

# LOS MANUALES DE INGENIERIA QUIMICA

## INSTRUMENTACION Y CONTROL DE PROCESOS

### Capítulo 11. Fundamentos de Control Predictivo de Procesos

*Los controladores predictivos gestionan situaciones complejas donde se necesita una mejora del control tradicional, y dan posibilidades a la optimización del proceso. En los últimos años han alcanzado un nivel sustancial de aceptación, solucionando situaciones de exigencias crecientes de calidad, seguridad y gestión económica de la planta.*

*El presente artículo nos introduce en los elementos comunes a todos los controladores predictivos, principalmente en el uso de modelos matemáticos, desde los simples de una entrada y una salida, a los multivariados con varias entradas, salidas y perturbaciones.*

#### 11.1. INTRODUCCION

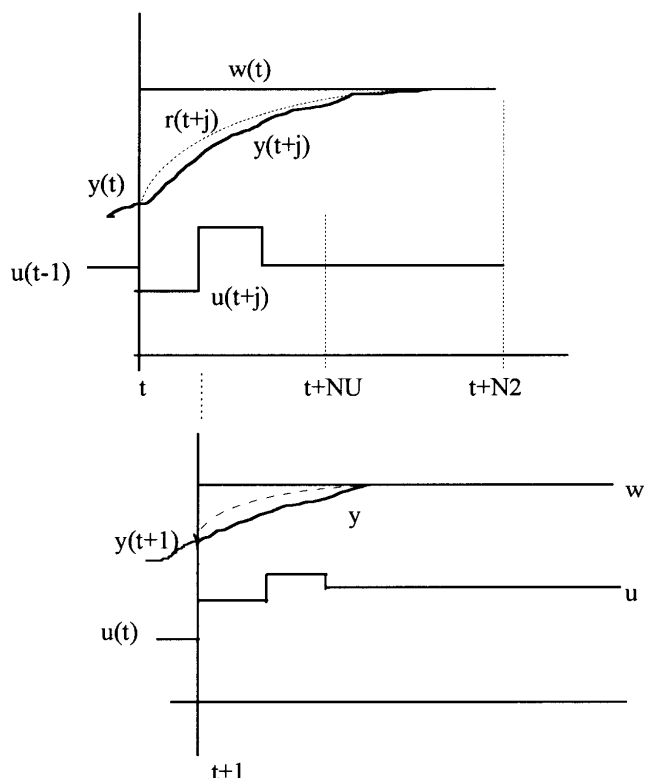
En los últimos diez años el Control Predictivo Basado en Modelos (CPBM) ha alcanzado un nivel muy significativo de aceptabilidad industrial en aplicaciones prácticas de control de procesos. Es una estrategia de control que se basa en la utilización de forma explícita de un modelo del proceso para predecir el valor de las variables controladas a lo largo de un horizonte temporal especificado por el usuario, calculándose el valor de las variables manipuladas para hacer que en ese horizonte las variables controladas estén en sus valores de referencia. Existen muchos métodos de control predictivo que han sido aplicados con éxito: GPC, IDCOM, DMC, APC, PFC, EPSAC, RCA, MUSMAR, NPC, UPC, SCAP, HPC, etc. En este capítulo trataremos de mostrar las ideas comunes que subyacen en todos ellos.

Es un hecho bien conocido que la mayoría de los problemas de control del nivel inferior se pueden resolver mediante simples reguladores PID. Sin embargo, existe una serie de lazos de control económicamente muy significativos que, debido a su dificultad (procesos con múltiples variables que interaccionan, retardos, dinámica compleja, etc.) o a la calidad del control exigida, requieren técnicas de control más avanzadas. Estas aplicaciones tienden a aumentar debido a una serie de factores: exigencias crecientes de calidad, ahorro de energía, seguridad, etc., flexibilidad en la producción, necesidad de integrar decisiones económicas y sistemas de control, diseño integrado de plantas y sistemas de control, etc. El CPBM se puede considerar como un buen compromiso entre comportamiento y simplicidad y puede ofrecer una herramienta eficaz y fácilmente accesible para los ingenieros de control. Desde el punto de vista de las aplicaciones industriales, el

**CESAR DE PRADA**

Dpto. de Ingeniería de Sistemas y Automática.  
Facultad de Ciencias. Universidad de Valladolid

