

## CONTROLE PREDITIVO APLICADO A UMA PLANTA PILOTO DE NEUTRALIZAÇÃO DE pH

CHRISTIAM MORALES<sup>1</sup>, LUÍS LOURENÇO<sup>1</sup>, CLAUDIO GARCIA<sup>1</sup>

1. *Laboratório de Automação e Controle, Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, Universidade de São Paulo*  
*CEP 05508900, São Paulo, Brasil*

*E-mails: cmoralesa@usp.br, lfnlourenco@gmail.com, clgarcia@lac.usp.br*

**Resumo**— Neste trabalho é implementado um controlador preditivo baseado em modelo (MPC), em uma planta piloto de neutralização de pH, para o controle das variáveis do processo. Na etapa de identificação do processo é aplicado o algoritmo EMPM para estimar os parâmetros dos modelos de processo, a fim de ser utilizados no controlador preditivo proposto. Os sinais de controle que ingressarão no processo são calculados utilizando o algoritmo QDMC (*Quadratic Dynamic Matrix Control*). Finalmente, o controlador desenvolvido é testado em modo servo.

**Palavras-chave**— Controle preditivo, Algoritmo de controle QDMC, Identificação de Sistemas, Controle de pH.

### 1 Introdução

O processo de neutralização de pH pode ser encontrado em diferentes processos industriais, por exemplo tratamento de efluentes, processos biotecnológicos e processos químicos. A neutralização tem a finalidade de mudar o pH da vazão de entrada (influyente) adicionando um reagente (variável manipulada) para obter, na vazão de saída, o pH desejado (Shinsky, 1996).

As muitas pesquisas sobre o controle do processo de neutralização de pH são justificadas pela alta não-linearidade e pelo tempo morto que o processo apresenta. Por isto, diversos trabalhos propõem diferentes soluções para o controle de neutralização do pH. Em (Proudfoot et al., 1983) é aplicado um controlador convencional do tipo PI em um processo de tratamento de efluentes. Redes neuronais e controle robusto são propostos em (Sean, 1999) e (Shabani et al., 2010), respectivamente, para melhorar o controle do processo de pH.

Neste trabalho é desenvolvido o sistema de controle utilizando uma técnica de controle avançado do tipo MPC. A principal vantagem do MPC consiste na capacidade de tratar restrições nas entradas e saídas do processo, a fim de se obter uma maior segurança de operação (Maciejowski, 2002). Os objetivos principais deste artigo são: (a) empregar o algoritmo EMPM para estimar modelos matemáticos que permitam representar o comportamento dinâmico do processo de neutralização do pH e (b) implementar um controlador preditivo MPC do tipo QDMC, a fim de calcular os sinais de controle baseado nos modelos obtidos.

Este artigo está organizado da seguinte forma. Na seção 2 se descreve a planta piloto de neutralização de pH localizada no Laboratório de Controle de Processos Industriais da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Na seção 3 é descrito o procedimento da identificação de sistemas para o processo de neutralização do pH. Na seção 4 é

apresentada a descrição de um controlador MPC e na seção 5 são apresentados os resultados experimentais. Finalmente, na seção 6 são resumidas as principais conclusões deste trabalho.

### 2 Planta piloto de neutralização de pH

De acordo com o digrama (P&ID) mostrado na Figura 1, a planta piloto é composta da seguinte forma:

- Um tanque de água filtrada (TF), ou um tanque de água destilada (TD) para fornecer de água ao processo.
- Um tanque de ácido principal (TAP) onde é preparada a solução de ácido clorídrico (HCl). Esta solução de HCl é armazenada em um tanque intermediário (TAPI) para manter a vazão constante que ingressa no reator.
- Um tanque para preparar a solução de base (TBB) de hidróxido de sódio (NaOH) para neutralizar a vazão de entrada ao reator através de uma bomba dosadora.
- Um tanque reator onde é realizado o processo de neutralização. Para homogeneizar a mistura é usado um agitador mecânico. O reator possui um eletrodo de pH e um transmissor de pressão diferencial para a leitura das variáveis do processo do nível e pH do reator.

