

CONTROL PREDICTIVO NO LINEAL APLICADO A COLUMNAS DE DESTILACIÓN

Cristea, Smaranda.

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad de Valladolid.

C/ Real de Burgos s/n. 47011. Valladolid. España.

Teléfono: +34 983 423164. FAX: +34 983423161 smaranda@autom.uva.es

Rueda Ferreiro, Almudena.

Centro de Tecnología Azucarera. Universidad de Valladolid.

C/ Real de Burgos. Edificio Alfonso VIII. Planta baja s/n. 47011. Valladolid. España.

Teléfono: +34 983 423563. FAX: +34 983423616. almudena@cta.uva.es

Resumen

En este artículo se presenta una alternativa aproximada al control predictivo no lineal. Esta alternativa está basada en una linearización iterativa de la respuesta del modelo, de manera que las respuestas en lazo cerrado sean las mismas que las obtenidas en con el método no lineal pero con un tiempo de cálculo mucho menor y unas herramientas de optimización mejores.

En este caso se ha aplicado este método a una columna de destilación de etanol.

Para todo ello se ha realizado el modelo del proceso en el lenguaje de modelado EcosimPro. El controlado predictivo no lineal está desarrollado en C++ y es invocado desde EcosimPro.

Palabras clave: simulación, control predictivo no-lineal, columnas de destilación, EcosimPro

1. INTRODUCCIÓN

El control de procesos basado en modelos (MPC) está reconocido en el mundo como una herramienta capaz de solucionar una gran cantidad de problemas de control multivariable con restricciones. Sin embargo, la mayor parte de los controladores industriales están basados en modelos lineales y esto limita la aplicación de este tipo de control.

En los últimos años el control predictivo no lineal basado en modelos (NMPC) ha sido objeto de estudio, tanto desde el punto de vista de sus propiedades (Chen *et al.* 1998) como de su implementación.

Si se compara el MPC con el NMPC se observa que mientras el MPC con restricciones puede resolver un problema asociado de optimización cada periodo de

muestreo utilizando algoritmos QP o LP, el NMPC cuenta con métodos de programación no lineal (NPL) como el SQP que requieren más CPU.

Se han desarrollado numerosos esquemas para solucionar este problema, entre ellos las conocidas aproximaciones simultáneas y secuenciales.

En el caso de la solución secuencial, se resuelve el modelo integrándolo en cada iteración de la rutina de optimización. El único grado de libertad que tiene el NLP son los parámetros de control. Los cálculos de simulación y optimización se realizan de manera secuencial, uno después del otro.

Por el contrario, la resolución simultánea del modelo y la optimización, considera el modelo de estados y la optimización como variables de decisión, y las ecuaciones del modelo se añaden al problema de optimización como restricciones de igualdad. Esto aumenta el tamaño del problema de optimización de manera que se llega a un equilibrio entre las dos aproximaciones.

En ambos casos, la dificultad a la hora de implementar NMPC en un proceso real radica en el alto tiempo de cálculo.

Se han propuesto muchas alternativas al NMPC convencional para solucionar este problema, como pueden ser las técnicas de NMPC basadas en la linearización de modelos.

En este artículo se ha desarrollado otra aproximación (De Keyser, 1998) que emplea una linearización lineal del proceso en cada periodo de muestreo para calcular una 'respuesta optimizada', que sería similar a la 'respuesta forzada' de los métodos del MPC lineal. Este procedimiento se aplica iterativamente hasta que se alcanza la misma solución no lineal.

Se va a describir la técnica de linealización iterativa y se comparará un algoritmo del NMPC que emplea una aproximación secuencial, con una versión de la linealización iterativa.

Para realizar todo ello se ha tomado como base los objetivos de control de una columna de destilación de etanol de la que se hará una descripción del modelo desarrollado.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

2.1 Columnas de destilación.

La destilación es probablemente una de las operaciones más ampliamente empleada en la industria química, bien para separar distintos componentes de una corriente, o en la purificación de productos intermedios o finales. Su aplicación va desde la destilación de alcohol hasta el fraccionamiento del petróleo.

El proceso en el que vamos a centrar nuestro estudio es una columna de destilación de etanol de gran pureza que forma parte de la sección de destilación de la industria azucarera.

En este caso, se realiza la fermentación de las melazas, subproducto de la industria azucarera, donde tiene lugar producción de alcohol. Posteriormente, este alcohol se separa del resto de los componentes mediante una serie de destilaciones.