Fig. 1. Problema de control predictivo y política de horizonte móvil en un sistema monovariante



método tiene algunas ventajas importantes sobre otras técnicas de control:

1. Permite tratar de forma sencilla sistemas multivariante con distinto número de entradas y salidas.
2. Incorpora de forma natural la compensación *feedforward*, proporciona varianza mínima en las variables controladas y puede utilizarse en sistemas de dinámica difícil, con retardos, respuesta inversa, etc.
3. Es posible la introducción de restricciones en las variables de entrada y salida.
4. Es conceptualmente simple de comprender y ajustar por el personal técnico.
5. Existen controladores comerciales en el mercado con adecuado soporte técnico.

## 11.2. ELEMENTOS DE CONTROL PREDICTIVO

Hay una serie de elementos comunes a todos los controladores predictivos:

- El uso de un modelo matemático del proceso que se utiliza para predecir la evolución futura de las variables controladas sobre un horizonte de predicción.
- La imposición de una estructura en las variables manipuladas futuras.
- El establecimiento de una trayectoria deseada futura, o referencia, para las variables controladas.

- El cálculo de las variables manipuladas optimizando una cierta función de coste.

- La aplicación del control siguiendo una política de horizonte móvil.

Esta metodología está sintetizada en la figura 1, donde, en un instante de tiempo  $t$ , utilizando un modelo e información pasada de entrada y salida, pueden calcularse las predicciones de la variable controlada  $y(t+j)$ ,  $j = 0, \dots, N2$ , en función de los valores futuros de la variable manipulada  $u(t+j)$ , a la cual en la figura se la obliga a permanecer constante después del instante  $t + Nu - 1$ . Se ha establecido una trayectoria deseada  $r(t+j)$  para ir desde el valor actual  $y(t)$  de la variable controlada, a la referencia  $w(t)$ , y se trata de determinar la secuencia  $u(t+j)$  de valores de la señal de control que llevan las predicciones  $y(t+j)$  tan cerca como sea posible de la trayectoria  $r(t+j)$ .

Una vez calculada toda la secuencia  $u(t+j)$  se aplica el valor  $u(t)$  en el instante  $t$ , y en el período de muestreo siguiente,  $t + 1$ , se repiten otra vez todos los cálculos en lugar de utilizar los obtenidos en  $t$ , de acuerdo a la política de horizonte móvil mencionada.

## 11.3. MODELOS

El modelo interno suele ser un modelo lineal discreto que relaciona cada salida ( $y$ ) con las variables manipuladas ( $u$ ) y las perturbaciones medibles ( $v$ ) o no medibles. Pueden usarse varios tipos de modelos del proceso tanto para la parte que hace referencia a las variables manipuladas como para las perturbaciones. El modelo interno y las medidas de las variables del proceso permiten predecir la evolución futura del sistema como función de los valores futuros de las variables manipuladas.

Refiriéndonos, por simplicidad, al caso de una entrada y una salida, los modelos suelen incluir al menos dos términos: uno que depende de la variable manipulada y otro que trata de reflejar la influencia de perturbaciones y ruidos que actúan sobre el sistema (Fig. 2). Es posible utilizar tipos de modelos muy distintos, así, por ejemplo, en el caso de un modelo de respuesta impulsional con una entrada y una salida tendríamos:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} h_i u(t-i) + n(t)$$

Donde  $n(t)$  representa una perturbación externa y  $h$  los coeficientes de la respuesta impulsional, siendo  $y(t)$  una combinación lineal de infinitos valores pasados de la entrada.

Para un modelo tipo respuesta salto, la formulación sería:

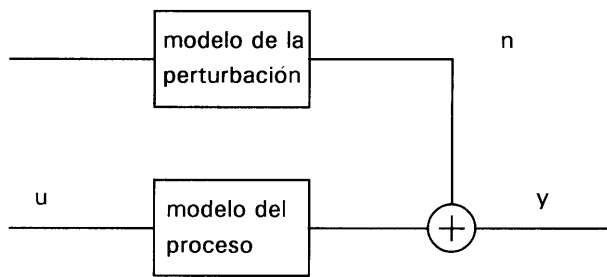
$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + n(t)$$

Siendo  $\Delta$  el operador diferencia temporal y  $g$  los coeficientes de la respuesta salto, con lo que  $y(t)$  es una combinación lineal de infinitos valores pasados de los cambios en la entrada. Y para el caso de una función de transferencia:

$$y(t) = \frac{q^{-k} B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(t) + n(t)$$

Donde  $B$  y  $A$  son polinomios en el operador retardo  $q^{-1}$ , e

Fig. 2. Estructura de un modelo interno típico



$y(t)$  es una combinación lineal de un número finito de valores pasados de la entrada y la salida del sistema.

