



08 a 11 de Outubro de 2018
Instituto Federal Fluminense
Búzios - RJ

ESTUDO DA ABORDAGEM DE CONTROLE PREDITIVO APLICADO A UM SISTEMA DE DOIS TANQUES EM SÉRIE

Bárbara Grando Bagni¹ – barbarabagni@hotmail.com

Ana Carolina Spindola Rangel Dias² – acspdias@gmail.com

Wellington Betencurte da Silva³ – wellingtonufes@gmail.com

Julio Cesar Sampaio Dutra³ – julio.dutra@ufes.br

¹ UFES, Graduação em Engenharia Química – Alegre, ES, Brasil.

² UFRJ, PPG em Engenharia de Processos Químicos e Bioquímicos – Rio de Janeiro, RJ, Brasil

³ UFES, PPG em Engenharia Química – Alegre, ES, Brasil.

Resumo. *O uso de ferramentas de modelagem e simulação permite que haja uma análise mais completa de processos químicos, sem custos operacionais ou riscos na planta. Do mesmo modo, podem ser avaliadas estratégias de controle, as quais atuam sobre os graus de liberdade do processo. Na maioria das aplicações industriais, são utilizados controladores clássicos PID; contudo, não consideram as restrições e o modelo do processo, o que pode gerar ações de controle inconsistentes em casos mais complexos. Este trabalho investiga a abordagem de controle preditivo baseada em modelo, conhecida como MPC (Model Predictive Control), no sentido de introduzir este conceito de controle avançado em nível de curso de graduação em engenharia química. Para isso, considerou-se a aplicação a um sistema simulado de dois tanques em série e explorou-se um algoritmo de controle preditivo e seus parâmetros de sintonia para o enchimento do tanque e a mudança de valor desejado (setpoint). O desempenho foi comparado com os resultados obtidos com um controlador PID. É possível concluir que este exemplo didático permite compreender as principais características do MPC e demonstrar que é obtida uma melhor atuação sobre o processo com o uso desta abordagem de controle avançada.*

Palavras-chave: *Simulação computacional, Controle avançado, Controlador preditivo.*

1. INTRODUÇÃO

O objetivo do controle de processos é manter a estabilidade da operação nas condições especificadas, de maneira segura e eficiente, para que a qualidade desejada do produto seja atingida e as leis ambientais sejam respeitadas. Para esse fim, o controle em malha fechada (*feedback control*) compara o valor da variável medida ou a condição a controlar com o valor

desejado, *setpoint*, e faz as correções necessárias em função do desvio existente por meio de uma variável manipulada (Skogestad & Postlethwaite, 2005; Seborg *et al.*, 2011).

Os controladores PID (proporcional-Integral-Derivativo) são os mais utilizados nas indústrias para malhas regulatórias em virtude, principalmente, de sua robustez, simplicidade de *design* e fácil compreensão pelos operadores (Robinson *et al.*, 2001). Entretanto, seu funcionamento pode apresentar limitações de desempenho relacionadas ao maior grau de acoplamento das variáveis do processo, susceptibilidade a erros por perturbações não medidas e ao não observância das restrições físicas do processo (Christofides *et al.*, 2013).

Com isso, ganham destaque as técnicas de controle avançando, sendo que a abordagem de controle preditivo baseado em modelo (*Model Predictive Control*, MPC) é uma das alternativas com maior aplicação na indústria. Isto se deve ao fato de que é capaz de considerar todas as restrições e garantir o uso eficiente da energia e a melhoria na qualidade. A ideia básica do MPC é encontrar uma sequência ótima de ações de controle baseadas em um modelo explícito a partir de um problema de otimização, levando em conta geralmente o rastreamento dos *setpoints*, os esforços de controle e as restrições operacionais. Para tanto, são empregados normalmente modelos lineares multivariáveis e parâmetros de sintonia (matrizes de penalização do esforço e do erro de controle e os horizontes de controle e predição) (Qin & Badgwell, 2003).