En la figura 1 se muestra un esquema de la columna rectificadora que ha servido de base al estudio. La alimentación es una mezcla de tres componentes: agua, etanol y propanol. El alcohol se obtiene principalmente a partir de una extracción lateral en la parte superior de la columna.

También hay otras extracciones laterales secundarias situadas unos platos por encima de la alimentación cuya finalidad es evitar que compuestos isoamfílicos lleguen a la cabeza de la columna.

La columna tiene un total de 82 platos, y los compuestos químicos que separa forman azeótropos entre sí, lo cual hace la operación más compleja. El objetivo del control es mantener la fracción molar de etanol en el fondo de la columna, y de agua en la cabeza de la misma, lo más cercanas posibles a sus respectivos puntos de consigna.

Para conseguir esto se han escogido como variables manipuladas el caudal de la extracción lateral de alcohol neutro y el caudal de vapor de agua que se introduce en el ebullidor.

También están controlados los niveles en el fondo de la columna y en el acumulador, manipulando la corriente de fondo de la columna y la corriente de reflujo en cada caso.

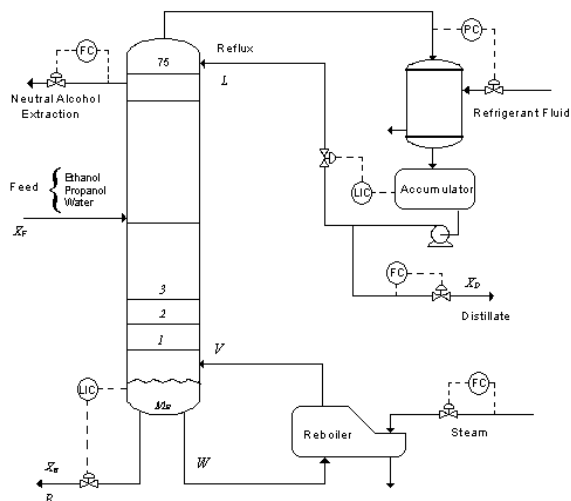


Fig. 1: Esquema simplificado de una columna de destilación de alcohol neutro.

2.2 Modelo del proceso.

Se ha desarrollado un modelo detallado del proceso, y los resultados han sido comparados con datos reales de la planta.

El modelo matemático desarrollado debe representar el comportamiento dinámico del proceso real. Debe llegarse a un compromiso entre la exactitud en el planteamiento del modelo y la similitud entre la respuesta del mismo y del proceso, en función de los medios disponibles para la resolución del modelo.

Las suposiciones realizadas son las siguientes:

1. Alimentación en un único plato.
2. La alimentación entra como líquido saturado, aunque se contempla la posibilidad de una vaporización parcial o total de ésta.
3. Se realiza una extracción lateral de alcohol neutro en el penúltimo plato.
4. No hay pérdidas de calor, la columna es adiabática.
5. El condensador es total, por lo que la composición del vapor que abandona la columna por cabeza será la misma que la de la corriente de reflujo y destilado.
6. No hay ebullidor sino inyección directa de vapor de agua.
7. Se considera flujo de vapor no constante, y se calcula a partir del balance de energía planteado en cada uno de los platos.

8. La pérdida de carga total de la columna se distribuye de forma lineal entre todos los platos.
9. El flujo de líquido se calcula a partir de la fórmula de Francis para vertederos.
10. El líquido acumulado en cada plato es incompresible y se encuentra como una mezcla perfecta; la composición será la misma en todos los puntos.
11. La fase líquida y vapor que abandonan el plato se encuentran en equilibrio térmico, a la misma temperatura. También están a la misma presión.
12. La fase líquido y vapor que abandonan el plato no están en equilibrio de fases debido a que se define una eficacia de Murphree.
13. El equilibrio líquido - vapor se representa considerando:
 - Fase vapor como ideal.
 - Fase líquida no ideal: se emplea el modelo de Wilson para el cálculo del coeficiente de actividad.
14. Se desprecia el tiempo muerto en la corriente de vapor que va desde el último plato de la columna hasta el condensador, y también en la corriente de retorno del reflujo a la cabeza de la torre.
15. Se considera la dinámica del condensador en el desarrollo del modelo de la columna de destilación.
16. No se considera acumulación de vapor a lo largo del sistema.