A menudo las perturbaciones no medibles, tales como ruidos, influencias impredecibles, etc., se modelan como procesos ARMA (Auto-Regresive Moving Average), esto es, ruidos blancos de media nula  $\xi(t)$  filtrados por una función de transferencia adecuada:

$$n(t) = \frac{T(q^{-1})}{A(q^{-1})} \xi(t) = \frac{t_0 q^{-1} + \dots + t_1 q^{-1}}{1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n}} \xi(t)$$

o se estiman por diferencias entre las medidas  $y_m(t)$  y la parte determinista del modelo:

$$n(t) = y_m(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i)$$

mientras que las perturbaciones medibles llevan asociado un modelo DARMA similar al de las variables manipuladas.

#### 11.4. PREDICCIONES: EJEMPLO DEL CONTROLADOR DMC

Para fijar ideas de como es posible calcular predicciones con un modelo y estimar los valores óptimos de las variables manipuladas, nos referiremos a un caso sencillo y bien conocido, el representado por el DMC (*Dynamic Matrix Controller*), para el caso de un sistema de una entrada, una salida y una perturbación medible. Este regulador utiliza un modelo tipo respuesta salto, dado por:

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta v(t-i) + n(t) \quad (1)$$

donde  $y(t)$  es la salida del proceso o variable controlada,  $u(t)$  es la variable manipulada o señal de control,  $v(t)$  es una perturbación medible y  $n(t)$  representa el efecto de perturbaciones no medibles,  $g_i$  son coeficientes de la respuesta salto de  $u(t)$  y  $d_i$  los mismos coeficientes del modelo de la perturbación medible  $v(t)$ . A partir de este modelo deben calcularse las predicciones de la salida en instantes futuros de tiempo  $t+j$ , a lo largo de un horizonte de predicción  $j = 1, \dots, N_2$ .

Veamos ahora cómo efectuar el cálculo de las predicciones  $\hat{y}(t+j)$ . Para ello simplemente podemos sustituir  $t$  por  $t+j$  en el modelo (1). Además, y para facilitar la solución del problema de optimización, es conveniente separar

aquellos términos de los sumatorios que dependen sólo de valores pasados (y que por tanto son conocidos en el instante  $t$ ) y los que dependen de las acciones presentes y futuras  $u(t+k)$  que son nuestras variables de decisión. Así obtendremos:

$$y(t+j) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=1}^j d_i \Delta v(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} d_i \Delta v(t+j-i) + n(t+j) \quad (2)$$

En esta expresión el valor de las perturbaciones futuras  $n(t+j)$  es desconocido, por lo que debemos hacer alguna hipótesis sobre el mismo. En el DMC se supone que la mejor estimación de  $n(t+j)$  es su valor actual  $n(t)$ , el cual puede estimarse mediante:

$$n(t+j) = n(t) = y(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) - \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta v(t-i) \quad (3)$$

en cuyo lado derecho sólo hay magnitudes conocidas en  $t$ . Sustituyendo este valor en (2) se obtiene:

$$\hat{y}(t+j) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=1}^j d_i \Delta v(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} d_i \Delta v(t+j-i) + y(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) - \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta v(t-i)$$

o en forma más compacta

$$\hat{y}(t+j) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + p_j \quad (4)$$

donde  $p_j$  representa la respuesta libre del sistema dada por:

$$p_j = y(t) + \sum_{i=j+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+j-i) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} d_i \Delta v(t+j-i) - \sum_{i=1}^{\infty} d_i \Delta v(t-i) + \sum_{i=1}^j d_i \Delta v(t+j-i) \quad (5)$$

que sólo contiene valores pasados de la variable manipulada y puede ser, por tanto, conocida en el instante  $t$ . Operando, (5) puede escribirse como:

$$p_j = y(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{j+i} - g_i) \Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} (d_{j+i} - d_i) \Delta v(t-i) + \sum_{i=1}^j d_i \Delta v(t+j-i) \quad (6)$$

Nótese que si  $\Delta u(t+j)$  fuera igual a cero para  $j = 0, \dots, N_2$ , entonces en (4)  $\hat{y}(t+j) = p_j$  de ahí que  $p_j$  se pueda ver como una estimación de la respuesta libre del sistema.