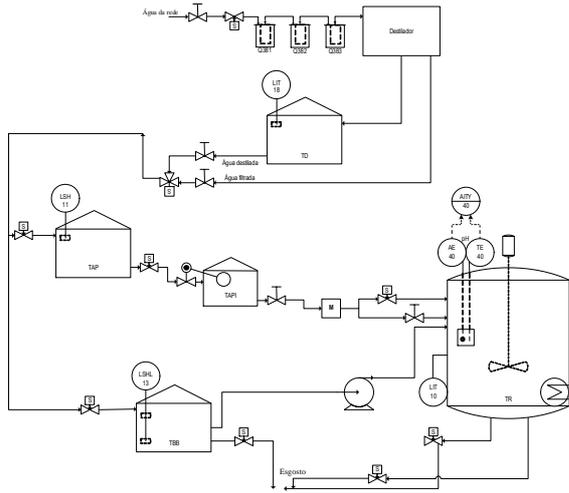


Figura 1: P&ID da planta piloto de neutralização de pH.

### 3 Identificação do processo de neutralização de pH

#### 3.1 Pré-teste

Nesta etapa, sinais do tipo degrau são aplicados ao processo de neutralização de pH, com a finalidade de obter parâmetros relevantes do processo, como o tempo de acomodação para cada malha.

Para isso, são realizadas variações no sinal de entrada para as malhas do nível e pH da seguinte forma:

- Para a malha do nível, o processo em estado estacionário possui um valor de 65% e as variações no *set point* são realizadas na faixa de  $\pm 3\%$ .
- Para a malha do pH, seu valor no estado estacionário é 7 e as variações no *set point* são realizadas no intervalo de  $\pm 0.5$ .

onde cada patamar possui um tempo de 30 minutos. Com os dados coletados de entrada e saída, estimam-se modelos de primeira ordem com tempo morto mostrados na equação (1).

$$\begin{aligned} Nível_{MF} &= \frac{0.006472}{s+0.006} e^{-30s} \\ pH_{MF} &= \frac{0.01324}{s+0.01283} e^{-10s} \end{aligned} \quad (1)$$

De acordo com a equação (1),  $Nível_{MF}$  e  $pH_{MF}$  são modelos em malha fechada obtidos para as malhas do nível e pH, respectivamente, incluindo os controladores PID do processo.

#### 3.2 Projeto do sinal de excitação

Neste trabalho é utilizado o sinal de excitação GBN (Generalized Binary Noise), proposto por Tulléken (1990), para ser aplicado ao processo de neutralização de pH. No desenvolvimento deste sinal é necessário calcular um vetor aleatório em função do

o intervalo de amostragem  $T_a$ , o tempo de acomodação  $T_s$ , a semente e o tempo mínimo de chaveamento  $T_{min}$  do sinal GBN. O tempo de acomodação é calculado aplicando um degrau aos modelos obtidos na equação (1).

A Figura 2 mostra o sinal GBN para as malhas de nível e de pH. Este sinal foi criado com os seguintes parâmetros:

- Para a malha de nível, aplicando um degrau na função de transferência  $Nível_{MF}$  é obtido um tempo de acomodação igual a 702 segundos. De acordo com (Zhu, 2001), para calcular o tempo de amostragem é assumida uma relação  $T_a = \frac{T_s}{50} = 15$  segundos. A semente do sinal assume um valor de 13. Finalmente, o tempo mínimo de chaveamento  $T_{min}$  é assumido a partir da relação  $T_{min} = 4T_a = 60$  segundos.
- Para a malha de pH, como no caso anterior, aplicando um degrau à função de transferência  $pH_{MF}$  é obtido um tempo de acomodação de  $T_s = 315$  segundos. Para calcular o tempo de amostragem é utilizada a mesma relação que no caso anterior assumindo um valor de  $T_a = \frac{T_s}{50} = 7$  segundos. A semente do sinal toma um valor de 7 e o tempo mínimo de chaveamento é  $T_{min} = 4T_a = 28$  segundos.

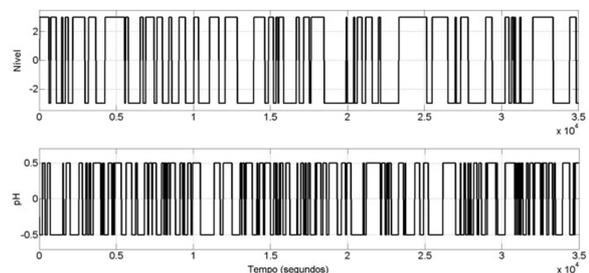


Figura 2: Sinal de excitação GBN aplicado ao processo de neutralização de pH.