Las ecuaciones que representan el comportamiento de un plato genérico son las mismas para toda la columna.

↪ Balance global de materia:

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n+1} + V_{n-1} + F_n - L_n - V_n - S_n \quad (1)$$

donde:

- M_n = masa de líquido acumulada en plato n (kg).
- L_{n+1} = líquido que cae al plato n del plato n+1 (kg/s).
- V_{n-1} = caudal vapor procedente del plato n-1 (kg/s).
- L_n = líquido que abandona el plato n (kg/s).
- V_n = caudal de vapor que abandona el plato n (kg/s).
- F_n = caudal de alimentación del plato n (kg/s)
- S_n = extracción lateral en el plato n (kg/s)

↪ Balance global de materia a (j-1) componente:

$$\frac{d(M_n x_n^j)}{dt} = L_{n+1} x_{n+1}^j + V_{n-1} y_{n-1}^j + F_n z_n^j - L_n x_n^j - V_n y_n^j - S_n x_n^j \quad (2)$$

donde:

- x_n^j = frac. molar del comp. j en el líquido del plato n.
- x_{n+1}^j = frac. molar del comp. j en la corriente líquida del plato n+1.

y_{n-1}^j = frac. molar del comp. j en la corriente vapor del plato n-1.

y_n^j = frac. molar del comp. j en la corriente vapor del plato n.

z_n^j = frac. molar del comp. j en la corriente de alimentación del plato n.

El balance anterior se plantea para todos los componentes menos para uno que se calcula a partir de:

$$x_N^j = 1 - \sum_{j=1}^{j=N-1} x_N^j \quad (3)$$

↪ Balance de global de energía:

$$\frac{d(M_n h_n)}{dt} = L_{n+1} h_{n+1} + V_{n-1} H_{n-1} + F_n h_f - L_n h_n - V_n H_n - S_n h_n \quad (4)$$

donde:

- h_n = entalpía del líquido del plato n (kJ/kg).
- h_{n+1} = entalpía del líquido del plato n+1 (kJ/kg).
- H_n = entalpía del vapor del plato n (kJ/kg).
- H_{n-1} = entalpía del vapor del plato n-1 (kJ/kg).

Los cambios en la entalpía específica de la fase líquida son por lo general muy pequeños comparados con la entalpía total del plato. Esto significa que, normalmente, el balance de energía se puede reducir a una ecuación algebraica a partir de la cual se calcula el flujo de vapor que abandona el plato. Por lo tanto, finalmente el balance de energía es el siguiente:

$$L_{n+1} h_{n+1} + V_{n-1} H_{n-1} + F_n h_{f,n} - L_n h_n - V_n H_n - S_n h_n = 0 \quad (5)$$

↪ Cálculo de la temperatura.

La temperatura en cada plato no se obtiene a partir del balance de energía como ocurre en el fondo de la columna, sino que se calcula la temperatura de burbuja. La temperatura de burbuja es aquella temperatura que está en equilibrio con una composición del líquido conocida a una determinada presión también conocida.

Por lo tanto, en cada plato, el algoritmo de cálculo itera sobre la temperatura hasta que la suma de las composiciones de la fase vapor del plato N sea igual a la unidad.

$$1 - \sum_{j=1}^n y_j^N = 0 \quad (6)$$

↪ Relación de equilibrio entre fases líquido – vapor:

$$y_{n,j}^* = \frac{g_n^j P_{n,j}^{sat}}{P_n} x_n^j \quad (7)$$

donde:

$y_{n,j}^*$ = frac. molar del comp. j en el plato n en equilibrio con x_n^j .

g_n^j = coef. de actividad del comp. j en el plato n.

$P_{n,j}^{sat}$ = pres. de vapor del comp. j en el plato n (bar).

P_n = presión total en el plato n (bar).

x_n^j = frac. molar del comp. j en el líquido del plato n.

↪ Presión total en el plato n:

$$P_n = P_{n+1} + \Delta P \quad (8)$$

donde:

P_n = presión total en el plato n (bar).

P_{n+1} = presión total en el plato n+1 (bar).

ΔP_n = pérdida de carga entre el plato n y n+1 (bar).

↪ Pérdida de carga en el plato.

