

**CONTROL PREDICTIVO BASADO EN EL MODELO DEL PROCESO DE
CRISTALIZACION DE LA SACAROSA
MODEL PREDICTIVE CONTROL OF SUCROSE CRYSTALLIZATION PROCESS**

Miguel A. Rodríguez Borroto. *Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Santa Clara, Cuba. marodrig@uclv.edu.cu*

Resumen

En el presente trabajo se aborda la aplicación del control predictivo basado en el modelo (MPC) al proceso periódico de cristalización de la sacarosa en los evaporadores a simple efecto en batch o tachos de la industria azucarera. Sobre la base del modelo elaborado por el autor, el cual resulta no lineal e invariante con el tiempo, con dos variables de entrada (flujo de licor de alimentación y temperatura del vapor en la calandria) y una variable de salida (la sobresaturación del licor madre), se obtiene mediante simulación un modelo lineal en variables de estado, a partir del cual se elabora el predictor en formato mod de MATLAB para el diseño del MPC correspondiente. Mediante simulación se verifica el carácter adecuado del desempeño del sistema MISO tomando como variable de salida del mismo el grado de sobresaturación del licor madre en que crecen los cristales de azúcar, así como el crecimiento del diámetro promedio del cristal esférico equivalente del mismo.

Abstract

In this paper the application of model based predictive control to batch sucrose crystallization process in single effect evaporator or vacuum pan of sugar industry is undertaken. Based on model developed by the author, which is non-linear and time variant, with two input variable (feeding liquor and vapour temperature in the pan calender) and an out put variable (super saturation of mother liquor), by simulation method a linear model based state variables is obtained. Using that model a predictor on mod format of MATLAB is developed to be used in the design of required MPC. By means of simulation method the adequate character of the model to real MISO systems, considering the super saturation of mother liquor, where the sugar crystal grows, and the average diameter of sugar crystal as out put variables is tested.

Palabras Clave: Control Predictivo, Identificación de Sistemas, Modelado, Simulación.

Keywords: Predictive Control, System Identification, Modelling, Simulation.

INTRODUCCION

El de cristalización de la sacarosa comercial en la industria azucarera se lleva a cabo alimentando un flujo de líquido rico en sacarosa disuelta (meladura) y mediante el suministro de un flujo de vapor a baja presión a la calandria de un evaporador de simple efecto, comúnmente llamado tacho, donde el líquido bulle al vacío. Con ello se logra elevar el grado de sobresaturación del licor madre en la masa cocida, variable esta que determina la velocidad de crecimiento de los cristales desde un diámetro inicial de unos 0,5 mm hasta alrededor de 0,8 a 0,9 mm que es el tamaño estándar del diámetro del cristal esférico promedio equivalente para el azúcar comercial. La razón de crecimiento del cristal depende directamente del grado de sobresaturación. De ahí que constituya la variable fundamental a controlar en este proceso.

Se han desarrollado muchos esfuerzos en el modelado y control convencional /3/, /4/, /12/, /15/, /18/, /19/, etc. con resultados favorables; sin embargo, las potencialidades actuales del control predictivo auguran resultados mucho mas exitosos en el control de este complejo proceso.

El control predictivo basado en el modelo (MPC) surgió en la industria en la década de los setenta con sus versiones originales de Control por Matriz Dinámica (DMC) /2/ y algoritmo de control basado en el modelo (MAC) /14/. Estas estrategias

computacionales para el control de procesos han ido ganando cada vez más popularidad, tanto en el ámbito industrial como en el académico, reportándose miles de aplicaciones /7/ de MPC lineales y no lineales a nivel mundial. La mayor parte de tales aplicaciones han sido en torres de destilación, no obstante, prácticamente no existe un subproceso industrial químico, energético o combinaciones de ellos que no pueda recibir los beneficios de esta estrategia computacional moderna de control. En el caso de la cristalización de azúcar se reportan diversos trabajos con ese fin /15/, /4/, /16/, /5/, /17/, etc. pero la gran mayoría no están enfocados al proceso de fabricación de azúcar crudo. En el presente trabajo se pretende realizar el análisis y posibilidades de aplicar un algoritmo de MPC al caso del proceso periódico de fabricación de azúcar comercial en los tachos al vacío.

El término MPC, mas que designar una estrategia de control, representa una amplia gama de métodos de control /1/ basados en la predicción de la salida del sistema, a partir de algún modelo predictor del proceso. Existen, muchas variantes de estos métodos, tanto lineales como no lineales /7/. En la presente ponencia, se presentan los primeros resultados de aplicación del MPC a este proceso, tomando como punto de partida el modelo desarrollado por el autor en su tesis doctoral, como elemento básico para la elaboración del predictor del mismo, linealizado en un punto de operación. Para ello se simula el proceso no lineal, variante con el tiempo sometándolo a excitaciones de

alimentación del flujo de meladura y del flujo de vapor de calentamiento (variables de entrada) a través de señales binarias pseudo aleatorias con parámetros adecuados a las condiciones reales del caso estudio analizado. Se tomas muestras simultáneas de las entradas y la salida (sobresaturación del licor madre) como punto de partida para la identificación experimental del proceso. El modelo así obtenido, sirve de base para el diseño del MPC, aunque en la simulación se utilice el modelo no lineal /13/.

