

## UNA METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN INTEGRADA CON EL DISEÑO DE CONTROLADORES IMC-PID

Daniel Eduardo Rivera Flores\*

\* *Control Systems Engineering Laboratory*

*Department of Chemical Engineering*

*Arizona State University, Tempe, AZ 85287-6006*

*Correo: daniel.rivera@asu.edu*

**Resumen:** Este artículo describe, en forma de tutorial, una metodología integrada para la identificación y diseño de controladores comenzando con el modelado dinámico basado en datos de planta, y concluyendo con la sintonía de parámetros para controladores de tipo PID de elevadas prestaciones. Al integrar el paso de identificación con el diseño de controladores, el método logra demostrar una funcionalidad que es muy deseada por la comunidad de control industrial. Los pasos principales en esta metodología son: diseño experimental, estimación de modelos tipo ARX de alto orden, y reducción de modelos relevantes al control que están de acuerdo con leyes de sintonía IMC-PID. Cuando se utiliza una entrada de excitación persistente, el estimado del modelo ARX de alto orden es consistente, lo cual hace que el método sea atractivo como modelo intermedio para estimación de modelos de bajo orden relevantes al control. Además, el bajo esfuerzo computacional asociado con la estimación de modelos ARX significa que se pueden usar eficazmente métodos estadísticos sencillos (tales como la validación cruzada) para determinar una estructura adecuada para el modelo ARX sin mucha intervención por parte del usuario. La metodología se ilustra en el caso de una planta con retardo sujeta a una perturbación con elevada deriva.

*Copyright ©2007 CEA-IFAC.*

**Palabras clave:** identificación de sistemas, control PID, reducción de modelos, modelado orientado al control, control con modelo interno (IMC).

### 1. INTRODUCCIÓN

A pesar de los avances significativos que se han producido en el desarrollo de esquemas de control avanzado en las pasadas dos décadas, el controlador PID básico y sus múltiples variantes siguen siendo la opción preferida en muchas aplicaciones industriales. Más del 95 % de todos los lazos de control en la industria de procesos emplean algoritmos tipo PID (Åström and Hägglund, 2006). Aunque la capacidad computacional de los sis-

temas de control distribuidos actuales continua aumentando, los controladores PID siguen manteniendo su posición predominante debido a su simplicidad estructural, fiabilidad y una relación muy favorable entre comportamiento y coste. Más allá de estos beneficios, los controladores PID que permiten un modelado dinámico de la planta simplificado requieren unos conocimientos modestos por parte del usuario y reducen los esfuerzos de desarrollo. Estas cuestiones tienen una gran importancia desde un punto de vista práctico (Lee and Weekman, 1976).

El control con modelo interno (IMC) es un procedimiento sistemático para el diseño de sistemas de control basados en el concepto de la *Q*-parametrización, que constituye el fundamento de muchas técnicas de diseño de control modernas (Morari and Zafriou, 1989). El procedimiento de diseño IMC aplicado a funciones de transferencia de bajo orden, que son comunes en las aplicaciones de control de procesos, dan como resultado reglas de sintonía basadas en modelos para controladores PID, tal como se muestra en las Tablas 1 y 2. Un único parámetro ajustable en estas reglas de sintonía IMC-PID especifica la velocidad de respuesta en lazo cerrado y al mismo tiempo tiene una influencia directa sobre su robustez (Rivera *et al.*, 1986; Rivera and Flores, 2004). Un artículo de revisión publicado en el número “PID 2006” del *IEEE Control Systems Magazine* (Li *et al.*, 2006) dice que el IMC es el método de sintonía más ampliamente utilizado entre los paquetes de software PID comerciales que utilizan modelos analíticos. Un medio efectivo para obtener estos modelos consiste en utilizar técnicas de identificación de sistemas (Ljung, 1999; Ljung and Glad, 1994).

Si se integra la identificación del sistema con el diseño del controlador IMC-PID, es más fácil obtener controladores con un alto nivel de comportamiento que cuando ambas tareas se realizan de forma independiente. Conseguir esta sinergia es la filosofía motivadora que subyace detrás de la metodología que se describe en este trabajo.

La sintonía de un controlador PID comenzando a partir de datos de entrada-salida es un problema bien conocido cuando la planta está libre de perturbaciones. La sintonía PID basada en la curva de reacción del proceso o en el método del relé (Åström and Hägglund, 2006; Atherton, 1999; Johnson and Moradi, 2005; O’Dwyer, 2003) son técnicas que funcionan bien en circunstancias de bajo niveles de ruido. Sin embargo, muchos problemas de control PID que son significativos desde un punto de vista práctico no caen dentro de esta categoría. Los retos en identificación para control PID incluyen las siguientes cuestiones:

1. *La identificación del sistema debe realizarse bajo condiciones experimentales especialmente exigentes.* El proceso puede estar sometido a derivas en la variable controlada y a perturbaciones con retos análogos que hacen difícil la identificación y que plantea problemas a los métodos convencionales basados en la curva de reacción del proceso y en el método del relé.
2. *La cantidad de conocimiento que se necesita a priori de la dinámica de la planta puede ser limitada.* Los procedimientos de identificación de sistemas, tales como el diseño experimental óptimo, requieren un conocimiento *a priori*

del modelo da la planta (Ljung, 1999). En la práctica el conocimiento que se tiene de la dinámica del proceso al comienzo de la experiencia de identificación es con frecuencia limitado, excepto quizás alguna estima aproximada de las constantes de tiempo y posiblemente de la ganancia en estado estacionario. Normalmente, el usuario mejora su conocimiento del proceso en el curso del modelado y del diseño del control que deben reconocerse como tales en el procedimiento de identificación.

3. *Tomar en cuenta cuestiones relativas a la amigabilidad del procedimiento durante la experiencia de identificación.* La identificación durante la operación normal del proceso debe ser informativa y lo más corta y menos invasiva posible. Estas consideraciones constituyen la base de las técnicas de identificación amigables con la planta y que han sido reconocidas como tales en la literatura de control de procesos (Braun *et al.*, 2002; Parker *et al.*, 2001; Rivera *et al.*, 2003).
4. *Considerar el nivel de conocimiento del usuario final.* Los métodos de identificación considerados deben ser realizados por ingenieros de procesos y otro personal de planta que no poseen estudios de grado en ingeniería de control. Esta consideración y la facilidad con que se llevan a cabo se extiende también al problema de diseño del control PID.
5. *La iteración en el proceso de identificación es a menudo inevitable.* En la práctica a causa de la información limitada que se dispone de la planta al comienzo de la identificación, con frecuencia resulta necesario realizar más de una experiencia. Como consecuencia de esto la identificación se hace un proceso iterativo. Diseñar un ensayo experimental es costoso y supone una ruptura en la operación normal de la planta, así que no resulta deseable reiterar en esta etapa del procedimiento de identificación. Sin embargo, la iteración sobre la selección de la estructura del modelo y el diseño del control una vez se dispone de los datos se puede hacer fuera de línea y permite su automatización mediante software.