La distribución de la pérdida de carga se considera lineal a lo largo de toda la columna y directamente proporcional al caudal de vapor vivo.

$$\Delta P = \left(\frac{V_0}{K} \right)^2 \quad (9)$$

donde:

V_0 = caudal de vapor vivo (m^3/h).

K = constante de proporcionalidad ($m^3/bar \cdot h$).

↪ Caudal de líquido que abandona el plato n:

Se calcula a partir de la fórmula de Francis para vertederos segmentados:

$$h_{ow} = 664 \cdot \left(\frac{Q}{L_w} \right)^{2/3} \quad (10)$$

donde:

h_{ow} = alt. de líq. sobre la cresta del vertedero (mm).

Q = líquido que cae del vertedero (m^3/s)

L_w = longitud del vertedero (m).

Así, el flujo de líquido que cae de un plato al inferior es:

$$Q_n = 1.8482 L_w (h_{ow,n})^{1.5} \quad (11)$$

donde:

Q_n = líquido que abandona el plato n (m^3/s).

L_w = longitud del vertedero (m).

$h_{ow,n}$ = alt. del líq. sobre la cresta del vertedero (m).

Se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$h_{ow,n} = \frac{Vol_n - V_{plato}}{A_{plato}} \quad (12)$$

donde:

Vol_n = volumen de líquido en el plato n (m^3).

V_{plato} = volumen del plato (m^3).

A_{plato} = área activa del plato (m^2).

↪ Caudal de vapor que abandona el plato n:

Como ya se ha dicho anteriormente, el flujo de vapor que va hacia el plato siguiente se calcula a partir del balance de energía en estado estacionario:

$$V_n = \frac{L_{n+1}h_{n+1} + V_{n-1}H_{n-1} + F_n h_{f,n} - L_n h_n - S_n h_n}{H_n} \quad (13)$$

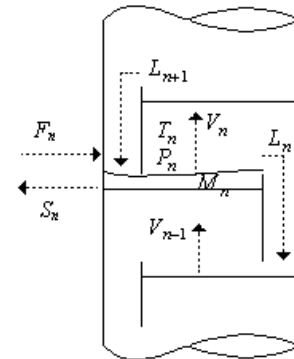


Fig. 2: Esquema de un plato genérico.

Las características matemáticas del modelo una vez implementado en el lenguaje de modelado EcosimPro son:

Nº de ecuaciones: 7217.

Nº subsistemas de ecuaciones acopladas: 85

- Lineales: 0

- No lineales: 85

Nº de variables explícitas: 6870

Nº de variables derivadas: 264

Nº de variables algebraicas: 83

Nº de variables de contorno: 11

Nº variables estado: 347

Tamaño matriz del Jacobiano: 347x347

F. dispersión matriz del Jacobiano: 62.2088%

3. CONTROL PREDICTIVO NO LINEAL

El control predictivo no lineal (NMPC) es una extensión natural de la técnica lineal del control predictivo basado en modelos (MPC). En el NMPC, el algoritmo también está basado en la utilización de un modelo interno del proceso que recoge las características principales del proceso.

Como ya se ha dicho en la introducción, se van a comparar dos formulaciones distintas del NMPC, una es el algoritmo de NMPC puro, y la otra es una técnica iterativa de linearización.

3.1 Controlador NMPC.

El objetivo del control predictivo no lineal basado en modelos (NMPC) es encontrar la secuencia óptima de los valores de las variables manipuladas de manera que se minimice una función. Dicha función está calculada sobre una trayectoria deseada de las variables de salida a lo largo de un horizonte de predicción.

La función de coste es la integral sobre los cuadrados de los residuos que resultan de la diferencia entre las salidas predichas del modelo (y_{pred}) y los valores de referencia (r) a lo largo de un tiempo de predicción $N_2 t$ (donde N_2 es el horizonte de predicción y t es el periodo de muestreo).

Una formulación standard es

$$\min_{u(k/k), \dots, u(k+N_u-1/k)} J = \int_{t_k}^{t_k+N_2 t} g[y_{pred}(t) - r(t)]^2 dt + \sum_{j=0}^{N_u-1} b[\Delta u(k+j|t)]^2 \quad (14)$$

El cambio en la variable manipulada u también se incluye en la función de minimización.

La parametrización de las variables manipuladas resulta necesaria porque, de lo contrario, podrían aparecer un número infinito de variables de decisión para el problema.