Esta expresión de  $p_i$  no es muy útil porque envuelve un número infinito de sumandos, sin embargo, en procesos asintóticamente estables, los  $g$ 's tienden a un valor constante, y la expresión anterior se puede escribir como:

$$p_j = y(t) + \sum_{i=1}^N (g_{j+i} - g_i)\Delta u(t-i) + \sum_{i=1}^N (d_{j+i} - d_i)\Delta v(t-i) + + \sum_{i=1}^j d_i \Delta v(t+j-i) \quad (7)$$

donde  $N$  es un número para el cual

$$g_{j+i} - g_i \cong 0 \quad d_{j+i} - d_i \cong 0 \quad i > N, \quad j = N1, \dots, N2 \quad (8)$$

de modo que la aplicabilidad de la formula está limitada a ese tipo de procesos. Por otro lado, debe notarse que incorpora el efecto de la perturbación medible  $v(t)$ , los valores futuros de la cual se suelen considerar iguales al valor presente, aunque esta hipótesis se corrige cada período de muestreo debido a la política de horizonte móvil que aplica.

### 11.5. EL PROBLEMA DE CONTROL

Si se desea que esas predicciones estén próximas a unos valores de referencia deseados  $r(t+j)$ , entonces puede plantearse el problema de control como obtener la secuencia de valores presentes y futuros de la variable manipulada  $u$ , que minimizan una función de coste tal como:

$$J = \sum_{j=N1}^{N2} [\hat{y}(t+j) - r(t+j)]^2 + \sum_{j=0}^{Nu-1} [\beta \Delta u(t+j)]^2 \quad (9)$$

Donde no sólo se penalizan las desviaciones de las predicciones de la salida  $\hat{y}(t+j)$  sobre sus valores deseados  $r(t+j)$ , sino también los cambios de la variable manipulada  $\Delta u(t+j)$ , con un cierto peso  $\beta$ , a fin de conseguir un control suave.

Normalmente los  $r(t+j)$  se definen como trayectorias que unen el valor actual de la variable  $y(t)$  con un valor futuro deseado  $w(t+N2)$ , por ejemplo mediante la expresión:

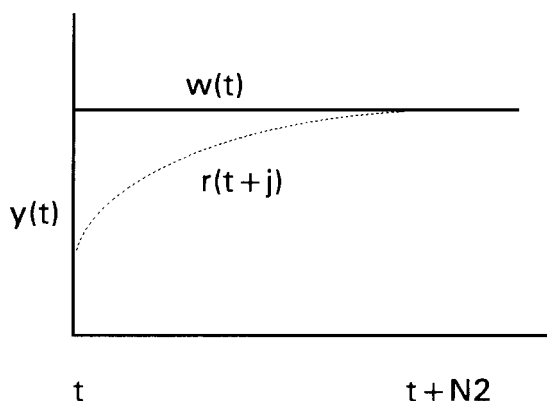
$$r(t+j) = \alpha r(t+j-1) + (1-\alpha)w(t+N2) \quad (10)$$

$$r(t) = y(t) \quad j = 1, N2$$

Si  $w(t+N2)$  es conocido esto permite seguir una trayectoria planificada. En el caso más frecuente,  $w$  es constante y  $w(t+N2)$  se hace igual a  $w(t)$  (Fig. 3).

Si ahora se sustituye la expresión de las predicciones (4):

Fig. 3. Evolución de la referencia interna  $r(t+j)$



$$\hat{y}(t+j) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-1) + p_j$$

en el índice  $J$ , este resulta ser una función cuadrática de  $\Delta u(t+j)$ ,  $j = 0, \dots, N2-1$ , cambios de la variable manipulada en el horizonte de predicción, y puede calcularse fácilmente la secuencia de valores que minimizan  $J$ .