Mais especificamente, como mostra a Fig. 1, o algoritmo MPC busca melhorar o comportamento dinâmico do processo a partir da predição de valores futuros dos estados em relação a uma sequência de ajustes na variável manipulada. Após o procedimento de otimização, é gerada uma sequência de entradas ótimas de controle, sendo que somente a primeira componente é aplicada ao processo físico. Posteriormente, o cálculo é repetido de acordo com os intervalos de controle (Rawlings & Mayne, 2009).

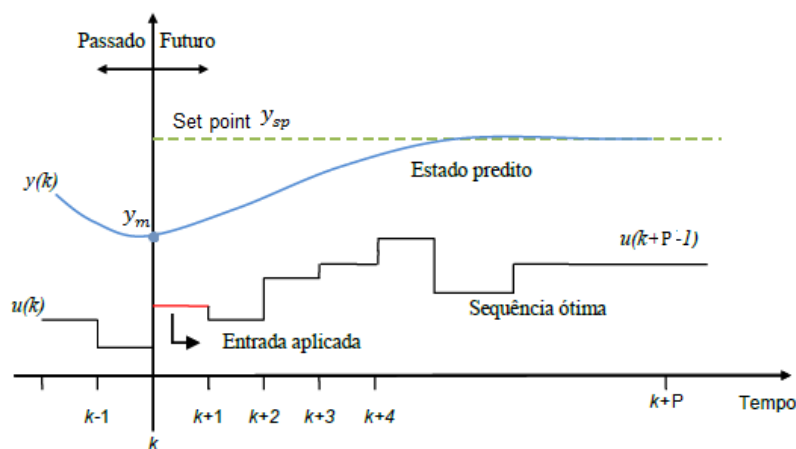


Figura 1: Representação esquemática da abordagem do MPC (Qin & Badgwell, 2003).

Vale ressaltar que, como os algoritmos de controle preditivo utilizam modelos representativos dos processos para gerar os sinais de controle, uma de suas limitações é a forte dependência da precisão do modelo. Isso torna o desenvolvimento do modelo uma etapa importante para o bom desempenho do controle (Seborg *et al.*, 2011). Além disso, a determinação dos parâmetros do algoritmo do MPC requer um tempo considerável e é menos intuitiva que em outras técnicas, o que faz com que essa abordagem seja menos aceita pelos operadores, quando se compara ao uso de um controlador PID, por exemplo (Forbes *et al.*, 2015).

Apesar da importância dessa abordagem em aplicações industriais, a disciplina de “Controle de Processos” dos cursos de graduação em engenharia química geralmente foca no estudo da dinâmica de processos e de controladores clássicos PIDs. Entretanto, atualmente os

processos industriais estão mais complexos e integrados, o que promove uma busca por estratégias de controle avançadas. Desse modo, como já indicado nos trabalhos de de Edgar *et al.* (2006), Richmond & Chen (2012) e Honc *et al.* (2016), é necessário renovar o programa da disciplina de controle para a formação de engenheiros aptos para lidar com situações reais. Neste sentido, este trabalho buscou estudar uma abordagem de controle preditivo para incorporar este conteúdo no curso de graduação em engenharia química da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), localizado no campus de Alegre. Para permitir um entendimento dos fundamentos do MPC, esta alternativa de controle avançado foi aplicada a um sistema simples formado por dois tanques de nível conectados em série. Foram feitas simulações para sintonia dos parâmetros do controlador MPC e, para comparação com resultados fornecidos por um controlador PID. O desempenho foi caracterizado com as métricas baseadas no erro de controle.

2. BREVE HISTÓRICO

O desenvolvimento do MPC remonta aos anos 1970 e foi inspirado em questões práticas da indústria, como processos com grande número de variáveis manipuladas e controladas, atrasos de tempo, resposta inversa, não-linearidades inerentes, alteração dos objetivos de controle e falha em sensores (Qin & Badgwell, 2003). Dessa forma, pode ser visto com uma resposta à necessidade das aplicações de controle em sistemas industriais e, com isso, recebeu alto investimento em pesquisas visando a melhoria dos algoritmos existentes e criação de novos, assim como aumento da tecnologia envolvida.

