta de Plataforma para Ensino de Controle Preditivo por Matriz Dinâmica com Aplicação em Sistema Térmico

Kelly dos Santos Silva\* Rafael Jorge Menezes Santos\*  
Arnaldo Pinheiro de Azevedo Júnior\*

\* Departamento de Eletroeletrônica, Instituto Federal do Maranhão,  
(e-mails: [kelly.santos@acad.ifma.edu.br](mailto:kelly.santos@acad.ifma.edu.br); [rafael.santos@ifma.edu.br](mailto:rafael.santos@ifma.edu.br);  
[arnaldo.junior@ifma.edu.br](mailto:arnaldo.junior@ifma.edu.br)).

**Abstract:** This paper presents a control platform for tuning and implementation of the unconstrained DMC predictive control technique. The platform features a virtual architecture based on the free version of software Sysquake, one which was used to develop a unconstrained DMC controller parameter tuning interface. An electronic interface was developed to allow for experimental data acquisition and deployment of designed controller. The performance of the proposed platform was evaluated and validated from the application in a real thermal system.

**Resumo:** Este artigo apresenta uma plataforma didática de controle para sintonia e implementação da técnica de controle preditivo DMC irrestrito. A plataforma apresenta uma arquitetura virtual baseada na versão livre do *software* Sysquake, a qual foi utilizada para desenvolver uma interface de sintonia dos parâmetros do controlador DMC irrestrito. Uma interface eletrônica foi desenvolvida para permitir a aquisição de dados experimentais e implantação do controlador projetado. O desempenho da plataforma proposta foi avaliado e validado a partir da aplicação em um sistema térmico real.

**Keywords:** Predictive control; unconstrained DMC; Sysquake; Thermal System.

**Palavras-chaves:** Controle preditivo; DMC irrestrito; Sysquake; Sistema térmico.

## 1. INTRODUÇÃO

O Controle Preditivo Baseado em Modelo (*Model Predictive Control* - MPC) designa uma das classes de técnicas de controle avançado mais utilizadas na indústria, sendo aplicável para os casos de processos multivariáveis ou monovariáveis, lineares ou não lineares, com ou sem atraso, de fase não mínima e instáveis (Sartori, 2017; Lavine and Rakovic, 2019). Além disso, o MPC tem a vantagem de possuir sintonia simples, tornando-o acessível para operadores com conhecimento limitado da teoria de controle, além de ter uma extensão natural para o tratamento de restrições (Yang, 2016; Bezerra, 2017).

De modo geral, as técnicas MPC possuem a mesma estrutura básica; porém, diferem quanto à escolha dos modelos de processos e perturbações, bem como função custo e dos procedimentos para manipulação de restrições e cálculo do controle (Plucenio et al., 2007). No entanto, baseiam-se na mesma ideia: o algoritmo utiliza um modelo para prever o comportamento futuro da variável de saída, em um horizonte finito ( $N$ ), para, a partir disto, calcular uma sequência de controles futuros, também dentro de um horizonte finito ( $N_u$ ), através da minimização de uma função custo, que pode estar sujeita a um conjunto de restrições. O processo recebe o primeiro sinal da sequência de controle calculada e o procedimento é repetido a cada instante de amostragem, com os horizontes sendo deslocados um passo a frente.

Dentre as técnicas MPC, o Controle por Matriz Dinâmica (*Dynamic Matrix Control* - DMC) destaca-se por ter sido amplamente difundido na indústria e ser objeto de estudos acadêmicos (Chuong and Vu, 2017; Zhang et al., 2017). O DMC, por sua vez, é aplicável apenas em processos estáveis, pois utiliza modelo de resposta ao degrau.

Na literatura, há inúmeros trabalhos científicos direcionados ao estudo de controladores DMC, inclusive com aplicações em sistemas térmicos. Em Lima et al. (2015) é proposta a utilização de um algoritmo FDMC (*Filtered Dynamic Matrix Control*), que consiste em um DMC com a adição de um filtro no erro de predição, para o controle de temperatura em uma planta de dessalinização. Em Jiang et al. (2018) o DMC é aplicado no controle de temperatura de um sistema de abastecimento de vapor nuclear. Em Saccani and de Almeida (2017) é utilizado um algoritmo DMC MISO com restrições em um aquecedor de água que integra um sistema de produção de salmoura. Em Jun et al. (2017) o DMC é aplicado no controle do processo de resfriamento de grelhas em fábricas de cimento.

