

Control predictivo basado en modelo de planta de ósmosis inversa de laboratorio

Marvyn Ávila Rodríguez

Correo electrónico: marvyn@aica.poloce.cu
Laboratorios AICA, La Habana, Cuba

Artículo Original

Ana Isabel González Santos

Correo electrónico: anita@electrica.cujae.edu.cu
Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, La Habana, Cuba

Resumen

El control de proceso constituye una parte esencial de la industria de desalación, la cual requiere ser controlada en las condiciones óptimas de operación para garantizar un incremento en la vida útil de la planta y la reducción en los costos de los productos de la unidad. La desalación es un proceso altamente complejo, así la mayoría de los modelos dinámicos presentan la forma de sistemas de múltiples entradas-múltiples salidas (MIMO). Controlar un sistema MIMO es una operación complicada debido a la interconexión entre las entradas y a la influencia que cada una de ellas ejerce sobre las salidas del sistema. En este artículo se presenta el modelo dinámico MIMO desarrollado para un sistema de desalación basado en una ósmosis inversa de doble etapa instalada en los laboratorios AICA. El propósito de esta investigación fue aplicar una nueva estrategia de control basada en un algoritmo de control predictivo basado en modelo (MPC). El sistema de control propuesto fue simulado en una computadora utilizando la herramienta Simulink de Matlab. Los resultados muestran la eficiencia del controlador MPC propuesto y pueden resultar de ayuda para adquirir conocimientos en el control de procesos en sistemas de desalación basados en ósmosis inversa.

Palabras claves: proceso MIMO, desalación, controlador MPC, ósmosis inversa

Recibido: 9 de septiembre del 2013 Aprobado: 4 de julio del 2014

INTRODUCCIÓN

La ósmosis inversa ha emergido como una de las tecnologías líderes en la desalación de agua, debido a los bajos costos y eficiencia energética del proceso. La escasez de agua fresca ha incrementado la necesidad de desarrollo de este tipo de plantas de desalación, especialmente en áreas que presentan un clima seco [1]. Aún con los adelantos en las tecnologías de membranas, mantener las condiciones de proceso deseadas es esencial para la operación exitosa de los sistemas de ósmosis inversa.

Cambios en la calidad del agua pueden alterar las condiciones de los módulos de las membranas, lo cual puede ocasionar un descenso en la producción de agua, un

desempeño no óptimo del sistema o incluso daños permanentes a las membranas. Teniendo en cuenta la variabilidad de la calidad del agua fresca, es necesario el diseño de un sistema de control robusto. En una planta de ósmosis moderna, la automatización es un elemento crucial para brindar seguridad al personal, alcanzar la calidad del agua producto y cumplir con las normas de protección ambiental.

Una estrategia de control avanzado que ha ganado aceptación en la industria es el control predictivo basado en modelo (MPC). El control basado en modelos es una alternativa prometedora respecto a las estrategias de control convencionales en las plantas de ósmosis y los mismos

han sido utilizados en conjunto con los sistemas de detección y diagnósticos de fallos para mejorar los métodos de control ante la presencia de fallos en sensores y actuadores.

Motivados por las consideraciones antes mencionadas, el objetivo principal de este trabajo es evaluar la efectividad de un sistema de control basado en el algoritmo MPC en una planta de ósmosis inversa de doble etapa.

MODELO MATEMÁTICO DEL SISTEMA DE ÓSMOSIS INVERSA

En esta sección se presentan dos modelos multivariables, los cuales refieren al sistema de ósmosis inversa. El objetivo de la obtención de los dos modelos es que los mismos serán utilizados en la etapa de diseño del controlador predictivo, cuando se sintonice el controlador haciendo al modelo de la planta diferente del modelo del controlador.

En el sistema, mostrado en la figura 1, con la ayuda de una bomba centrífuga de alta presión el agua es impulsada hacia la primera etapa de la ósmosis, la cual está compuesta por tres tubos de presión, los cuales contienen en su interior tres unidades de membranas cada uno. Los tubos están colocados en posición serie, lo que significa que el agua de alimentación entra solamente al primer tubo y el flujo de concentrado o rechazo del mismo (agua con mayor concentración de sales que no atraviesa las membranas) entra al segundo tubo de membranas, así mismo, el flujo de concentrado del segundo tubo es llevado a la entrada del tercer y último tubo, entonces el flujo de concentrado resultante es enviado al drenaje, mientras que el flujo de permeado recolectado por cada uno de los tres tubos es impulsado hacia la segunda etapa a través de otra bomba centrífuga de alta presión.

Esta configuración serie es muy eficiente y es utilizada cuando se desee refinar la calidad del agua producto [2]. La segunda etapa está compuesta por dos tubos de presión, con tres unidades de membranas cada uno, y presenta una disposición serie, al igual que la primera etapa. El concentrado de la segunda etapa se hace retornar hacia el tanque colector de 500 L con el objetivo de aumentar la eficiencia del sistema y aumentar el porcentaje de recuperación de agua del equipo. El permeado de la segunda etapa es enviado al tanque de almacenamiento de 5 m³ de agua purificada del sistema, ya que es el agua producida con la calidad necesaria para realizar todo el proceso de producción de inyectables.

El equipo de ósmosis inversa cuenta con una variada instrumentación: como sensores de presión, sensores de flujo y conductividad, sensores de pH y sensores de temperatura. Los instrumentos son utilizados para monitorear la calidad del agua de alimentación, además del rendimiento y funcionamiento del sistema.