Para demostrar estas cuestiones, considérese un modelo estimado a partir de una curva de reacción del proceso. Las técnicas gráficas del punto de inflexión y métodos similares para estimar modelos de estos datos se describen en textos clásicos de control de procesos, tales como Ogunnaike and Ray (1994) y Seborg *et al.* (2004). El sistema consiste en una planta de primer orden con retardo

$$p(s) = \frac{Ke^{-\theta s}}{\tau s + 1}, \quad (1)$$

con parámetros  $K = 1$ ,  $\tau = 10$  min, y  $\theta = 5$  min. Se supone un escenario en el cual (1) se muestrea

con un período de  $T = 1$  min y está sujeto a una perturbación de salida  $\nu(t)$

$$y(t) = G(q) u(t) + \nu(t). \quad (2)$$

En (2),  $y(t)$  es la señal de salida medida y  $u(t)$  la señal de entrada.  $u(t)$  y  $\nu(t)$  tienen respectivamente densidades espectrales  $\Phi_u(\omega)$  y  $\Phi_\nu(\omega)$ .  $G(q)$  es la función de transferencia equivalente con retenedor de orden cero de  $p(s)$ , donde  $q$  es el operador de desplazamiento hacia adelante. La perturbación de salida  $\nu(t)$

$$\nu(t) = H(q) w(t), \quad (3)$$

está constituida por un proceso de ruido blanco Gausiano  $w(t)$  con varianza  $\sigma_w^2 = 0,0005$  y una función de transferencia de la perturbación  $H(q)$

$$H(q) = \frac{q^2}{(q - 0,91)(q - 1)}. \quad (4)$$

El polo en  $q = 1$  integra la señal de ruido blanco  $w(t)$  y crea una deriva en la variable controlada  $y(t)$  bajo condiciones de lazo abierto, tal como se observa en la Figura 1. La deriva es común en aplicaciones de proceso debido a variaciones en las condiciones medio ambientales y en la calidad de la materia prima.

Figura 1. Realización de la perturbación integrada autoregresiva modelada por (4).

Supóngase que se genera una curva de reacción del proceso aplicando un salto en escalón a la variable manipulada  $u(t)$ . En la Figura 2 se muestra un ajuste gráfico que concuerda bien con estos datos. Un usuario típico concluiría de la Figura 2 que el modelo estimado está próximo a la planta verdadera, aunque los parámetros del modelo estimado para este ajuste de curva corresponde a  $K_{est} = 0,651$ ,  $\tau_{est} = 7,425$  min, y  $\theta_{est} = 6$  min. Si se compara con la planta verdadera, el modelo estimado tiene errores entre 20 % y 35 % en todos sus parámetros, que puede tener su impacto sobre el comportamiento del subsiguiente sistema de control si se utilizan estos parámetros para la sintonía del controlador PID. Por ejemplo de acuerdo con la Tabla 1 que utiliza las reglas sintonía del controlador IMC-PID.

Un enfoque para mejorar las estimas de los parámetros del modelo es aumentar la amplitud

Figura 2. Análisis de la curva de reacción del proceso con modelo (1) sujeto a una perturbación del tipo (4). La medida de la salida del proceso corresponde a la línea continua; la respuesta de un modelo de ajuste gráfico corresponde a la línea a trazos. La línea de punto y raya corresponde a la respuesta de la planta verdadera.

del salto en escalón de forma que la respuesta de la salida del proceso exceda a la magnitud del ruido y las perturbaciones. No obstante, una entrada en escalón que satisface estas condiciones puede ser demasiado grande para que pueda ser tolerada por la planta y se considera por lo tanto que es una “entrada hostil con la planta”. Un método alternativo es utilizar señales de identificación que puedan generar datos informativos cuando la relación señal-ruido es baja, tales como señales binarias pseudo aleatorias (PRBS) (Godfrey, 1993). Una secuencia PRBS conduce a operaciones amigables con la planta, ya que es posible diseñar un experimento con una relación señal-ruido más baja que en el caso de un ensayo de un único salto en escalón. Sin embargo, la estimación de modelos a partir de datos producidos mediante una señal PRBS requieren técnicas más sofisticadas que los métodos gráficos que se aplican normalmente a la curva de reacción de un proceso.

Es también importante considerar el problema de las elecciones del usuario y las especificaciones adecuadas de las variables de diseño. Para una señal PRBS, el usuario debe decidir el número de bits que posee el registro de desplazamiento, el tiempo de comutación, la magnitud y la duración de la señal. El preprocesamiento de los datos incluye la eliminación de la componente de continua, eliminación de datos espúreos y prefiltrar para enfatizar selectivamente un ancho de banda de frecuencias de interés en los datos. La selección de la estructura del modelo y del método de estimación de parámetros conlleva la elección de una clase de modelos tales como ARX, ARMAX, y Box-Jenkins, y la selección de órdenes específicos para los polinomios dentro de una clase de estructura

Tabla 1. Reglas de sintonía basadas en IMC para controladores PI y PID ideales y PID con filtro para un sistema de primer orden con retardo. La forma de los controladores PID es representada por  $c(s) = K_c(1 + \frac{1}{\tau_I s} + \tau_D s)(\frac{1}{\tau_F s + 1})$ .

Controlador	$KK_c$	$\tau_I$	$\tau_D$	$\tau_F$	Recomendable $\frac{\lambda}{\theta}$ ( $\lambda > 0,2\tau$ siempre)
PI	$\frac{2\tau}{(2\lambda + \theta)}$	$\tau$	-	-	> 0,8
PI Alternativo	$\frac{2\tau + \theta}{2\lambda}$	$\tau + \frac{\theta}{2}$	-	-	> 1,7
PID	$\frac{2\tau + \theta}{(2\lambda + \theta)}$	$\tau + \frac{\theta}{2}$	$\frac{\tau\theta}{(2\tau + \theta)}$	-	> 0,8
PID con filtro	$\frac{2\tau + \theta}{2(\lambda + \theta)}$	$\tau + \frac{\theta}{2}$	$\frac{\tau\theta}{2\tau + \theta}$	$\frac{\lambda\theta}{2(\lambda + \theta)}$	> 0,25

Tabla 2. Reglas de sintonía IMC-PID para plantas de primer y segundo orden sin integrador y con cero de fase no mínima  $\beta > 0$ . La forma general del controlador PID corresponde a la utilizada en la Tabla 1.

Modelo	$KK_c$	$\tau_I$	$\tau_D$	$\tau_F$
$\frac{K(-\beta s+1)}{\tau s+1}$	$\frac{\tau}{\beta+\lambda}$	$\tau$	-	-
$\frac{K(-\beta s+1)}{\tau^2 s^2 + 2\zeta\tau s + 1}$	$\frac{2\zeta\tau}{\beta+\tau}$	$2\zeta\tau$	$\frac{\tau}{2\zeta}$	-
$\frac{K(-\beta s+1)}{\tau^2 s^2 + 2\zeta\tau s + 1}$	$\frac{2\zeta\tau}{2\beta+\lambda}$	$2\zeta\tau$	$\frac{\tau}{2\zeta}$	$\frac{\beta\lambda}{2\beta+\lambda}$

dada. La validación de modelos incluye simulación, validación cruzada, análisis de correlación de los residuos e inspección de las respuestas a un escalón, a un impulso y frecuencial. El modelo que se desea utilizar finalmente puede necesitar ser adaptado a una estructura específica, lo que en el caso de aplicaciones de control que emplean IMC-PID puede requerir técnicas de reducción de modelos.

Finalmente, el objetivo de todas estas decisiones de las variables de diseño es un modelo que conduce a una buena sintonía del controlador. La Figura 3 muestra la aplicación de un experimento amigable con la planta que emplea una PRBS en el caso de un proceso que experimenta una deriva en  $y$ . Durante los primeros 2000 minutos, el proceso opera en lazo abierto. El intervalo de tiempo entre 2000 y 2510 minutos muestra un ensayo de identificación que consiste en dos ciclos de una señal de entrada PRBS amigable con la planta. Estos datos se emplean para construir un modelo que lleva a los parámetros de sintonía IMC para un controlador PID con filtro según la Tabla 2. La respuesta después de 2510 minutos muestra la respuesta en lazo cerrado de este controlador IMC-PID con filtro. La elevada varianza en  $y$  exhibida durante la operación en lazo abierto se transfiere a la variable manipulada  $u$  por la acción del sistema de control. La variabilidad reducida en la variable controlada bajo condiciones de lazo cerrado es esencial para conseguir una mejor ope-

ración global con mayores beneficios económicos y seguridad de funcionamiento. El objetivo de este trabajo es investigar los pasos necesarios para alcanzar la secuencia completa de identificación-control que se representa en la Figura 3.