Considerando a relevância desta temática, este artigo apresenta uma plataforma de ensino para estudo e projeto de controle, em particular, o DMC irrestrito, com aplicação em um sistema térmico SISO (*Single Input Single Output*). Foi desenvolvida uma interface interativa em versão livre do *software* Sysquake (Longchamp and Pigué, 2008), que se baseia no conceito de gráficos interativos e oferece recursos para a resolução de problemas matemáticos e constru-

ção de interfaces interativas, para auxiliar na sintonia do controlador. Por fim, o controlador resultante foi aplicado a um sistema térmico real. Resultados de simulação e experimentais são apresentados para evidenciar o desempenho da plataforma desenvolvida.

## 2. CONTROLE POR MATRIZ DINÂMICA

O DMC, desenvolvido no final da década de setenta, tornou-se um dos algoritmos preditivos mais difundidos na indústria, especialmente no setor petroquímico conforme Jeronymo (2016). A técnica preditiva DMC utiliza o modelo de resposta ao degrau para representar o sistema e calcular a predição da saída em instantes de tempo futuros. Assim, o modelo de predição utilizado pelo DMC é expresso por:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G}\mathbf{U} + \mathbf{f}, \quad (1)$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1|k) \\ \hat{y}(k+2|k) \\ \hat{y}(k+3|k) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+N_u|k) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+N|k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_u-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_3 & g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_u} & g_{N_u-1} & g_{N_u-2} & \cdots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_N & g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_{N-N_u+1} \end{bmatrix} \quad \mathbf{f} = \begin{bmatrix} y_f(k+1) \\ y_f(k+2) \\ y_f(k+3) \\ \vdots \\ y_f(k+N_u) \\ \vdots \\ y_f(k+N) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

onde  $\hat{\mathbf{y}}$  é o vetor de predição de saída,  $\mathbf{G}$  é a matriz dinâmica do sistema, cujos elementos correspondem aos coeficientes da resposta ao degrau,  $\mathbf{U}$  é o vetor de incrementos de controle futuros e  $\mathbf{f}$  é o vetor de resposta livre do sistema. A função custo utilizada pelo DMC é do tipo quadrática e é dada pela equação:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j)[\hat{y}(k+j|k) - \omega(k+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j)[\Delta u(k+j-1)]^2, \quad (3)$$

onde  $d$  é o atraso puro de tempo discreto,  $N_1 = 1 + d$  e  $N_2 = N + d$  correspondem aos horizontes de predição inicial e final, respectivamente,  $N_u$  é o horizonte de controle,  $\hat{y}(k+j|k)$  é a predição de saída,  $\omega(k+j)$  são as referências futuras, e  $\delta(j)$  e  $\lambda(j)$  são, respectivamente, os coeficientes de ponderação do erro e do esforço de controle. Os valores de  $\delta(j)$  e  $\lambda(j)$  definem a prioridade da minimização: se o objetivo principal é a minimização do erro, defini-se  $\delta > \lambda$ ; mas se a prioridade for a minimizar o esforço de controle, defini-se  $\delta < \lambda$ . Considerando  $\delta = 1$  e utilizando a equação (1), a função custo quadrática pode ser reescrita como:

$$J = \delta(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W})^T (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{W}) + \lambda \mathbf{U}^T \mathbf{U}, \quad (4)$$

onde  $\mathbf{W}$  corresponde ao vetor de referências futuras. A minimização da função custo, para o caso sem restrições, é obtida a partir do cálculo do gradiente de  $J$  igualado a zero ( $\nabla J = 0$ ). O resultado obtido corresponde ao vetor de incrementos de controle futuros, dado por:

$$\mathbf{U} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{G}^T (\mathbf{W} - \mathbf{f}). \quad (5)$$

Embora a equação (5) resulte em um vetor com  $N_u$  elementos, apenas o primeiro deles ( $\Delta u_{opt}(k)$ ) é utilizado. O sinal de controle aplicado ao sistema é, então, dado por:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u_{opt}(k). \quad (6)$$