Para ambos os sinais de excitação, o fator de ajuste da frequência do sinal  $n$  adota um valor de 1.5.

#### 3.3 Identificação em malha fechada

Devido à instabilidade do processo, a identificação é realizada em malha fechada, isto é incluindo os controladores PID (Proporcional-Integral-Derivativo) do processo.

A estrutura dos modelos dinâmicos do processo e de perturbação adotada é representada pela equação (2):

$$\begin{aligned} G(q, \theta) &= \frac{B(q, \theta)}{F(q, \theta)} \\ H(q, \theta) &= \frac{C(q, \theta)}{D(q, \theta)} \end{aligned} \quad (2)$$

onde  $B(q, \theta)$ ,  $C(q, \theta)$ ,  $D(q, \theta)$  e  $F(q, \theta)$  são os polinômios do processo e  $G(q, \theta)$  e  $H(q, \theta)$  representam

as funções de transferência do modelo do processo e do modelo de perturbação, respectivamente.

Logo, com os dados coletados das variáveis manipuladas e controladas do processo, usando um tempo de amostragem de 10 segundos, são calculados os coeficientes dos polinômios aplicando o algoritmo EMPM proposto em (Potts et al., 2012). Este algoritmo fornece modelos estáveis para aplicações com MPC dentro de um amplo horizonte de predição.

Na aplicação do algoritmo EMPM, o horizonte de predição é calculado dividindo o tempo de acomodação mais alto do processo e o tempo de amostragem empregado na coleta de dados. Neste trabalho é assumido um valor de 70. Para obter a ordem ótima dos modelos de processo e perturbação é empregando o critério FPEP (Final Prediction Error for  $P$ -step prediction) (Potts et al, 2012).

Uma vez realizado o cálculo da ordem ótima e a identificação do processo, as Tabelas 1 e 2 mostram os modelos do processo e de perturbação obtidos pelo algoritmo EMPM, respectivamente.

Tabela 1 Modelos do processo.

Saída	Entrada
	Sinal de controle do Nível
Nível	$\frac{-0.1188z^{-2} + 0.04564z^{-3}}{1 - 0.844z^{-1} - 0.643z^{-2} + 0.489z^{-3}}$
pH	$\frac{0.0631z^{-3} - 0.129z^{-4} + 0.0664z^{-5}}{1 - 2.049z^{-1} + 0.549z^{-2} + 1.081z^{-3} - 0.582z^{-4}}$
Saídas	Entrada
	Sinal de controle do pH
Nível	$\frac{0.02273z^{-3} - 0.02263z^{-4}}{1 - 1.217z^{-1} - 0.553z^{-2} + 0.769z^{-3}}$
pH	$\frac{0.2127z^{-2} - 0.3827z^{-3} + 0.1816z^{-4}}{1 - 3.214z^{-1} + 3.802z^{-2} - 1.93z^{-3} + 0.343z^{-4}}$

Tabela 2 Modelos de perturbação.

Saída	Entrada
	Distúrbio de processo
Nível	$\frac{1 + 0.1382z^{-1}}{1 - 0.474z^{-1} - 0.283z^{-2} - 0.00992z^{-3} - 0.0442z^{-4} - 0.177z^{-5}}$
pH	$\frac{1 - 0.0146z^{-1} - 0.3227z^{-2} + 0.1352z^{-3}}{1 - 0.82z^{-1} - 0.505z^{-2} + 0.36z^{-3} - 0.0259z^{-4} - 0.0081z^{-5}}$

### 3.4 Validação dos modelos

A etapa de validação consiste em avaliar o índice *fit* calculado através dos dados reais de saída do processo ( $y(t)$ ) e os dados das saídas estimados pelos modelos ( $\hat{y}(t)$ ), como é mostrado na equação (3).

$$fit(\%) = 100 \cdot \left(1 - \frac{\|y(t) - \hat{y}(t)\|}{\|y(t) - \bar{y}(t)\|}\right) \quad (3)$$

Os índices *fit* obtidos foram calculados realizando uma autovalidação tal como é mostrado na Figura 3.