Una posibilidad que se suele emplear es la discretización de la variables manipulada u a lo largo del horizonte de control (N_u) cuando las variables de entrada permanecen constantes en un periodo de muestreo t

$$\begin{aligned} u(t) &= u(k), \quad k \leq t < (k+1)t \\ u(k) &= u(N_u-1) \quad \text{para todo } k > N_u-1. \end{aligned}$$

La minimización de la ecuación (14) está sujeta a las ecuaciones del modelo continuo y a las restricciones

habituales que se aplican tanto a las variables manipuladas como controladas:

$$\begin{aligned} u_{\min} &\leq u(k) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} &\leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{\max} \\ y_{\min} &\leq y(k) \leq y_{\max} \end{aligned} \quad (15)$$

De toda la secuencia de movimientos de control a lo largo del horizonte de control, sólo se implementa el primero de ellos.

Dentro de todo este esquema, el modelo del proceso se utiliza para calcular las predicciones de las variables de salida ($y_{pred}(t)$), que se necesitan para minimizar la ecuación 14 (Fig. 3).

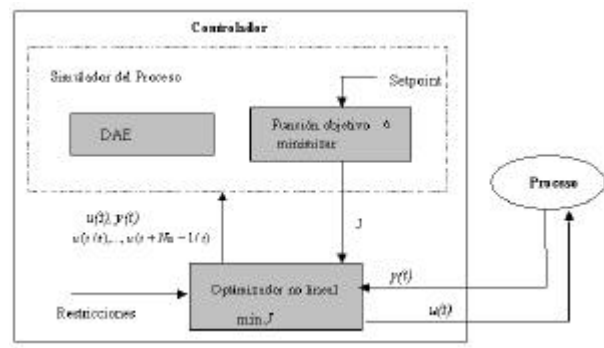


Fig. 3: Implementación del controlador no lineal.

En esta formulación, las ecuaciones del modelos no se consideran restricciones explícitas dentro del problema de optimización, y las únicas variables de decisión son las variables manipuladas.

La función de la simulación del proceso es integrar las ecuaciones del modelo a lo largo del horizonte de predicción tomando como condiciones iniciales el estado actual del proceso y evaluar la función objetivo formulada al final de cada integración.

Todo lo anteriormente mencionado permite la programación de un problema no lineal formulado de forma genérica como la minimización en tiempo real de una función objetivo no lineal con restricciones.

3.2 Formulación de un controlador predictivo no lineal iterativo (EPSAC).

La principal idea de esta formulación es aproximar las predicciones no lineales mediante linealizaciones iterativas alrededor de trayectorias futuras, de manera que éstas últimas converjan a la misma solución óptima no lineal.

Para conseguir esto, la sucesión de los valores futuros de las variables manipuladas se considera como la suma de unas acciones de control futuras base,

$u_{base}(t+k/t), k \geq 0$, y unas acciones de control futuras optimizadas, $\mathbf{du}(t+k/t), 0 \leq k \leq N_u - 1$:

$$u(t+k/t) = u_{base}(t+k/t) + \mathbf{du}(t+k/t) \quad (16)$$

Por lo tanto, las predicciones de las variables de salida se pueden considerar como la suma de dos efectos:

$$y(t+k/t) \approx y_{base}(t+k/t) + y_{optimize}(t+k/t) \quad (17)$$

La primera componente, $y_{base}(t+k/t)$, se calcula empleando el modelo no lineal, junto con las secuencia conocida de la variable manipulada, $u_{base}(t+k/t)$, como entradas al modelo.

La segunda componente, $y_{optimize}(t+k/t)$, es el resultado de una serie de entradas en impulso y en escalón (De Keyser, 1998):

$$y_{optimize}(t+k/t) = h_k \mathbf{du}(t/t) + h_{k-1} \mathbf{du}(t+1/t) + \dots + g_{k-N_u+1} \mathbf{du}(t+N_u-1/t) \quad (18)$$

donde los parámetros $h_1, h_2, \dots, h_k, \dots, h_{N_2}$ son los coeficientes de las respuestas de impulso unidad del sistema en las condiciones de operación actuales. Y los valores de g_k son los coeficientes de la respuesta a un escalón unidad.

