

**MULTIVARIABLE PREDICTIVE CONTROL WITH INSTANTANEOUS
LINEARIZATION AND INPUT TARGETS****CONTROL PREDICTIVO MULTIVARIABLE CON LINEALIZACIÓN
SUCESIVA Y TARGETS DE ENTRADA****MSc. Ismelda Guerra****Academia Técnica Militar Núcleo Aviación**División Académica, Departamento de Electrónica, Boca de Río, Aragua, Venezuela.
Tel.: 58-243-5545243, E-mail: ismeldacg@gmail.com

Abstract: Two approaches of multivariable MPC with instantaneous linearization were developed in order to control a non squared (more inputs than outputs) activated sludge process. The first approach uses a standard objective function in which deviations of the outputs and changes in the manipulated variables are penalized. In the second, it is added another term to the standard, which penalizes deviations of the manipulated variables from their value on stationary state (input targets). The main aim was to evaluate the effect of the use the input targets on the performance of the controlled system. The results showed a reduction of 50% on variations in the effluent concentration of substrate, a decrease of 85% in pumping energy consumption and less charge of the pollution on the effluent with the use of input targets. That demonstrated the usefulness of input targets to improve the process throughput.

Keywords: Instantaneous linearization, predictive control, targets.

Resumen: Dos propuestas de MPC multivariable con linealización sucesiva fueron desarrolladas para controlar un proceso de fangos activados no cuadrado (más entradas que salidas). La primera propuesta utiliza una función objetivo estándar en la que son penalizadas las desviaciones de las salidas y los cambios en las variables manipuladas. En la segunda, se adiciona un término a la estándar que penaliza las desviaciones de las variables manipuladas de su valor en estado estacionario (targets de entrada). El objetivo principal fue evaluar el efecto del uso de targets de entrada sobre el desempeño del sistema controlado. Los resultados mostraron una reducción del 50% de las variaciones de la concentración de sustrato del efluente, una disminución del 85% en el consumo de energía de bombeo y menor carga de contaminación en el efluente, con el uso de targets de entrada, lo que demostró la utilidad de estos para mejorar el rendimiento del proceso.

Palabras clave: Linealización sucesiva, control predictivo, targets.

1. INTRODUCCIÓN

En procesos de dinámicas complejas, con comportamiento no lineal, sujetos a perturbaciones e incertidumbres, los controladores convencionales como el PI y PID tienen efectos limitados. Esto ha llevado a la búsqueda de otras técnicas de control.

El control predictivo de modelos (MPC) es una técnica de control avanzado que ha tenido un gran auge en las últimas décadas. Dentro de las ventajas de su aplicación se encuentra su capacidad de manejar procesos multivariantes y la posibilidad de considerar las limitaciones de los dispositivos de actuación y de las variables de un proceso.

Un algoritmo MPC busca resolver un problema de optimización para obtener la trayectoria del vector de control que optimice el desempeño de una función objetivo, requiriendo para ello el uso de un modelo explícito del proceso.

Algunos autores han reportado mejoras en los resultados al aplicar MPC lineales (LMPC) frente a controladores convencionales (García and Zambrano, 2004; Francisco and Vega, 2006; Begovich *et al.* 2007; Cristea *et al.*, 2008; Peña *et al.*, 2008; Lawrynczuk, 2008; De Temmerman *et al.*, 2009). No obstante, el LMPC puede verse limitado cuando el proceso presenta no linealidades significativas, ya que un modelo lineal como modelo interno del MPC, sería inapropiado para representar tales dinámicas. Bajo esas circunstancias lo ideal sería usar un modelo no lineal del proceso como modelo interno del MPC (NMPC).

Sin embargo, la ausencia de una forma clara de representación y desarrollo de un modelo no lineal, aunado a la gran demanda de esfuerzo computacional y la pérdida de convexidad del problema de optimización son algunos de los inconvenientes que rodean a los NMPC. Esto ha llevado al desarrollo de diversas técnicas de NMPC que difieren en el tipo de modelo y en el algoritmo utilizado. Algunos ejemplos son (Lusson *et al.*, 2003; Gruber and Bordons, 2007; Al Seyab and Cao, 2008). Otra alternativa es la técnica de linealización sucesiva, la cual consiste en la re-linealización del modelo no lineal y el empleo del último modelo lineal obtenido como modelo interno del MPC en cada instante de muestreo, de esta forma es posible conservar las ventajas en cuanto a esfuerzo computacional y la convexidad de los LMPC. Autores como (Jadlovská and Kabakov, 2005; Cardona *et al.*, 2007; Lamanna and Gimón, 2007) obtuvieron buenos resultados al aplicar esta técnica como esquema de NMPC.

