

Controle Preditivo Generalizado Aplicado a um Processo de Dessalinização por Osmose Reversa

Talita O. G. de Carvalho, René D. O. Pereira, José R. de Oliveira Jr.,
Bismark C. Torrico, Fabrício G. Nogueira

*Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará,
Fortaleza-CE, Brasil (e-mails: talitacarvalho@alu.ufc.br [autor
correspondente], reneolimpio@alu.ufc.br, jose.raimundo@alu.ufc.br,
bismark@dee.ufc.br, fnogueira@dee.ufc.br)*

Abstract: This article presents the tuning and implementation of a generalized predictive controller to control and simulate a reverse osmosis desalination plant. The strategy proposes controlling the flow and conductivity of the water produced in the process by manipulating the pressure and pH of the system's feed water. later, it is compared to a conventional Proportional Integral-Differential controller. The results show that the structure proposed in this paper presents a faster disturbance rejection in both the flux and conductivity loops and better performance indices for most stages.

Resumo: Este artigo apresenta a sintonia e a implementação de um controlador preditivo generalizado para controle e simulação de uma planta de dessalinização por osmose reversa. A estratégia propõe o controle do fluxo e da condutividade da água produzida no processo através da manipulação da pressão e do pH da água de alimentação do sistema. Posteriormente, o mesmo é comparado a um controlador Proporcional Integral-Diferencial convencional. Os resultados mostraram que a estrutura proposta nesse artigo apresenta uma rejeição de perturbação mais rápida tanto na malha de fluxo quanto na malha de condutividade e melhores índices de desempenho para a maioria das etapas analisadas.

Keywords: Model predictive control; generalized predictive control; reverse osmosis; desalination; robustness index.

Palavras-chaves: Controle preditivo baseado em modelo; controle preditivo generalizado; osmose reversa; dessalinização; índice de robustez.

1. INTRODUÇÃO

O difícil acesso à água potável é um problema que tende a piorar nos próximos anos, afetando pessoas em todo o mundo, principalmente aquelas que vivem em regiões áridas e semiáridas, que representam um terço da população rural dos países em desenvolvimento (Theodore and Dupont, 2019). Os recursos hídricos atuais são insuficientes considerando a demanda global. Além disso, parte deles é gerenciado de forma insustentável devido a fatores como desperdício e poluição (Ihsanullah et al., 2021). Neste sentido, as tecnologias de dessalinização removem sais dissolvidos e outros minerais da água salobra, fornecendo água doce para uso potável e não potável, tornando-se, portanto, críticas para a sobrevivência da humanidade. Dentre essas tecnologias, a osmose reversa (OR) consiste em um processo no qual se utiliza pressão para forçar um solvente através de uma membrana semipermeável, solvente este que se encontra em uma região de alta concentração de soluto e sofre uma pressão maior que a pressão osmótica da solução, sendo portanto transportado para uma região de baixa concentração de soluto. O solvente puro, resultado da porção de água que passou através

da membrana semipermeável, é denominado de permeado (Rathore et al., 2015). O processo de OR apresenta restrições de temperatura, pH, pressão, fluxo e resistência à oxidação. Restrições estas que devem ser atendidas dentro de um custo de instalação aceitável, disponibilidade de habilidades operacionais e de manutenção adequada (Mindler and Epstein, 1986). Para atender estas restrições a fim de se obter resultados operacionais ótimos, torna-se necessário a medição e/ou o controle de parâmetros como pressão, fluxo, condutividade e pH. O controle da pressão se deve ao fato de que é necessária a aplicação da pressão de salmoura adequada para que ocorra a transferência de massa de água e sais e para proteger o sistema de OR de danos físicos. O controle da condutividade é feito para assegurar que o permeado tenha qualidade satisfatória e para detectar incrustações ou vazamentos dentro do módulo de OR. O controle do fluxo garante a produtividade adequada. O controle do pH previne a incrustação alcalina, promove estabilidade da membrana e otimiza a rejeição de sal (Mindler and Epstein, 1986). Gambier et al. (2006a) mostrou que aplicando-se um algoritmo genético para resolver um problema de otimização multiobjetivo (MOO, do inglês *multi-objective optimization*) para sintonia de controladores Proporcionais Integrativos (PI) aplicados em uma planta de OR, obtém-se um desempenho equivalente