DESARROLLO

Modelo del proceso

El modelo presentado es una variante muy resumida del elaborado por el autor /12/ y está basado en las leyes del balance dinámico de las magnitudes que caracterizan a la masa y la energía en el proceso; así como algunas relaciones cinéticas del proceso de crecimiento del cristal y varias regresiones matemáticas que permiten, a partir de las condiciones reales de operación, obtener los parámetros del modelo. Las principales ecuaciones que lo constituyen son:

$$\frac{dMa}{dt} = k_1 F_m + k_2 \frac{dM_c}{dt} - k_3 e^{-t/\tau} T_v + k_3 e^{-t/\tau} T_m \quad (1)$$

Siendo:

$$k_1 = \frac{C_a (H_v - C_{el} T_m) - (H_m - C_{el} T_m)}{H_v - C_{el} T_m} \quad (2)$$

$$k_2 = \frac{H_c + (C_{el} - C_{ec}) T_m}{H_v - C_{el} T_m} \quad (3)$$

$$k_3 = \frac{K_{01} A}{H_v - C_{el} T_m} \quad (4)$$

$$\frac{dM_s}{dt} = C_s F_m - \frac{dM_c}{dt} \quad (5)$$

$$\frac{dM_1}{dt} = C_i F_m \quad (7)$$

$$\frac{dD}{dt} = \alpha p_{m4} [S_s - p_{m3}] e^{-p_{m2} \frac{M_i}{M_a}} \quad (8)$$

Donde S_s es la sobresaturación del licor madre, la cual según la Comisión Internacional para Métodos Uniformes de Análisis de Azúcar (ICUMSA) se define como:

$$S_s = \frac{\frac{M_s}{M_a}}{\frac{C}{100 - C} \cdot C_{so}} \quad (9)$$

Donde C es la concentración de la solución saturada de sacarosa, la cual depende de la temperatura y está dada por:

$$C = \frac{M_s}{M_a} \Big|_{SAT} = 64,407 + 0,072 T_m + 0,002 T_m^2 - 9,035 * 10^{-6} T_m^3 \quad (10)$$

Y C_{so} es un coeficiente que depende de la relación masa de impurezas/masa de agua en el licor madre y se expresa en el modelo como sigue:

$$C_{so} = 1 - p_{m1} \frac{M_1}{M_a} \quad (11)$$

De acuerdo con (9) y (11) la sobresaturación se puede expresar por:

$$S_s = \frac{M_s}{a_1 M_a a_2 M_i} \quad (12)$$

Donde:

$$a_1 = \frac{C}{100 - C} \quad (13)$$

$$a_2 = p_{m1} a_1$$

Además:

$$\frac{dM_c}{dt} = \frac{\pi}{2} \rho D^2 \frac{dD}{dt} \quad (14)$$

Donde;

M_a : Masa de agua en el licor madre (kg).

M_c : Masa de cristales de sacarosa (kg).

F_m : Flujo de meladora (kg/s).

T_m : Temperatura de ebullición del licor madre (°C)

T_v : Temperatura del vapor saturado de calentamiento.

τ : Constante de tiempo del decrecimiento aproximadamente exponencial del coeficiente global de transferencia de calor durante la cochura.

C_a : Concentración de agua el licor de alimento.

C_s : Concentración de sacarosa en el alimento.

C_i : Concentración impurezas (no azúcares) en el alimento.

H_v : Calor latente de la vaporización de la masa (kcal/kg).

H_m : Entalpía de la meladura (kcal/kg).

H_c : Calor de cristalización de la sacarosa (kcal/kg).

C_{el} : Calor específico del licor madre (kcal/kg-°C).

C_{ec} : Calor específico de la sacarosa (kcal/kg-°C).

K_{01} : Valor inicial del coeficiente de transferencia de calor (kcal/m²-°C-s).

A : Superficie calórica de la calandria del tacho (m²).

D : Diámetro del cristal esférico equivalente (mm).

N : Número total de cristales en la masa cocida.

S_s : Sobresaturación.

p_{m1} , p_{m2} , p_{m3} , p_{m4} : parámetros del modelo.

α : Coeficiente que depende de la temperatura.

ρ : Densidad de la sacarosa (kg/m³).

Las ecuaciones diferenciales (1), (5), (7), (8) y (14) definen un modelo de estado, no lineal y variante con el tiempo para el proceso de cristalización de la sacarosa.