Varios parámetros pueden ser controlados en una unidad de ósmosis inversa, entre ellos se encuentran: la temperatura del agua de alimentación, el pH, la conductividad, la presión y flujo de agua producto [3].

Las dos variables principales monitoreadas y controladas para lograr un rendimiento óptimo de la planta de desalación son el flujo de agua producto (permeado) y la conductividad, la cual hace referencia a la calidad de agua producida. El flujo de agua se controla variando la presión de la bomba de agua de alimentación, mientras que la conductividad depende del valor de pH del agua, así como de la presión de la bomba de alimentación.

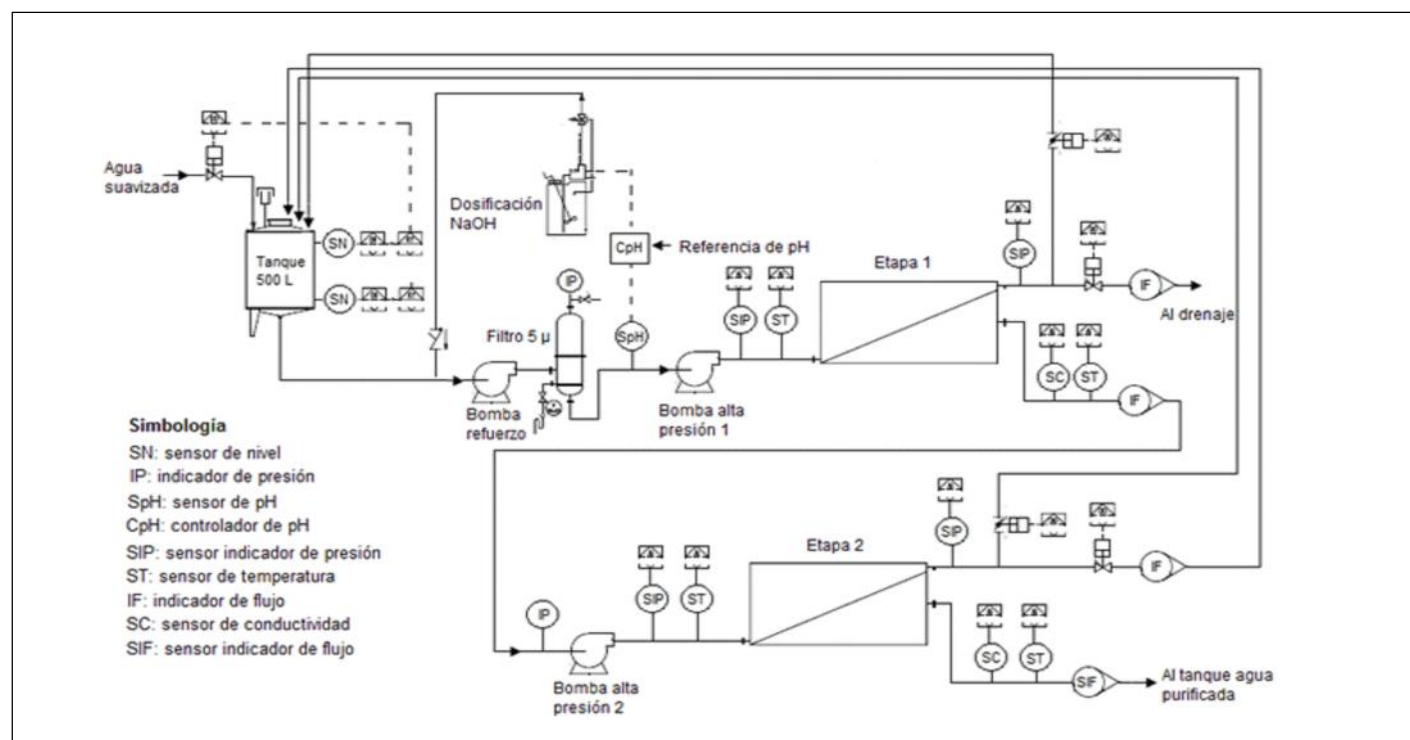


Fig.1. Sistema de ósmosis inversa en los laboratorios AICA

Los modelos fueron obtenidos a partir de un proceso de identificación basado en modelos de caja negra. Los modelos que conforman el sistema multivariable fueron estimados y validados utilizando datos reales y los mismos fueron transformados desde sus estructuras originales (ARMAX) a sus funciones transferenciales discretas correspondientes, para de esta manera facilitar la labor al trabajar con la caja de herramientas del MPC de MATLAB7.11.0. En la figura 2 se muestra la estructura del modelo multivariable y las relaciones que existen entre las variables del sistema.

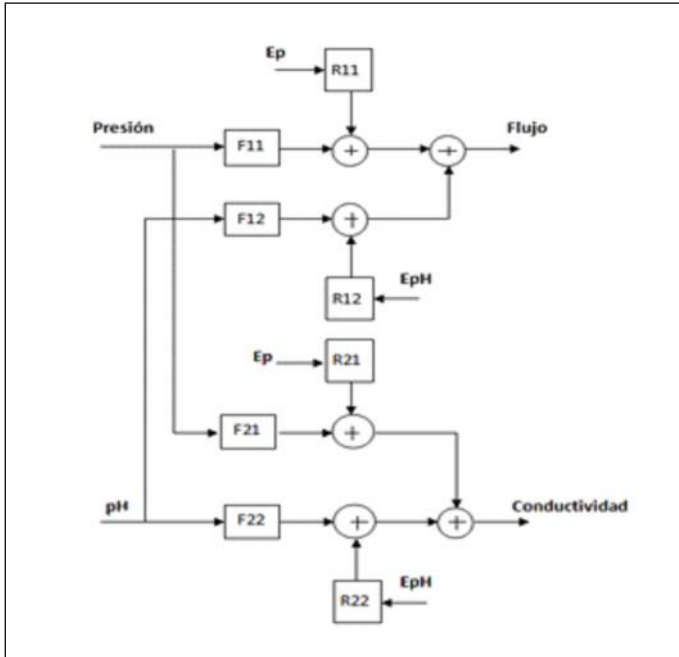


Fig. 2. Diagrama en bloques del modelo multivariable

donde:

Presión (bar): Variable manipulada 1.

pH: Variable manipulada 2.