### 2.1 DMC Recursivo

A versão recursiva do DMC irrestrito, apresentada por Cutler and Ramaker (1980), foi desenvolvida com o objetivo de minimizar a quantidade de memória utilizada pelo algoritmo de controle. Essa versão segue a mesma formulação do DMC irrestrito original, e difere-se apenas no cálculo da resposta livre. Para calcular o vetor  $\mathbf{f}$  de maneira recursiva, define-se, inicialmente, um vetor de dimensão  $(N_m \times 1)$ ,  $\mathbf{Y}_f = [y_0(k|k-1), \dots, y_0(k+N_m-1|k-1)]^T$ , cujos elementos correspondem à predição da saída dados os incrementos de controle conhecidos até o instante  $k-1$ . O vetor  $\mathbf{Y}_f$  é atualizado, a cada instante de tempo, de acordo com:

$$\mathbf{Y}_f^k = \mathbf{Y}_f^{k-1} + \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ \vdots \\ g_{N_m} \end{bmatrix} \Delta u(k-1). \quad (7)$$

Após a atualização do vetor  $\mathbf{Y}_f$ , o cálculo do sinal de controle  $u(k)$  prossegue da mesma forma que na versão original do DMC irrestrito. Após o cálculo do novo sinal de controle, os elementos de  $\mathbf{Y}_f$  são deslocados uma posição acima, dentro do vetor. Isto é feito porque no instante  $k+1$ , é necessário que  $\mathbf{Y}_f$  seja composto pelas predições de saída do instante  $k+1$  até  $k+N_m$ , dadas as informações conhecidas até o instante  $k$ . Quando o deslocamento é feito, o primeiro elemento de  $\mathbf{Y}_f$  é removido do vetor e o último elemento,  $y_0(k+N_m|k)$ , torna-se desconhecido. Porém, como o DMC tem sua aplicação restrita a sistemas estáveis, é possível considerar  $y_0(k+N_m|k) \cong y_0(k+N_m-1|k)$ . Assim, o vetor  $\mathbf{Y}_f$ , após o deslocamento, é dado por:

$$\mathbf{Y}_f = \begin{bmatrix} y_0(k+1|k) \\ \vdots \\ y_0(k+N_m-1|k) \\ y_0(k+N_m-1|k) \end{bmatrix}. \quad (8)$$

A resposta livre do sistema, utilizada no modelo de predição (1) é, então, calculada conforme:

$$\mathbf{f} = \mathbf{Y}_f + \mathbf{1}_{(N \times 1)} \hat{n}(k|k), \quad (9)$$

onde  $\hat{n}(k|k) = y(k) - y_0(k|k)$  é o erro de predição calculado no instante  $k$  e  $\mathbf{1}_{(N \times 1)}$  é um vetor coluna cujos elementos tem valor igual a 1.

## 3. PLATAFORMA DE CONTROLE DESENVOLVIDA

A seguir, é feita a descrição da plataforma de controle desenvolvida e utilizada para implementação do algoritmo preditivo DMC irrestrito.

### 3.1 Planta térmica

O sistema térmico utilizado neste trabalho consiste em um forno elétrico monofásico (220 V), com potência nominal

de 1200 W, cuja variável de entrada é a tensão eficaz e variável de saída é a temperatura. Do ponto de vista elétrico, o forno é uma carga com característica resistiva. Sendo assim, quanto maior for a tensão aplicada, maior será a potência dissipada nas resistências e, por conseguinte, haverá um aumento na temperatura. Dessa forma, do ponto de vista da malha de controle, a variável controlada é a temperatura e a variável manipulada é a tensão eficaz de entrada do forno. Assim, faz-se necessário a utilização de um circuito atuador para controle da tensão AC de entrada do forno.

### 3.2 Circuito atuador

O circuito atuador foi desenvolvido com base no CI TCA785 que tem a função de disparar pulsos de acionamento para um TRIAC, de forma que este, por sua vez, controle a potência CA fornecida ao sistema térmico. Um transformador 220V/12V é utilizado para reduzir o nível da tensão da rede e alimentar um retificador de meia onda que fornece a tensão de alimentação do TCA785. Adicionalmente, o mesmo sinal de tensão no secundário do transformador é utilizado na entrada do circuito de referência para o bloco Detector de Passagem por Zero (DPZ) interno do TCA785 (pino 5). Assim, o bloco DPZ cria um pulso de sincronismo sempre que a tensão alternada que chega ao pino 5 passa por zero. O pulso de sincronismo provoca o acionamento do gerador de rampa, que passa a fornecer uma tensão de rampa ( $V_R$ ) que varia linearmente com o tempo. A tensão  $V_R$  é comparada com a tensão de controle  $V_C$ , aplicada ao pino 11, através do comparador de disparo do TCA785. Quando essas tensões se igualam, um pulso de disparo é enviado para uma das saídas do bloco de formação de pulsos.