Identificación del proceso

Como caso estudio fue tomado el tacho No. 1 de la empresa "Espartaco" (hoy discontinuada por el proceso de reestructuración experimentado por la industria azucarera cubana), no obstante, los resultados pueden ser extendidos a cualquier industria de las vigentes en Cuba o en cualquier otro país productor de azúcar de caña. Los parámetros del modelo para el caso estudiado son:

$T_m = 62$ °C; $H_v = 570$ kcal/kg; $H_m = 40$ kcal/kg; $\rho = 1452,8$ kg/m³; $C_{el} = 0,58$ kcal/kg-°C; $C_{ec} = 0,33$ kcal/kg-°C; $A = 455$ m²; $H_c = 14$ kcal/kg; $K_{01} = 0,2$ kcal/m²-°C-s; $C_s = 0,48$; $C_i = 0,08$; $C_a = 0,44$; $\tau = 570$ min; $\alpha = 1,0585$; $p_{m1} = 0,088$; $p_{m2} = 1,75$; $p_{m3} = 1,005$; $p_{m4} = 0,00213$; además: $\pi N \rho = 264000$.

De los datos anteriores se tiene que: $k_1 = 0,4324$; $k_2 = 0,0552$; $k_3 = 0,1704$; $a_1 = 2,947$ y $a_2 = 0,259$.

Las condiciones iniciales de las variables del modelo se determinan del balance total de masa inicial para el caso estudio, resultando:

$M_{co} = 13870$ kg; $M_{so} = 17926$ kg; $M_{ao} = 5852$ kg; $M_{io} = 1907$ kg.

Mediante la herramienta SIMULINK de MATLAB el modelo anterior fue simulado como se indica en la Fig. 1.

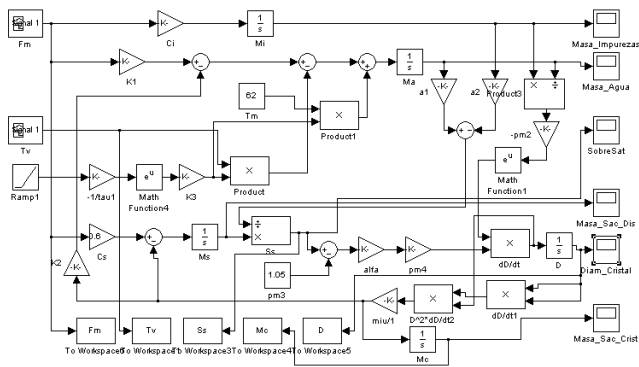


Fig.1. Simulación del proceso de cristalización.

En el esquema de simulación se aprecian las variables de entrada F_m y T_v , puesto que la temperatura de la masa cocida T_m , se considera regulada ($62\text{ }^\circ\text{C}$). Como variable de salida se consideró la sobresaturación S_s (sistema MISO), aunque también se indican las variables; M_i , M_a , M_s , M_c y diámetro del cristal D . A los efectos de la identificación experimental se aplican en las entradas las señales binarias pseudo aleatorias que se indican en las figuras 2 y 3.

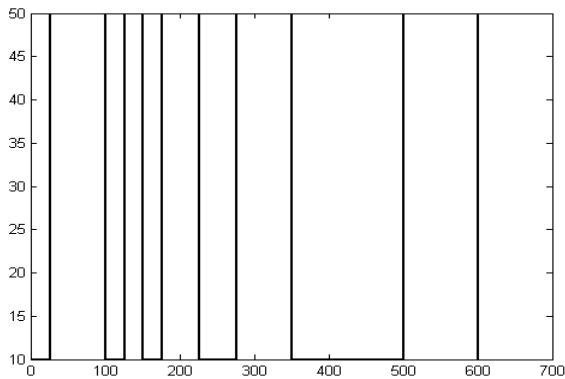


Fig. 2. Flujo de meladura F_m .

El comportamiento de la sobresaturación y del diámetro del cristal se muestra en las figuras 4 y 5 respectivamente. En las mismas se observa el carácter adecuado del modelo al proceso real por tendencia, aunque este modelo fue verificado experimentalmente en el CAI “Espartaco”. El cristal crece aproximadamente según una ley lineal del tiempo lo cual pone en evidencia la presencia de la acción integradora, sin embargo la sobresaturación sigue un comportamiento con el tiempo que muestra un efecto estabilizante en la misma. Además, obsérvese que su valor no pasa del valor crítico con peligro de la reproducción de cristales, lo cual en el caso de masas cocidas comerciales de caña es de 1,2 aproximadamente [6].

Por otra parte, la imposibilidad de medir prácticamente el diámetro del cristal, hace que se tome como variable de salida a la sobresaturación del licor madre, lo cual simplifica el diseño del controlador predictivo del proceso.