En este trabajo se ha seleccionado un Proceso de Fangos Activados como caso de estudio, el cual es un proceso complejo y no lineal sometido a fuertes perturbaciones debidas a la variabilidad del influente. En la estructura del proceso controlado se definieron más variables manipuladas que variables de salida (proceso no cuadrado) y se desarrollaron dos propuestas del esquema de NMPC con linealización sucesiva para controlar el proceso. Las propuestas difieren en la función objetivo del MPC, en la primera se utiliza la estándar que penaliza desviaciones de las salidas y los esfuerzos de control, mientras que en la

segunda propuesta se agrega una penalización de las desviaciones de las variables manipuladas de su valor en estado estacionario, esto es lo que se define como targets de entrada.

En trabajos como (Wang and Tan, 2000; Wojsznis *et al.*, 2007; Limon *et al.*, 2008) se señala la importancia no solo de mantener las salidas de un proceso cercanas a sus valores deseados, sino también el impacto de las variables de entrada sobre el rendimiento del proceso y la calidad del producto final, reportando mejoras obtenidas con el uso de targets para las variables manipuladas.

El objetivo del trabajo es comparar y evaluar el desempeño a lazo cerrado del sistema, aplicando las dos propuestas de MPC con linealización sucesiva como esquema de MPC no lineal y a su vez, compararlo con un MPC lineal. El trabajo está organizado como sigue: en la sección 2 se describe el proceso de fangos activados. El controlador predictivo es presentado en la sección 3, mientras que en la sección 4 se define el controlador con el uso de targets de entrada. La sección 5 muestra las comparaciones y los resultados obtenidos. Finalmente, en la sección 6 se establecen las conclusiones del trabajo.

2. PROCESO DE FANGOS ACTIVADOS

La estructura del proceso de fangos activados seleccionado consiste en un tanque de aireación o bioreactor, donde el agua se mezcla con los fangos, seguido por un tanque de sedimentación o decantador secundario (ver figura 1).

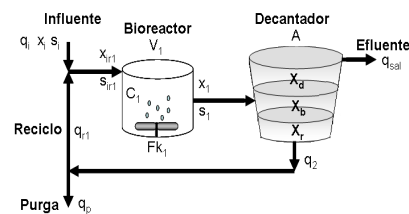


Fig. 1: Estructura del Proceso.

La mezcla de los fangos activados y el agua a tratar se mantiene en el tanque agitado el tiempo suficiente para que se lleven a cabo las reacciones deseadas, luego esta pasa al decantador secundario donde se separan. La biomasa decanta y parte de ella se recicla hacia el tanque de aireación para mantener la cantidad de microorganismos en un alto nivel, mientras un porcentaje es removido como fango en exceso para evitar la acumulación de biomasa y controlar el tiempo medio de retención celular.

El proceso de fangos activados está constantemente sometido a perturbaciones debidas a la variabilidad del influente. La figura 2 muestra un perfil de las perturbaciones utilizadas en todas las simulaciones del proceso realizadas en MATLAB®, las mismas están representadas por el caudal de entrada (Q_i) y la concentración de sustrato en el mismo (S_i).

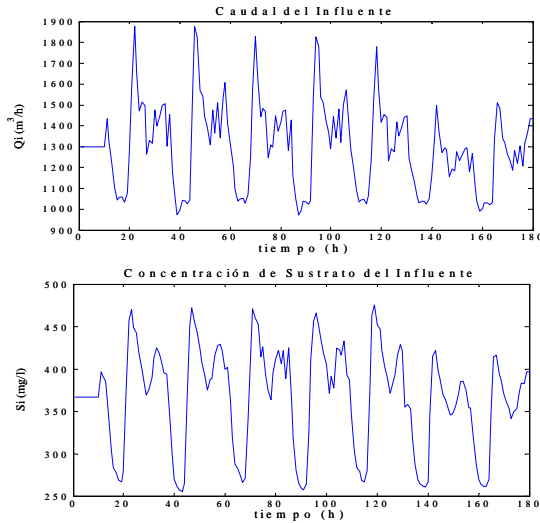


Fig. 2: Perturbaciones de entrada al proceso de fangos activados.