Na Fig. 2, é apresentada uma linha do tempo com os principais algoritmos de MPC criados. As diferenças entre eles consistem em abordagem de otimização, quantidade de parâmetros utilizados, tipo de modelo, utilização de restrições aplicadas as variáveis, interface para operadores, objetivos econômicos, entre outros. A evolução dos algoritmos é dividida em 4 gerações, sendo a primeira composta por IDCOM e DMC, a segunda representada por QDMC, a terceira é IDCOM-M e HIECOM. Por último, DMC-plus e RMPCT fazem parte da quarta geração de controladores MPC (Qin & Badgwell, 2003). Vale lembrar que, quando modelos não-lineares são utilizados, devem ser aplicadas técnicas de controle NMPC (*Nonlinear Model Predictive Control*) (Camacho & Bordons, 2007).

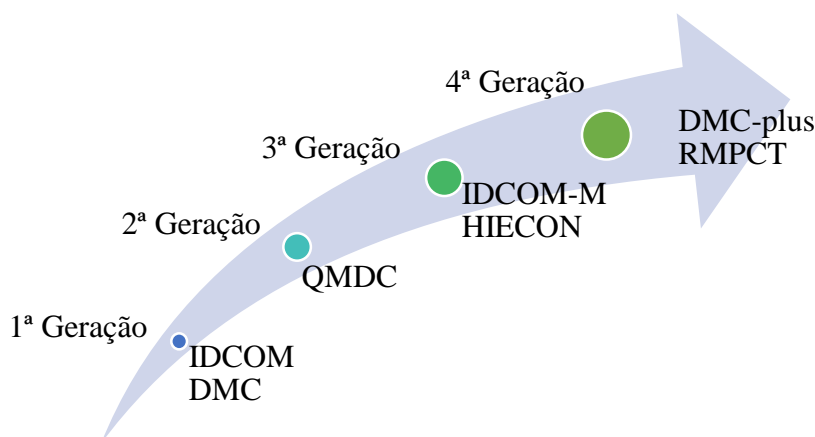


Figura 2: Linha do tempo dos algoritmos de MPC.

Na literatura, há artigos de revisão bastante extensos sobre a história das diferentes estratégias de controle preditivo, como Qin & Badgwell (2003), Rawlings & Mayne (2009),

Christofides *et al.* (2013) e Heirung *et al.* (2018). O interesse em controle preditivo é ainda crescente de acordo com a Fig. 3, elaborada com dados da página *Science Direct*.

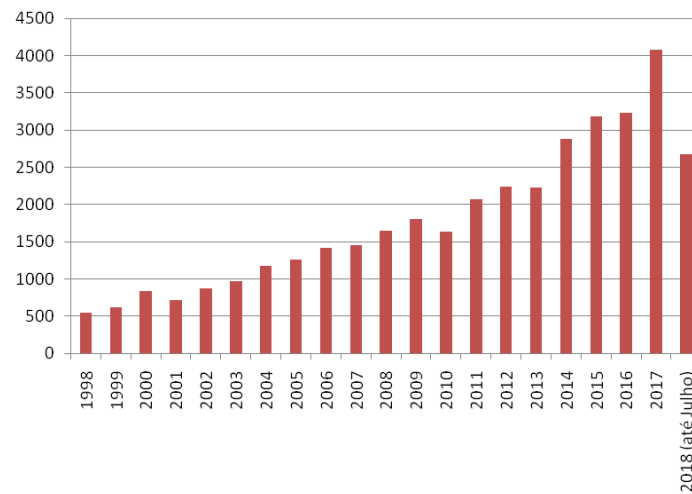


Figura 3: Evolução das publicações relacionadas ao tema MPC.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Estudo de caso