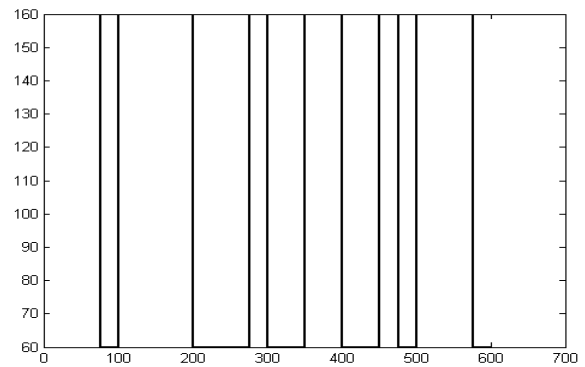


Fig. 3: Temperatura del vapor T_v

Para la identificación experimental y en base a obtener un predictor lineal de la planta, se tomaron

muestras simultáneas de las señales de entrada y salida cada 0,2 min durante 2 horas.

Mediante el conjunto de datos así obtenido, teniendo en cuenta el método de subespacios [8] y aplicando la herramienta *ident* de MATLAB se obtiene un modelo de estado discreto de la planta como se indica en (13) y (14) a continuación:

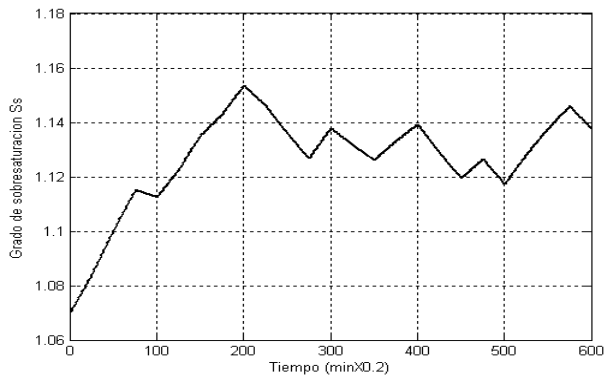


Fig. 4. Comportamiento del coeficiente de sobresaturación del licor madre en la masa cocida.

$$\mathbf{x}(k + Ts) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (13)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k) \quad (14)$$

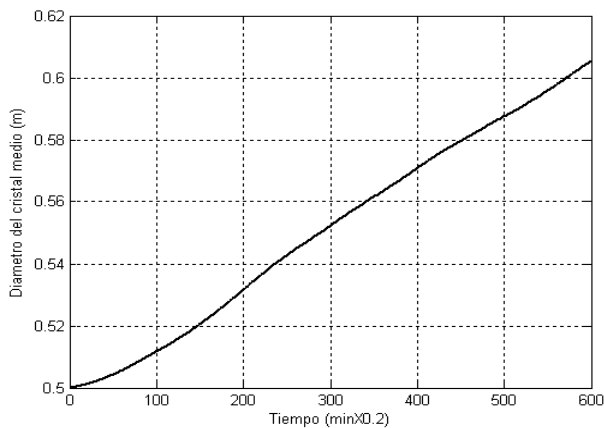


Fig. 5. Diámetro cristal esférico equivalente promedio D.

Donde k es el tiempo discreto, T_s es el periodo de muestro (0,2 min) y las matrices A , B , C y D resultaron:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0,9984100 & -0,10508 \\ 0,0013087 & 0,99662 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1,7854e - 005 & 3,2484e - 005 \\ 8,3688e - 006 & 9,4408e - 006 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C} = [0,2082800 \quad -0,0010841]$$

$$\mathbf{D} = [0 \quad 0]$$

El orden del modelo en este caso resultó ser 2 y lo determina automáticamente el algoritmo del espacio proyección, aunque puede ser establecido a priori por el diseñador. El vector de estado x no tiene una interpretación física definida. Simplemente, se toma el modelo en dos variables de estado (segundo orden) ofrecido por *ident* porque es el que mejor se ajusta a los datos reales (menor error rms entre los valores reales y los ofrecidos por el modelo). Se podría haber ensayado con otro modelo cualquiera, incluso de otro orden y basado en otra estructura digamos; AR, ARX, ARMA, BJ, etc. más aun, con un predictor borroso (fuzzy); pero en la investigación este resultó ser el más apropiado. Además, ello se corrobora en /12/ donde se determino la función transferencial del proceso linearizado, quedando como un segundo orden precisamente.

La variable de salida es la sobresaturación del licor madre, la cual depende linealmente de las variables de estado x_1 y x_2 según indica la matriz de salida C . El vector de mando u esta formado por las variables de entrada flujo de meladura y temperatura del vapor en la calandria. En definitivas, el diseñador fija las entradas y la salida

a priori y, mediante la herramienta de MATLAB, determina las ecuaciones de estado.

Este modelo reproduce el grado de sobresaturación con un 88% de fijación (12 % de error rms para todo el intervalo de datos de validación). En la Fig. 6 se comparan los resultados obtenidos por el mismo con los datos reales tomados para la comprobación del mismo. Los datos para la verificación se tomaron diferentes de los utilizados para la identificación.