Normalmente se impone alguna condición o estructura sobre los valores de  $\Delta u(t+j)$ . Por ejemplo suele hacerse que la variable manipulada permanezca constante después de un cierto número,  $Nu$ , de períodos de muestreo futuros, el denominado horizonte de control, o sea:  $\Delta u(t+j) = 0$  para  $j \geq Nu$  (Fig. 4). De este modo se favorecen soluciones estables y se reduce la dimensionalidad del problema de  $N2-1$  a  $Nu$  incógnitas, facilitando los cálculos.

Definiendo los vectores  $\Delta u(t)' = [\Delta u(t), \Delta u(t+1), \dots, \Delta u(t+Nu-1)]$  de controles futuros, y  $e_0' = [r(t+N1) - P_{N1}, r(t+N1+1) - P_{N1+1}, \dots, r(t+N2) - P_{N2}]$  de errores de la respuesta libre, y la matriz  $G$  formada con coeficientes del modelo de respuesta salto, y denominada matriz dinámica,

$$G = \begin{bmatrix} g_{N1} & \dots & g_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ g_{N1+1} & \dots & g_2 & g_1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N2} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & g_{N2-Nu+1} \end{bmatrix}$$

el índice  $J$  puede escribirse en forma matricial como una función cuadrática de  $\Delta u(t)$ :

$$J = \Delta u'(t)[G'G + \beta I]\Delta u(t) - 2e_0' G \Delta u(t) + e_0' e_0 \quad (11)$$

Si no consideramos restricciones en los valores de las variables, el valor de  $\Delta u(t)$  que minimiza (11) puede obtenerse derivando  $J$  respecto a  $\Delta u(t)$  e igualando a cero, obteniéndose la solución analítica:

$$\Delta u(t) = [G'G + \beta I]^{-1} G' e_0 \quad (12)$$

que da  $Nu$  valores de los cambios a aplicar en la variable manipulada. De éstos sólo se implementa en el instante  $t$  el primero,  $\Delta u(t)$ , y en el siguiente período de muestreo  $t+1$ , se vuelven a realizar todos los cálculos de acuerdo con la política de horizonte móvil.

### 11.6. RESTRICCIONES EN LAS VARIABLES

Las restricciones, o límites, en las variables aparecen de forma natural en los problemas de control, bien como limitaciones físicas (una válvula no puede exceder el rango 0-100% de apertura, etc.), bien como límites tecnológicos, de seguridad, calidad, etc. y su consideración explícita en un problema de control es muy importante en la práctica.

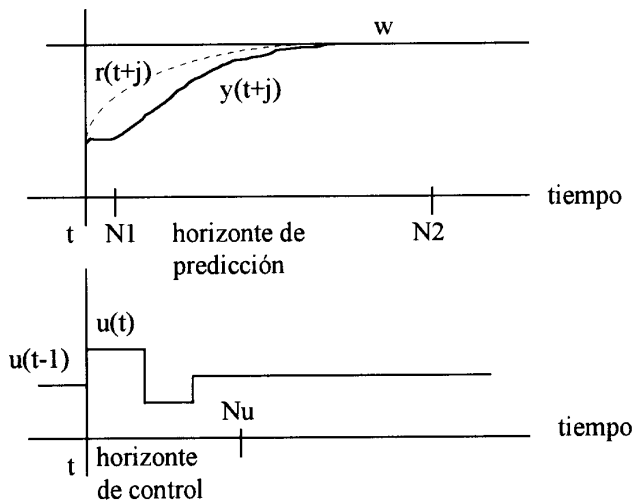
Normalmente se expresan como valores máximos y mínimos permitidos, bien en las variables controladas y manipuladas, o en su velocidad de variación (Fig. 5), esto es:

- Restricciones sobre la velocidad de cambio de la variable manipulada:

$$D_m \leq \Delta u(t+j) \leq D_M \quad j = 0, \dots, Nu-1 \quad (13)$$

Donde las  $D$  son límites inferiores y superiores.