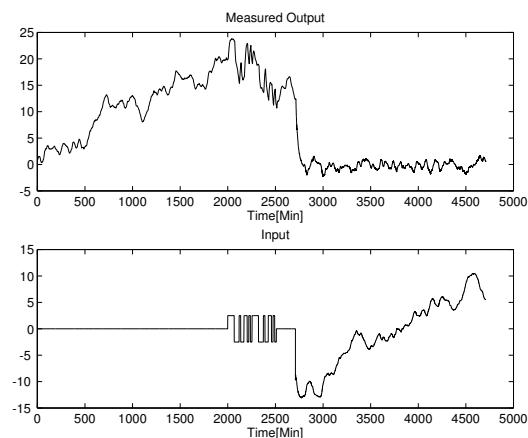


Figura 3. Simulación de una planta de primer orden con retardo sometida a una perturbación autoregresiva integrada, demostrando la respuesta de la perturbación a lazo abierto, el ensayo de identificación usando una señal de entrada PRBS amigable con la planta, y la respuesta del sistema a lazo cerrado usando un controlador IMC-PID.

## 2. METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN PARA LA SINTONÍA DE IMC-PID

En la Figura 4 se resumen las principales etapas de la metodología de identificación para la sintonía de IMC-PID. Estas etapas incluyen tareas de diseño experimental junto con diversas vías de ejecución bajo condiciones amigables con la planta, estimación de modelos ARX de alto orden y reducción de modelos relevantes al control, dando lugar a modelos que permiten aplicar las reglas de sintonía asociadas a IMC-PID.

Figura 4. Diagrama de flujo que describe la metodología integrada de dos pasos de identificación y diseño de control IMC-PID.

En esta sección se realiza una revisión sobre información referente al modelado ARX. Se analizan las condiciones bajo las cuales, haciendo uso de estos modelos, es posible obtener una estimación consistente de plantas lineales invariantes en el tiempo bajo condiciones de ruido. Tras ello, se describe la estructura del modelo y los procedimientos de validación utilizados en la metodología así como las guías para el diseño de entradas amigables con la planta haciendo uso de señales PRBS. De la misma forma se mostrará cómo un procedimiento de reducción de modelos relevantes para control para ser utilizado con las reglas de sintonía IMC-PID depende de las respuestas en frecuencia de un modelo ARX validado para estimar los parámetros del modelo.

### 2.1 Estimación del Modelo ARX

Se utilizan los datos a partir de (2) para estimar un modelo de predicción de error caracterizado por una estructura de modelo Auto Regresiva con entrada eXterna (ARX)

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t - n_k) + \frac{1}{A(q)} e(t), \quad (5)$$

$$= \tilde{p}(q) u(t) + \tilde{p}_e(q) e(t), \quad (6)$$

donde  $\tilde{p}(q)$  es el modelo de la función de transferencia entre  $u(t)$  e  $y(t)$ , y  $\tilde{p}_e(q)$  es el modelo de ruido. Los polinomios  $A(q)$  y  $B(q)$ , definidos por el operador de desplazamiento hacia atrás  $q^{-1}$ , son respectivamente de orden  $n_a$  y  $n_b + 1$ , es decir,

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \cdots + a_{n_a} q^{-n_a},$$

$$B(q) = b_1 + b_2 q^{-1} + \cdots + b_{n_b} q^{-n_b+1},$$

donde  $n_k$  es el retardo del sistema, representado como un entero múltiplo de intervalo de muestreo. Además,  $e(t) = y(t) - \hat{y}(t|t-1)$  es el error de predicción de un paso hacia adelante, donde  $\hat{y}(t|t-1)$  es la predicción de  $y$  un paso hacia adelante, expresado como

$$\hat{y}(t|t-1) = \tilde{p}_e^{-1}(q) \tilde{p}(q) u(t) + (1 - \tilde{p}_e^{-1}(q)) y(t) \quad (7)$$

Los parámetros de (5) se pueden determinar minimizando el error de predicción cuadrático

$$\min_{\tilde{p}, \tilde{p}_e} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \hat{y}(t|t-1)]^2 = \min_{\tilde{p}, \tilde{p}_e} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e^2(t), \quad (8)$$

donde  $N$  es el número de observaciones en el conjunto de datos.

La estimación de modelos ARX posee dos propiedades atractivas, simplicidad computacional y consistencia. El problema de estimación de los mínimos cuadrados (8) puede ser resuelto como un problema de regresión lineal utilizando

$$\varphi = [-y(t-1) \cdots -y(t-n_a) \\ u(t-n_k) \cdots u(t-n_k-n_b+1)]^T$$

y  $\theta = [a_1 \cdots a_{n_a} \ b_1 \cdots b_{n_b}]^T$ , que da lugar a la bien conocida solución lineal

$$\hat{\theta} = [\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varphi(t) \varphi^T(t)]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varphi(t) y(t). \quad (9)$$

Además, minimizando el error de predicción cuadrático en (8) es posible obtener un estimado ARX consistente, es decir, las respuestas en frecuencia de la función de transferencia estimada y los modelos de ruido con  $N \rightarrow \infty$  se acercan asintóticamente a la del sistema real con probabilidad uno

$$\tilde{p}(e^{j\omega T}) = A^{-1}(e^{j\omega T}) B(e^{j\omega T}) e^{-j\omega T n_k} \xrightarrow{N=\infty} G(e^{j\omega T})$$

$$\tilde{p}_e(e^{j\omega T}) = A^{-1}(e^{j\omega T}) \xrightarrow{N=\infty} H(e^{j\omega T}),$$

La consistencia se alcanza asegurando el cumplimiento de los siguientes puntos (Wahlberg, 1989; Zhu, 2001):

1. La señal de entrada  $u(t)$  debe poseer excitación persistente. Esto se manifiesta con una densidad para el espectro de potencia  $\Phi_u$  distinta de zero en todo el rango de frecuencia

$$\Phi_u(\omega) > 0 \quad -\pi/T < \omega < \pi/T.$$

2. Los órdenes de  $A(q)$  y  $B(q)$  y el número de datos utilizados  $N$  son suficientemente altos. Considérese la estructura (5) donde  $n_k = 1$  y  $n_a = n_b = n$ . Según Zhu (2001), es natural hacer dependiente el orden del modelo  $n$  de  $N$ , es decir,  $n = n(N)$ . Para tener una estructura ARX que aporte un estimado consistente de la respuesta en frecuencia de la planta real en (2),  $n$  debe incrementarse a medida que aumente  $N$ , pero  $n$  debería ser más pequeño que  $N$ :

$$n(N) \rightarrow \infty \text{ y } n(N)^2/N \rightarrow 0 \text{ donde } N \rightarrow \infty. \quad (10)$$

En términos generales, un modelo ARX de suficiente alto orden se aproxima a la dinámica del sistema real considerando que la señal de entrada genera suficiente variación en el proceso y el conjunto de datos disponible es suficientemente grande. Aunque la teoría asintótica no especifica qué valores corresponden a “suficientemente altos”, no obstante posee importantes implicaciones en la selección de las variables de diseño. Algunas deducciones adicionales se pueden extraer examinando la expresión de la covarianza asintótica (Ljung, 1999)

$$\text{var}(\tilde{p}(e^{j\omega T})) \sim \frac{n}{N} \frac{\Phi_v(\omega)}{\Phi_u(\omega)}. \quad (11)$$

(11) favorece un diseño de la señal de entrada con una relación de señal-ruido alta  $\Phi_u(\omega)/\Phi_v(\omega)$  a lo largo del ancho de banda establecido por la velocidad de respuesta del sistema en lazo cerrado. Si las condiciones operacionales restringen la amplitud de la señal de entrada, entonces se requiere un valor elevado de  $N$  para mitigar el efecto de las perturbaciones sobre la varianza del modelo.