O TCA785 possui duas saídas defasadas entre si em  $180^\circ$ :  $Q_1$  (pino 14), utilizada para disparo no semiciclo negativo, e  $Q_2$  (pino 15), utilizada para disparo no semiciclo positivo. Cada vez que um pulso é gerado nos terminais 14 e 15, o TRIAC TIC226 é disparado e o valor da tensão CA na entrada do forno é alterado. A placa do circuito atuador é mostrada na Figura 1, com indicação de seus principais componentes.

### 3.3 Circuito de medição e controle

A placa do circuito de medição e controle é mostrada na Figura 2.

O módulo MAX6675 é utilizado em conjunto com um sensor termopar para fazer a medição e leitura dos valores de temperatura e enviá-los ao microcontrolador Arduino Uno, onde o algoritmo DMC irrestrito foi embarcado. O controlador recebe os dados da medição de temperatura e calcula o novo sinal de controle que, por sua vez, é enviado na saída do Arduino (pino 11) como um sinal PWM. O fotodiodo interno do optoacoplador recebe o sinal PWM enviado pelo Arduino e, ao entrar em condução, envia um sinal luminoso que provoca o chaveamento do fototransistor na saída do componente. O regulador de tensão tem a função de abaixar o nível da tensão  $V_{CC}$ , que vem do circuito atuador, para 5V. Essa tensão regulada chega ao pino 5 do optoacoplador e, assim, o sinal na saída do componente (pino 4) é um PWM cujo valor alterna

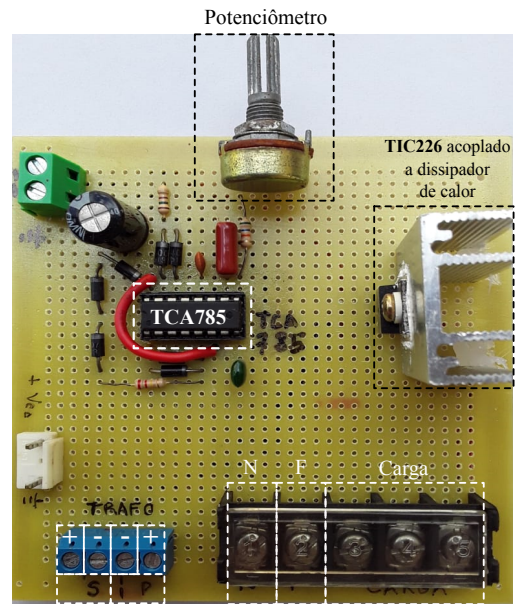


Figura 1. Placa do circuito atuador.

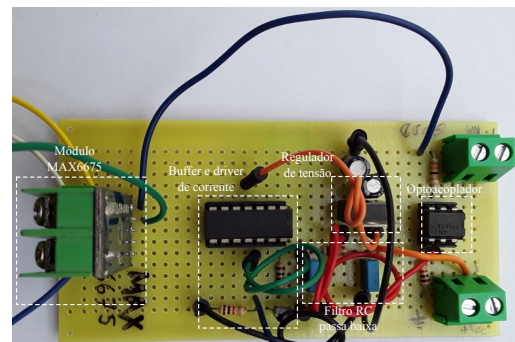


Figura 2. Placa do circuito de medição e controle.

entre 0 V e 5 V. O filtro RC passa baixa de segunda ordem faz a filtragem desse sinal e o resultado é um sinal de tensão CC que corresponde ao valor médio do PWM, cuja amplitude varia conforme o ciclo de trabalho, calculado pelo algoritmo de controle, é alterado. O *buffer* é utilizado para enviar a tensão CC resultante para o circuito atuador (especificamente para o pino 11 do TCA785), e o *driver* de corrente é utilizado para fornecer ao CI o valor de corrente necessário para o seu acionamento.