Ep: Señal de ruido blanco incluida en el modelo asociada a la variable manipulada presión.

EpH: Señal de ruido blanco incluida en el modelo asociada a la variable manipulada pH.

Flujo (m³/h): Variable controlada 1.

Conductividad (μs/cm): Variable controlada 2.

Modelo Multivariable 1

$$F11(z^{-1}) = \frac{(0,001578z - 0,001046)}{z^4 - 0,7197z^3 - 0,9973z^2 + 0,7187z} \quad (1)$$

$$R11(z^{-1}) = \frac{0,0006984z^3 + 0,0000271z^2 - 0,0006679z}{z^3 - 0,7197z^2 - 0,9973z + 0,7187} \quad (2)$$

$$F12(z^{-1}) = 0 \quad (3)$$

$$R12(z^{-1}) = 0 \quad (4)$$

$$F21(z^{-1}) = \frac{0,003377z - 0,0006728}{z^2 - 0,6515z - 0,3286} \quad (5)$$

$$R21(z^{-1}) = \frac{0,01202z^2 - 0,007825z - 0,001939}{z^2 - 0,6515z - 0,3286} \quad (6)$$

$$F22(z^{-1}) = \frac{0,0797z^2 - 0,07968z}{z^3 - 1,558z^2 + 0,1493z + 0,4089} \quad (7)$$

$$R22(z^{-1}) = \frac{0,01147z^3 - 0,02151z^2 + 0,01005z}{z^3 - 1,558z^2 + 0,1493z + 0,4089} \quad (8)$$

Modelo Multivariable 2

$$F11(z^{-1}) = \frac{0,001578z - 0,001046}{z^4 - 0,7197z^3 - 0,9973z^2 + 0,7187z} \quad (9)$$

$$R11(z^{-1}) = \frac{0,0006984z^3 + 0,0000271z^2 - 0,0006679z}{z^3 - 0,7197z^2 - 0,9973z + 0,7187} \quad (10)$$

$$F12(z^{-1}) = 0 \quad (11)$$

$$R12(z^{-1}) = 0 \quad (12)$$

$$F21(z^{-1}) = \frac{0,004936z - 0,0022}{z^3 - 0,6384z^2 - 0,3286z} \quad (13)$$

$$R21(z^{-1}) = \frac{0,01202z^2 - 0,00764z - 0,002094}{z^2 - 0,6384z - 0,3415} \quad (14)$$

$$F22(z^{-1}) = \frac{0,7702z - 0,07018}{z^3 - 1,566z^2 + 0,1612z + 0,405} \quad (15)$$

$$R22(z^{-1}) = \frac{0,01148z^3 - 0,02164z^2 + 0,01017z}{z^3 - 1,566z^2 + 0,1612z + 0,405} \quad (16)$$

DISEÑO DEL CONTROLADOR PREDICTIVO

El control predictivo basado en modelo (Model Predictive Control, MPC) es una tecnología de control que utiliza un modelo del sistema para predecir la salida de proceso, empleando un horizonte de predicción futuro y dando solución a un problema de optimización cuadrático.

La función del modelo es predecir la respuesta futura de la planta basado en los movimientos pasados del controlador y en el estado actual de la planta. En cada instante de

muestreo, la acción de control es calculada a partir de una comparación entre la respuesta futura predicha y la trayectoria de referencia deseada.

Su habilidad para controlar procesos con dinámicas difíciles y conveniente manipulación de desafíos de control multivariables lo han ubicado en la actualidad como una estrategia de control indispensable. El MPC ofrece beneficios adicionales, ya que las restricciones del proceso y las referencias variables pueden ser manipuladas en el algoritmo de control [4].

Los algoritmos de control predictivo son muy diversos y robustos en las aplicaciones de control de procesos. Se pueden aplicar a una gran variedad de sistemas: de fase no mínima, inestables, con retardo y multivariables, los mismos difieren en el tipo de modelo utilizado para representar al proceso y a las perturbaciones y la función objetivo considerada [5].

En esta investigación para el diseño del controlador predictivo se utilizó como se mencionó anteriormente la caja de herramientas del MPC de MATLAB7.11.0, la cual trabaja con la función objetivo general en el dominio del tiempo discreto, que se muestra a continuación:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} r(j)[y(t+j) - r(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} s(j) [\Delta u(t+j) - 1]^2 \quad (17)$$

donde:

J : Índice de minimización del error cuadrático.

α : Peso para la detección de errores en la salida.

β : Peso para las variables manipuladas.

$\Delta u = u(k) - u(k-1)$: Diferencia de las variables manipuladas entre el instante actual de muestreo y el anterior.

N_1 y N_2 : Horizonte mínimo y máximo de predicción respectivamente.

N_u : Horizonte de control, que no necesariamente coincide con algunos de los límites N_1 y N_2 .

$y(t+j)$: Representa los valores de la salida predicha.