É considerado o problema de transporte de massa entre dois tanques de nível em série. Este é um exemplo clássico de estudo na engenharia química, cuja modelagem matemática é dada por um modelo a parâmetros concentrados, mostrado na Eq. 1 (Seborg *et al.*, 2011).

$$\frac{dh_1(t)}{dt} = \frac{F_0}{A_1} a(t) - \frac{h_1(t)}{A_1 r_1} \quad (1.a)$$

$$\frac{dh_2(t)}{dt} = \frac{h_1(t)}{A_1 r_1} - \frac{h_2(t)}{A_2 r_2} \quad (1.b)$$

A descrição e os valores das condições iniciais e dos parâmetros do modelo são fornecidos na Tabela 1. Além disso, as restrições físicas que se aplicam às variáveis, consideradas como limite inferior e superior, são dadas na Tabela 2.

Tabela 1 - Condições iniciais e parâmetros do sistema.

Variável	Simbologia	Valor
Área do Tanque 1	A_1	625 cm ²
Área do Tanque 2	A_2	349,5 cm ²
Vazão de máxima de alimentação	F_0	25,43 cm ³ s ⁻¹
Resistência ao escoamento do Tanque 1	r_1	0,2912 s/cm ²
Resistência ao escoamento do Tanque 2	r_2	0,2958 s/cm ²
Nível de líquido no tanque 1	h_1	7,4040 cm
Nível de líquido no tanque 2	h_2	7,5212 cm
Abertura da válvula de entrada	a	0,1695

Tabela 2 - Restrições físicas do sistema.

Variável	Min.	Máx.
Nível de líquido no Tanque 1	0	40 cm
Nível de líquido no Tanque 2	0	30 cm
Abertura da válvula de entrada	0	1

Este modelo foi resolvido com a função *ode15s* no Matlab e foi assumido que os parâmetros do sistema são conhecidos. É desejado controlar o nível de líquido no Tanque 2 em relação a um *setpoint*. Esta regulação é feita com a manipulação da abertura da válvula de entrada, que ajusta a alimentação do Tanque 1. Assim, o vetor de variáveis de entrada é dado apenas por $u = a(t)$ e o vetor de vetor de variáveis de saída é $y = [h_1(t), h_2(t)]^T$.

3.2 Problema de controle

A aplicação do controle preditivo a este sistema consiste em prever o nível do Tanque 2, $\hat{y}(k+j)$, em um horizonte de predição, $j = 1, \dots, P$, dados os valores medidos na planta da variável de saída, $y_m(k)$, em resposta a uma ação de controle na variável manipulada, $u(k-1)$. O conjunto ótimo de entradas de controle é obtido então pela minimização de uma função objetivo, que, neste trabalho, leva em consideração o erro entre as previsões $\hat{y}(k+j)$ e o valor desejado $y_{set}(k+j)$, e o esforço de controle, $\Delta u(k+j-1)$, ao longo do horizonte de predição, $j = 1, \dots, P$. Após a otimização, é feita a aplicação da primeira ação da sequência ótima sobre a abertura da válvula de entrada.

Definição matemática. Este problema de controle pode ser definido como a programação matemática dada em termos de um modelo em espaço de estados, considerando a evolução do sistema físico em tempos discretos $k \in \mathbb{Z}_+$, conforme a formulação na Eq. 2 (Rawlings & Mayne, 2009), em que $C \leq P$ é o horizonte de controle. Nesta equação, $x(k)$ é o vetor de estados, $u(k)$ é o vetor de entradas e $\hat{y}(k)$ é o vetor de saídas do sistema e estas relações seguem $f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$, $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^q$ e $k \in \mathbb{Z}$. Assim, a função objetivo J deve ser minimizada ao longo do horizonte de predição, $j = 1, \dots, P$.