El modelo analítico del proceso es obtenido a través de los balances de masa, de donde se formulan las ecuaciones que representan la variación de la concentración de biomasa (x), de sustrato orgánico (s) y de oxígeno disuelto (c) en el tanque de aireación y la concentración de biomasa en las tres capas del decantador (x_d , x_b , x_r). Este modelo fue desarrollado por (Moreno *et al.*, 1992), los parámetros físicos, biológicos y operacionales que se utilizan en el proceso se indican en la Tabla 1.

Reactor:

$$\frac{dx}{dt} = \mathbf{m}_{\max} y \frac{x \cdot s}{(K_s + s)} - K_d \frac{x^2}{s} - K_c \cdot x + \frac{q}{V_1} (x_{ir} - x) \quad (1)$$

$$\frac{ds}{dt} = -\mathbf{m}_{\max} \frac{x \cdot s}{(K_s + s)} + f_{kd} K_d \frac{x^2}{s} + F_{kd} K_c x + \frac{q}{V_1} (s_{ir} - s) \quad (2)$$

$$\frac{dc}{dt} = K_{la} Fk_l (c_s - c) - K_{o1} \mathbf{m}_{\max} \frac{x \cdot s}{(K_s + s)} - \frac{q}{V_1} c \quad (3)$$

Decantador:

$$A \cdot l_d \frac{dx_d}{dt} = q_{sal} x_b - q_{sal} x_d - A \cdot v_s (x_d) \quad (4)$$

$$A \cdot l_b \frac{dx_b}{dt} = q x_1 - q_{sal} x_b - q_2 x_b + A \cdot v_s (x_d) - A \cdot v_s (x_b) \quad (5)$$

$$A \cdot l_r \frac{dx_r}{dt} = q_2 x_b - q_2 x_r + A \cdot v_s (x_b) \quad (6)$$

Tabla 1: Parámetros biológicos, físicos y operacionales del proceso

Notación	Parámetro
\mathbf{m}_{\max}	Velocidad específica de crecimiento máximo
Y	Fracción de sustrato metabolizado que se convierte en biomasa
Fkd	Fracción de biomasa muerta que se transforma en sustrato
K_d	Constante de actividad celular de los microorganismos [h^{-1}]
K_s	Coefficiente de saturación de sustrato
K_c	Constante de mortandad de la biomasa [h^{-1}]
Kla	Coefficiente de masa global para la transferencia de oxígeno [h^{-1}]
K_{o1}	Coefficiente de relación entre el crecimiento celular y la tasa de consumo de oxígeno
c_s	Concentración de saturación de oxígeno en el bioreactor [mg/L]
X_i	Concentración de biomasa en el influente [mg/L]
S_i	Concentración de sustrato en el influente [mg/L]
Q_i	Flujo de entrada [m^3/h]
X	Concentración de biomasa a la salida del bioreactor [mg/L]
S	Concentración de sustrato a la salida del bioreactor [mg/L]
C	Concentración de oxígeno disuelto en el bioreactor [mg/L]
Q	Flujo de entrada al birreactor [m^3/h]
Q_r	Reciclo [m^3/h]
X_{ir}	Concentración de biomasa después del punto de mezcla [mg/L]
S_{ir}	Concentración de sustrato después del punto de mezcla [mg/L]
Fk_l	Factor de aireación
V_1	Volumen del bioreactor [m^3]
A	Área transversal del decantador [m^2]
x_d	Concentración de biomasa en la superficie del decantador [mg/L]
x_b	Concentración de biomasa en la segunda capa del decantador [mg/L]
x_r	Concentración de biomasa en el fondo del decantador
V_s	Velocidad de sedimentación de los fangos en el decantador
l_d	Altura de la primera capa del decantador
l_b	Altura de la segunda capa del decantador
l_r	Altura de la tercera capa del decantador

3. MPC CON LINEALIZACIÓN SUCESIVA

El control del proceso de fangos activados consiste en mantener tanto la concentración de sustrato del efluente (S_i) como la concentración de oxígeno disuelto (C_i) alrededor de sus valores de consigna, a pesar de las perturbaciones de entrada que afectan el proceso. Para ello se definieron tres variables manipuladas, a saber: el caudal de recirculación (Q_{r1}), el caudal de purga (Q_p) y el factor de aireación (Fk_l).