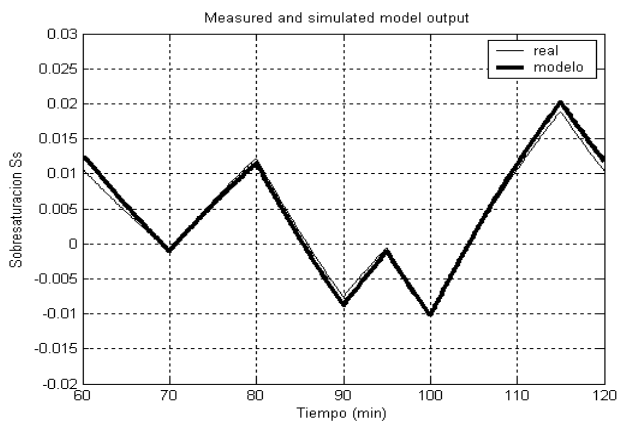


Fig. 6. Comportamiento de los datos ofrecidos por el modelo para la sobresaturación con los reales sin considerar el valor medio.

En al Fig.7 se muestra la comparación de los resultados reales contra los arrojados por el modelo en todo el intervalo de experimentación (120 min), prácticamente con el mismo por ciento de fijación.

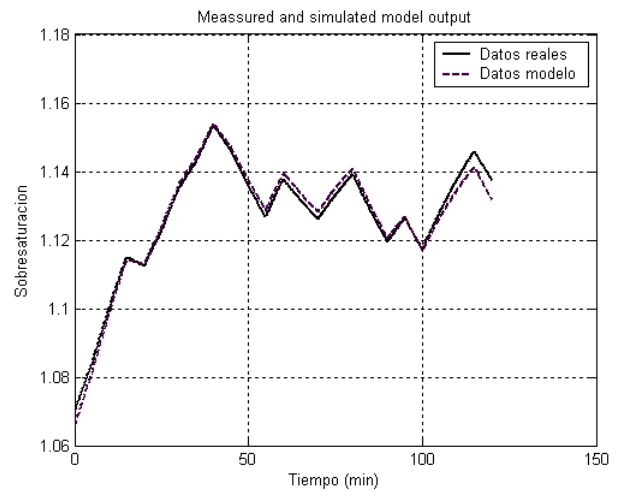


Fig. 7. Comportamiento de los datos ofrecidos por el modelo con los reales para la sobresaturación en todo el tiempo y considerando el valor medio.

Además, en las figuras 8 y 9 se puede observar el análisis probabilístico residual [8] a través, de las funciones de autocorrelación de los residuos de la sobresaturación con ambas entradas y las correlaciones cruzadas de la misma con tales entradas.

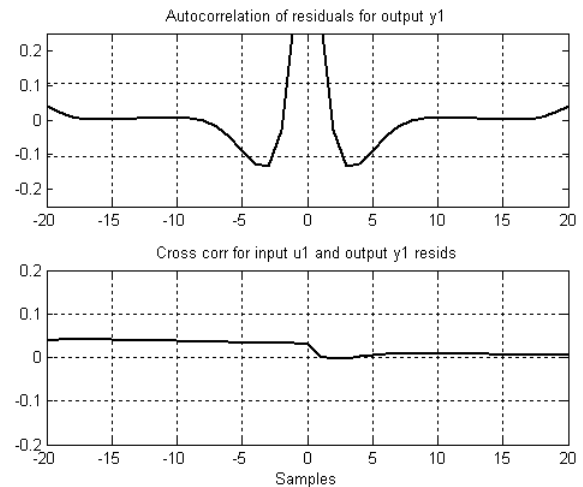


Fig. 8. Autocorrelación y correlación cruzada de la salida S_s con la entrada F_m .

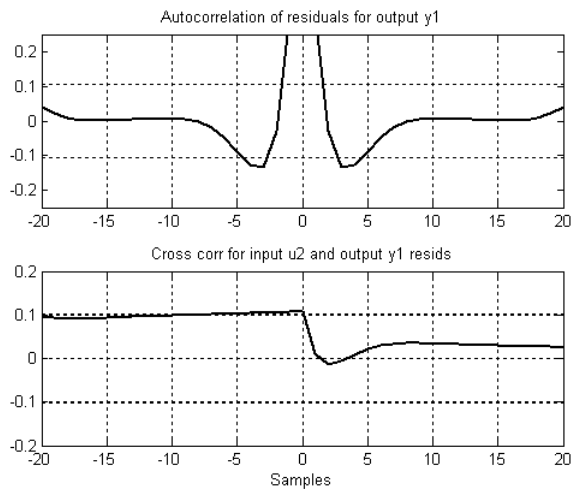


Fig. 9. Autocorrelación y correlación cruzada de la salida S_s con la entrada T_v .

Se observa que la función de autocorrelación de la salida, para ambas entradas, se mantiene aceptablemente dentro de un intervalo de confianza pequeño (zona limitada por líneas de trazo horizontal) para un número de muestras $\tau \neq 0$, lo cual implica una débil dependencia de la variable predicha por el modelo de los errores residuales pasados de la misma.