$r(t+j)$: Consiste en los valores por donde la salida predicha debe guiarse para llegar al valor de consigna.

Las restricciones son valores límites que se establecen en el controlador con el objetivo de proteger un equipo, medio en el que se opera, o la salida del sistema. Siempre están presentes en los procesos prácticos de la industria. También están dadas por la aplicación o motivos económicos de la empresa. Normalmente se toman las restricciones en cuanto a la amplitud y velocidad de cambio de la señal de control y límites en las salidas [5], como:

$$U_{\min} \leq U(t) \leq U_{\max} \quad \forall t \quad (18)$$

$$\Delta U_{\min} \leq U(t) - U(t-1) \leq \Delta U_{\max} \quad \forall t \quad (19)$$

$$Y_{\min} \leq Y(t) \leq Y_{\max} \quad \forall t \quad (20)$$

Teniendo en cuenta las características físicas de la planta, se decidió establecer un valor máximo de presión en el proceso de 40 bar, pues a una presión mayor las membranas se pueden dañar y habría que sustituirlas por membranas nuevas. Con respecto al pH, como segunda variable manipulada, su valor máximo se estableció en pH 10, ya que para valores superiores las membranas estarían afectadas por una gran cantidad de NaOH disuelto en el agua, lo cual podría saturar al sistema en cuestión.

DESCRIPCIÓN DEL PROCESO DE SINTONIZACIÓN, PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

El proceso de sintonización está dividido en cuatro etapas o escenarios, cada uno con sus características propias.

Para el **escenario 1** se utiliza el **modelo multivariable 1** y se realiza la sintonización del controlador igualando el modelo de la planta al modelo del controlador, lo cual supone un caso ideal en el proceso de diseño de un lazo de control utilizando MPC. El **escenario 1** no presenta restricciones en ninguna de las variables que intervienen en el proceso.

El **escenario 2** utiliza también el **modelo multivariable 1** y al igual que el **escenario 1**, el modelo del controlador es igual al modelo de la planta. La diferencia radica en que aquí sí se aplica una restricción a la variable manipulada pH.

El **escenario 3** propone un proceso de sintonía donde el modelo de la planta (**modelo multivariable 2**) es diferente al modelo del controlador (**modelo multivariable 1**). Al igual que el **escenario 1** este proceso no presenta restricciones.

Por último se muestra el **escenario 4**, donde se realiza la sintonización del controlador utilizando los dos modelos multivariables e imponiendo una restricción física en la variable manipulada pH.

En cada uno de los escenarios anteriormente mencionados se muestra una tabla con los parámetros de sintonización y simulación para la mejor sintonía en el escenario correspondiente, se muestra además las principales características de la respuesta obtenida y los gráficos de las variables manipuladas y controladas como resultado de la simulación.

La tabla 1 presenta los valores para la mejor sintonía del controlador predictivo en el **escenario 1**, como se puede observar en la tabla 2 y figura 3 la respuesta del sistema multivariable es bastante rápida y estable. La figura 4 muestra que el valor de pH establecido por el sistema de control para obtener los resultados antes mencionados está muy próximo a pH 10, lo cual no sería beneficioso para el sistema real.

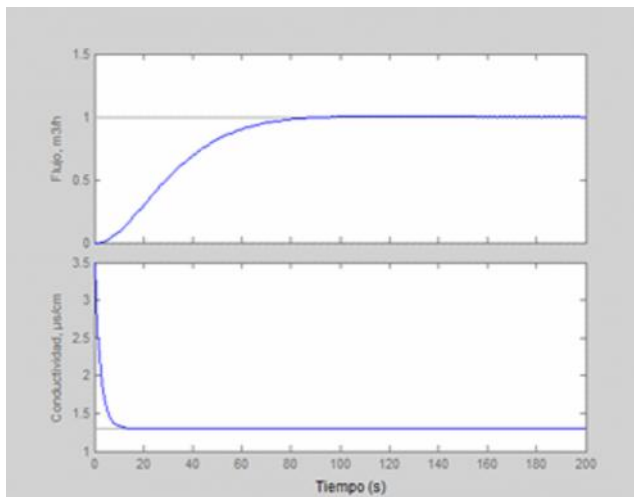
Durante la simulación del **escenario 2** fue necesario incorporar una restricción física al controlador, imponiendo un valor de pH máximo de 9,5 (tabla 3). La tabla 4 muestra un ligero cambio en la respuesta de la variable conductividad, pero aún así los resultados son excelentes. Las figuras 5 y 6 muestran el comportamiento del proceso ante la introducción de la restricción y la trayectoria de la variable pH respectivamente.

Tabla 1
Parámetros de sintonización y simulación para la mejor sintonía en Escenario 1