$$\begin{aligned} \min J(k) &= \sum_{j=1}^P \|\hat{y}(k+j) - y_{set}(k+j)\|_Q^2 + \sum_{j=1}^C \|\Delta u(k+j-1)\|_R^2 \\ \text{sujeito a} & \\ x(k+1) &= f(x(k), u(k)) \\ \hat{y}(k) &= g(x(k)) \\ y_{min} &\leq \hat{y}(k) \leq y^{max} \\ u_{min} &\leq u(k) \leq u^{max} \end{aligned} \quad (2)$$

Parâmetros de sintonia. Os horizontes de controle (C) e de predição (P), bem como os pesos de controle (Q e R), são parâmetros de suma importância na sintonia do MPC. O horizonte C é o número de movimentos da variável manipulada que o MPC ajusta em cada tempo de amostragem para minizar a função objetivo. O horizonte P é o número de amostras no futuro sobre as quais o MPC faz a predição do perfil da variável do processo. Os pesos de controle são matrizes diagonais, sendo que cada valor em Q confere uma importância ao erro

de controle (*offset*) da variável controlada correspondente, e em R ao esforço exigido da variável manipulada correspondente. Mesmo que esses parâmetros sejam de fácil explicação e que existam algumas heurísticas na literatura, como a de Seborg *et al.* (2011) (Eq. 3), em que $5 < C < 20$ e $M/3 < C < M/2$; ainda se encontram dificuldades em definir os valores que levem ao desempenho desejado (Forbes *et al.*, 2015).

$$P = M + C \quad (3)$$

Implementação computacional. Um conjunto de rotinas criadas por Giraldo (2016) foram usadas como base neste trabalho. São três rotinas, Programa principal, Controlador MPC e Modelo, que se relacionam da maneira exposta na Fig. 4. Essas rotinas foram implementadas em Matlab e ajustadas para o processo em estudo, com a entrada de todos os dados e parâmetros do sistema de tanques e do controlador MPC.

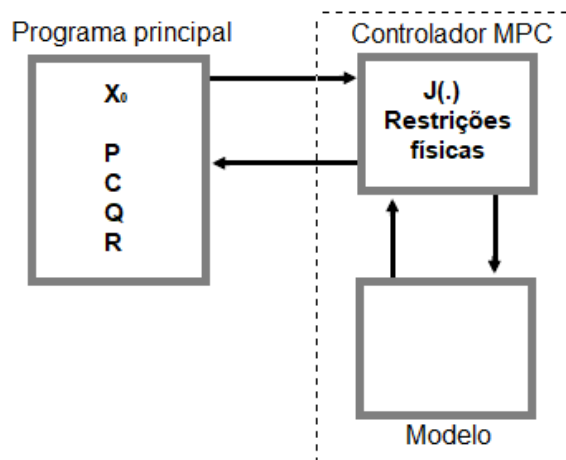


Figura 4: Representação em blocos da implementação computacional do MPC.

A função *fmincon* do Matlab com abordagem de otimização *active-set* foi usada para minimizar a função objetivo sujeita as restrições físicas das variáveis. Os valores de tempo de amostragem e tempo total de simulação foram escolhidos como, respectivamente, 30 s e 20 min, de modo que o número de ações simuladas (ou iterações da rotina) foi igual a 40 passos.

Os valores para horizontes de predição e de controle foram baseados primeiramente nas regras de Seborg *et al.* (2011) e, a partir dos resultados obtidos, foram propostas melhorias com base em tentativa e erro. Além disso, a sintonia dos pesos foi feita de acordo com as características do processo e os objetivos de controle. Como o objetivo é controlar o nível do Tanque 2, seu peso correspondente em Q deve ser maior que o do nível do Tanque 1. Do mesmo modo, para que a variável manipulada seja bem utilizada (isto é, sem variações abruptas), seu peso de controle em R também deve ser elevado. Os valores $Q = \text{diag}(10^{-5}, 1)$ e $R = 500$ foram usados como ponto de partida para testes de sintonia da dinâmica do controlador.