* Os autores agradecem às instituições de fomento CAPES, CNPq e FUNCAP pelo amparo financeiro.

a controladores mais complexos, porém, com menor esforço de implementação. O trabalho de Park et al. (2009) configurou as faixas de sintonia dos ganhos do controlador Proporcional Integrativo Derivativo (PID) aplicando-se a técnica de Ziegler-Nichols (ZN) em Algoritmo Genético de Codificação Real (RCGA, do inglês *Real Coded Genetic Algorithm*), obtendo um tempo de computação menor e preservando o desempenho de sintonia de ZN e as características de resposta aprimoradas. Em (Chithra¹ et al., 2015), aplicou-se um algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO, do inglês *Particle Swarm Optimization*) para ajustar os parâmetros de um controlador PID utilizado em uma planta de OR. Abbas (2006) aplicou um algoritmo de Controle de Matriz Dinâmica (DMC, do inglês *Dynamic Matrix Control*), com e sem restrições, que consiste em uma estratégia de Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC, do inglês *Model Predictive Control*), para controlar uma unidade de dessalinização de água por OR. Outros artigos também propuseram estratégias de controle baseadas em modelo para esse mesmo tipo de planta (ver, por exemplo, Bartman et al. (2009); McFall et al. (2008); haj Ali et al. (2010); Rivas-Perez et al. (2017); Gao et al. (2014)). Um sistema com duas entradas e duas Saídas (TITO, do inglês *Two Input Two Output*) é considerado. Neste sistema, o fluxo e a condutividade do permeado são controlados através da manipulação da pressão e do pH. Os objetivos para este estudo são:

- Sintonizar e implementar um Controlador Preditivo Generalizado (GPC, do inglês *Generalized Predictive Control*), que é uma estratégia MPC, que combina o modelo do processo e o modelo da perturbação para controle e simulação de uma planta de OR.
- Simular aspectos como rejeição de perturbações, seguimento de referência e resposta do sistema à incertezas com intuito de ilustrar os benefícios da metodologia de controle proposta.
- Comparar seu desempenho com um controlador Proporcional-Integral-Diferencial (PID) convencional.

O artigo está estruturado da seguinte forma: A Seção 2 apresenta o modelo usado para simulação e para o projeto do controlador. A Seção 3 apresenta uma revisão conceitual da estratégia de controle aplicada. A Seção 4 descreve como será feita a análise de robustez, definindo matematicamente a condição de estabilidade robusta. A seção 5 contém o exemplo de simulação onde são evidenciados os parâmetros utilizados para a sintonia do controlador proposto, incluso uma descrição dos índices de desempenho utilizados e uma comparação detalhada entre o controlador PID convencional e o GPC. A Seção 6 resume os resultados e conclusões deste estudo.

2. MODELO DE UMA PLANTA DE OSMOSE REVERSA

Segundo El-Salam (2003) a dessalinização por Osmose Reversa, trata-se de um processo amplamente utilizado para a obtenção de água potável a partir de fontes salinas. Seu processo constitui-se na separação de solutos e solventes baseado no fenômeno da difusão, onde um solvente é forçado a passar de uma solução mais concentrada para uma solução menos concentrada através de uma membrana semipermeável sob pressão externa. A pressão externa

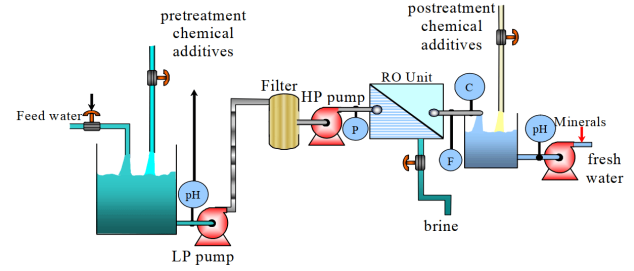


Figura 1. Diagrama esquemático de plantas de OR

Fonte: Gambier et al. (2006b).

desempenha um papel crucial na superação da osmose e permite que o solvente passe pela membrana na osmose reversa. Na osmose natural, as moléculas de solvente se movem de uma região de menor concentração de soluto para uma região de maior concentração de soluto. Esse movimento ocorre devido à diferença de pressão osmótica entre as duas soluções.