El esquema de la Figura 3 muestra la aplicación de un NMPC que utiliza la técnica de linealización

sucesiva para proporcionar en cada instante de muestreo un modelo lineal que considera las condiciones presentes en el proceso, como modelo de predicción.

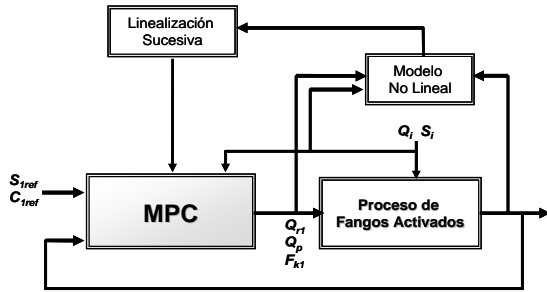


Fig. 3. Esquema del MPC con linealización sucesiva

El proceso está descrito por el sistema de ecuaciones (7) en el espacio de estados discreto.

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + B_u u(k) + B_v v(k) \\ y(k) = Cx(k) + D_v v(k) \end{cases} \quad (7)$$

Donde $x(k)$ representa el vector de estados, $u(k)$ el vector de entradas y $v(k)$ el vector de perturbaciones. El modelo del proceso de fangos activados está descrito por las ecuaciones presentadas en la sección 2, y definido por $n_x = 6$ variables de estado ($X_I, S_I, C_I, X_b, X_p, X_r$), $n_u = 3$ variables manipuladas (Q_{r1}, Q_p, F_{k1}), $n_v = 2$ variables de perturbación (Q_i, S_i) y $n_y = 2$ variables controladas (S_I, C_I). Las matrices A, B_u, B_v, C y D_v fueron calculadas a través del Jacobiano.

La ecuación (8) muestra el modelo de predicción.

$$\begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ \vdots \\ y(k+H_p|k) \end{bmatrix} = S_x x(k) + S_{u1} u(k-1) + S_u \begin{bmatrix} \Delta u(k|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+H_p+1|k) \end{bmatrix} + \dots + H_v \begin{bmatrix} v(k|k) \\ \vdots \\ v(k+H_p|k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

Donde:

$$S_x = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{H_p} \end{bmatrix} \in \mathfrak{R}^{H_p n_y \times H_p n_x}; \quad S_{u1} = \begin{bmatrix} CB_u \\ CB_u + CAB_u \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} CA^i B_u \end{bmatrix} \in \mathfrak{R}^{H_p n_y \times H_p n_u}$$

$$S_u = \begin{bmatrix} CB_u & 0 & \dots & 0 \\ CB_u + CAB_u & CB_u & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} CA^i B_u & \sum_{i=0}^{H_p-2} CA^i B_u & \dots & CB_u \end{bmatrix} \in \mathfrak{R}^{H_p n_y \times H_p n_u}$$

$$H_v = \begin{bmatrix} CB_v & D_v & 0 & \dots & 0 \\ CAB_v & CB_v & D_v & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CA^{H_p-1} B_v & CA^{H_p-2} B_v & CA^{H_p-3} B_v & \dots & D_v \end{bmatrix} \in \mathfrak{R}^{H_p n_y \times (H_p+1) n_v}$$

La ley de control del MPC está representada por la minimización de la función objetivo (9), que incluye las penalizaciones por errores de seguimiento (w^y) y del esfuerzo de control ($w^{\Delta u}$), sujeta a las restricciones sobre los límites de las variables manipuladas y controladas señaladas en la Tabla 2. Los parámetros de sintonización del NMPC fueron el horizonte de predicción (H_p), el horizonte de control (H_c), y los vectores de pesos (w^y y $w^{\Delta u}$). La sintonización se realizó manualmente por ensayo y error.

$$J = \left\{ \sum_{i=0}^{H_p-1} \left(\sum_{j=1}^{n_y} \left| w_{i+1,j}^y (\tilde{Y}_j(k+i+1|k) - y_{jref}(k+i+1)) \right|^2 + \sum_{j=1}^{n_u} \left| w_{i,j}^{\Delta u} \Delta u_j(k+i|k) \right|^2 \right) \right\} \quad (9)$$

Tabla 2: Restricciones sobre las variables del proceso.