### 3.4 Malha de controle

O diagrama em blocos da malha de controle desenvolvida é mostrado na Figura 3. A temperatura na saída do sistema térmico é medida por um sensor termopar, acoplado ao forno. A medição da temperatura é lida pelo módulo MAX6675, que digitaliza esses dados e os envia para o Arduino Uno, onde o algoritmo de controle DMC irrestrito está embarcado. O controlador recebe a medição de temperatura, calcula o sinal de controle e o envia, na forma de um PWM, para a saída do Arduino. Esse sinal é filtrado, no circuito de controle, e enviado para o circuito atuador, onde chega como um sinal de tensão  $V_{CC}$  cuja amplitude está na faixa de 0V a 5V. O TCA785 é acionado e gera pulsos de disparo para o TRIAC que, por sua vez, altera a tensão de entrada da planta e, consequentemente,

a temperatura na saída. Um computador digital é utilizado para enviar o algoritmo de controle para o Arduino e também para monitorar, através da porta serial, a medição de temperatura. A Figura 4 apresenta a arquitetura eletrônica da plataforma de controle proposta.

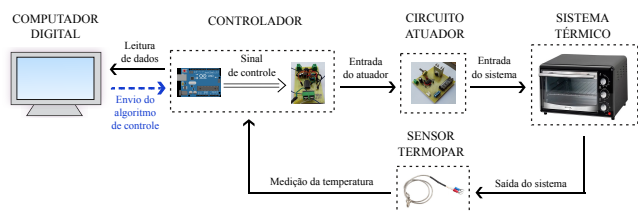


Figura 3. Diagrama em blocos representando a malha de controle utilizada para implementação do DMC irrestrito.

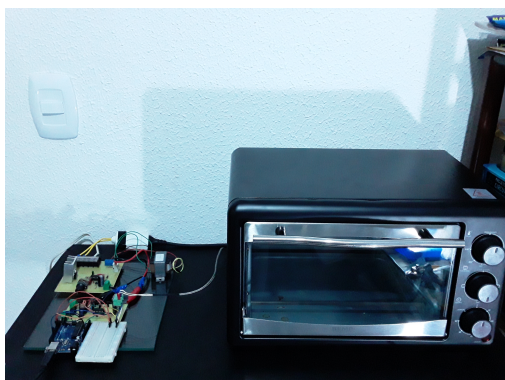


Figura 4. Plataforma de controle utilizada para implementação do DMC irrestrito no sistema térmico.

#### 4. RESULTADOS

##### 4.1 Identificação do sistema térmico

A identificação do modelo matemático do sistema térmico foi baseada em dados experimentais adquiridos com a plataforma proposta. Assim, foram feitos dois experimentos em malha aberta, utilizando um período de amostragem de 2 segundos, onde foram coletados dois conjuntos de dados: um conjunto para identificação e outro para validação do modelo. Em cada experimento foram aplicados quatro sinais de entrada diferentes e coletados dados experimentais de entrada e saída do sistema. Os conjuntos de dados de identificação e validação obtidos são apresentados nas Figuras 5 e 6, respectivamente. Neste trabalho, o sistema térmico foi aproximado por uma planta de primeira ordem com atraso, representada pela função de transferência dada por:

$$\frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b_1 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}} z^{-d}. \quad (10)$$

O valor do atraso foi definido por inspeção, a partir do gráfico de resposta do sistema, mostrado na Figura 7. Assim, o valor obtido para o atraso foi  $d = 30$  amostras.

Os parâmetros  $a_1$  e  $b_1$  da função de transferência (10) foram estimados através do Método dos Mínimos Quadrados

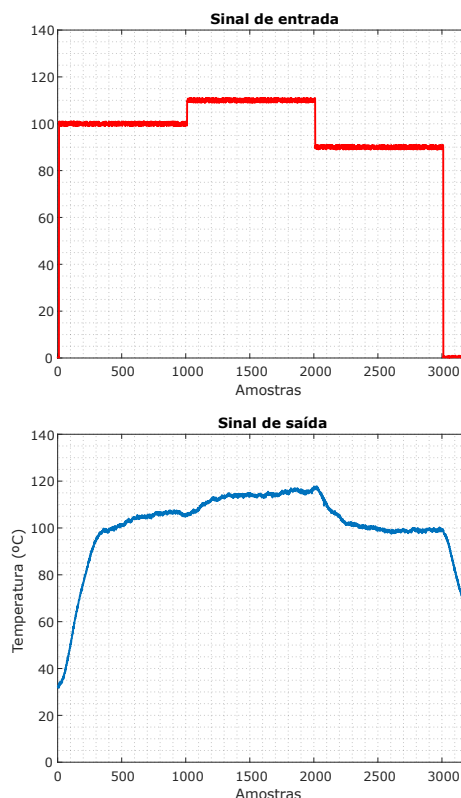


Figura 5. Conjunto de dados obtidos para identificação do modelo do sistema.