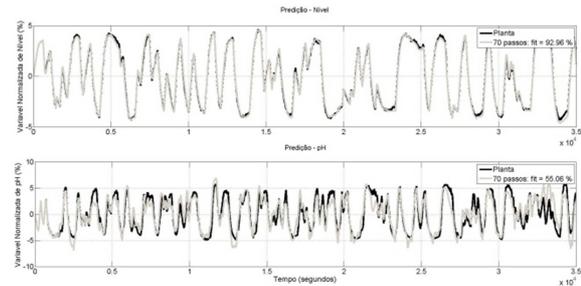


Figura 3: Autovalidação para uma predição de 70 passos à frente.

De acordo com os resultados mostrados na Figura 3, o algoritmo EMPM apresenta um melhor índice *fit* para o nível. No caso do pH, se obtêm um índice *fit* baixo, isto devido à não-linearidade do sistema, mas observa-se uma boa coerência com a saída do processo.

## 4 Controle preditivo baseado em modelo

O controle preditivo baseado em modelo MPC (Model Predictive Control) é um algoritmo de controle que permite calcular os sinais de entrada que ingressam no processo baseado em um modelo linear. O principal objetivo do MPC é otimizar o processo dentro de um horizonte de predição, restringindo as variáveis de entrada e saída do processo (Camacho; Bordons, 2000).

Um tipo de MPC muito empregado na indústria é o algoritmo QDMC. O algoritmo QDMC proposto em (García; Morshedi, 1986) emprega um modelo de resposta ao degrau para prever as respostas futuras e calcular o sinal de entrada do processo. Para calcular os sinais de controle é necessário, em cada tempo de amostragem, minimizar uma função custo quadrática *on-line*, esta última é representada através da equação (4).

$$J = \min_{\Delta u} \sum_{i=1}^P \delta (y^{ref}(k+i) - \hat{y}(k+i))^2 + \sum_{i=0}^{c-1} \lambda \Delta u(k+i)^2 \quad (4)$$

sujeito a:

$$\begin{aligned} \Delta u_{min} &\leq \Delta u \leq \Delta u_{max} \\ u_{min} &\leq u \leq u_{max} \\ y_{min} &\leq y \leq y_{max} \end{aligned} \quad (5)$$

De acordo com a equação (4),  $P$  é o horizonte de predição,  $c$  é o horizonte de controle e  $\delta$  e  $\lambda$  são os pesos da saída e a variável manipulada. Na equação (5),  $\Delta u_{min}$  e  $\Delta u_{max}$  são os valores máximos e mínimos da variação na entrada;  $u_{min}$  e  $u_{max}$  são os limites máximos e mínimos do valor atual da entrada;  $y_{min}$  e  $y_{max}$  são os limites máximos e mínimos do valor atual da saída.

No caso de processos multivariáveis, a função custo apresenta a mesma forma, mas  $\delta$  e  $\lambda$  são matrizes diagonais representadas por  $Q$  e  $R$ , respectivamente.

#### 4.1 Esquema de controle do algoritmo QDMC

Para este caso, o algoritmo QDMC envia o valor dos sinais de controle ótimos ao processo de neutralização de pH, como é mostrado na Figura 4.

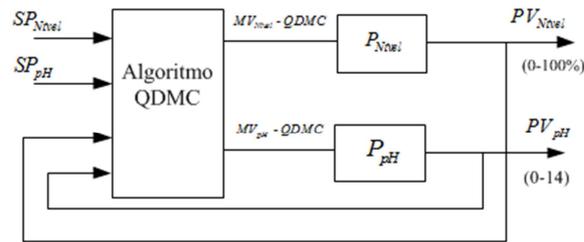


Figura 4: Esquema de controle utilizando o algoritmo QDMC.

Os parâmetros de sintonia e as restrições empregadas no algoritmo QDMC, para as malhas de nível e de pH, que foram obtidas de maneira experimental, são mostrados na Tabela 3. O horizonte de predição e o horizonte de controle adotado são de 70 e 2, respectivamente.

Tabela 3 Parâmetros de sintonia e restrições do algoritmo QDMC.