Classificado como um processo de membrana com uso de energia mecânica, a Osmose Reversa, ocorre em sentido inverso ao da osmose natural, passando assim a água do meio mais concentrado para o menos concentrado de Oliveira Siqueira et al. (2022).

Um sistema de OR básico normalmente consiste em quatro subsistemas principais: pré-tratamento, bomba de alta pressão, montagem de membrana (unidade OR) e pós-tratamento (ver Fig. 1). O modelo de OR utilizado neste trabalho é proveniente de um sistema de configuração de membrana de fibra fina oca localizado no laboratório de P&D na fábrica de osmose reversa de Doha, no Kuwait, como apresentado em Alatiqi et al. (1989) e definido por

$$\begin{bmatrix} F \\ C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P \\ pH \end{bmatrix} \quad (1)$$

onde

$$G_{11} = \frac{F}{P} = \frac{2(0,056s + 1)}{0,003s^2 + 0,1s + 1}, \quad (2)$$

$$G_{12} = \frac{F}{pH} = 0, \quad (3)$$

$$G_{21} = \frac{C}{P} = \frac{-0,51(0,36s + 1)}{0,213s^2 + 0,7s + 1}, \quad (4)$$

$$G_{22} = \frac{C}{pH} = \frac{-57(0,32s + 1)}{0,6s^2 + 1,8s + 1}, \quad (5)$$

C é a condutividade do permeado, F é o fluxo do permeado, P é a pressão de alimentação do sistema e pH é o pH da água de alimentação do sistema. O objetivo principal no processo de dessalinização é a produção de água com uma baixa quantidade Total de Sólidos Dissolvidos (TSD). Como é inviável aplicar análises químicas frequentes para avaliar a eficiência do processo, a condutividade tornou-se uma excelente alternativa para estimar a qualidade da água produzida. O fluxo é um parâmetro utilizado para avaliar a produtividade da planta de OR, pois a mesma geralmente é projetada para produzir um valor de fluxo específico. A pressão de alimentação influencia os dois parâmetros operacionais primários, produtividade e condutividade da água do produto. Indiretamente, a pressão afeta a concentração de sal da água do produto através da seguinte dinâmica: Se houver uma redução da pressão, menos água permeia a membrana, enquanto o fluxo de sal permanece constante, portanto, mais sal por unidade de

volume de água produzida. Em contrapartida, se há um aumento de pressão, mais água permeia a membrana, mas a quantidade de transferência de sal permanece constante, portanto, resultando em menos sal por unidade de volume de água produzida (Allegrezza et al., 1977). O acetato de celulose reage com a água e a taxa desta reação (hidrólise) depende do pH e da temperatura. À medida que esse processo químico ocorre, a passagem de água e sal através da membrana aumenta, porém, a passagem de sal aumenta a uma taxa maior do que a passagem de água, aumentando assim a condutividade da água produzida. Em plantas de OR que usam membranas de acetato de celulose, o pH é reduzido a fim de diminuir a taxa de hidrólise e, conseqüentemente, a condutividade. Vale salientar que a atuação no pH não gera nenhum efeito no fluxo da água produzida (3).

3. ESTRUTURA DO CONTROLADOR APLICADO

Um dos mais populares métodos de MPC, tanto na indústria, quanto na academia, é o GPC, método este proposto por (Clarke et al., 1987). Ele é uma estratégia de controle baseada em modelo. Portanto, ao utilizá-la, é necessário conhecer previamente o comportamento da dinâmica da planta, em termos de um modelo. Para se obter um controlador com desempenho satisfatório, é necessário ter um modelo consistente, ou seja, quanto melhor o modelo, melhor será o desempenho e robustez do controlador e, portanto, o controle do processo. A maioria das plantas de entrada única e saída única (SISO), ao considerar a operação em torno de um ponto de ajuste específico e após a linearização, pode ser descrita por:

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t-1) + C(z^{-1})e(t), \quad (6)$$

onde, z^{-1} é o operador de atraso discreto, os polinômios $A(z^{-1})$ e $B(z^{-1})$ definem a dinâmica do processo, o polinômio $C(z^{-1})$ define a dinâmica das perturbações, d é o tempo morto do sistema, $u(t)$ e $y(t)$ são as seqüências de controle e saída da planta e $e(t)$ é um ruído branco com média zero. Este modelo é conhecido como modelo de média móvel auto-regressiva do controlador (CARMA). Argumentou-se (Clarke et al., 1987) que para muitas aplicações industriais nas quais as perturbações não são estacionárias, um modelo CARMA integrado (CARIMA) é mais apropriado. Um modelo CARIMA é dado por