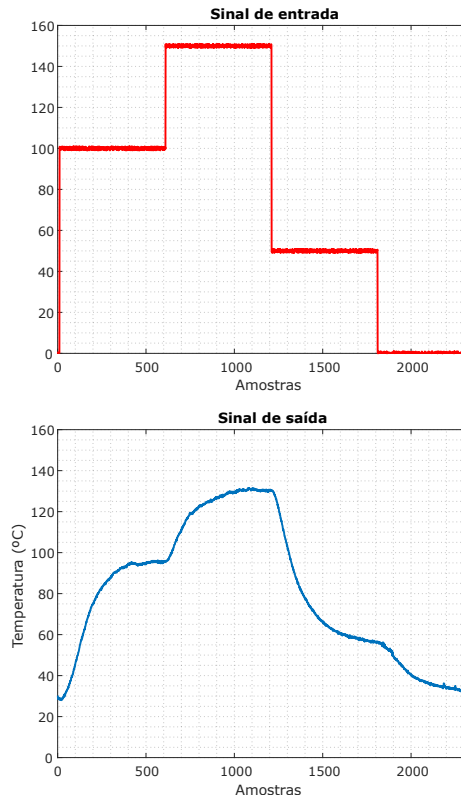


Figura 6. Conjunto de dados obtidos para validação do modelo.

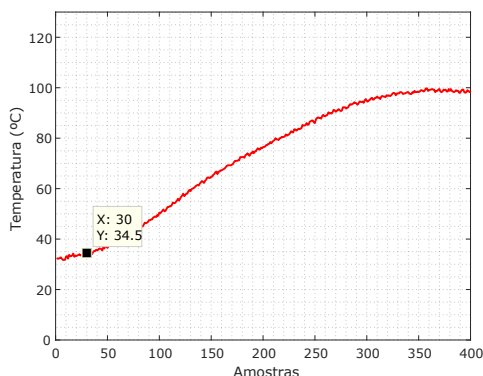


Figura 7. Resposta do sistema utilizada para estimar o valor do atraso puro de tempo via inspeção.

e o resultado obtido foi:  $a_1 = -0.9944$  e  $b_1 = 0.0041$ . Dessa forma, substituindo os valores dos parâmetros e do atraso puro de tempo, o modelo identificado é dado por:

$$y(k) = 0.9944y(k - 1) + 0.0041u(k - 31). \quad (11)$$

Os dados de validação foram utilizados para obter uma comparação entre a resposta do modelo identificado e a saída real do sistema. A resposta do modelo foi calculada utilizando os dados experimentais de entrada na equação (11) e a aproximação obtida entre o modelo estimado e os dados experimentais é mostrada na Figura 8. Essa resposta obteve um índice de correlação  $R^2 = 0.9438$  e, assim, o modelo foi validado.

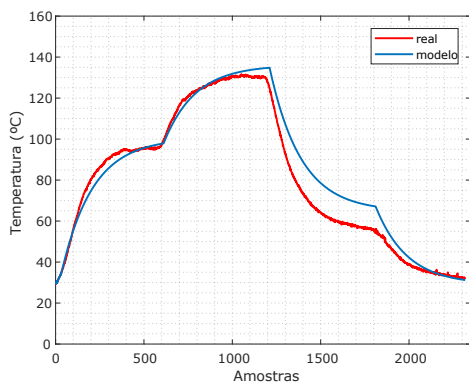


Figura 8. Comparativo entre a resposta do modelo identificado e a saída real da planta térmica.

#### 4.2 Interface para sintonia de controle DMC irrestrito no Sysquake

O software Sysquake foi utilizado para desenvolver uma interface interativa para sintonia do controlador DMC. A interface desenvolvida, apresentada na Figura 9, é composta por um campo de Ajuste dos Parâmetros, onde é possível manipular os *sliders* e alterar o valor dos horizontes de predição e de controle e da variável de ponderação do esforço de controle ( $\lambda$ ); além disso, a interface mostra os gráficos da resposta do sistema e do sinal de controle calculado, e também conta com um campo de Performance, onde é possível acompanhar os parâmetros

de desempenho do sistema. Tanto os gráficos quanto a *performance* são atualizados sempre que é feita uma alteração nos parâmetros do controlador. Assim, é possível acompanhar de forma quase instantânea a influência de cada parâmetro na resposta do sistema e ajustar os valores de forma a atingir o desempenho desejado. Para controlar a planta térmica descrita pelo modelo da equação 11, o controlador DMC foi projetado com  $N = 20$ ,  $Nu = 5$  e  $\lambda = 0.5$ . Os gráficos da resposta e do sinal de controle, bem como os parâmetros de desempenho obtidos em simulação, são mostrados na Figura 9.