Además, de los gráficos de las correlaciones cruzadas entre los residuos de la salida y los valores pasados de ambas entradas, se observa que permanecen también dentro de una banda de confianza estrecha lo cual indica que es poco probable que el modelo no responda satisfactoriamente para otros valores de las entradas.

Del estudio precedente se desprende que el modelo de estado obtenido refleja con buena precisión los datos reales de la salida de nuestra planta (tacho) y que por lo tanto, es posible tomarlo como punto de

partida para la elaboración del predictor del MPC deseado.

Control predictivo del proceso

El control predictivo basado en el modelo se fundamenta en la estructura mostrada en la Fig. 10 y se desarrolla en los siguientes pasos:

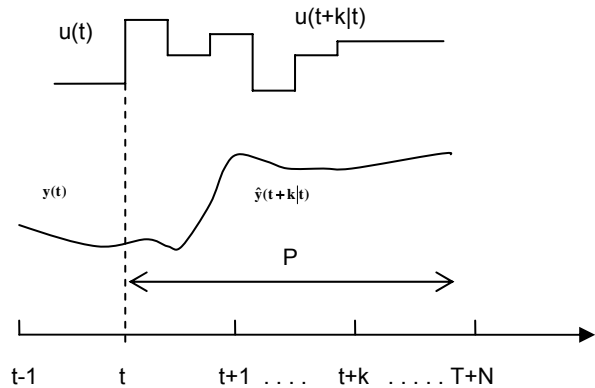


Fig. 10. Estrategia del control predictivo para la predicción de y (salida) y del mando u .

1. La salida futura, para un horizonte P , (*horizonte de predicción*), es predicha en el instante t usando un modelo del proceso para $k = 1, 2, \dots, P$; el valor predicho depende de los valores conocidos anteriores de la salida y de las futuras acciones de control en $k = 0, 1, \dots, P-1$. En cada periodo de muestreo se calcula el valor predicho, considerando siempre un horizonte de P períodos de muestreo (*horizonte residente*).

2. El conjunto de movimientos futuros de la señal de control u se calcula mediante la optimización de un funcional que se establece para mantener la salida del proceso tan cerca como sea posible de una señal de referencia establecida a priori.

El Criterio de optimización es de la forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{\min} &\leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \mathbf{y}_{\min} &\leq \mathbf{y} \leq \mathbf{y}_{\max} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u(k) \dots \Delta u(k+m-1)} & \sum_{i=1}^P \left\| \mathbf{W}_i^y [y(k+i|k) - r(k+i)] \right\|^2 + \\ & + \sum_{i=1}^M \left\| \mathbf{W}_i^u [\Delta u(k+i-1)] \right\|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

Donde $r(t+k)$ es la señal de consigna, referencia o set-point.

3. La señal de control $u(t|t)$ se aplica al proceso mientras que las demás variaciones calculadas son rechazadas. En el próximo instante se calcula $y(t+1)$ a partir de la secuencia anterior y de la presente se actualiza de nuevo el mando y se obtiene $u(t+1|t+1)$, valor que, generalmente, será diferente de $u(t+1|t)$.

La implementación de esa estructura se indica esquemáticamente en la Fig. 11.

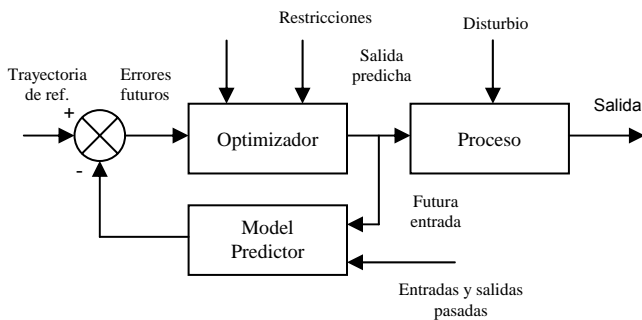


Fig. 11. Esquema estructural del MPC.

A partir del modelo anterior se elabora un modelo en formato *mod* para la herramienta MPC de MATLAB /10/. Debido a que la sobresaturación es una variable altamente restrictiva para este proceso, se utiliza la variante de MPC con restricciones de desigualdad en el mando y la salida de la forma:

Los valores extremos utilizados para los mandos son los mismos que se muestran en los gráficos de las Fig. 2 y 3. Para la salida se utilizó (0, 0,2) y el valor de referencia se mantuvo 0,1 menor que el valor crítico (0,2 aproximadamente).

En el cálculo del mando se utiliza la función *mpc* de la misma herramienta MPC de MATLAB, la cual resuelve el problema de optimización mediante un procedimiento de Programación Cuadrática. Como factores pesantes W del mando y de la salida se utilizaron matrices diagonales definidas positivas con factores apropiados en la diagonal principal.