## 2.2 Selección del Modelo, Estimación y Validación

En la estimación de modelos ARX, la selección de la estructura del modelo se puede realizar sin una intervención sustancial del usuario haciendo uso de la validación cruzada. En la validación cruzada, se utiliza un conjunto de datos diferente al usado para estimación con el fin de determinar la capacidad predictiva del modelo. Considerando que la estimación ARX consiste en resolver un problema lineal de mínimos cuadrados, la estimación puede

repetirse con un gran número de estructuras de modelos sin requerir una carga computacional significativa. De esta forma, se obtiene un conjunto de estructuras de modelos especificando un rango de valores para  $n_a$ ,  $n_b$  y  $n_k$ . Si se relaciona la función de coste frente al número de parámetros del modelo sobre un conjunto de datos de validación cruzada, será posible determinar la estructura de modelo óptimo sin necesidad de iteraciones adicionales. La estructura del modelo que minimiza la función de coste es aquella que muestra el menor porcentaje de varianza en la salida. Si no está disponible un conjunto de datos de validación cruzada, se puede determinar un orden de modelo de parsimonia utilizando otras medidas, tal como el Criterio Teórico de Información Akaike (Akaike Information Theoretic Criterion, AIC) o el principio de la Longitud de Descripción Mínima de Rissanen (Rissanen's minimum description length (MDL) principle) (Ljung, 1999; Ljung and Glad, 1994). Esta estimación del modelo y el procedimiento de validación para modelos ARX se lleva a cabo en MATLAB utilizando las funciones **struc**, **arxstruc** y **selstruc** del *System Identification Toolbox*. Estas mismas operaciones son accesibles desde el interfaz de usuario de este toolbox a través de **ident**.

## 2.3 Diseño y Ejecución de la Señal de Entrada

El éxito de la metodología de identificación depende de la capacidad de generar un conjunto de datos de entrada/salida suficientemente informativos que se obtienen de un experimento de identificación adecuadamente diseñado. Como se indicó anteriormente, se requiere la excitación persistente en la señal de entrada correspondiente al orden del modelo ARX para evitar singularidades en la estimación de mínimos cuadrados. Una señal de ruido blanco aleatoria teóricamente cumple estos requerimientos, pero no es una señal amigable con la planta. Además, considerando las exigencias de modelado desde un punto de vista de control es importante incluir potencia en la señal de entrada hasta la frecuencia de corte de la función de transferencia en lazo abierto  $p(s)c(s)$ , que generalmente corresponde al ancho de banda del sistema en lazo cerrado (Rivera and Gaikwad, 1995). Las consideraciones indicadas en la introducción son muy importantes, particularmente el reconocimiento de que generalmente se conoce poco sobre la dinámica del proceso al inicio de los ensayos de identificación, y que las restricciones de operación de la planta rechazarán experimentos de identificación largos o muy intrusivos. Una guía que permite obtener un estimado conveniente de la banda de frecuencia sobre la cual se desea realizar la excitación es la siguiente

$$\frac{1}{\beta_s \tau_{\text{dom}}^H} \leq \omega \leq \frac{\alpha_s}{\tau_{\text{dom}}^L}, \quad (12)$$

donde  $\tau_{\text{dom}}^H$  y  $\tau_{\text{dom}}^L$  son los límites estimados de las constantes de tiempo, y  $\beta$  es un factor entero que representa el tiempo de asentamiento del proceso. Por ejemplo, para especificar el límite de baja frecuencia utilizando el 95 % del tiempo de establecimiento del proceso ( $T_{95\%}$ ), se establece  $\beta_s = 3$  y para  $T_{99\%}$ ,  $\beta_s = 5$ . Por otro lado,  $\alpha_s$  es un factor que representa la velocidad de respuesta en lazo cerrado, siendo un múltiplo del tiempo de respuesta en bucle abierto. Valores por defecto típicos para aplicaciones de control de procesos son  $\alpha_s = 2$  y  $\beta_s = 3$ . Esta configuración de parámetros captura el ancho de banda de frecuencia de interés en muchas situaciones donde la velocidad de respuesta en bucle cerrado es similar a la del sistema en bucle abierto. Si se aumentan los valores de  $\alpha_s$  y  $\beta_s$  se ampliará la banda de frecuencia de énfasis en la señal de entrada y se incrementará la resolución del espectro de esta misma señal. Mientras estas propiedades de señal son deseables desde un punto de vista teórico, éstas dan lugar a experimentos más largos y posiblemente más negativos. En la práctica, las restricciones de operación dictarán un compromiso adecuado entre estas dos consideraciones.

(12) es utilizado para especificar las variables de diseño en las entradas PRBS. PRBS es una señal de nivel 2, periódica y determinista, la cual se genera utilizando un registro de desplazamiento de suma módulo 2. Un ciclo de una secuencia PRBS se determina por el número de registros  $n_r$  y el tiempo de commutación o periodo de reloj  $T_{sw}$ , que es el mínimo tiempo entre cambios en el nivel de la señal. La señal se repite después de  $N_s T_{sw}$  unidades de tiempo, donde  $N_s = 2^{n_r} - 1$ . La densidad del espectro de potencia para una señal PRBS viene dada por

$$\Phi_u(\omega) = \frac{a_{\text{mag}}^2 (N_s + 1) T_{sw}}{N_s} \left[ \frac{\sin(\frac{\omega T_{sw}}{2})}{\frac{\omega T_{sw}}{2}} \right]^2, \quad (13)$$

donde  $a_{\text{mag}}$  es la magnitud de la señal PRBS,  $N_s$  es el número de muestras en un ciclo PRBS y  $T_{sw}$  es el tiempo de commutación. Algunas expresión para especificar  $T_{sw}$  y  $n_r$  basadas en (12) se desarrollan en Rivera (1992):

$$T_{sw} \leq \frac{2,8\tau_{\text{dom}}^L}{\alpha_s}, \quad (14)$$

$$N_s = 2^{n_r} - 1 \geq \frac{2\pi\beta_s\tau_{\text{dom}}^H}{T_{sw}}. \quad (15)$$

$n_r$  y  $N_s$  son valores enteros, mientras  $T_{sw}$  es un número entero múltiplo del tiempo de muestreo  $T$ . (11) y (13) indican que para reducir la varianza

del modelo es beneficioso aplicar la señal de entrada de mayor amplitud  $a_{\text{mag}}$  permitida por las operaciones del proceso, e implementar la entrada PRBS para el mayor número de ciclos  $m$  que sea posible. En la práctica, las decisiones sobre la magnitud de la señal de entrada y la duración de los ensayos experimentales vienen dictadas por limitaciones físicas, económicas, y consideraciones de seguridad (Ljung, 1999). Además, desde (11) se deduce que el conocimiento sobre el espectro de la perturbación y el modelo de la planta real se requieren para determinar *a priori* la longitud de ensayo necesaria para obtener un modelo con un nivel de fidelidad deseado. Por consiguiente, el predecir la duración de los ensayos de identificación o la magnitud apropiada de la señal de entrada al inicio del experimento es una tarea muy complicada. El uso de entradas periódicas y determinísticas, tales como señales PRBS, aportan la ventaja de que un ciclo de señal permite una ventana natural para tareas de análisis. De esta manera, los procedimientos de monitorización de ensayos de identificación puede ser llevados a cabo para analizar los resultados de ciclos anteriores de una señal PRBS mientras que el ciclo actual está siendo implementado en el proceso. Una ilustración sobre estas ideas se comenta y describe en Rivera *et al.* (2003).

Las señales multiseno representan una clase de entradas periódicas y determinísticas que pueden utilizarse para desarrollar modelos para la sintonía de IMC-PID. Guías de diseño similares a (14) y (15) y basadas en la información de constantes de tiempo según (12) han sido desarrolladas en Braun *et al.* (2002). Otra consideración importante en el diseño de la señal de entrada es la eliminación de armónicos, la cual reduce las distorsiones en los datos en las nolinealidades de la planta (Godfrey *et al.*, 2005). La eliminación de los armónicos pares se lleva a cabo mediante señales binarias haciendo uso de señales repetidas inversas (Godfrey, 1993) o estableciendo directamente a zero los coeficientes de Fourier en las entradas multiseno (Braun *et al.*, 2002).