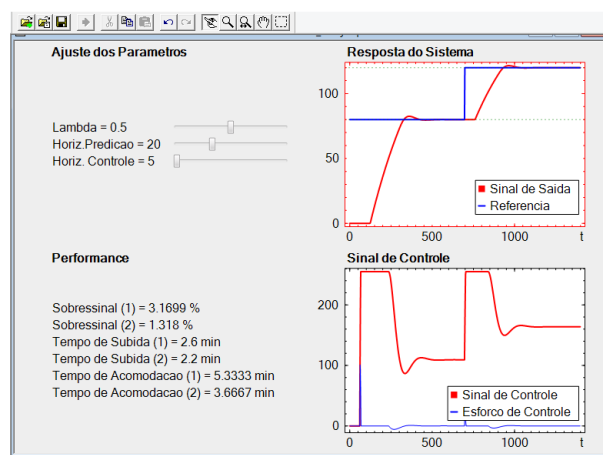


Figura 9. Interface para sintonia de controlador DMC, desenvolvida no Sysquake.

#### 4.3 Implementação experimental do DMC no sistema térmico

A lei de controle preditiva foi implementada no Arduino e aplicada no sistema térmico, utilizando os parâmetros do controlador definidos em simulação, e os resultados experimentais obtidos são apresentados nas Figuras 10 e 11, que apresentam, respectivamente, a resposta do sistema térmico e o sinal de controle calculado.

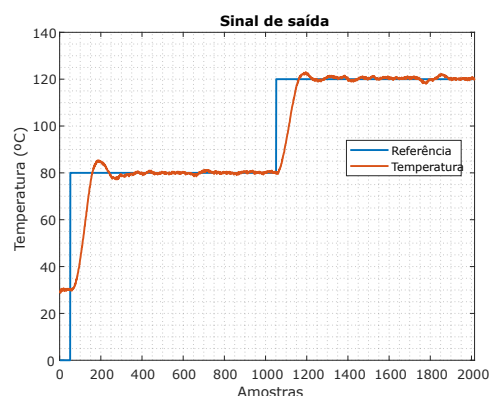


Figura 10. Resposta do sistema térmico controlado pelo algoritmo de controle DMC.

A resposta do sistema teve um sobressinal de 6% para o primeiro valor de referência, o que corresponde a uma diferença de três pontos percentuais em relação à resposta obtida com a mesma referência em simulação; essa diferença é produzida por erros de modelagem. A resposta referente ao

primeiro valor de referência ( $80^{\circ}\text{C}$ ) teve tempo de subida de 2.2 minutos e tempo de acomodação de 5.1 minutos. Já a resposta referente ao segundo valor de referência ( $120^{\circ}\text{C}$ ) teve sobressinal de 2.5%, tempo de subida de 2.4 minutos e tempo de acomodação de 3.2 minutos. O sinal de controle, mostrado na Figura 11, varia de 0 a 255 e define o valor do ciclo de trabalho do sinal PWM que é enviado ao circuito atuador após passar por filtragem.

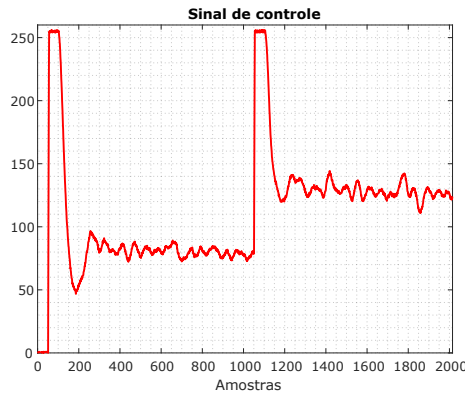


Figura 11. Sinal de controle calculado pelo algoritmo DMC.

A Tabela 1 apresenta a comparação entre os valores dos parâmetros de desempenho obtidos na simulação e no experimento.

Tabela 1. Parâmetros de desempenho obtidos em simulação e experimento prático referentes aos valores de referência em  $80^{\circ}\text{C}$  e  $120^{\circ}\text{C}$ .