Fig. 4. Problema de control predictivo



- Restricciones sobre los valores futuros de la variable manipulada, que pueden expresarse como  $u(t - 1)$  más sumas de incrementos de  $u$ :

$$U_m \leq u(t+j) = u(t-1) + \sum_{i=0}^j \Delta u(t+i) \leq U_M \quad j=0, \dots, Nu-1 \quad (14)$$

Donde las  $U$  son límites inferiores y superiores.

- Restricciones sobre los valores futuros de las variables controladas, usando (4):

$$L_m \leq \hat{y}(t+j) = \sum_{i=1}^j g_i \Delta u(t+j-i) + p_j \leq L_M \quad j=N3, \dots, N4 \quad (15)$$

Donde las  $L$  son límites inferiores y superiores, y  $N3, N4$  un rango donde se aplican las restricciones, con  $N4 \leq N2$ .

Muchos controladores limitan los valores de la señal de control y su velocidad de cambio de una manera artificial, calculando dicha señal sin considerar restricciones y limitándola posteriormente si excede el rango permitido. Esta política puede dar resultados diferentes que la obtenida considerando la mejor señal de control entre aquellas que cumplen las restricciones y, además, puede dar origen a comportamientos oscilatorios. Por otra parte, sólo efectuando predicciones se pueden poner límites efectivos sobre las variables calculadas, ya que dichas predicciones permiten tomar en el instante  $t$  decisiones que eviten que las variables controladas en  $t + j$  excedan los límites deseados. Esta es una característica diferencial de los métodos del control predictivo que no poseen otro tipo de controladores.

Un tratamiento correcto del problema de incluir las restricciones (13), (14) y (15) en la optimización, se puede obtener teniendo en cuenta que todas las restricciones son funciones lineales de  $\Delta u(t + j)$  y que la función de coste (11) es una función cuadrática en estas variables, con lo que el problema de encontrar el vector  $\Delta u(t)$  que minimice (11) sujeto al conjunto de restricciones es un problema de programación cuadrática. Estos problemas pueden resolverse numéricamente con algoritmos específicos bastante eficientes y

robustos, que permiten trabajar con cientos o miles de variables.

### 11.7. CASO MULTIVARIABLE

Esta formulación básica puede extenderse fácilmente al caso de sistemas multivariables. Así en el caso de la figura 6 para un proceso con dos entradas, tres salidas, una perturbación medible ( $v$ ) y otras no medibles, podremos formular un modelo interno en el que cada salida depende de todas y cada una de las entradas y la perturbación medible a través de una función de transferencia o modelo de respuesta en salto, y está afectada por un término de ruido que representa las perturbaciones no medibles, tal como:

$$y_1(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_{i11} \Delta u_1(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i12} \Delta u_2(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i13} \Delta v(t-i) + n_1(t)$$

$$y_2(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_{i21} \Delta u_1(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i22} \Delta u_2(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i23} \Delta v(t-i) + n_2(t)$$

$$y_3(t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_{i31} \Delta u_1(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i32} \Delta u_2(t-i) + \sum_{i=1}^{\infty} g_{i33} \Delta v(t-i) + n_3(t)$$

(16)

De forma similar puede escribirse un modelo para el caso general. Utilizando este modelo y siguiendo un camino totalmente paralelo al caso monovariable, es posible deducir una expresión para las predicciones de las salidas, que para el ejemplo anterior y un controlador tipo DMC resultarían ser del tipo:

$$\hat{y}_1(t+j) = \sum_{i=1}^j g_{i11} \Delta u_1(t-i+j) + \sum_{i=1}^j g_{i12} \Delta u_2(t-i+j) + p_1(t+j)$$

$$\hat{y}_2(t+j) = \sum_{i=1}^j g_{i21} \Delta u_1(t-i+j) + \sum_{i=1}^j g_{i22} \Delta u_2(t-i+j) + p_2(t+j)$$

$$\hat{y}_3(t+j) = \sum_{i=1}^j g_{i31} \Delta u_1(t-i+j) + \sum_{i=1}^j g_{i32} \Delta u_2(t-i+j) + p_3(t+j)$$

Donde los horizontes de predicción  $N2_i$  pueden ser distintos para cada variable.

Aquí se contempla el efecto de cada cambio en las variables manipuladas sobre todas las salidas simultáneamente, así como el efecto de las perturbaciones y la historia del sistema a través de las respuestas libres  $p_i$ .