### 3. REDUCCIÓN DE MODELOS RELEVANTE A CONTROL PARA LA SINTONÍA DE IMC-PID

La aplicación del procedimiento de diseño del control con modelo interno (Internal Model Control, IMC) para establecer reglas de sintonía de controladores PID se describe en detalle en varios artículos (Morari and Zafriou, 1989; Rivera *et al.*, 1986; Rivera and Flores, 2004). El procedimiento de diseño de IMC es un proceso de dos etapas que aporta un conveniente mecanismo de compromiso entre rendimiento y robustez. En

la primera etapa se obtiene un controlador  $Q$  parametrizado estable y causal, el cual es óptimo con respecto a la norma del error de control. En la segunda etapa, el controlador  $Q$  obtenido se aumenta con un filtro paso bajo con el fin de asegurar que el controlador es propio. Los parámetros del filtro son utilizados para mejorar la robustez del sistema de control o para establecer una velocidad de respuesta determinada, pudiendo ser ajustado en línea una vez que el controlador haya sido fijado. Para muchos modelos simples de interés en el área de control de procesos, el controlador IMC implementado en la forma clásica de realimentación da lugar un controlador tipo PID. La Tabla 2 contiene reglas de sintonía IMC-PID para modelos de primer y segundo orden con un zero en el semiplano derecho. Un conjunto de tablas más completas y con más entradas pueden encontrarse en multiples referencias (Morari and Zafriou, 1989; Rivera *et al.*, 1986; Rivera and Flores, 2004; Rivera and Jun, 2000). En la práctica la elección de la estructura del controlador viene determinada por una combinación de preferencias del usuario, limitaciones de la plataforma para implementaciones en tiempo real, y los objetivos de rendimiento deseados para el sistema de control.

Para plantas con retardo o mayores de segundo orden, se requiere una etapa de reducción de modelo con el fin de poder aplicar las reglas de sintonía IMC-PID. En Rivera *et al.* (1986), se utilizan aproximaciones de Padé para plantas de primer orden con retardo, obteniendo las reglas de sintonía IMC-PID que se muestran en la Tabla 1. Sin embargo, para alcanzar la sinergia y los beneficios prácticos comentados en la introducción, se ha buscado un enfoque distinto. Para ello se ha aplicado una reducción de modelo relevante a control para obtener directamente modelos de orden reducido sin retardo que se ajusten a las reglas de sintonía de la Tabla 2. El proceso de reducción de modelo esta basado en un enfoque relevante a control descrito en (Rivera and Morari, 1987). En este caso, el ancho de banda de frecuencia para el cual se requiere un buen ajuste del modelo se indica por las reglas de sintonía IMC-PID, el valor del parámetro  $\lambda$  del filtro IMC, y la dirección de la consigna de perturbación aportada por el sistema en lazo cerrado. Considérese el problema de reducción de modelo que surge de minimizar la norma-2 del error de control  $e_c = r - y$

$$J_1 = \|e_c\|_2 = \left( \int_0^\infty |e_c(t)|^2 dt \right)^{1/2} \quad (16)$$

El sistema en bucle cerrado, que resulta de un controlador de realimentación  $c(s)$  diseñado utilizando el modelo estimado  $\tilde{p}(s)$ , se caracteriza por la función nominal de sensibilidad  $\tilde{\epsilon} = (1 + \tilde{p}c)^{-1}$  y la función complementaria de sensibilidad

$\tilde{\eta} = \tilde{p}c(1 + \tilde{p}c)^{-1}$ . Para implementar  $c(s)$  sobre el modelo de la planta real  $p(s)$ , el deterioro de del rendimiento de control causado por errores de modelado se representa por

$$e_c = \frac{\tilde{\epsilon}}{1 + \tilde{\eta} e_m} (r - d), \quad (17)$$

donde  $e_m = (p - \tilde{p})\tilde{p}^{-1}$  es el error multiplicativo entre la planta real y el modelo estimado. La estabilidad nominal en bucle cerrado resultante de aplicar  $c$  sobre  $\tilde{p}$  no garantiza la estabilidad con respecto a  $p$ . La estabilidad del sistema de control es con toda rigurosidad determinada mediante la aplicación del criterio de estabilidad de Nyquist sobre  $\tilde{\eta} e_m$ . Una condición suficiente y un requisito más simple computacionalmente viene determinado por el Teorema de la Pequeña Ganancia

$$|\tilde{\eta}(j\omega)e_m(j\omega)| \leq 1 \quad \text{for all } \omega. \quad (18)$$

Cuando (18) se cumple, (17) se puede expandir en una serie de Taylor que se trunca en los términos de primer orden dando lugar a

$$e_c \approx \tilde{\epsilon}(1 - \tilde{\eta}e_m)(r - d). \quad (19)$$

La aproximación (19) es especialmente válida cuando  $|\tilde{\eta}(j\omega)e_m(j\omega)| \ll 1$  sobre el ancho de banda definido por  $\tilde{\epsilon}(r - d)$ . Sustituyendo (19) en (16), se obtiene una expresión aproximada para la función objetivo que, escrita en el dominio de la frecuencia utilizando el Teorema de Parseval, tiene la forma

$$\|e_c\|_2 \approx \left( \frac{1}{\pi} \int_0^\infty |\tilde{\epsilon}|^2 |1 - \tilde{\eta}e_m|^2 |r - d|^2 d\omega \right)^{1/2} \quad (20)$$

$$\leq \left( \frac{1}{\pi} \int_0^\infty |\tilde{\epsilon}|^2 |r - d|^2 d\omega \right)^{1/2} + \left( \frac{1}{\pi} \int_0^\infty |\tilde{\epsilon}|^2 |\tilde{\eta}e_m|^2 |r - d|^2 d\omega \right)^{1/2} \quad (21)$$

Un aspecto a considerar es que (21) tiene un término basado en las propiedades nominales de la respuesta en lazo cerrado, y un segundo término en el error de reducción  $e_m$ . El estado del problema de estimación de parámetros relevantes a control se obtiene minimizando la contribución proveniente del error de la reducción del modelo en el segundo término, es decir,

$$\min_{\tilde{p}} \left( \frac{1}{\pi} \int_0^\infty |\tilde{\epsilon}(j\omega)|^2 |\tilde{\eta}(j\omega)|^2 |r - d|^2 |e_m(j\omega)|^2 d\omega \right)^{1/2} \quad (22)$$

El problema de estimación de parámetros relevantes a control (22) minimiza la norma-2 ponderada del error *multiplicativo*, como contraposición a la

norma-2 no ponderada del error *aditivo* ( $e_a = p - \tilde{p}$ ) que es comúnmente examinada en la literatura de control. La función ponderada  $|\tilde{\eta}(r - d)|$  incorpora explícitamente la forma deseada de la respuesta en lazo cerrado y la velocidad de respuesta, así como la señal de referencia y las características de la perturbación del sistema.

En Rivera and Morari (1987) se utiliza un algoritmo de ajuste de curva ponderado en frecuencia para resolver el problema de reducción de modelo expresado en (22). Este algoritmo, que se basa en una solución iterativa de un problema lineal de mínimos cuadrados (Sanathanan and Koerner, 1963), es computacionalmente rápido. Las respuestas en frecuencia obtenidas a partir de modelos ARX de alto orden son utilizadas como descripción de la planta. Desde un punto de vista conservador, con el fin de que la respuesta en frecuencia de un modelo en tiempo discreto pueda servir como una aproximación válida de la respuestas en frecuencia de la planta real en tiempo continuo, el tiempo de muestreo debe ser seleccionado lo suficientemente pequeño tal que la frecuencia de Nyquist supere en una o dos décadas al ancho de banda del proceso. Una elección adecuada del tiempo de muestreo puede estimarse siguiendo una guía estándar tal que  $T \leq 0,1\tau_{dom}$ . Si se necesita un tiempo de muestreo más grande, una alternativa es confiar en el algoritmo de reducción de modelo relevante a control de Rivera and Gaikwad (1996), el cual aborda rigurosamente este problema. Este algoritmo hace uso de una estimación prefiltrada de la respuesta a impulso ARX y obtiene versiones de controladores tipo PID de control digital-directo según las reglas de sintonía de Prett-García (Prett and García, 1988).