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})z^{-d}u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta}, \quad (7)$$

com

$$\Delta = 1 - z^{-1}$$

O algoritmo de Controle Preditivo Generalizado (GPC) consiste em aplicar uma seqüência de controle que minimiza uma função de custo multiestágio da forma:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j)[\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=0}^{N_u-1} \lambda(j)[\Delta u(t+j)]^2, \quad (8)$$

onde N_1 e N_2 representam o horizonte de custo mínimo e máximo, N_u é o horizonte de controle, $\hat{y}(t+j|t)$ é a saída predita do processo, $w(t+j)$ é a trajetória de referência futura, $\Delta u(t+j)$ é o incremento de controle futuro, δ e λ são as variáveis de ponderação do erro e do esforço de controle, respectivamente.

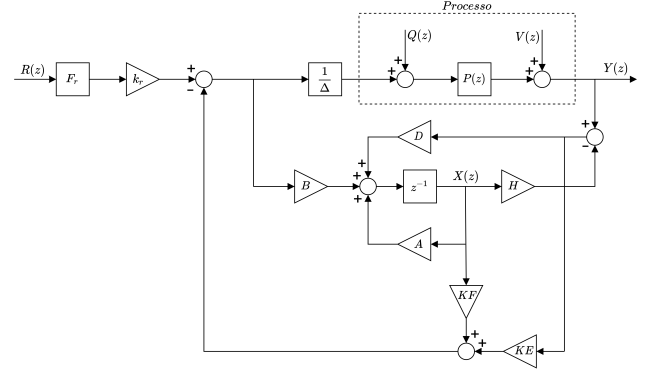


Figura 2. Diagrama de blocos do GPC aplicado.

O objetivo do controle preditivo é calcular a seqüência de controle futura $u(t), u(t+1), \dots$ de tal forma que a saída futura da planta $y(t+j)$ seja aproximada de $w(t+j)$. Isso é alcançado minimizando $J(N_1, N_2, N_u)$. Para otimizar a função de custo, será obtida a previsão ótima de $y(t+j)$ para $j > N_1$ e $j < N_2$. Uma representação de diagrama de blocos do GPC é apresentada na Fig. 2.

4. ANÁLISE DE ROBUSTEZ

Uma forma de se representar incertezas paramétricas é através da incerteza aditiva:

$$G(z) = G_n(z) + \Delta G(z), \quad (10)$$

onde z é o operador do domínio discreto, $G(z)$ é o processo, $G_n(z)$ é o modelo nominal, $\Delta G(z)$ representa a incerteza desconhecida do modelo; Incertezas desconhecidas podem ser decompostas no domínio da frequência da seguinte maneira (Skogestad and Postlethwaite, 2007):

$$\Delta G(\omega) = W_2(\omega)\Delta(\omega)W_1(\omega), \quad \bar{\sigma}(\Delta(\omega)) < 1, \quad \forall \omega \in [0, \pi/T_s], \quad (11)$$

onde $\Delta(z)$ é uma matrix de rank completo, $W_1(z)$ e $W_2(z)$ são duas matrices de transferência estáveis que caracterizam a estrutura espacial e de frequência da incerteza e $\bar{\sigma}(X)$ é o valor singular máximo de X. Utilizando a representação $M - \Delta$, o sistema de malha fechada pode ser dividido em dois termos, o nominal e o incerto, resultando em

$$M(z) = -W_1(z)M'(z)W_2(z), \quad (12)$$

onde

$$M'(z) = [I + C_{eq}(z)G_n(z)]^{-1}C_{eq}(z) \quad (13)$$

e $C_{eq}(z)$ é o controlador equivalente quando a lei de controle (??) é posta na estrutura de controle de 2 graus de liberdade (2DOF, do inglês 2 degrees of freedom). Portanto, a condição de estabilidade robusta é obtida como

$$\bar{\sigma}(M(e^{j\omega T_s})) < 1, \quad \forall \omega \in [0, \pi/T_s]. \quad (14)$$