Del mismo modo se pueden definir trayectorias  $r_i(t + j)$  deseadas para que cada variable controlada alcance su consigna  $w_i(t)$  en el futuro, horizontes de control  $Nu_i$  para cada variable manipulada y una función de coste que tenga en

Fig. 5. Límites en las variables

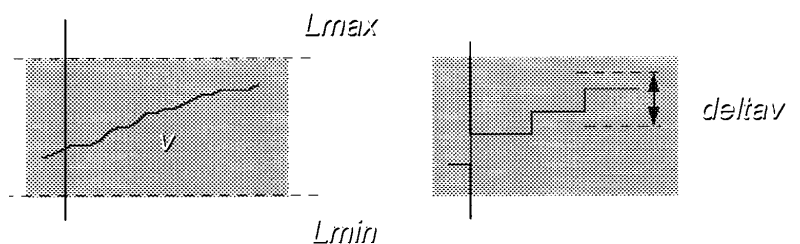
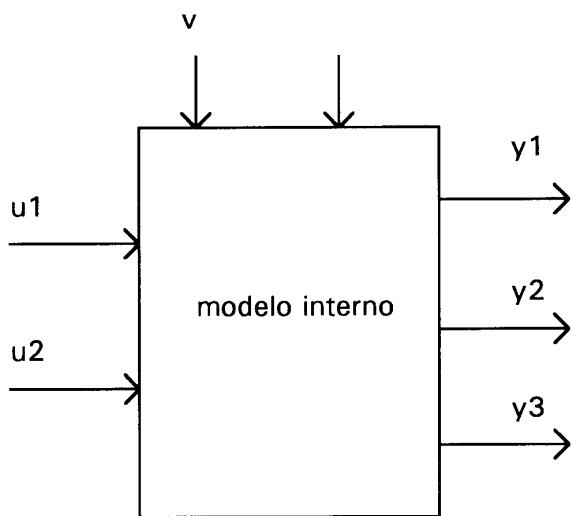


Fig. 6. Sistema multivariable



cuenta las desviaciones de las predicciones de cada variable controlada sobre cada  $r_i(t + j)$  así como los esfuerzos de control de cada variable manipulada, por ejemplo:

$$J = \sum_{j=N1}^{N2} [\gamma_1(\hat{y}_1(t+j) - r_1(t+j))]^2 + [\gamma_2(\hat{y}_2(t+j) - r_2(t+j))]^2 + \sum_{j=0}^{Nu-1} [\beta_1 \Delta u_1(t+j)]^2 + [\beta_2 \Delta u_2(t+j)]^2 \quad (17)$$

Donde los coeficientes  $\gamma$  dan un peso relativo, o importancia, al cumplimiento de cada consigna. Los coeficientes  $\beta$  son los factores de peso, que penalizan los cambios en la variable manipulada.

El problema de control se plantea ahora, de forma similar, como encontrar los valores de  $\Delta u_i(t + j)$ ,  $j = 0, \dots, Nu-1$ ,  $i = 1, \dots, M$ , tales que las salidas predichas evolucionen de la forma deseada y se cumplan al mismo tiempo las restricciones del problema sobre las variables manipuladas y controladas, que también se pueden formular de la misma manera. La solución se obtiene formalmente resolviendo el correspondiente problema de programación cuadrática y no presenta, excepto en su dimensionalidad, ningún problema adicional al caso monovariable.

Es importante señalar que no se asocia ninguna señal de control a ninguna variable controlada en particular, sino que el problema se resuelve globalmente teniendo en cuenta todas las interacciones presentes entre variables controladas, manipuladas y perturbaciones medibles.

También es posible no asignar una consigna a una variable controlada, sino únicamente imponer la condición de que esté en un determinado rango mediante las correspondientes restricciones sobre el valor de sus predicciones.