#### 4. CASO DE ESTUDIO

Esta sección presenta un caso de estudio que examina la metodología integrada de identificación y diseño de control IMC-PID para la planta de primer orden con retardo expresada en (1) con  $K = 1$ ,  $\tau = 10$  min,  $\theta = 5$  min, y periodo de muestreo  $T = 1$  min sometida a una perturbación de salida de tipo autoregresiva integrada tal como se representa en (4). A continuación se resumen los diferentes pasos llevados a cabo en este caso de estudio:

##### 4.1 Diseño de la Señal de Entrada y Ejecución

Los parámetros de entrada de la señal PRBS se especifican utilizando  $\tau_{dom}^H = \tau_{dom}^L = \tau + 0,5\theta = 12,5$  min,  $\alpha_s = 2$  (el doble del ancho de banda en lazo abierto) y  $\beta_s = 3$  (el 95 % del tiempo de asentamiento). Un diseño de entrada PRBS

aceptable que cumple las guías de diseño dadas en (14) y (15) es  $T_{sw} = 17$  min y  $n_r = 4$ . Esta señal tiene un tiempo de ciclo igual a  $N_s T_{sw} = 255$  min. En la Figura 5 se muestra un ciclo de una entrada PRBS con estos parámetros y su correspondiente densidad espectral de potencia. Si se tiene en cuenta un rango amplio para las estimas de las constantes de tiempo, específicamente  $\tau_{dom}^L = 10$  min y  $\tau_{dom}^H = 15$  min, los resultados de las guías de diseño (14) y (15) sugieren una disminución del tiempo de comutación y un aumento del número de bits del registro de desplazamiento. Si se utiliza  $T_{sw} = 13$  min y  $n_r = 5$  se obtiene una duración del ciclo de 403 min, que es casi un 60 % superior al anterior. Una señal multiseno que emplea estas mismas estimas para las constantes de tiempo y que utiliza las mismas guías de diseño de Braun *et al.* (2002) tiene una longitud de ciclo de sólo 284 min, lo cual proporciona un incentivo para usar esta familia alternativa de señales cuando el objetivo es realizar experimentos de identificación que sean amigables con la planta.

La magnitud de la señal PRBS se escoge igual a 2.5. En la Figura 6 se muestran dos ciclos de la entrada PRBS que se introducen en la planta para obtener el correspondiente conjunto de datos.

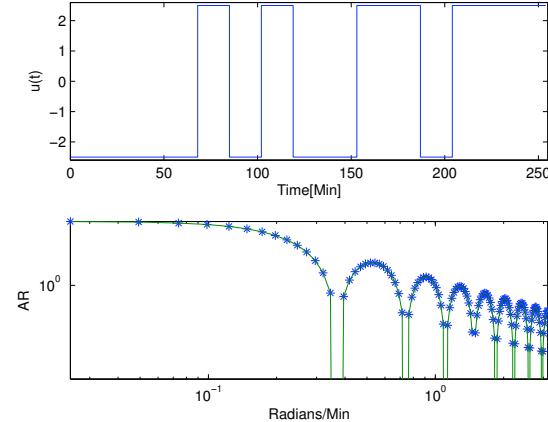


Figura 5. Realización en el dominio temporal y espectro en potencia de la señal de entrada PRBS utilizada en el caso de estudio. La gráfica superior muestra un ciclo de la señal PRBS empleada y la inferior describe la densidad espectral de potencia.

##### 4.2 Estimación ARX de orden elevado

La Figura 6 muestra derivas en la salida. El cálculo de la función de autocorrelación de esta señal (no mostrada en el artículo) refleja un decaimiento muy lento sobre un gran número de instantes de muestreo, lo cual confirma que la señal es no estacionaria. Se necesita pues un filtrado paso alto para eliminar esta no estacionariedad.

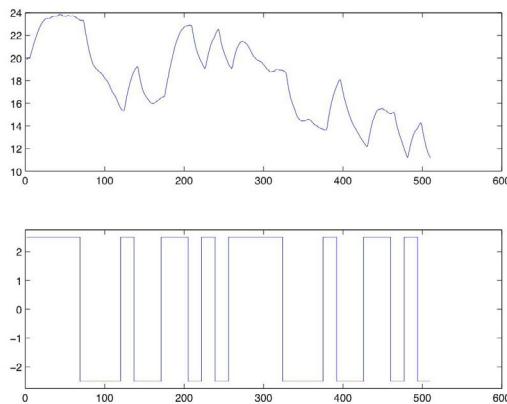


Figura 6. Datos de la identificación antes de la diferenciación para el primer ejemplo del caso de estudio. La gráfica superior es la respuesta de salida para dos ciclos de la entrada PRBS de la Figura 5 que se muestra en la gráfica inferior.

Esto se consigue fácilmente utilizando una simple diferenciación  $x(t) = x(t) - x(t - 1)$ . A la rutina de estimación ARX se le suministra como entrada los datos diferenciados, con un ciclo de la entrada PRBS empleado para la estimación de los parámetros, mientras que el segundo ciclo se guarda con el objetivo de realizar una validación cruzada. Se evalúan estructuras ARX que corresponden a órdenes de polinomios entre 1 y 8 para  $n_a$  y  $n_b$  y valores del retardo  $n_k$  entre 1 y 10, y calculando para cada estructura de modelo el tanto por ciento de la varianza de la salida que no se puede explicar con el conjunto de datos de validación empleados. Esta varianza se representa gráficamente con respecto al número total de parámetros del modelo  $n_{tot} = n_a + n_b$ . En la Figura 7 se muestra esta información. Para este conjunto de datos la estructura de modelo ARX que produce el mejor ajuste es  $n_a = 2$ ,  $n_b = 6$ , y  $n_k = 4$ . A esta estructura nos referiremos de forma resumida como la estructura ARX-[2 6 4]. En las Figuras 8 y 9 se muestran respectivamente el análisis de correlación de los errores de predicción y una simulación para este modelo ARX-[2 6 4] con el conjunto de datos reservados para validación cruzada una vez que han sido eliminada las componentes de continua de dicha señal. El modelo estimado predice bien al conjunto de datos de validación y tiene errores de predicción que son blancos y que no están correlacionados con la señal de entrada. Teniendo en cuenta estas medidas de validación se concluye que el modelo ARX-[2 6 4] representa una estimación apropiada de la dinámica verdadera de la planta.

En la Figura 10 se muestra una comparación de la respuesta a un escalón de este modelo ARX-[2 6 4] con respecto a la planta verdadera y a otras estimaciones de modelo basadas sobre el mismo conjunto de datos. El modelo ARX-[2 6 4]

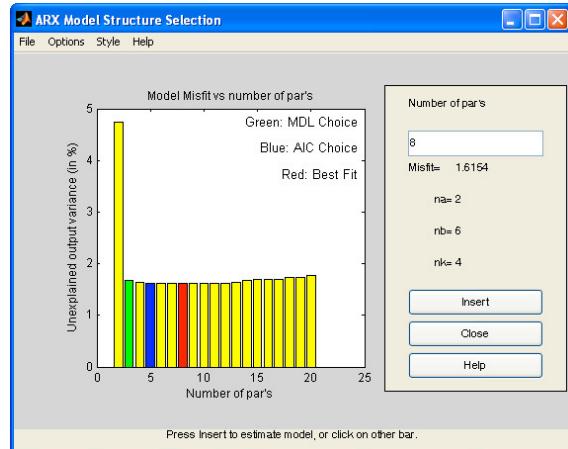


Figura 7. Análisis de validación cruzada para el caso de estudio generada mediante la orden **selstruc** de Matlab.