Pesos e Restrições QDMC	Nível	pH
Peso na Entrada	10	10
Peso na Saída	1	0.3
Valor máximo no valor atual da entrada	65%	80%
Valor mínimo no valor atual da entrada	15%	30%
Valor máximo no valor atual da saída	70%	7.6
Valor mínimo no valor atual da saída	60%	6.4
Limite superior na variação da entrada	5%	5%
Limite inferior na variação da entrada	-5%	-5%

### 5 Resultados experimentais

Os modelos obtidos para as malhas do nível e pH da seção 3 são testados no algoritmo QDMC e comparados com a resposta obtida pelo controlador convencional PID. Esta comparação entre controladores é realizada aplicando degraus individualmente a cada variável de processo.

As respostas obtidas pelo algoritmo QDMC e o controlador PID, para a malha do nível, são mostradas nas Figuras 5 e 6, respectivamente, e a Figura 7 mostra o sinal de controle do nível gerado pelo algoritmo QDMC. O ensaio foi realizado inserindo uma variação no *set point* do nível mantendo o *set point* do pH constante.

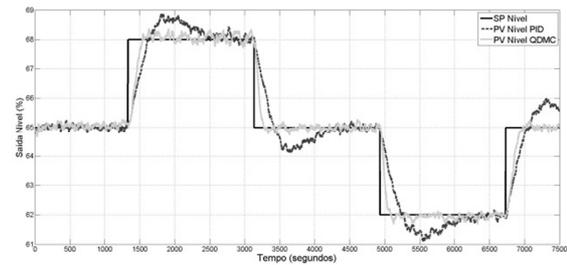


Figura 5: Comparação das respostas do processo entre os controladores PID e o QDMC inserindo uma variação na referência do nível.

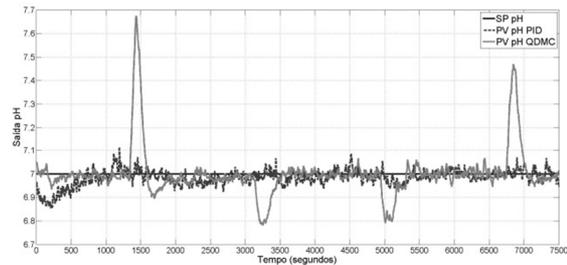


Figura 6: Comparação das respostas do processo entre os controladores PID e o QDMC mantendo a referência do pH constante.

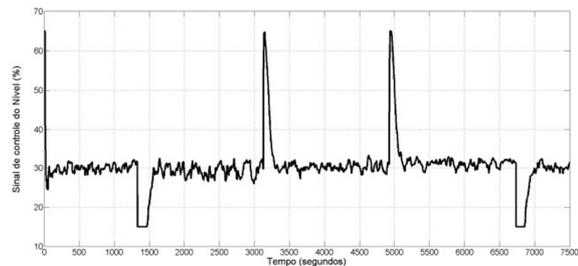


Figura 7: Sinal de controle gerado pelo algoritmo QDMC para o processo do nível.

De acordo com a Figura 5, nota-se a eficiência do algoritmo QDMC que baseado nos modelos EMPM, permite uma melhor subida, descida e estabilidade nos diferentes pontos de operação que o controlador PID. Na Figura 6, percebe-se sobre sinal na saída do pH no momento que é realizada a variação do *set point* do nível. Isto pode acontecer, inicialmente, para compensar o aumento do ácido no reator. Finalmente, na Figura 7 se mostra o sinal de controle aplicado na malha do nível se encontra dentro das restrições adotadas.

Da mesma forma é realizado o teste para a malha do pH. As respostas obtidas pelos controladores QDMC e PID são mostradas nas Figuras 8 e 9, respectivamente. A Figura 10 mostra o sinal de controle do pH gerado pelo algoritmo QDMC.

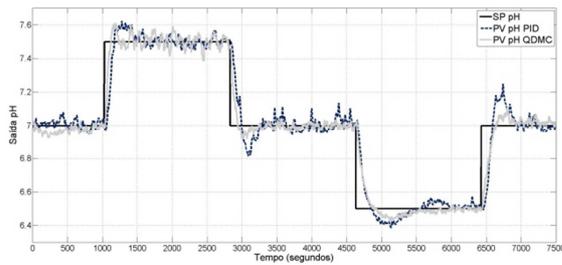


Figura 8: Comparação das respostas do processo entre os controladores PID e o QDMC, inserindo uma variação na referência do pH.