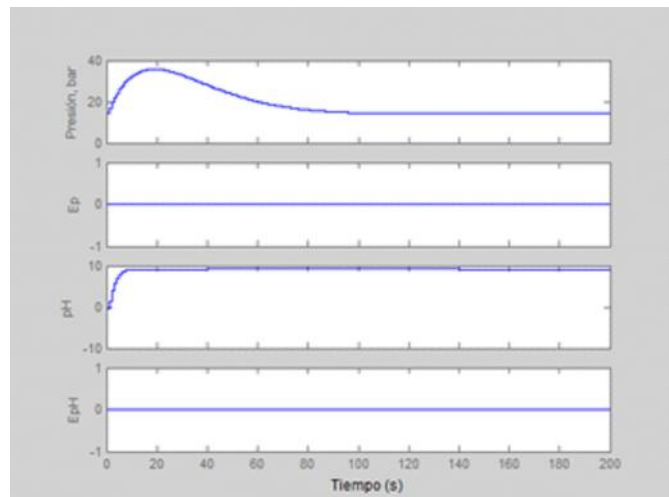
Escenario	Intervalo del control (IC)	Horizonte de predicción (NP)	Asignación por bloques	Movimientos por pasos	Vector	Tiempo de Simul. (TSim)	Modelos planta y controlador	Referencia	Pesos de las variables	Restricciones
1	1	50	Usuario	4	[3 3 5]	200	Igual	$F = 1 \text{ m}^3/\text{h}$ $C = 1,3 \text{ } \mu\text{s}/\text{cm}$	Banda total: 0,8 Presión Peso: 0 Velocidad de cambio: 0,5 pH Peso: 0 Velocidad de cambio: 0,1	no

Tabla 2
Principales características de la respuesta para la mejor sintonía del escenario 1

Variable controlada	Tiempo de establecimiento (2%) (segundos)	Error de estado estacionario	% Pico máximo
F	73	0	0
C	11	0	0



a)



b)

Fig. 3. MPC sin restricciones y con modelo de planta igual al del controlador: a) Variables controladas; b) Variables manipuladas

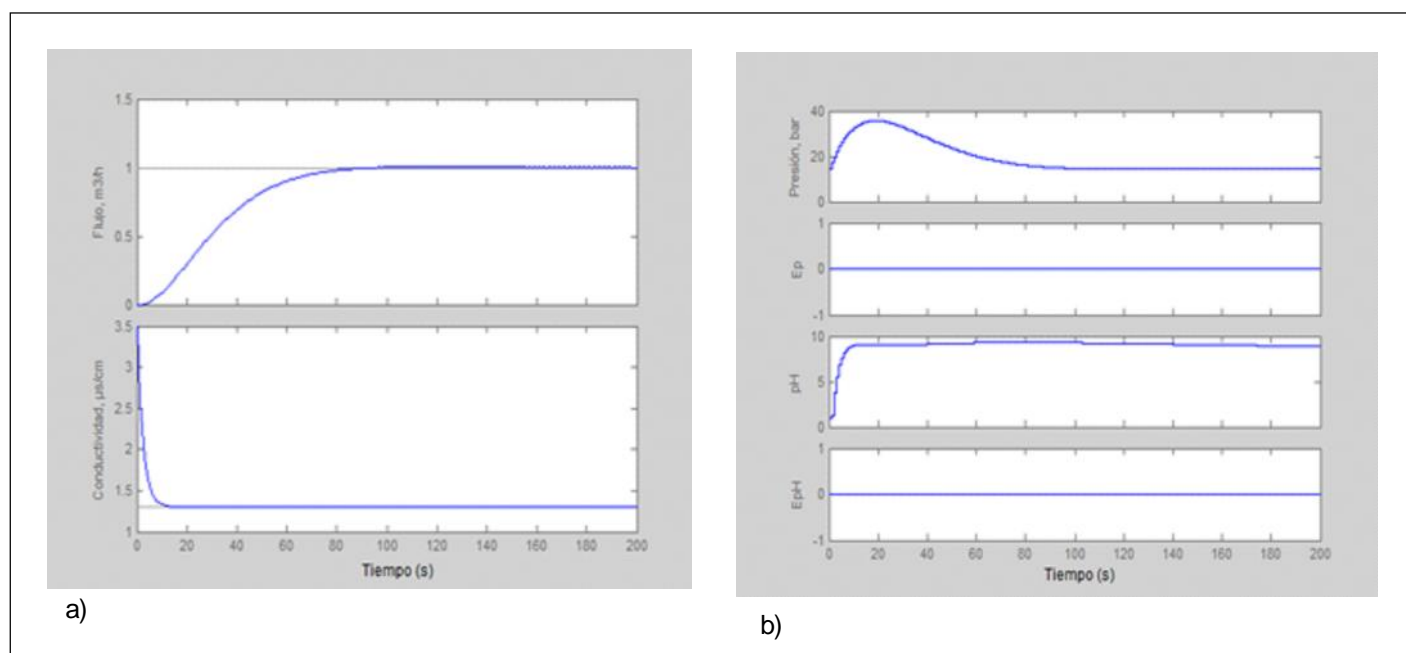


Fig. 4.MPC con restricciones y con modelo de planta igual al del controlador: a) Variables controladas: b) Variables manipuladas

Tabla 3
Parámetros de sintonización para la mejor sintonía en Escenario2

Escenario	Intervalo de control (I_c)	Horizonte de predicción (N_p)	Asignación por bloques	Movimientos por pasos	Vector	Tiempo de Simul. (T_{sim})	Modelos planta y controlador	Referencia	Pesos de las variables	Restricciones
2	1	50	Usuario	4	[3 3 5]	200	Iguales	$F = 1 \text{ m}^3/\text{h}$ $C = 1,3 \text{ us/cm}$	Banda total:0,8 Presión Peso:0 Velocidad de cambio:0,5 pH Peso:0 Velocidad de cambio:0,1	pH mínimo:2 máximo:9,5 Velocidad de cambio de subida:0,5 Velocidad de cambio de bajada:0,5

Tabla 4
Principales características de la respuesta para la mejor sintonía del Escenario 2