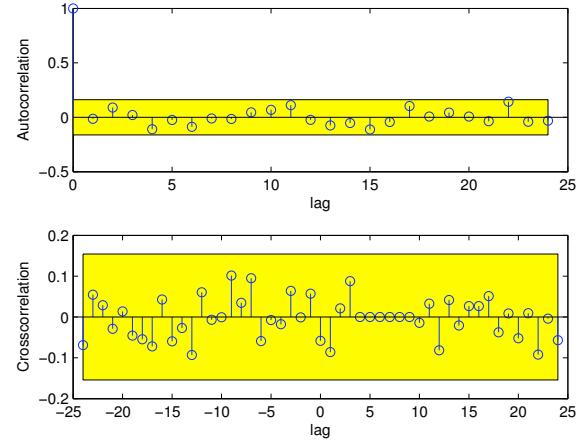


Figura 8. Análisis de residuo de los errores de predicción para el modelo ARX-[2 6 4].

es una aproximación muy fidedigna del sistema verdadero, con un error que se refleja en su mayor medida en la ganancia en estado estacionario. A pesar de tener estimado ocho parámetros del modelo, la respuesta a un escalón de este modelo demuestra muy poco los efectos de la varianza. Una comparación con el modelo de primer orden con retardo estimado a partir del estimador del modelo del proceso de tiempo continuo (utilizando la opción de estimación **Process Models** que se tiene disponible en el GUI de **ident** dentro del toolbox de Identificación de Sistemas de Matlab) muestra que el modelo ARX-[2 6 4] da una estimación superior de la dinámica del sistema. También se compara la respuesta con el modelo ARX-[1 1 6], que corresponde al orden verdadero de la función de transferencia de la planta y que tiene un conocimiento exacto de su retardo. Como se observa en la Figura 10, este modelo tiene errores significativos en la ganancia en estado estacionario. El modelo ARX-[2 6 4] representa la mejor opción entre las diferentes elecciones evaluadas, y esta estructura se obtuvo sistemáticamente al

combinar un conjunto de datos informativos con el uso efectivo de técnicas de validación cruzada sin requerir ningún conocimiento *a priori* del retraso del sistema o demandar una intervención sustancial por parte del usuario.

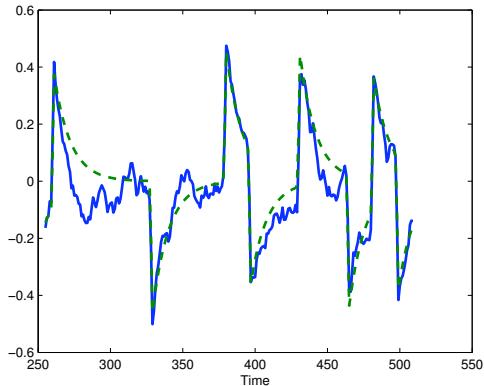


Figura 9. Simulación del modelo ARX-[2 6 4] (línea a trazos) utilizando datos de validación cruzados diferenciados (línea continua) para el caso de estudio.

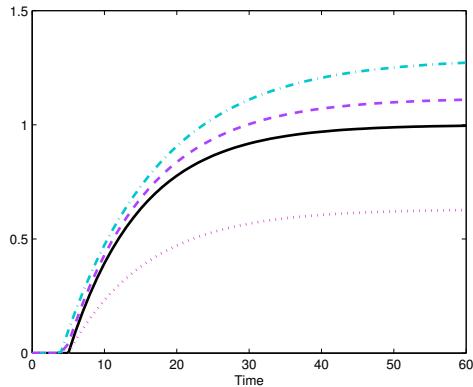


Figura 10. Comparación de la respuesta en escalón para el caso de estudio. La planta verdadera (línea continua), modelo ARX-[2 6 4] (línea a trazos), modelo continuo de primer orden con retraso estimado utilizando la característica **Process Models** de Matlab (línea de punto y raya) y modelo ARX-[1 1 6] (línea punteada).

#### 4.3 Reducción del modelo relevante al control

Se aplicó el algoritmo de reducción de modelo relevante al control para obtener modelos de bajo orden que corresponden a las reglas de sintonía para controladores PI, PID y PID con filtro que se muestran en la Tabla 2. En la práctica, la elección del parámetro  $\lambda$  del filtro del controlador IMC debería ser similar a la constante de tiempo deseada del sistema de lazo cerrado. Una guía útil para especificar  $\lambda$  es

$$\lambda = \alpha_p (\tau + 0.5 \theta), \quad (23)$$

donde  $\alpha_p$  varía entre 0.8 y 1.25. Para nuestro caso de estudio, se utilizan un filtro de valor  $\lambda = 10$  min y cambios tipo escalón en el punto de consigna para definir el problema de reducción de modelo. En la Figura 11 se muestran las respuestas a un escalón del modelo de bajo orden. El retraso de la planta en los modelos de orden reducido se approxima con un cero en el semiplano derecho (RHP), lo que produce una respuesta inversa frente a una entrada tipo escalón. Como en el caso de la estimación ARX, una estima útil de un sistema retardado se obtiene sin un conocimiento *a priori* muy exigente del retraso.

#### 4.4 Implementación del controlador y comparación

En primer lugar se examina la respuesta obtenida de la sintonía IMC-PID utilizando los parámetros del modelo obtenidos a partir de la curva de reacción del proceso tal como se describió en la introducción. En la Figura 12 se muestran las respuestas en lazo cerrado para el caso de cambios en escalón en el punto de consigna y de perturbaciones en la entrada. En esta simulación el controlador PID se implementa con la característica de transferencia suave (bumpless) donde el término derivativo se aplica solamente a la señal de salida medida y no al error de control. A pesar de los errores en el modelo de identificación estimado, el sistema en lazo cerrado refleja respuestas estables pero con grandes sobreoscilaciones, particularmente en el caso PI. Los modelos relevantes a control conducen a controladores IMC-PI, PID, y PID con filtro de acuerdo con la Tabla 2, cuyos parámetros se tabulan en la Tabla 3. En la Figura 13 se muestran las respuestas en lazo cerrado de los tres modelos evaluados para un cambio en escalón en el punto de consigna y perturbaciones en la entrada. Las respuestas en lazo cerrado obtenidas de la reducción de modelo relevante al control de un modelo ARX validado adecuadamente para este sistema representan una mejora sustancial cuando se compara con los resultados de la Figura 12. No se observa ninguna sobreelongación en la variable controlada para ninguno de los controladores y con respuestas de la variable manipulada mucho menos agresiva.

Se examina a continuación con más detalle el sistema en lazo cerrado basado en la reducción de modelo relevante a control de un controlador PID con filtro con  $\lambda = 15$  min, que se basa en el modelo

$$\tilde{p}(s) = \frac{-2,877s + 1,1299}{33,02s^2 + 13,85s + 1} \quad (24)$$

Utilizando (24) en la Tabla 2 resulta en los siguientes parámetros del controlador IMC-PID:  $K_c = 0,6102$ ,  $\tau_I = 13,85$  min,  $\tau_D = 2,384$  min y  $\tau_F = 1,901$  min. Este controlador evaluado sobre

Tabla 3. Modelos de orden reducido y parámetros del controlador para las reglas de sintonía IMC-PI, PID, y PID con filtro de acuerdo con la Tabla 2. Los modelos de orden reducido se estiman a partir del modelo ARX-[2 6 4] de la Figura 11 mediante reducción de modelo relevante al control suponiendo un cambio en escalón en el punto de consigna y  $\lambda = 10$  min.