En la Fig. 12 se muestra el comportamiento de la sobresaturación S_s de salida, así como el de las variables de control F_m y T_v . Se observa como éstas se mantienen en las fronteras máximas durante casi los 2400 primeros segundos de la cocción simulada.

El grado de sobresaturación permanece en todo momento dentro de los límites posibles sin peligro de alcanzar la reproducción de los cristales, fenómeno totalmente inadmisibles en este proceso.

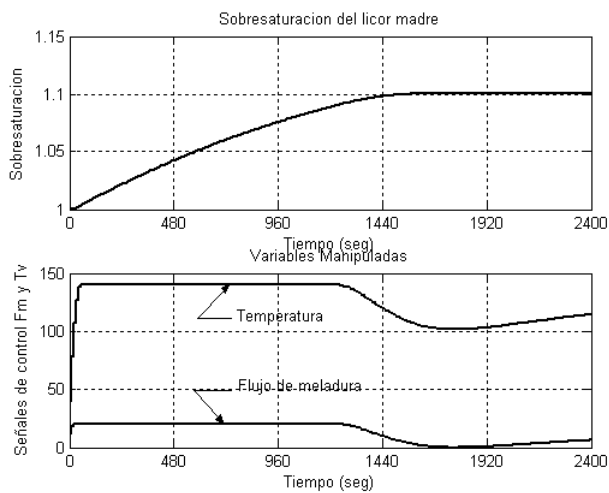


Fig. 12. Comportamiento del MPC.

El comportamiento del diámetro del cristal con el tiempo, ante este sistema de control se indica en la Fig. 13 y sigue un desempeño totalmente satisfactorio.

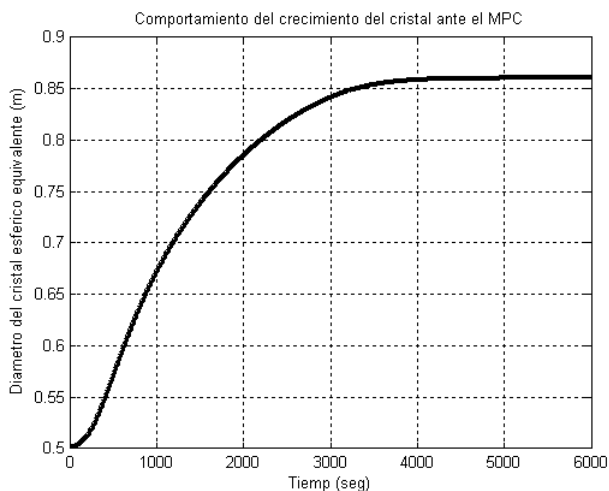


Fig. 13. Comportamiento del crecimiento del diámetro del cristal esférico promedio equivalente en la masa cocida.

CONCLUSIONES

- El proceso de cristalización de la sacarosa en evaporadores al vacío o tachos es extremadamente complejo, no lineal y variante con el tiempo, particularmente por

el decrecimiento con tendencia exponencial del coeficiente global de transferencia de calor. No obstante, el modelo utilizado refleja con aceptable precisión al proceso real, desde el punto de vista de la ingeniería de instrumentación y control de procesos.

- De modo que el modelo es efectivo y sirve de base adecuada para el establecimiento de un predictor, en este caso lineal, como elemento esencial para el desarrollo de un MPC no lineal del proceso.
- El predictor lineal, basado en variables de estado y obtenido mediante identificación experimental, a partir de datos simultáneos de entrada salida, se comporta satisfactoriamente (88% de fijación y buen desempeño residual) en el entorno de puntos sobre la trayectoria que sigue el crecimiento del diámetro del cristal.
- De modo que estuvieron dadas favorablemente las condiciones para la elaboración y puesta a punto de una estrategia MPC, con las características y prestaciones que estos modernos algoritmos computacionales ofrecen para este complejo proceso; la cual fue desarrollada y probada, mediante simulación, con alentadores resultados.

RECOMENDACIONES

- Insistir de inmediato en la concepción de un proyecto de apoyo económico para la extensión de la investigación al proceso real,

con vistas al identificación del proceso con datos reales e implementar esta estrategia de control en uno de los tachos de la planta piloto azucarera de la Universidad Central de Las Villas; con las subsiguientes ventajas que ello implica tanto, desde el punto de vista académico como investigativo.

- Continuar las investigaciones y desarrollo de estructuras más avanzadas de MPC, considerando el caso de predictores no lineales basados en técnicas de inteligencia artificial que hagan al algoritmo MPC del tacho más efectivo aún, así como la comparación de su desempeño con otros algoritmos también avanzados.