Testes de desempenho. Foram realizados dois testes para verificação do desempenho do controlador MPC. O primeiro se refere a uma avaliação preliminar sobre a robustez do controlador quando consideradas incerteza nas medidas. Foram acrescentados ruídos gaussianos com média zero e desvio padrão de 0,25 e 0,50 (valores escolhidos a partir da grandeza das variáveis controladas) para geração das medidas simuladas. O segundo teste é relativo à simulação enchimento do Tanque 2. A mudança de *setpoint* de h_2 foi feita de 0 para

20 cm com o Tanque 1 operando com 20 cm de nível de líquido. Os resultados foram comparados com os fornecidos por um controlador PID.

3.3 Critérios de desempenho

Como as configurações ótimas de controlador buscam minimizar o erro de controle $e(k) = \hat{y}(k) - y_{set}(k)$, são empregados os critérios dados pelas expressões na Eq. 4 como medidores de desempenho do controlador (Seborg *et al.*, 2011). Esses critérios representam a soma dos erros ao longo da simulação, de modo que a melhor configuração proposta é aquela que permite obter os menores valores desses parâmetros.

$$IAE = \sum |e(k)| \quad (4.a)$$

$$ISE = \sum e(k)^2 \quad (4.b)$$

$$ITAE = \sum [k \cdot |e(k)|] \quad (4.c)$$

$$ITSE = \sum [k \cdot e(k)^2] \quad (4.d)$$

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Sintonia dos parâmetros do MPC

Horizontes de predição e de controle (P , C). Os valores selecionados são mostrados na Tabela 4. Pode-se observar um custo médio computacional significativo de 143 s com o ajuste dado pela regra exposta na seção 3.2, o qual é quase 5 vezes o valor do tempo de amostragem. Logo, foi necessário reduzir os horizontes de predição e controle, sendo que configuração de $P = 20$ e $C = 5$ funcionou melhor para o controle proposto por este trabalho.

Tabela 4: Horizontes de predição e controle escolhidos e seus critérios de desempenho.

P	C	IAE	ISE	ITAE	ITSE	Tempo da iteração (s)
40	15	63	508	8552	20607	143
30	10	63	508	8468	20498	44
20	5	61	500	7532	18832	12

Pesos do controlador. As simulações foram feitas com o *setpoint* da condição estacionária dos tanques (Tabela 1) e um teste servo no nível do Tanque 2 para 20 cm no instante $k = 3$. Foram testadas diferentes configurações de pesos, como mostra a Fig. 5. Cada alteração na importância de h_1 em relação a h_2 (linhas vermelha e verde) acarretou em pior desempenho, ou seja, maior distância em relação ao valor de referência (linha tracejada), em comparação com a primeira configuração de pesos (linha azul). Assim, o melhor conjunto de pesos de controle foi o que dava mais importância para h_2 , como desejado.

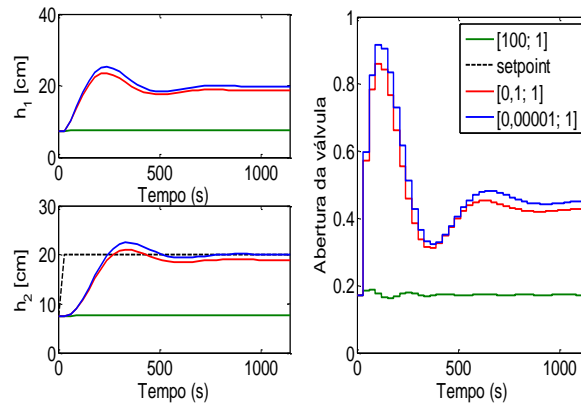


Figura 5: Comparação entre os diferentes pesos em Q .

Na Fig. 6, é possível observar o esforço de válvula e a dinâmica do controle. Note que um valor tão baixo como $R = 1$ leva a uma excessiva oscilação da abertura da válvula. Com isso, deve ser ajustado um peso maior para haver manipulação adequada, de modo que $R = 500$ foi a melhor configuração encontrada.