Variables manipuladas		
$0 < Q_{r1} < 3500$	$0 < Q_p < 100$	$0 < F_{k1} < 1$
Variables controladas		
$0 < S_1 < 100$		$0 < C_1 < 10$

4. MPC CON TARGETS DE ENTRADA

La ecuación (9) es la función objetivo estándar de un MPC, que como se mencionó antes, penaliza los cambios en el vector de entrada pero no en el valor mismo de cada entrada. De acuerdo con (Maciejowsky, 2002) cuando se tienen plantas no cuadradas (más variables de entrada que de salida) debe adicionarse un término a la función objetivo estándar, el cual tiene la finalidad de penalizar las desviaciones del vector de entrada de su valor estacionario ideal, quedando la función objetivo del problema de optimización del MPC de la forma indicada en (10), donde (w^u) es el vector que penaliza dichas desviaciones y (u_{target}) es el valor ideal en estacionario de las variables manipuladas.

$$J = \left\{ \sum_{i=0}^{H_p-1} \left(\sum_{j=1}^{n_s} \left| w_{i+1,j}^y (\tilde{y}_j(k+i+1)k) - y_{jref}(k+i+1) \right|^2 + \sum_{j=1}^{n_u} \left| w_{i,j}^{u_r} \Delta u_j(k+i)k \right|^2 + \sum_{j=1}^{n_u} \left| w_{i,j}^u (u_j(k+i)k) - u_{jtarget}(k+i) \right|^2 \right) \right\} \quad (10)$$

Se reemplazó la función objetivo (9) por la (10) en el MPC con linealización sucesiva descrito en la sección anterior y bajo las mismas restricciones se sintonizaron nuevamente los parámetros del controlador incluyendo el nuevo vector de pesos (w'').

5. RESULTADOS

Para evaluar el desempeño del proceso controlado se utilizaron como indicadores el ISE, la energía de bombeo y la calidad del efluente, calculados según (11), (12) y (13) en un período de tiempo equivalente a 7 días. En la Tabla 3 se resumen los índices de desempeño obtenidos.

- Integral del Error Cuadrático (ISE):

$$ISE = \int_{t=0}^{T_{max}} (s_{1r} - s_1)^2 \cdot dt \quad (11)$$

- Energía de Bombeo (PE): medida en [kWh / día].

$$PE = \frac{1}{T} \int_{t=0}^{T_{max}} (Q_{r1} + Q_p) dt \quad (12)$$

- Calidad del Efluente (EQ): este índice representa la suma ponderada de las cargas en el efluente de los compuestos con mayor efecto sobre la calidad del agua, medida en [Kg polución / día].

$$EQ = \frac{1}{T \cdot 10^3} \int_{t=0}^{T_{max}} [x_d + s_1 + 0.25(s_1 + 0.92x_d)] Q_{sal} dt \quad (13)$$

En la figura 4 se presenta la comparación de las dos salidas del proceso utilizando el NMPC con linealización sucesiva con y sin targets, descritos en las secciones anteriores. En ambas salidas se puede observar el efecto significativo del uso de targets de las variables de entrada, logrando el MPC con targets una reducción del 50% de las variaciones de la salida S_1 debidas a las perturbaciones que afectan el proceso. En lo referente a la salida C_1 , con el MPC con targets las variaciones alrededor de su valor de referencia

fueron de un 5%, excepto en los dos picos iniciales causados por los dos cambios bruscos de mayor impacto de las perturbaciones de entrada; mientras que con el MPC sin targets estas variaciones estuvieron alrededor del 15%.

Por otra parte, la energía de bombeo requerida por el proceso con el MPC con targets fue 85% menor a la requerida con el uso del MPC sin targets, esta significativa reducción también se puede evidenciar en la figura 5 donde se presenta el comportamiento de las variables manipuladas. En dicha figura se observa la importancia del uso de targets de entrada y el esfuerzo del controlador por mantener las variables manipuladas alrededor de sus valores de consigna.