5. EXEMPLO DE SIMULAÇÃO

A técnica proposta é comparada com o controlador PID através de índices de desempenho, como integral do erro absoluto (IAE, do inglês integrated absolute error) e variação total (TV, do inglês total variation) do sinal de controle. Os índices são aplicados para avaliar o seguimento de referência e rejeição de perturbação de ambas as

$$F_r(z) = \begin{bmatrix} \frac{(1 - \beta_{f1})^{n_{p1}}}{(1 - \beta_{f1}z^{-1})^{n_{p1}}} \cdot \frac{(1 - \alpha_{f1}z^{-1})^{n_{z1}}}{(1 - \alpha_{f1})^{n_{z1}}} & 0 \\ 0 & \frac{(1 - \beta_{f2})^{n_{p2}}}{(1 - \beta_{f2}z^{-1})^{n_{p2}}} \cdot \frac{(1 - \alpha_{f2}z^{-1})^{n_{z2}}}{(1 - \alpha_{f2})^{n_{z2}}} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Tabela 1. Parâmetros do Controlador.

Filtro de Referência	K_r	KE
$\begin{bmatrix} \frac{0,45}{z - 0,55} & 0 \\ 0 & \frac{0,02}{z - 0,98} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1,72 & 0 \\ 7,05 \cdot 10^{-4} & 4,24 \cdot 10^{-3} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1,66 & -1,77 \cdot 10^{-5} \\ -1,50 \cdot 10^{-3} & -0,13 \end{bmatrix}$
KF		
$\begin{bmatrix} 6,58 & 3,45 & 1,34 & 0,74 & 0,85 & -0,056 & -0,052 & -0,049 & -0,046 & -0,042 \\ -0,022 & -0,021 & -0,021 & -0,021 & -0,020 & -787,18 & -744,79 & -703,98 & -664,74 & -627,03 \end{bmatrix}$		

malhas para o caso nominal e para o caso com incertezas. As expressões para esses índices são

$$IAE = \int_{t_0}^{t_f} |r(t) - y(t)| dt, \quad (15)$$

$$TV = \sum_{i=1}^{N_f} |u_{i+1} - u_i|, \quad (16)$$

onde t_0 é o tempo inicial da resposta, t_f é o tempo final da resposta, i é a amostra e N_f é a quantidade de amostras da resposta. Os índices IAE e TV são calculados para respostas de seguimento de referência, respostas de influência entre malhas e respostas de rejeições de perturbações. Para os dois índices, quanto menores eles forem, melhor será o desempenho do controlador. O modelo 1 foi discretizado usando segurador de ordem zero com período de amostragem $T_s = 0,01s$, obtendo-se

$$G_n(z) = \begin{bmatrix} \frac{0,34556(z - 0,8364)}{(z^2 - 1,688z + 0,7165)} & 0 \\ \frac{-0,0085974(z - 0,9726)}{(z^2 - 1,967z + 0,9677)} & \frac{-0,30418(z - 0,9692)}{(z - 0,9927)(z - 0,9776)} \end{bmatrix} \quad (17)$$

O GPC foi sintonizado com horizonte de predição $N = 70$, horizonte de controle $N_u = 6$, polos do polinômio $c(q^{-1})$ $\beta_{11} = \beta_{12} = \beta_{13} = 0,60$, $\beta_{21} = \beta_{22} = \beta_{23} = 0,98$, elementos da matriz de ponderação do sinal de controle Q_λ $\lambda_1 = 200$, $\lambda_2 = 1200$, elementos da matriz de ponderação do sinal de erro Q_δ $\delta_1 = 3000$, polos do filtro de referência $F_r(z)$ $\beta_{f1} = 0,55$, $\beta_{f2} = 0,98$ e $\alpha_{f1} = \alpha_{f2} = 0$. A Tabela 1 apresenta os parâmetros do GPC. O controlador utilizado para comparação é a estrutura de controle baseada em controle PID de (Rathore et al., 2013). Ela foi sintonizada utilizando a regra de sintonia proposta em (Lee et al., 2004), resultando no seguinte controlador PID descentralizado:

$$C(s) = \begin{bmatrix} \frac{0,625(s + 22,65)}{s} & 0 \\ 0 & \frac{-0,021946(s + 0,6789)}{s} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Na análise da robustez, a Fig. 5 mostra as curvas de ambos os controladores. A sintonia do GPC foi realizada de forma que os controladores apresentam índices de robustez semelhantes para uma comparação justa. As Fig. 3 e Fig. 4 mostram os sinais de saída e de controle para o PID e o GPC proposto nas simulações do caso nominal e do caso

com incertezas no modelo, respectivamente. Em $t = 1 s$ um degrau de $1,25 l/s$ é aplicado na referência de fluxo, em $t = 3 s$ um degrau de $400 \mu s/cm$ é aplicado na referência de condutividade, em $t = 10 s$ é aplicada uma perturbação tipo degrau de $0,1 kPa$ na entrada de pressão e em $t = 20 s$ é aplicada um perturbação tipo degrau de $10 un.$ na entrada de pH.

No caso com incertezas, foi considerada uma incerteza de -50% no ganho estático da malha que relaciona a condutividade e o pH (5). A incerteza de modelagem foi aplicada na malha mais sensível para o processo. Os índices de desempenho obtidos para cada controlador para o caso nominal e o caso com incerteza estão expostos na Tabela 2. Como pode ser visto na Fig. 3 e na Fig. 4, o GPC apresenta rejeição de perturbações mais rápida para ambas as malhas, tanto para o caso nominal, quanto para o caso incerto, com um sobressinal menor para a malha 1 e um subsinal menor para a malha 2. Pode-se observar na Tabela 2 que o GPC apresentou um IAE menor que o do PID para a maioria dos cenários, tanto para o caso nominal quanto para o caso com incertezas.

6. CONCLUSÃO

Este artigo apresentou um controlador preditivo generalizado aplicado à uma planta de dessalinização por osmose reversa submetida à incertezas e perturbações. Ao lidar com perturbações, a estrutura de controle proposta apresentou uma rejeição de perturbações mais rápida em ambas as malhas, tanto para o caso incerto quanto para o caso nominal, quando comparada ao controlador PID. A partir dos resultados da simulação, o GPC apresentou melhores índices de IAE para 11 cenários e equivalente para 2 dos 16 avaliados. O índice TV foi melhor em 3 cenários e equivalente em 3 dos 16 cenários analisados. Portanto, dado a sua melhor eficácia na rejeição de perturbações e seguimento de referência, a estrutura de controle proposta apresenta grande potencial na substituição de controladores PID para aplicações em plantas de dessalinização por osmose reversa. Caso deseje-se aplicar este controlador em uma planta real, sugere-se a utilização de técnicas *anti-windup* para lidar com a saturação do sistema (ver, por exemplo, Torrico et al. (2016)). Como trabalho futuro, pretende-se aplicar a estratégia de controle proposta em uma planta real de dessalinização por osmose reversa.

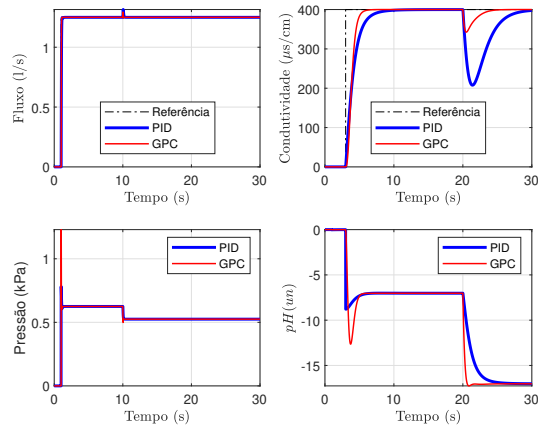


Figura 3. Caso nominal.

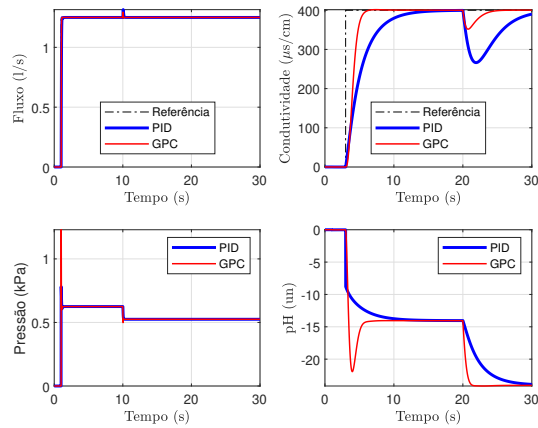


Figura 4. Caso incerto.