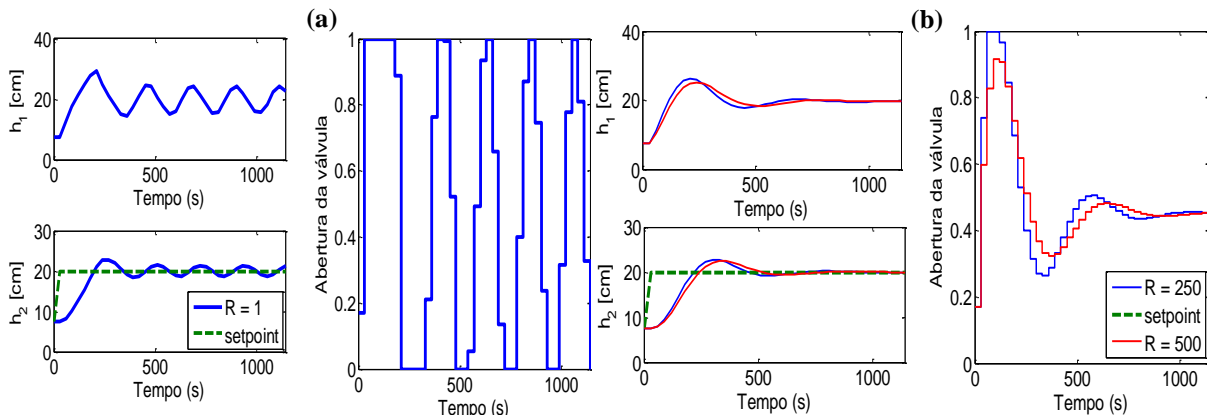


Figura 6: Comparação entre diferentes pesos: (a) $R = 1$; e (b) R igual a 250 e 500.

4.2 Comparação com o controlador PID

Foi utilizado um controlador PID sintonizado pelo método de Ziegler-Nichols, tal que $K_C = 8,9593$, $\tau_I = 327,392$ e $\tau_D = 81,8482$. As curvas na Fig. 7 ilustram o comportamento dos controles MPC e PID. É possível perceber que a resposta do MPC alcança o *setpoint* mais rapidamente, com dinâmica menos agressiva na válvula e menor *overshoot* em relação ao PID. A maior eficiência do MPC é confirmada pelos valores da Tabela 5.

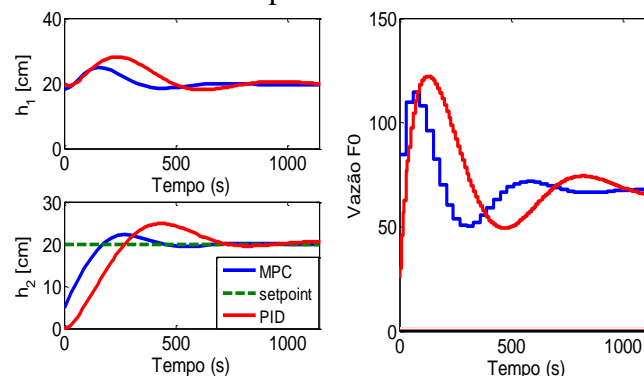


Figura 7: Comparação de desempenho entre os controladores MPC e PID.

Tabela 5: Controladores e seus respectivos parâmetros de desempenho.

Controlador	IAE	ISE
MPC	61	500
PID	721	10354

4.3 Incertezas nas medidas

Como mostrado na Tabela 6, os valores de acúmulo de erro ao longo da simulação são similares entre si, logo é possível observar que o controlador apresenta robustez nas condições de ruído testadas.

Tabela 6: Desempenho do MPC frente à incertezas nas medidas.