En referencia a la calidad del efluente, se obtuvo un menor índice con el MPC con targets, lo cual significa que con la aplicación de este controlador se disminuyó en un 20% la carga de contaminación del efluente.

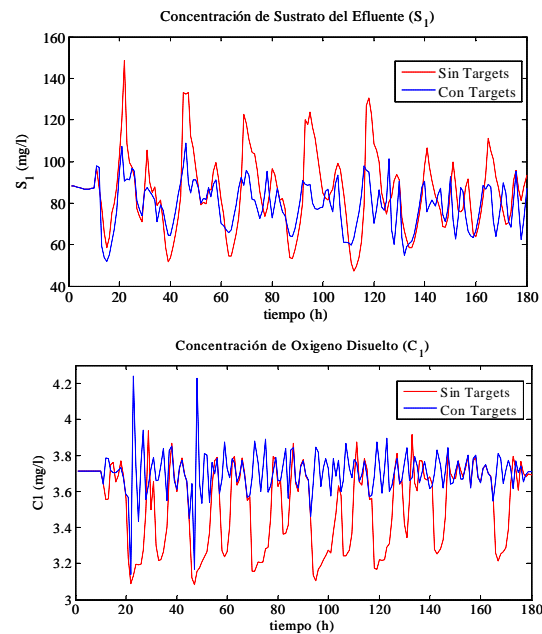
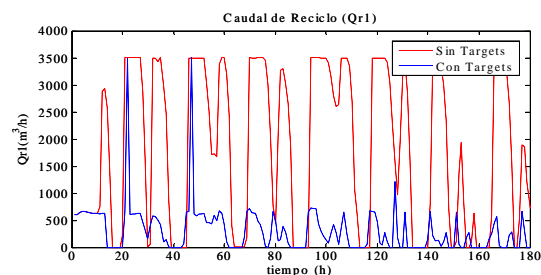


Fig. 4. Comparación de las Salidas (S_1 y C_1) a lazo cerrado.



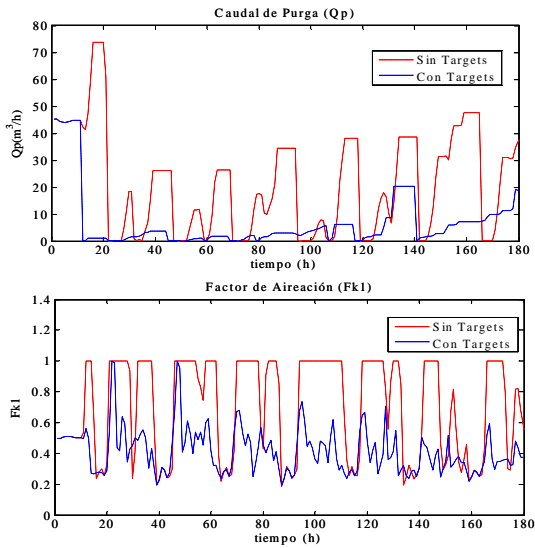


Fig. 5. Comparación de las Variables Manipuladas.

Tabla 3: Indicadores de desempeño del proceso controlado.

Índices de desempeño	NMPC sin Targets	NMPC con Targets
ISE	62814	31130
PE [kWh/día]	1821.3	277.73
EQ [Kg/día]	9.81	7.91

5.1 Comparación con un MPC Lineal.

Para evaluar el comportamiento del MPC con linealización sucesiva (identificado como NMPC en las figuras) con el uso de targets de entrada se desarrolló un MPC lineal (LMPC), también con targets de entrada, cuya ley de control es igual a (10) sujeta a las mismas restricciones resumidas en la Tabla 2.

La figura 6 muestra los resultados obtenidos en lo que a salidas del proceso se refiere, mientras que la figura 7 presenta comparaciones de las variables manipuladas. La Tabla 4 contiene los índices de desempeño.

Al comparar el comportamiento de S_1 con ambos controladores se obtuvo una reducción del 57% de las variaciones con el MPC con linealización sucesiva. Asimismo, el LMPC presenta variaciones alrededor del valor de consigna del 60% en la salida C_1 frente a un 5% obtenido con el NMPC.