Referência em $80^{\circ}\text{C}$		
Parâmetro	Simulação	Experimento
Sobressinal	3.2%	6%
Tempo de subida	2.6 min	2.2 min
Tempo de acomodação	5.3 min	5.1 min
Referência em $120^{\circ}\text{C}$		
Parâmetro	Simulação	Experimento
Sobressinal	1.3%	2.5%
Tempo de subida	2.2 min	2.4 min
Tempo de acomodação	3.6 min	3.2 min

## 5. CONCLUSÃO

A plataforma de controle apresentada facilita o processo de sintonia do controlador preditivo DMC, pois permite que o usuário manipule os parâmetros do controlador e visualize, quase instantaneamente, os efeitos dessas alterações nos gráficos de resposta e nos parâmetros de desempenho. Como exemplo de aplicação, a interface foi utilizada para obter os parâmetros do controlador mediante a simulação de um modelo do sistema térmico, modelado como uma planta de primeira ordem com atraso, e identificado com base em dados experimentais. A plataforma eletrônica baseada em Arduino foi utilizada tanto para a aquisição de dados quanta para a implementação prática do controlador projetado. As respostas obtidas em simulação e no experimento apresentaram tempo de subida e de acomodação próximos para os dois valores de referência utilizados. Em relação ao sobressinal, as respostas apresentaram uma diferença de 3% para a primeira referência utilizada e 2% para

a segunda referência; essa diferença é resultado de erros de modelagem. Não obstante, o controlador projetado se mostrou eficaz no rastreamento da referência.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Maranhão pelo apoio ao desenvolvimento do projeto.

## REFERÊNCIAS

- Bezerra, F.L.A. (2017). *Desenvolvimento de um Controle Preditivo Baseado em Modelo de Rede Neural Artificial em um Processo de Fermentação Contínua*. Master's thesis, Universidade Estadual de Campinas, Campinas - SP.
- Chuong, V.L. and Vu, T.N.L. (2017). Identification and dynamic matrix control algorithm for a heating process. In *2017 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, 642–645. doi:10.1109/ICSSE.2017.8030954.
- Cutler, C.R. and Ramaker, B.L. (1980). Dynamic matrix control - a computer control algorithm. In *Automatic Control, Conference*.
- Jeronymo, D.C. (2016). *Controle preditivo por matriz dinâmica com estratégia fuzzy para sistemas hammerstein*. Master's thesis, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC.
- Jiang, D., Dong, Z., Liu, M., and Huang, X. (2018). Dynamic matrix control for the thermal power of mhtgr-based nuclear steam supply system. *Energies*, 11(10). doi: 10.3390/en11102651. URL <https://www.mdpi.com/1996-1073/11/10/2651>.
- Jun, Z., Qingjin, M., and Hongliang, Y. (2017). The application of dynamic matrix control in the grate cooler. In *2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, 2630–2633. doi:10.1109/IAEAC.2017.8054501.
- Lavine, W.S. and Rakovic, S.V. (2019). *Handbook of model predictive control*. Birkhäuser.
- Lima, D.M., Normey-Rico, J.E., and Santos, T.L.M. (2015). Temperature control in a solar collector field using filtered dynamic matrix control. *Elsevier*.
- Longchamp, R. and Piguet, Y. (2008). Use of sysquake applications in an undergraduate control course.
- Plucenio, A., Pagano, D.J., Bruciapaglia, A.H., and Normey-Rico, J.E. (2007). A practical approach to predictive control for nonlinear processes. In *7th International Federation of Automatic Control Symposium on Nonlinear Control Systems*.
- Saccani, M.V. and de Almeida, G.M. (2017). Comparação entre métodos de controle pid e preditivo dmc miso no controle da temperatura de um trocador de calor. In *Conferência Brasileira de Dinâmica, Controle e Aplicações*. São José do Rio Preto - SP.
- Sartori, R. (2017). *Controle preditivo econômico: aplicação a uma unidade de processamento de gás natural*. Master's thesis, Universidade Federal de Santa Catarina.
- Yang, B.B.P. (2016). *Contribuições aos algoritmos PNMPD e DMC com passos de estabilidade*. Master's thesis, Universidade Federal de Santa Catarina.
- Zhang, J., Meng, Q., and Yu, H. (2017). The application of dynamic matrix control in the grate cooler.