σ	IAE	ISE	ITAE	ITSE
0	76	599	13336	55511
0,25	77	571	16106	55436
0,50	81	583	19343	58972

5. CONCLUSÃO

Pode-se concluir que o controle preditivo baseado em modelo produz resultados melhores que um controle tradicional PID. Foi possível observar a importância da sintonia correta dos parâmetros e como é trabalhosa sua escolha. Todos os testes foram avaliados com parâmetros numéricos, o que permitiu uma verificação clara dos resultados. Assim, como o sistema físico estudado é simples, pode-se concentrar na ferramenta de controle, tal como deve ser feito ao se apresentar este conteúdo na disciplina de Controle de Processos em cursos de graduação.

REFERÊNCIAS

- Camacho, E. F.; Bordons, C. (2007), *Model Predictive Control*, 1st ed., Springer, London.
- Christofides, P. D.; Scattolini, R.; de la Peña, D. M.; Liu, J. (2013), Distributed model predictive control: a tutorial review and future research directions. *Computers and Chemical Engineering*, 51, 21–41.
- Edgar, T. F.; Ogunnaike, B.A.; Downs, J. J.; Muske, K. R.; Bequette, B. W. (2006), Renovating the undergraduate process control course. *Computers and Chemical Engineering*, 30, 1749–1762.
- Forbes, M. G.; Patwardhan, R. S.; Hamadah, H.; Gopalun, R. B. (2015), Model predictive control in industry: Challenges and opportunities. *IFAC-PapersOnLine*, 48, 531-538.
- Giraldo, S. A. C. (2016) MIMO MPC. 2016. Disponível em: <<https://controlautomaticoeducacion.com/control-predictivo/mimo-mpc/>>. Acesso em: 12 junho 2018.
- Heirung, T. A. N.; Paulson, J. A.; O’Leary, J.; Mesbah, A. (2018), Stochastic model predictive control — how does it work?. *Computers and Chemical Engineering*, 114, 158–170.
- Honc, D.; Sharma, R. K.; Abraham, A.; Dušek, F.; Pappa, N. (2016), Teaching and Practicing Model Predictive Control. *IFAC-PapersOnLine*, 49, 34–39.
- Qin, S. J.; Badgwell, T. A. (2003). A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 11, 733-764.
- Rawlings, J., Mayne, D. (2009), *Model Predictive Control Theory and Design*, 1st ed., Nob Hill Publishing.
- Richmond, P.; Chen, D. (2012), A model predictive control package for undergraduate education. *Education for Chemical Engineers*, 7, 43–50.
- Robinson, D., Chen, R., Mcavoy, T., Schnelle, P. D. (2001), An optimal control based approach to designing plantwide control system architectures. *Journal of Process Control*, 11, 223-236.
- Seborg, D. E.; Edgar, T. F.; Mellichamp, D. A. (2011), *Process Dynamics and Control*. 3rd ed., John Wiley and Sons, Danvers.
- Skogestad, S., Postlethwaite, L. (2005), *Multivariable Feedback Control*. 2nd ed., John Wiley and Sons, New York.

STUDY OF THE PREDICTIVE CONTROL APPROACH APPLIED TO A SYSTEM OF TWO TANKS IN SERIES

Abstract. *The use of modeling and simulation tools allows a more complete analysis of chemical processes, without operational costs or plant risks. Likewise, control strategies can be evaluated, which act on the degrees of freedom of the process. In most industrial applications, classical PID controllers are used; however, constraints and the process model are not considered, what may generate inconsistent control actions in more complex cases. This work investigates the model-based predictive control approach, known as Model Predictive Control (MPC), in order to introduce this concept of advanced control at the undergraduate level in chemical engineering course. We applied it to a simulated system of two tanks in series and we explored an algorithm and tuning parameters of the MPC for the tank filling and the desired changes in the setpoint. The performance was compared to the results obtained with a PID controller. It is possible to conclude that this didactic example allows to understand the main characteristics of the MPC and to demonstrate that a better performance can be obtained with the use of this approach of advanced control.*

Keywords: *Computer simulation, Advanced control, Predictive controller.*