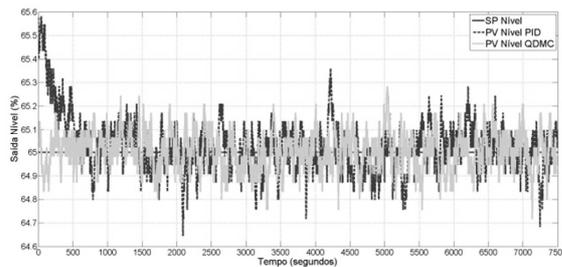


Figura 9: Comparação das respostas do processo entre os controladores PID e o QDMC mantendo a referência do nível constante.

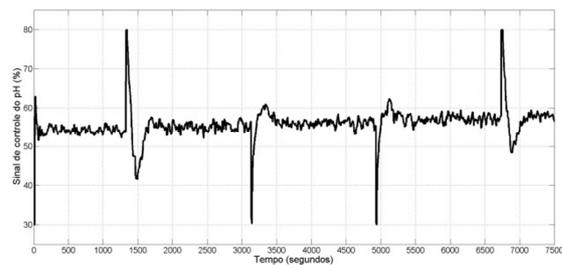


Figura 10: Sinal de controle gerado pelo algoritmo QDMC para o processo do pH.

Conforme mostra a Figura 8, o algoritmo QDMC consegue diminuir as oscilações e reduzir o sobre sinal nos pontos de operação testados apesar das características assimétrica e à não-linearidade do processo. Na Figura 9, o nível foi mantido na faixa de  $\pm 0.2\%$  do ponto estacionário. Finalmente, na Figura 10 o sinal de controle do pH foi mantido dentro da faixa estabelecida.

## 6 Conclusões

Este artigo apresentou uma estratégia de controle avançado, baseado em um controlador preditivo do tipo QDMC, aplicada a uma planta de neutralização de pH. O controlador clássico PID e o algoritmo QDMC foram comparados baseados em resultados experimentais.

De uma forma geral, os resultados obtidos demonstram a alta capacidade do algoritmo QDMC para manter estáveis as malhas processo, melhorando o desempenho do controle do processo de neutralização do pH, tornando-o bem menos oscilatório e reduzindo o sobre sinal quando há uma variação no *set point* do controlador.

## Agradecimentos

Os autores agradecem às agências brasileiras CAPES e CNPq pelo financiamento.

## Referências Bibliográficas

- Camacho, E. F.; Bordons, C. (2000). Model Predictive Control, Springer-Verlag, London.  
DOI: [10.1080/00986448608911397](https://doi.org/10.1080/00986448608911397)
- García, C. E.; Morshedi, A. M. (1986). Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC). Chemical Engineering Communications, 46, 73–87.
- Ljung, L. (1999). System Identification: Theory for the user. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2nd edition.
- Maciejowski, J. M. (2002). Predictive Control with Constraints, Prentice Hall, Harlow, England.
- Proudfoot, C.G.; Gawthrop, P.J.; Jacobs, O.L.R. (1983). Self-tuning PI control of a pH neutralisation process. Control Theory and Applications, IEE Proceedings D, Vol. 130 N°5, pp. 267-272. DOI: [10.1049/ip-d.1983.0046](https://doi.org/10.1049/ip-d.1983.0046)
- Potts, A. S.; Romano, R. A.; Garcia, C. (2012). Improving performance and stability of MRI methods in closed-loop. In: International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes ADCHEM 2012, Singapore.
- Sean, K., D. (1999). Control of pH in chemical processes using artificial neural networks. thesis, School of Engineering Liverpool John Moores University.
- Shabani, R.; Khaki S. A.; Salahshoor K. (2010). Robust Control of a pH Neutralization Process Plant Using QFT. International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), pp. 497-500.
- Shinskey, F. G. (1996). Process control systems—application, design, and tuning. McGraw-Hill Inc, 4th ed., New York.
- Tulleken, H. J. A. F. (1990). Generalized binary noise test-signal concept for improved identification-experiment design. Automatica, Vol. 26, N°1, pp. 37-49. DOI: [10.1016/0005-1098\(90\)90156-C](https://doi.org/10.1016/0005-1098(90)90156-C)
- Zhu, Y. (2001). Multivariable System Identification for Process Control. Elsevier Science, Oxford.