Si se emplea una notación matricial, la ecuación 17 quedaría como:

$$\mathbf{Y} = \bar{\mathbf{Y}} + \mathbf{G}\mathbf{U} \quad (19)$$

donde:

$$\mathbf{Y} = [y_{base}(t+N_1/t) \quad \dots \quad y_{base}(t+N_2/t)]^T \quad (20)$$

$$\mathbf{U} = [\mathbf{du}(t/t) \quad \dots \quad \mathbf{du}(t+N_u-1/t)]^T$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} h_{N_1} & h_{N_1-1} & h_{N_1-2} & \dots & g_{N_1-N_u+1} \\ h_{N_1+1} & h_{N_1} & h_{N_1-1} & \dots & g_{N_1-N_u+2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{N_2} & h_{N_2-1} & h_{N_2-2} & \dots & g_{N_2-N_u+1} \end{bmatrix}$$

La relación entre las acciones de control \mathbf{Du} y \mathbf{d} es la siguiente:

$$\begin{bmatrix} \Delta u(t/t) \\ \Delta u(t+1/t) \\ \dots \\ \Delta u(t+N_u-1/t) \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{d}u(t/t) \\ \mathbf{d}u(t+1/t) \\ \dots \\ \mathbf{d}u(t+N_u-1/t) \end{bmatrix} + \mathbf{b} \quad (21)$$

donde la matriz \mathbf{A} y el vector \mathbf{b} vienen dados por:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix}, \quad (22)$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} u_{base}(t/t) - u(t-1) \\ u_{base}(t+1/t) - u_{base}(t/t) \\ \dots \\ u_{base}(t+N_u-1/t) - u_{base}(t+N_u-2/t) \end{bmatrix}$$

Los coeficientes de la matriz \mathbf{G} se calculan utilizando el modelo linealizado alrededor de estado actual en cada periodo de muestreo.

Sin embargo, para un proceso dinámico complejo resulta difícil obtener una linealización del modelo. Por esta razón se ha desarrollado una posible alternativa que es el empleo del modelo no lineal para calcular los coeficientes h_k y g_k mediante una simulación del modelo.

Si se tiene en cuenta la ecuación 21, y recordando que $h_k = g_k - g_{k-1}$, se puede describir la ecuación 18 de la siguiente forma:

$$y_{optimize}(t+k/t) = g_k [u(t-1) + \Delta u(t) - u_{base}(t)] + \sum_{i=1}^{N_u-1} g_{k-i} [\Delta u(t+i) + u_{base}(t+i-1) - u_{base}(t+i)] \quad (23)$$

Los coeficientes de la respuesta en escalón se pueden calcular periodo de muestreo simulando el modelo no lineal del proceso con una secuencia concreta de acciones de control, $u^*(t+k/t)$, tomando como condición inicial el estado actual del proceso y evaluando también las predicciones, $y^*(t+k/t)$.

Una secuencia de acciones de control que se podría escoger sería la siguiente: $u(t-1) + \Delta u^*(t)$.

Con esta secuencia y teniendo en cuenta que:

$$y^*(t+k/t) = y_{base}(t+k/t) + y_{optimize}^*(t+k/t) \quad (24)$$

los coeficientes g_k verifican la siguiente expresión:

$$c_0 g_k = y^*(t+k/t) - y_{base}(t+k/t) - g_{k-1} c_1 - g_{k-2} c_2 - \dots - g_{k-N_u+1} c_{N_u-1} \quad (25)$$

donde:

$$\begin{aligned}
 g_0 &= 0 \\
 c_0 &= u(t-1) + \Delta u^*(t) - u_{base}(t) \\
 c_j &= u_{base}(t+j-1) - u_{base}(t+j), j \geq 1
 \end{aligned} \tag{26}$$

Finalmente, la función coste a minimizar resulta ser una función cuadrática en U:

$$\begin{aligned}
 J &= \mathbf{g} \sum_{k=N_1}^{N_2} [y(t+k/t) - r(t+k/t)]^2 + \mathbf{b} \sum_{k=0}^{N_u-1} [\Delta u(t+k/t)]^2 = \\
 &\mathbf{g}(\mathbf{R} - \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{G}\mathbf{U})^T (\mathbf{R} - \bar{\mathbf{Y}} - \mathbf{G}\mathbf{U}) + \mathbf{b}(\mathbf{A}\mathbf{U} + \mathbf{b})^T (\mathbf{A}\mathbf{U} + \mathbf{b})
 \end{aligned} \tag{27}$$

Y el problema de optimización, la minimización de J sujeta a las restricciones (10), se resuelve con técnicas simples de programación cuadrática (QP).