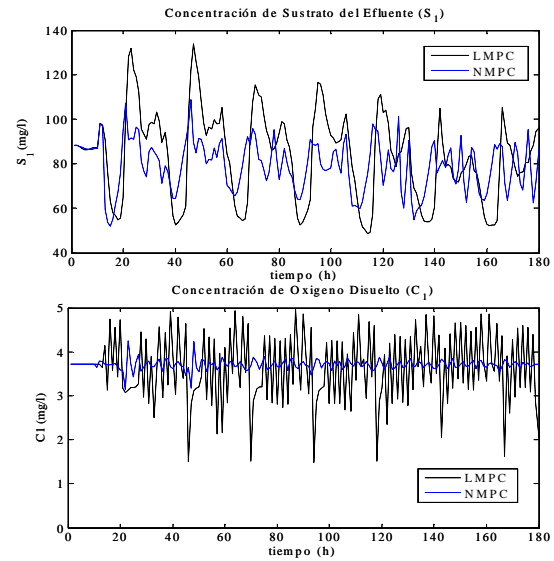


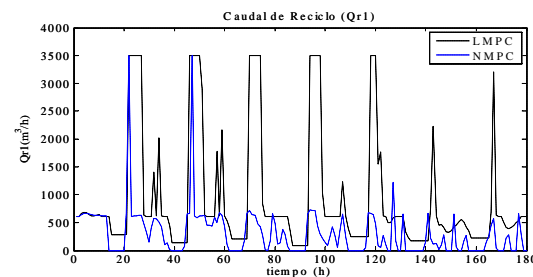
Fig. 6. Comparación de las Salidas del proceso controlado con un LMPC y un NMPC.

La energía de bombeo con la aplicación del NMPC es 70% menor a la necesaria con el LMPC. Asimismo, la cantidad de carga de contaminación del efluente es menor con el uso del NMPC.

Tabla 4: Indicadores de desempeño del proceso controlado con LMPC y NMPC.

Índices de desempeño	LMPC	NMPC
ISE	72328	31130
PE [kWh/día]	932.52	277.73
EQ [Kg/día]	9.03	7.91

Al observar el comportamiento de las variables manipuladas, se evidencian saturaciones tanto en el caudal de reciclo como en el factor de aireación con la aplicación del LMPC, lo cual significa que este controlador es inapropiado para controlar un proceso no lineal y fuertemente perturbado como el estudiado.



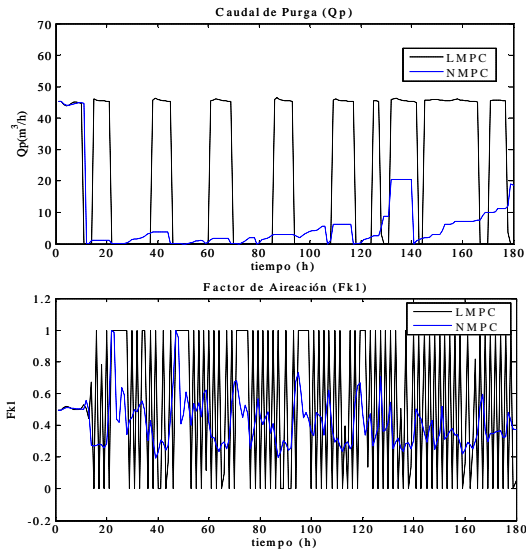


Fig. 7. Variables manipuladas del proceso controlado con un LMPC y un NMPC.

6. CONCLUSIONES

En este trabajo se desarrollaron dos propuestas de control predictivo con linealización sucesiva para controlar un proceso de fangos activados. Estas propuestas se diferenciaron en la función objetivo del esquema de NMPC, en un caso se utilizó la función estándar y en el otro se agregó un término de penalización de las desviaciones de las variables manipuladas de su valor en estado estacionario.

Mediante la comparación del desempeño a lazo cerrado de los dos esquemas de NMPC, se evidenció el efecto importante que tiene el uso de targets de entrada en un proceso no cuadrado, logrando este un mayor rechazo a las perturbaciones de entrada, una importante reducción del consumo de energía de bombeo y por ende, un menor esfuerzo en las variables manipuladas, además de un menor índice de contaminación del efluente.