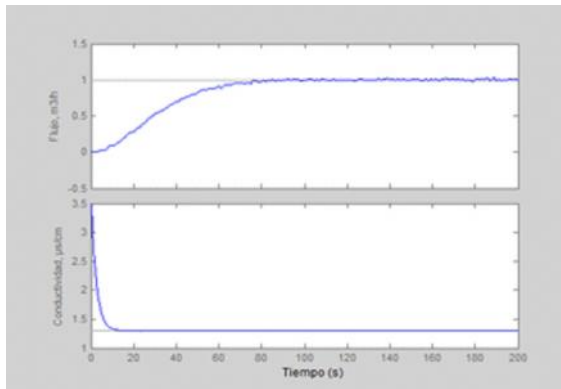
Variable controlada	Tiempo de establecimiento (2%) (segundos)	Error de estado estacionario	% Pico máximo
F	73	0	0
C	13	0	0

Es importante resaltar que un buen sistema de control debe incluir como una de sus características fundamentales ser robusto, es por ello que para los parámetros sintonizados del escenario 2 se procedió a simular el lazo de control añadiendo al modelo multivariable 2 señales de ruido blanco de amplitud pequeña con el objetivo de observar la robustez del sistema. Las figuras 7 y 8 muestran los resultados, los cuales hablan favorablemente de la calidad de los parámetros utilizados en el controlador.

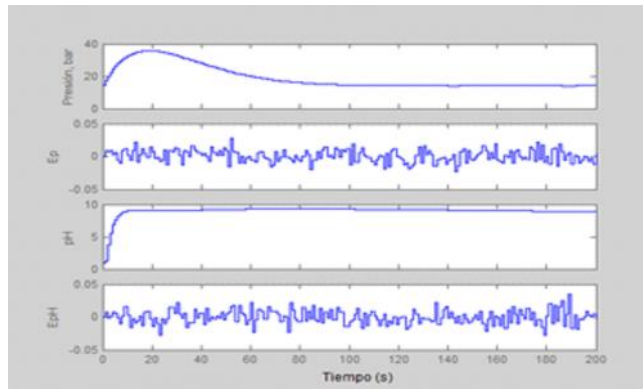
Con el objetivo de realizar una investigación más profunda y de cierta manera salir del entorno académico, se realizó el diseño del controlador para dos modelos diferentes, planteamiento que tiene su argumento en la realidad de los procesos industriales, pues aunque el modelo obtenido a partir de un proceso de identificación sea bastante complejo, nunca será la representación exacta del proceso real.

La tabla 5 muestra los nuevos valores del controlador para el escenario 3, mientras que la tabla 6 ratifica el cambio aplicado al proceso de simulación, mostrando un resultado, respecto a la respuesta de la conductividad principalmente, que difiere del obtenido en los escenarios ideales 1 y 2 donde los modelos utilizados eran iguales.

Por último se muestra el escenario 4 donde es necesario imponer nuevamente la restricción de 9,5 al pH. Los resultados se muestran en las tablas 7 y 8. Para finalizar se aplica el ruido blanco al control y se muestra en las figuras el resultado de la robustez de los parámetros obtenidos.

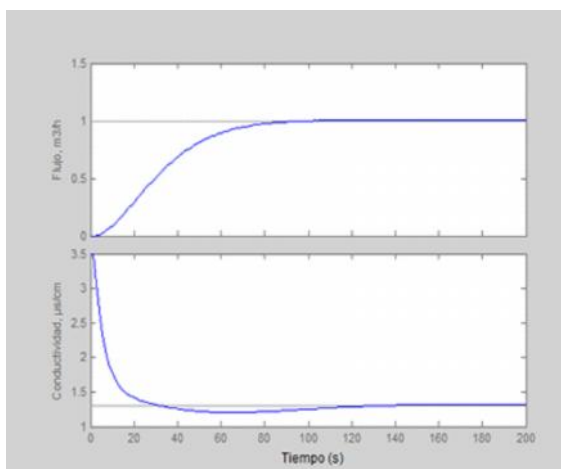


a)

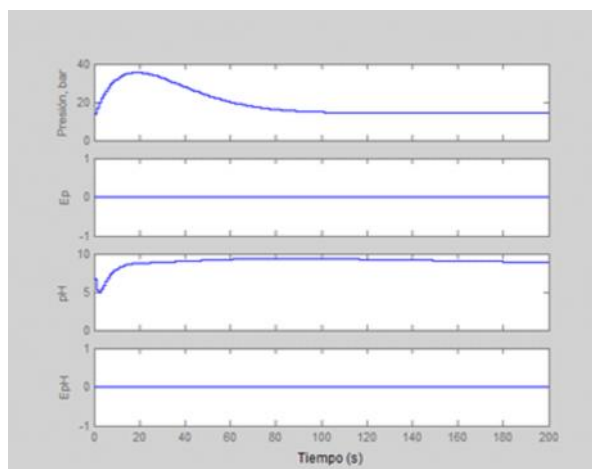


b)

Fig. 5. MPC con restricciones, ruido y con modelo de planta igual al del controlador: a) Variables controladas: b) Variables manipuladas



a)



b)

Fig. 6. MPC sin restricciones y con modelo de planta diferente al del controlador: a) Variables controladas: b) Variables manipuladas