Mientras $\mathbf{d}u(t+k/t) \neq 0$, los controles $u(t+k/t) = u_{base}(t+k/t) + \mathbf{d}u(t+k/t)$ son subóptimos, porque la aproximación está basada en el principio de superposición (12), sin embargo puede converger en los controles óptimos redefiniendo iterativamente $u_{base}(t+k/t) \equiv u(t+k/t)$ y volviendo a calcular $\mathbf{d}u(t+k/t)$ y $u(t+k/t)$ hasta que $\mathbf{d}u(t+k/t) \approx 0$, de manera que el término $y_{optimize}(t+k/t)$ es prácticamente cero.

Para reducir el número de iteraciones, el valor inicial de $u_{base}(t+k/t)$ es importante. Una elección simple y efectiva (De Keyser, 1998) es empezar con la política de control óptimo derivada del salto previo $u_{base}(t+k/t) \equiv u(t+k/t-1)$. En este artículo se ha utilizado esta estrategia.

4. RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN.

Se han realizado un gran número de pruebas para comparar el NMPC estándar con el EPSAC no lineal tanto desde el punto de vista del tiempo de cálculo como de eficiencia.

El período de muestreo es de 5 min mientras el resto de los parámetros son $N_2=\{15,15\}$, $N_u=\{1,1\}$, $\mathbf{g}=\{5,1\}$, $\mathbf{b}=\{0,0\}$.

Las restricciones de las variables manipuladas se fijaron a $\mathbf{u}_{min} = \{2000,7000\}$, $\mathbf{u}_{max} = \{5000,13000\}$ y sus cambios fueron limitados a $\Delta \mathbf{u}_{min} = \{-150,-1500\}$; $\Delta \mathbf{u}_{max} = \{150,1500\}$.

Por otro lado, las restricciones par alas variables controladas sons $\mathbf{y}_{min} = \{0,0\}$ y $\mathbf{y}_{max} = \{0.05,0.4\}$.

En estas simulaciones se asume que los estados medibles del proceso están disponible a t_k , por ejemplo, y la condición inicial es conocida en cada iteración.

Cambios en la referencia de las variables controladas

Se han simulado variaciones para ambas variables controladas durante un periodo de simulación de 4.5 horas. El comportamiento obtenido por los dos controladores fue similar. La Fig. 4 muestra cómo el controlador trata que la concentración de etanol en el fondo de la columna siga el cambio del setpoint de 0.0225 a 0.0246 a $t=0.2$ horas.

La respuesta de la segunda variable controlada, concentración de agua en la parte superior de la columna, con respecto al cambio en la referencia de 0.1809 a 0.1654 a $t=1.8$ horas, es representado en la Fig. 5.

Las dos variables manipuladas se representan en las Figs. 6 y 7.

Pero el análisis de los esfuerzos de cálculo indican una clara ventaja del controlador EPSAC. El periodo de cálculo de todo el experimento simulado en dicho caso fue casi de 12 horas.

Y en el caso de los modelos no lineales estándar es de 53 horas. La simulación ha sido realizada mediante el lenguaje EcosimPro en un PC PentiumIII, 800 MHz con 512 Mbytes de RAM.

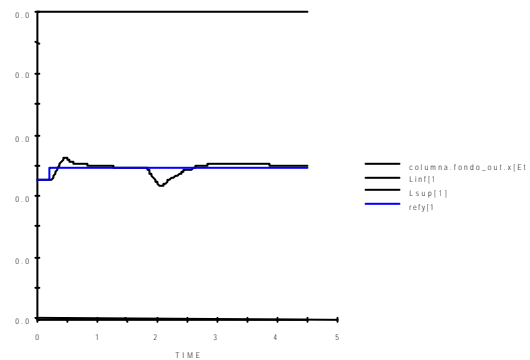


Fig. 4 Cambios de referencia de la primera variable controlada (concentración de etanol en el fondo de la columna)

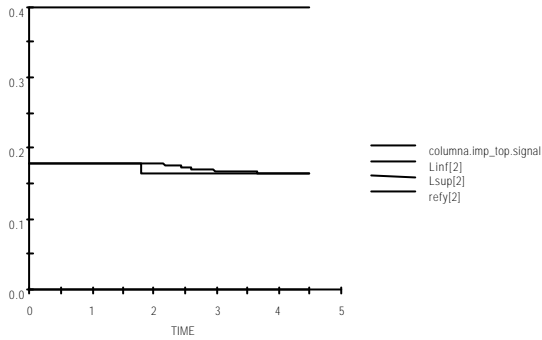


Fig. 5 Cambios de referencia en la 2ª variable controlada (concentración molar de agua en la cabeza de la columna).