FUENTES DE INFORMACION CONSULTADAS

- [1] Camacho, E. F. and Bordón, C.: *Model Predictive Control in the Process Industry*. Second Edition, Springer, 1999.
- [2] Cutler, C. R. and Ramaker, B. C.: *Dynamic Matrix Control-a Computer Algorithm*. In Automatic Control Conference, San Francisco, 1980.
- [3] Evans, L. B., Trearchis, R. and Jones, C.: *Simulation Study of a Vacuum Pan Sugar Crystallizer*. Sugar y Azúcar, 65, 10, 12, de 1970.
- [4] Galvanauskas, V. P., Georgieva, E. B. and Feyo de Azevedo, S.: *Dynamic Optimisation of Industrial Sugar Crystallization Process based on a Hybrid (mechanistic ANN) Model*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Vancouver, Canada, 16-21 July, 2006.
- [5] Galvanauskas, V. P., Georgieva, E. B. and Feyo de Azevedo, S.: *Model-based Optimization of Industrial Fed-batch Sugar Crystallization Process*, Symposium on Knowledge Driven Batch Processes, Poros, Greece, Proc.119-129, June 6 –9, 2004.
- [6] Hugot, E., *Manual para Ingenieros Azucareros*. Editorial Continental, S.A. Primera Edición, 1963, pag. 481.
- [7] Joe Qin, S. and Badgwell, T. A.: *An Overview of Nonlinear Model Predictive Control Applications*. In Nonlinear Model Predictive Control. Progress in Systems and Control Theory, Vol 26. Editors: F. Allgöwer and A. Zheng, 2000.
- [8] Ljung, L, *System Identification. Theory for the User*. Prentice Hall, Second Edition, 1999.
- [9] Maciejowski, J. M. *Predictive Control with Constraints*. Prentice, first edition, 2002.
- [10] Morari, M. and Ricker, N. L.; *Model Predictive Control Toolbox*. User Guide for MATLAB. The Mathwork, Inc. 1995.
- [11] Nori, M. and Umetani, Y. *Dynamic Characteristics of a Vacuum Pan and Control System of Boiling Process*. Proc. of International Society of Sugar Cane Technologists, Taiwan, 1968.
- [12] Rodríguez, M. A.: *Descripción Matemática y Control Automático del Proceso Periódico de Cristalización de Azúcar*. Reporte de Tesis de

- Doctor en Ciencias Técnicas. Universidad Central, Santa clara, Cuba. 1982.
- [13] Rodríguez, M. A.: *Control Predictivo de un Reactor Lineal con Restricciones*, XI congreso Latinoamericano de control Automático, Informática-2004, Mayo, 2004. Habana, Cuba.
- [14] Richalet, J., et al.: *Algorith Control of Industrial Process*. 4th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Simulation. Tibilisi, URSS, 1986.
- [15] Sánchez Dediós, L., Georgieva, P. and Feyo de Azevedo S.: *Linear model predictive control strategies applied to a batch sugar crystallizer*, 7th Portuguese Conference on Automatic Control - CONTROLO'2006, Instituto Superior Técnico, Lisboa, Portugal, September 11-13, 2006.
- [16] Simoglou, A. P. et al: *A time varying state space approach for sugar crystallization process modeling and monitoring*, 16th IFAC World Congress, Praha Czech Republic (invited session), 4-8 July 2005.
- [17] Sarabia, D., et al: *Hybrid Model Predictive Control of a Sugar End Section*, A.B. Editor et al. (Editors), Elsevier B.V. /Lt. 2005
- [18] Triegub, V. G.: *Investigación de la Cinética de la Cristalización de Azúcar en Tachos al Vacío*. Reporte de Tesis de Candidato a Doctor en Ciencia Técnicas. Instituto Politécnico de la Alimentación de Kiev, Ucrania, 1969.
- [19] Wright, P. G.: *A Mathematical Model of Industrial Sugar Crystallization*. PhD Thesis Report, Queensland University, Australia, 1971.

BIOGRAFIA



Miguel A. Rodríguez: Nació en Santo Domingo, Cuba. Graduado de Ingeniero Electricista en la Universidad Central de Las Villas, Cuba en 1966. Obtuvo el Grado de Doctor en Ciencias

Técnicas (PhD) en la Universidad Central de Las Villas en 1980. Desarrolló estudios de postgrado predoctorales en el Instituto Politécnico de Kiev, Ucrania y en el Instituto Politécnico de la Alimentación de Kiev, Ucrania. En la etapa posdoctoral realizo estancia de estudio en la Universidad Tecnológica de Helsinki, Finlandia. Ha desarrollado diversos cursos de postgrado relacionados con el control automático. Ha realizado diversas investigaciones en el área del control automático, posee más de 30 publicaciones científicas y ha participado como ponente en más de 30 eventos nacionales e internacionales. Miembro del Tribunal Nacional de Grado Científico en Control Automático y Computación de la Republica de Cuba. Actualmente es Profesor Consultante de la Universidad Central de Las Villas, Cuba. Ha sido Profesor Visitante del Instituto Tecnológico de Toluca y del Instituto Tecnológico de Acapulco, México y de la Universidad del Cauca, Colombia. Su área de interés es el control de procesos, fundamentalmente el control predictivo, el modelado y simulación de sistemas y la identificación dinámica experimental, clásica e inteligente.