Asimismo, se mostró que la técnica de linealización sucesiva, es una alternativa adecuada para controlar procesos con no linealidades significativas y afectados por fuertes perturbaciones. También se observó que el LMPC se vio limitado para controlar el proceso no lineal.

REFERENCIAS

Al Seyab, R. y Cao, Y. (2008). *Nonlinear system identification for predictive control using*

continuous time recurrent neural networks and automatic differentiation. Journal of Process Control, Vol. 18, No.6, pp. 568-581.

Begovich, O., Ruiz, V. M., Besançon, G., Aldana, C. I. y Georges, D. (2007). *Predictive control with constraints of a multi-pool irrigation canal prototype.* Latin American Applied Research, Vol. 37, pp. 177-185.

Cardona, J.E., Hoyos, J.G. y Zapata, J.H. (2007). *Control de un evaporador de doble efecto por linealización instantánea usando redes neuronales artificiales.* Revista Scientia Et Technica, XIII, pp. 97-102.

Cristea, V., Pop, C. y Agachi, P. S. (2008). *Model predictive control of the waste water treatment plant based on the benchmark simulation model No.1-BSM1.* 18th European Symposium on Computer Aided Process Engineering, Vol. 25, pp. 441-446.

De Temmerman, J., Dufour, P., Nicolai, B. y Ramon, H. (2009). *MPC as control strategy for pasta drying processes.* Computers & Chemical Engineering, Vol. 33, No. 1, pp. 50-57.

Francisco, M. y Vega, P. (2006). *Diseño integrado de procesos de depuración de aguas utilizando control predictivo basado en modelos.* Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, Vol. 3, No. 4, pp. 88-98.

García G., W. y Zambrano, D. (2004). *Control predictivo por modo deslizante para robots manipuladores.* Revista Ingeniería UC, Vol. 11, No. 2, pp. 39-47.

Gruber, J.K. y Bordons, C. (2007). *Control predictivo no lineal basado en modelos de Volterra. Aplicación a una planta piloto.* Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, Vol. 4, No. 3, pp. 34-45.

Jadlovská, A. y Kabakov, N. (2005). *Application parameter estimation in the algorithm of adaptive generalized predictive control for non-linear process.* AT&P Journal PLUS7, Part – Neural Networks, pp. 29-34.

Lamanna R. y Gimón R. (2007). *Control neuronal predictivo por linealización instantánea.* Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, Vol. 4, No. 2, pp. 90-97.

Lawrynczuk, M. (2008). *Modelling and nonlinear predictive control of a yeast fermentation biochemical reactor using neural networks.* Chemical Engineering Journal, Vol. 145, No. 2, pp. 290-307. DOI: 10.1016/j.cej.2008.08.005

Limon, D., Alvarado, I., Alamo, T. y Camacho, E.F. (2008). *MPC for tracking piecewise constant references for constrained linear systems.* Automatica, Vol. 44, pp. 2382-2387.

- Lusson, A., Agamennoni, O.E. y Figueroa, J.L. (2003). *Use of wiener nonlinear MPC to control a CSTR with multiple steady state*. Latin American applied research, Vol. 33, No. 2, pp. 149-154.
- Maciejowski, J.M. (2002). *Predictive Control with Constraints*. Prentice Hall.
- Moreno, R., De Prada, C., Lafuente, J., Poch, M. y Montague, G. (1992). Non-linear Predictive Control of Dissolved Oxygen in the Activated Sludge Process. IFAC BIO 2, Pergamon Press, pp. 289-298.
- Peña, E., Pérez, A.R, Miranda, A.J. y Sánchez, J.H. (2008). *Modelado de un reactor químico tipo CSTR y evaluación del control predictivo aplicando Matlab-Simulink*. Revista Ingeniería UC, Vol. 15, pp. 97-112.
- Wang, Y. y Tan, J. (2000). *Dual-target predictive control and application in food extrusion*. Control Engineering Practice, Vol. 8, pp. 1055-1062.
- Wojsznis, W., Mehta, A., Wojsznis, P., Thiele, D. y Blevins, T. (2007). *Multi-objective optimization for model predictive control*. ISA Transactions, Vol. 46, pp. 351-361.