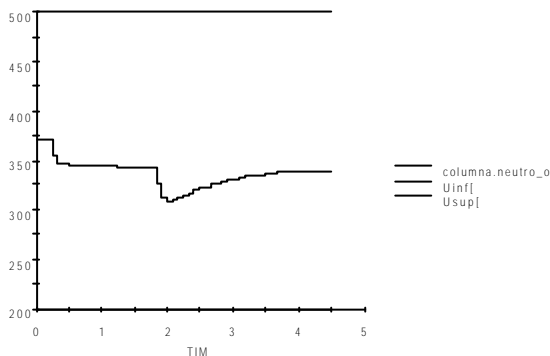


Fig. 6 La 1ª variable manipulada (flujo de alcohol neutro).

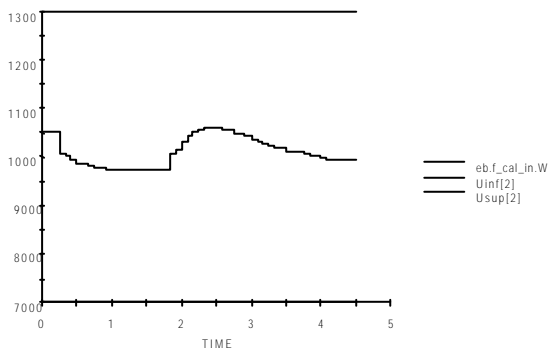


Fig. 7 La 2ª variable manipulada (vapor introducido en el evaporador)

5. CONCLUSIONES

Se han comparado dos modelos no lineales de control predictivo tomando como base una columna de destilación modelada en el lenguaje EcosimPro.

Uno de ellos, el EPSAC no lineal, basado en una aproximación de linealización iterativa, ha demostrado ser una prometedora técnica para reducir el tiempo de cálculo, reduciéndolo la cuarta parte.

Sin embargo, en el proceso aquí considerado, el tiempo requerido para la resolución del problema de control predictivo en cada período de muestreo es todavía demasiado elevado para implementar el controlador en tiempo real.

El modelo propuesto no requiere la linealización del modelo no lineal, pero sólo para calcular su respuesta impulso, la cual puede guardar una gran cantidad de cálculos en casos como el presentado aquí.

Otra ventaja del EPSAC no lineal es el uso de códigos más eficaces como QP en vez de métodos SQP. Se requieren mayores esfuerzos para poner NMPC en práctica cuando se basan en modelos complejos como el presentado en este artículo.

Referencias

- [1] A. ARCE – A. BLANCO – A. CORREA – J.M. CORREA – J. TOJO. “Predicción del equilibrio líquido-vapor: sistemas alcohol-agua”. Revista Afinidad XLV, 413, Enero-Febrero, 1988.
- [2] ACEDO SÁNCHEZ, JOSÉ. “Presión flotante en columnas de destilación.” Revista Ingeniería Química. Marzo 1989. Pgs.187-194.
- [3] Bequette B.W. (1991) Nonlinear Control of Chemical Processes: A Review. *Ind. Eng. Chem. Res.*, 30, 1391-1413.
- [4] Chen H. , Allgower F. (1998) A quasi-infinite horizon non-linear model predictive control scheme with guaranteed stability. *Automatica* 1998
- [5] De Keyser, R.M.C. (1998) A gentle introduction to model based predictive control. *EC-PAD12 International Conference on Control Engineering and Signal Processing*. Lima, Perú, Plenary Paper.
- [6] Henson M.A. (1998) Nonlinear model predictive control: current status and future directions. *Computers and Chemical Engineering*, **23**, 187-202.
- [7] J. Gmehling - U. Onken. “Vapor-Liquid Equilibrium Data Collection”. Ed. Dechema. Chemistry Data Series
- [8] Morari M. and J. H. Lee (1999). Model predictive control: past, present and future. *Computers and Chemical Engineering*, **23**, 667-682.