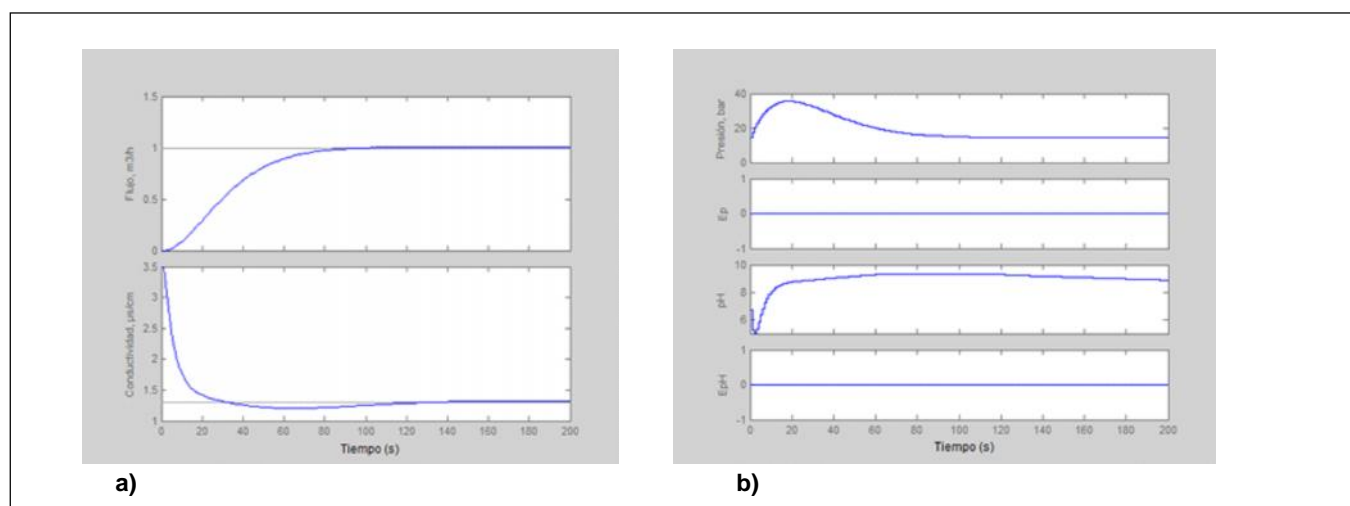


Fig. 7. MPC con restricciones y con modelo de planta diferente al del controlador: a) Variables controladas: b) Variables manipuladas

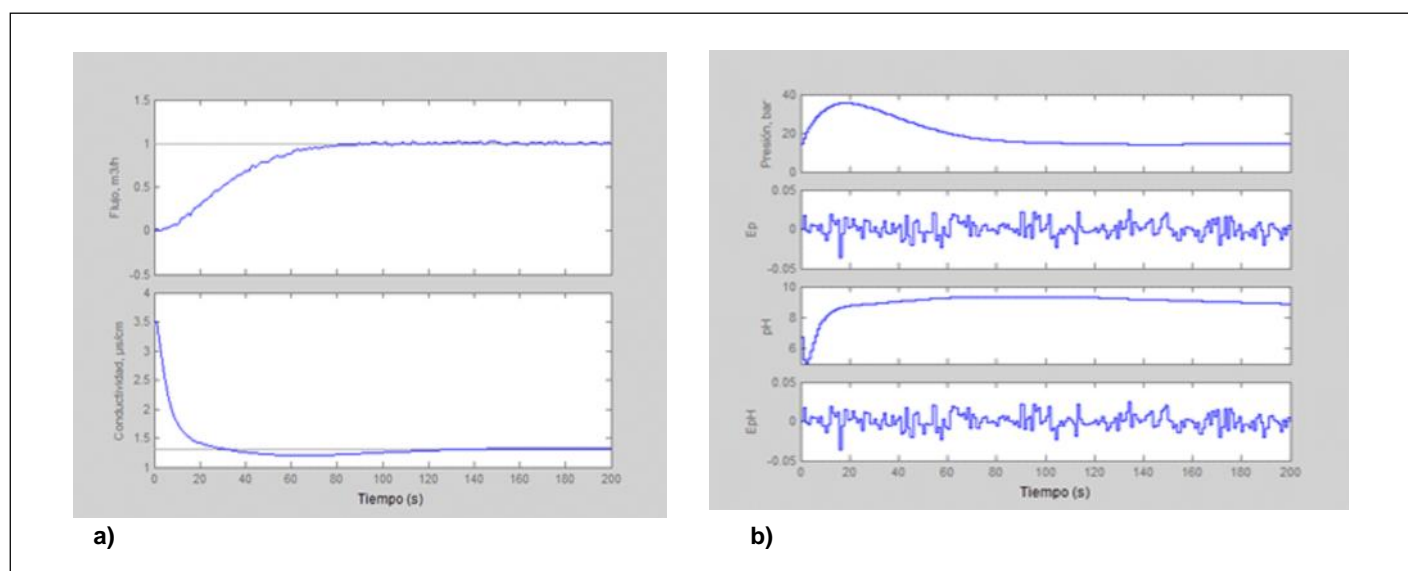


Fig. 8. MPC con restricciones, ruido y con modelo de planta diferente al del controlador: a) Variables controladas: b) Variables manipuladas

Tabla 5
Parámetros de sintonización y simulación para la mejor sintonía en Escenario 3

Escenario	Intervalo de control (IC)	Horizonte de predicción (NP)	Asignación por bloques	Movimientos por pasos	Vector	Tiempo de Simul. (TSim)	Modelos planta y controlador	Referencia	Pesos de las variables	Restricciones
3	1	50	Usuario	4	[2 4 5]	200	Diferentes	$F = 1 \text{ m}^3/\text{h}$ $C = 1,3 \text{ } \mu\text{S}/\text{cm}$	Banda total: 0,6 Presión Peso: 0 Velocidad de cambio: 0,1 pH Peso: 0,01 Velocidad de cambio: 0,1	no