Tabela 2. Índices de desempenho. Os melhores desempenhos são destacados em negrito.

Resposta		Nominal				Incerto			
		MALHA 01		MALHA 02		MALHA 01		MALHA 02	
		IAE1	TV1	IAE2	TV2	IAE1	TV1	IAE2	TV2
Servo de Fluxo	GPC	0,045	1,88	0,056	0,023	0,040	1,88	0,12	0,030
	PID	0,063	0,97	0	0,039	0,060	0,97	0,19	0,030
Servo de Condutividade	GPC	$5,28 \cdot 10^{-5}$	$6,34 \cdot 10^{-5}$	376,49	18,25	0	0	452,51	29,80
	PID	0	0	476,91	10,56	0	0	939,59	14,00
Regulação no Fluxo	GPC	0,0017	0,15	1,74	0,00084	0	0,15	1,92	0
	PID	0,0070	0,10	2,78	0,0088	0,010	0,10	49,23	0,29
Regulação na Condutividade	GPC	$4,00085 \cdot 10^{-5}$	$1,11 \cdot 10^{-4}$	100,77	10,51	0	0	100,96	10,20
	PID	0	0	667,46	9,99	0	0	647,45	9,86

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – DS e PDPG 1402/2022”, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Edital CNPq 18/2021 projeto 422633/2021-6 e Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP), Edital 06/2021, projeto 09779122/2021.

REFERÊNCIAS

- Abbas, A. (2006). Model predictive control of a reverse osmosis desalination unit. *Desalination*, 194, 268–280. doi:10.1016/j.desal.2005.10.033.
- Alatiqi, I., Ghabris, A., and Ebrahim, S. (1989). System identification and control of reverse osmosis desalination. *Desalination*, 75, 119–140. doi:10.1016/0011-9164(89)85009-x. URL [https://doi.org/10.1016/0011-9164\(89\)85009-x](https://doi.org/10.1016/0011-9164(89)85009-x).
- Allegrezza, A.E., Burchesky, R.D., Götz, G., Davis, R.B., and Coplan, M.J. (1977). Hollow fiber composite reverse osmosis membrane. *Desalination*, 20, 87–94.

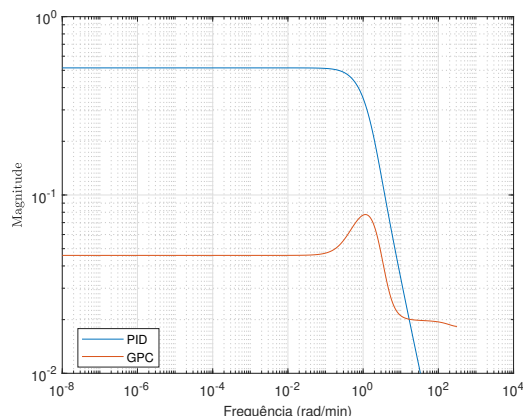


Figura 5. índice de Robustez.