### 11.8. CONCLUSIONES

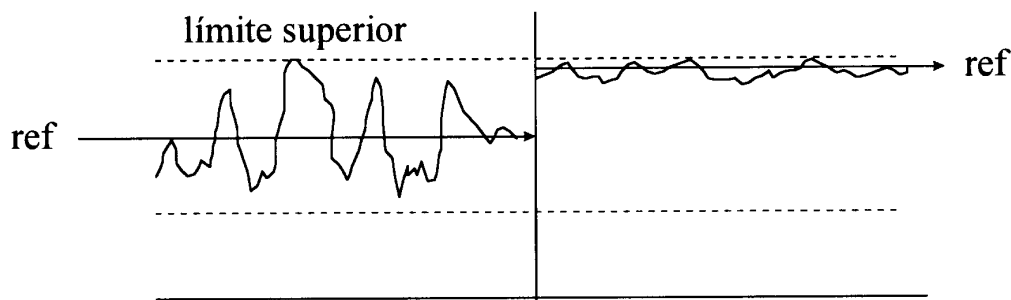
Como ha podido observarse en las ecuaciones anteriores, los controladores predictivos gestionan problemas complejos de forma óptima, siendo una herramienta de gran valor para abordar problemas donde se necesita una mejora de la regulación, sin una complejidad conceptual elevada. Utilizan una serie de parámetros cuyo significado es fácil de comprender y para los que existen reglas de selección que hacen la sintonía y el mantenimiento asequible al usuario.

En resumen, son el horizonte de predicción  $[N1, N2]$ , que se suele tomar como el tiempo de asentamiento del sistema, el parámetro  $\alpha$ , que en el rango  $[0, 1]$  nos indica la velocidad con la que queremos que la variable controlada vaya a la referencia, el parámetro  $\beta$ , que pesa los cambios de los esfuerzos de control y los  $\gamma$ , que dan la importancia relativa que tiene el que cada variable controlada esté en su consigna, y, finalmente  $Un$ , que es el número de cambios permitidos a la variable manipulada para llevar la salida a la referencia. Los distintos controladores ponen más énfasis en unos u otros, pudiéndose utilizar tanto el horizonte  $[N1, N2]$ , como la velocidad  $\alpha$ , o el factor de peso  $\beta$  para fijar el compromiso velocidad de respuesta/robustez presente en todo controlador. En las versiones comerciales de muchos controladores se tiende a utilizar un solo parámetro como elemento de sintonía a fin de facilitar su utilización.

En todo caso, la sintonía no suele ser un problema en control predictivo, donde el esfuerzo y el tiempo de diseño, se pone en la obtención y validación de un modelo. Siendo después relativamente sencillo escoger el tipo de respuesta deseada para el controlador.

La mejora del control abre la puerta a otra serie de posibilidades, entre las que se encuentra la optimización del proceso considerada desde un punto de vista económico. La relación entre mejor control y optimización puede verse en la figura 7, donde se representa una variable oscilando en torno a un valor de consigna fijado de tal modo que la variable no supere un límite superior establecido. En la parte derecha se observa que la reducción de las oscilaciones de la variable permite mover la referencia a otro valor sin que se supere el valor máximo permitido. Este cambio de consigna que permite operar en otro pun-

Fig. 7. Relación entre control, optimización y límites en las variables



to más favorable económicamente, está ligado a la reducción de varianza, o sea, a la mejora del control. Además, el hecho de disponer de un modelo para el controlador, permite utilizar dicho modelo para las tareas de optimización y otras.

El control predictivo es una tecnología probada y con numerosas aplicaciones industriales en la que, además, se realizan continuamente nuevas formulaciones para abordar problemas de robustez, modelos no-lineales, aplicación a nuevos sistemas, etc.

## 11.9. BIBLIOGRAFIA

- [1] Soeterboek, R. "Predictive control, a unified approach" (1994).
- [2] Richalet, J. Pratique de la commande predictive. Hermes, (1993).

[3] Clarke, D. Advances in model based-predictive control. Oxford University Press (1994).

[4] MacAvoy, T.J. y Arkun, Y. Model based process control. Pergamon Press (1989).

[5] Camacho, E.F. y Bordons, C. Model predictive control in the process industry. Springer Verlag (1995).

[6] Prett, D.M.; García, C.E. y Ramaker, B.L. "The second Shell Process Control Workshop" Butterworths, (1990).

[7] Lee, P.L. "Nonlinear Process Control". Springer Verlag (1993).

---

Ponencia presentada a las II Jornadas de Control de Procesos, organizadas por INGENIERIA QUIMICA y Expoquimia, celebradas en octubre de 1996.