Tabla 6 Principales características de la respuesta para la mejor sintonía del Escenario 3			
Variable controlada	Tiempo de establecimiento (2%) (segundos)	Error de estado estacionario	% Pico máximo
F	78	0	0
C	110	0	10

Tabla 7 Parámetros de sintonización y simulación para la mejor sintonía en Escenario 4										
Escenario	Intervalo de control (IC)	Horizonte de predicción (NP)	Asignación por bloques	Movimientos por pasos	Vector	Tiempo de Simul. (TSim)	Modelos planta y controlador	Referencia	Pesos de las variables	Restricciones
4	1	50	Usuario	4	[2 4 5]	200	Diferentes	F= 1 m ³ /h C=1,3 µs/cm	Banda total:0,6 Presión peso: 0 Velocidad de cambio: 0,1 pH Peso: 0,01 Velocidad de cambio: 0,1	pH mínimo:2 máximo:9,5 Velocidad de cambio de subida: 0,5 Velocidad de cambio de bajada:0,5

Tabla 8 Principales características de la respuesta para la mejor sintonía del escenario 3			
Variable controlada	Tiempo de establecimiento (2%) (segundos)	Error de estado estacionario	% Pico máximo
F	78	0	0
C	115	0	11

CONCLUSIONES

La etapa de simulación mostró que la selección de las variables fue acertada, pues el flujo pudo ser controlado a partir de la presión del agua de alimentación, así mismo la calidad del permeado (conductividad) pudo ser controlada regulando el pH en el agua y al mismo tiempo la presión del agua de alimentación. Además, se puede decir que las interacciones entre los lazos de control fueron determinadas.

El controlador predictivo fue sintonizado de forma óptima y el mismo fue comprobado numéricamente. Asimismo resultó ser muy eficiente para controlar las variables principales en el proceso de ósmosis inversa estudiado, pues los gráficos muestran una respuesta del proceso rápida, estable y sin movimientos excesivos en las variables manipuladas. Otro detalle de importancia es que se obtuvo un desempeño de control satisfactorio ante la introducción de los modelos de ruido blanco en el sistema, mostrando la robustez de los parámetros sintonizados.

Es necesario resaltar que los resultados presentados, fueron obtenidos manteniendo a las variables manipuladas dentro de sus límites de operación, lo cual no solo optimiza el proceso de purificación de agua, sino garantiza la durabilidad de la planta de ósmosis inversa y al mismo tiempo la seguridad del personal involucrado en el proceso.

REFERENCIAS

1. BARTMAN, Alex R.; CHRISTOFIDES, PANAGIOTIS D.; COHEN, Yoram. Nonlinear Model-Based Control of an Experimental Reverse-Osmosis Water Desalination System. Ind. Eng. Chem. Res. 2009, vol. 48, pp. 6126-6136 Disponible en Web: http://pdclab.seas.ucla.edu/Publications/ABartman/ABartman_PDChristofides_YCohen_IECR_2009_48_Nonlinear_Model-Based_Control_Experimental_Reverse-Osmosis_Water_Desalination_System.pdf [consultado en septiembre 2013].

2. **MEDINA SAN JUAN, José Antonio.** *Desalinización de aguas salobres y de mar en ósmosis inversa.* Madrid, España: Editorial Mundi-Prensa, 799 pp. ISBN 8471148498.
3. **BEN CHAABENE, Abderrahmen; SELLAMI, Anis.** *A Novel Control of a Reverse Osmosis Desalination System Powered by Photovoltaic Generator.* Proceeding 2013 International Conference on Electrical Engineering and Software Applications. Hammamet, Tunisia. 2 - 3 March, 2013. pp. 111 - 116. ISBN 978-1-4673-6302-0.
4. **ABBAS, A.** "Model predictive control of a reverse osmosis desalination unit". *Desalination*, vol. 194, núm. 1-3, pp. 268-280, 2006. ISSN 0011-9164.
5. **SIERRA YONG, Judith; FERNÁNDEZ RODRÍGUEZ, Ernesto.** "Guías de ejercicios para aplicaciones simuladas de control predictivo con la herramienta MPCTool". Tesis de Diploma. Directora: Ana Isabel González Santos. Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, La Habana, Cuba, 2008.

AUTORES

Marvyn Ávila Rodríguez

Ingeniera en Automática, Departamento de Especialistas Automáticos, Laboratorios AICA, La Habana, Cuba.

Ana Isabel González Santos

Ingeniera en Automática, Doctora en Ciencias Técnicas, Departamento de Automática y Computación, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba.

Model Predictive Control of the Reverse Osmosis Plant at AICA Laboratories

Abstract

Process control is an essential part of the desalination industry that requires to be controlled at the optimum operating conditions to guarantee an increase in the life time of the plant and reduction of the unit product cost. Desalination is a highly complex process, so the majority of dynamic models are of the form of Multi-Inputs-Multi-Outputs (MIMO) systems. Controlling a MIMO system is a complex operation because of the interconnections between the inputs and the influence of each one of them on the system outputs. In this paper, we present the MIMO dynamic model that was developed for a two-stage Reverse Osmosis (RO) desalination system at AICA Laboratories. The purpose of this research was to apply a new control strategy to the system based on a Model Predictive Control (MPC) algorithm. The control system proposed was simulated through computer by using Simulink/Matlab software. The simulation results show the efficiency of the proposed controller based on MPC strategy and can be useful to increase knowledge in control processes in reverse osmosis desalination systems.

Key words: MIMO process, desalination, MPC controller, reverse osmosis