- Bartman, A.R., Christofides, P.D., and Cohen, Y. (2009). Nonlinear model-based control of an experimental reverse osmosis water desalination system. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(11), 892–897. doi:10.3182/20090712-4-tr-2008.00146. URL <https://doi.org/10.3182/20090712-4-tr-2008.00146>.
- Chithra¹, K., Andy, S., Vijayalakshmi³, V., and Asuntha, A. (2015). Pid controller tuning in reverse osmosis system based on particle swarm optimization. 3.
- Clarke, D., Mohtadi, C., and Tuffs, P. (1987). Generalized predictive control—part i. the basic algorithm. *Automatica*, 23(2), 137–148. doi: [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(87\)90087-2](https://doi.org/10.1016/0005-1098(87)90087-2). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0005109887900872>.
- de Oliveira Siqueira, A.M., Martins, A.L.S., and Viana, E.E.D. (2022). Princípios de funcionamento de diferentes métodos de dessalinização de água do mar e análise paramétrica de um dessalinizador de múltiplo efeito (MED). *The Journal of Engineering and Exact Sciences*, 8(1), 13833–01e. doi:10.18540/jcecvl8iss1pp13833-01e. URL <https://doi.org/10.18540/jcecvl8iss1pp13833-01e>.
- El-Salam, M.A. (2003). MEMBRANE TECHNIQUES | applications of reverse osmosis. In *Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition*, 3833–3837. Elsevier. doi: 10.1016/b0-12-227055-x/00762-8. URL <https://doi.org/10.1016/b0-12-227055-x/00762-8>.
- Gambier, A., Wellenreuther, A., and Badreddin, E. (2006a). Optimal control of a reverse osmosis desalination plant using multi-objective optimization. In *2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, 1368–1373. doi:10.1109/CACSD-CCA-ISIC.2006.4776841.
- Gambier, A., Wellenreuther, A., and Badreddin, E. (2006b). Optimal control of a reverse osmosis desalination plant using multi-objective optimization. In *2006 IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, 1368–1373. doi:10.1109/CACSD-CCA-ISIC.2006.4776841.
- Gao, L., Barrett, D., Chen, Y., Zhou, M., Cuddy, S., Paydar, Z., and Renzullo, L. (2014). A systems model combining process-based simulation and multi-objective optimisation for strategic management of mine water. *Environmental Modelling & Software*, 60, 250–264. doi:10.1016/j.envsoft.2014.06.020. URL <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.06.020>.
- haj Ali, M.A., Ajbar, A., Ali, E., and Alhumaizi, K. (2010). Robust model-based control of a tubular reverse-osmosis desalination unit. *Desalination*, 255(1-3), 129–136. doi: 10.1016/j.desal.2010.01.003. URL <https://doi.org/10.1016/j.desal.2010.01.003>.
- Ihsanullah, I., Atieh, M.A., Sajid, M., and Nazal, M.K. (2021). Desalination and environment: A critical analysis of impacts, mitigation strategies, and greener desalination technologies. *Science of The Total Environment*, 780, 146585. doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146585>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969721016533>.
- Lee, M., Lee, K., Kim, C., and Lee, J. (2004). Analytical design of multiloop PID controllers for desired closed-loop responses. *AIChE Journal*, 50(7), 1631–1635.
- McFall, C.W., Bartman, A., Christofides, P.D., and Cohen, Y. (2008). Control and monitoring of a high recovery reverse osmosis desalination process. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 47(17), 6698–6710. doi:10.1021/ie071559b. URL <https://doi.org/10.1021/ie071559b>.
- Mindler, A.B. and Epstein, A.C. (1986). Chapter 2.6 measurements and control in reverse osmosis desalination. *Desalination*, 59, 343–379. doi: [https://doi.org/10.1016/0011-9164\(86\)90036-6](https://doi.org/10.1016/0011-9164(86)90036-6). URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0011916486900366>.
- Park, J., Goeun, K., Kim, J., Na, S., and Heo, H. (2009). Simulation of reverse osmosis plant using rcga based pid controller. *ICCAS-SICE 2009 - ICROS-SICE International Joint Conference 2009, Proceedings*.
- Rathore, N.S., Chauhan, D., and Singh, V. (2015). Luus-jaakola optimization procedure for pid controller tuning in reverse osmosis system. *International Journal of Electrical, Electronics and Data Communication*, 3, 77–80.
- Rathore, N.S., Kundariya, N., and Narain, A. (2013). PID controller tuning in reverse osmosis system based on particle swarm optimization. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 3(6), 1–5.
- Rivas-Perez, R., Sotomayor-Moriano, J., and Perez-Zuñiga, C. (2017). Adaptive expert generalized predictive multivariable control of seawater RO desalination plant for a mineral processing facility. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 10244–10249. doi:10.1016/j.ifacol.2017.08.1284. URL <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1284>.
- Skogestad, S. and Postlethwaite, I. (2007). *Multivariable feedback control: analysis and design*, volume 2. Citeseer.
- Theodore, L. and Dupont, R.R. (2019). New options for water desalination.
- Torrico, B.C., Andrade, F.V., Pereira, R.D.O., and Nogueira, F.G. (2016). Anti-windup dead-time compensation based on generalized predictive control. In *2016 American Control Conference (ACC)*. IEEE. doi:10.1109/acc.2016.7526524. URL <https://doi.org/10.1109/2Facc.2016.7526524>.