Controlador	Modelo	$K_c$	$\tau_I$ (min)	$\tau_D$ (min)	$\tau_F$ (min)
PI	$\frac{-3,62s+1,0843}{13s+1}$	0.89926	13	-	-
PID	$\frac{-2,62s+1,0883}{31,31s^2+13,01s+1}$	0.96368	13.0118	2.4066	-
PID con filtro	$\frac{-2,8988s+1,12}{33,4s^2+13,68s+1}$	0.80474	13.6784	2.4441	1.7055

la planta que experimenta derivas da el resultado que se muestra en la Figura 3, que también incluye los datos de la planta operando en lazo abierto y del ensayo de identificación. La Figura 3 muestra que la varianza asociada con la salida se reduce significativamente por la acción del controlador PID con filtro, pero a expensas de aumentar la varianza de la variable manipulada. Este compromiso es lo que cabe esperar en un sistema de control de elevada prestaciones y la transferencia de la varianza de la variable controlada a la manipulada da cuenta de la utilidad del control PID en muchos escenarios industriales.

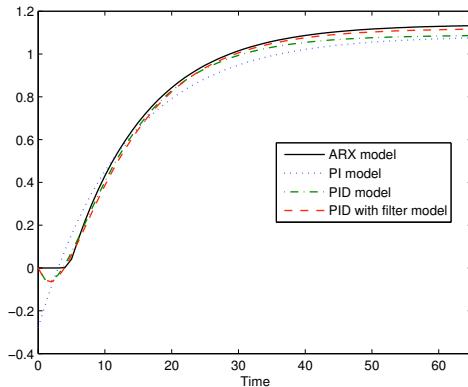


Figura 11. Respuesta a un escalón del modelo ARX-[2 6 4] (línea continua) para el caso de estudio comparada con modelos que resultan de la reducción de modelo relevante a control utilizando una especificación del filtro IMC con  $\lambda = 10$  min para la sintonía de un controlador PI (línea punteada), PID (línea de punto y raya), y PID con filtro (línea a trazos).

## 5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha descrito una metodología para la identificación integrada con el diseño de controladores IMC-PID. Los pasos importantes de esta metodología son: diseño y ejecución de un experimento, estimación de un modelo utilizando

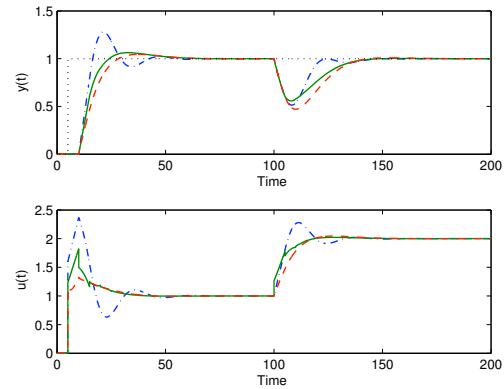


Figura 12. Respuesta en lazo cerrado a un escalón en el punto de consigna (línea punteada) y respuestas a una perturbación de entrada para controladores IMC-PI (línea de punto y raya), PID con transferencia sin saltos (línea continua), y PID con filtro (línea a trazos) utilizando parámetros de sintonía de acuerdo con la Tabla 1 obtenidos de un modelo ajustado a la curva de reacción del proceso con  $\lambda = 10$  min.

estructuras ARX y reducción de modelo relevante al control que conduce a modelos que cumplen con la reglas de sintonía IMC-PID. El método se fundamenta en un conocimiento *a priori* del sistema y de los requisitos de comportamiento del controlador deseado que proporcionan al usuario una guía al considerar las variables de diseño tanto en el proceso de identificación como en el diseño del controlador, lo que lleva aparejado una simplificación del procedimiento en su globalidad. En este esquema se pueden usar señales de entrada tales como PRBS o multiseno para obtener datos que son significativos desde el punto de vista de la identificación bajo condiciones que entrañan perturbaciones relevantes. La facilidad de cálculo implicada por la estimación de un modelo ARX acoplada con técnicas de validación cruzada permite al usuario examinar de forma exhaustiva un gran número de estructuras de modelos con una intervención por su parte muy marginal. Las respuestas en frecuencia de los modelos

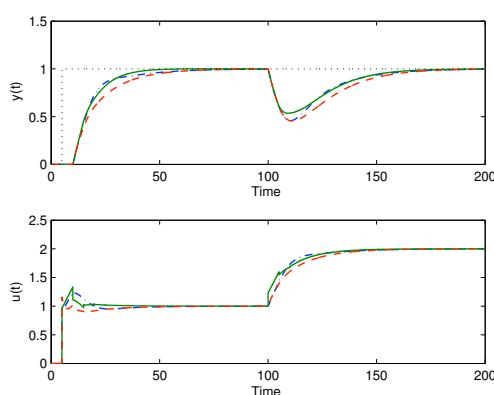


Figura 13. Respuesta en lazo cerrado a un escalón en el punto de consigna (línea punteada) y respuestas a una perturbación de entrada para controladores IMC-PI (línea de punto y raya), PID con transferencia sin saltos (línea continua), y PID con filtro (línea a trazos) utilizando parámetros de sintonía obtenidos a partir de modelos de orden reducido relevante al control de acuerdo con la Tabla 3 y la Figura 11 con  $\lambda = 10$  min.

ARX estimados sirven como base para realizar un procedimiento de reducción de modelos relevante al control que finalmente conducen a determinar los parámetros de controladores IMC-PID. Esta metodología se puede considerar una alternativa frente a las curvas de reacción del proceso y a la selección de estructuras de modelos detalladas necesarias en los métodos de error de predicción clásicos (Ljung, 1999), y finalmente posibilita el diseño de controladores PID de elevadas prestaciones operando en entornos muy ruidosos obtenidos con conjuntos de datos relativamente pequeños y con poca intervención por parte del usuario.

Todos los resultados de este trabajo se generaron utilizando Matlab/SIMULINK, y fundamentalmente se basaron en la funcionalidad que se incluye como parte de los toolboxes de Identificación de Sistemas y de Procesamiento de Señal. Las guías de diseño de las señales PRBS y las rutinas de reducción de modelos relevantes a control se implementaron como archivos .m que utilizan las funciones de Matlab **idinput** e **invfreqs**.

La metodología presentada en este artículo se puede ser mejorada de diversas maneras. Una de ellas envuelve el utilizar modelos dinámicos usando funciones de base ortonormales, las cuales son lineales en los parámetros. Ejemplos de este tipo de modelo incluye los modelos con bases de Laguerre y Kautz (Ninness and Gustafsson, 1993; Heuberger *et al.*, 1995; Heuberger *et al.*, 2005; Van den Hof *et al.*, 1995). Esta clase de modelos ofrece la oportunidad de una representación parsimonia en comparación a los modelos ARX de alto orden. Los modelos requieren la

selección de un factor de escalado de tiempo, el cual se puede especificar en base al conocimiento previo de los polos dominantes del sistema. Cuando el factor de escalado de tiempo se escoge sensiblemente, un número bajo de funciones de base ortonormales sirve para describir la dinámica de procesos típicos, aun en circunstancias con tiempo de muestreo bajos y con elevada presencia de ruido en las altas frecuencias. Una ilustración de una metodología similar a la presentada en este artículo usando la función de base de Laguerre se encuentra en la tesis doctoral de Adusumilli (1999).

## 6. RECONOCIMIENTO

Se agradece el apoyo de la empresa Honeywell al Control Systems Engineering Laboratory en Arizona State University durante la temporada en la cual se llevó a cabo este proyecto de investigación. También el autor agradece la ayuda del Profesor Sebastián Dormido Bencomo de la Universidad Nacional de Educación a Distancia en Madrid, España y el Profesor José Luis Guzmán Sánchez de la Universidad de Almería, España, en la traducción de este artículo, y por muchas conversaciones útiles en relación a esta temática.

## REFERENCIAS

- Adusumilli, S. (1999). Novel methodologies for integrated identification and robust process control. PhD thesis. Arizona State University. Department of Chemical Engineering.
- Aström, K.J. and T. Häggglund (2006). *Advanced PID Control*. Instrument Society of America. Research Triangle Park, North Carolina.
- Atherton, D.P. (1999). PID controller tuning. *Computing and Control Engineering Journal* **10**(2), 44–50.
- Braun, M.W., R. Ortiz-Mojica and D.E. Rivera (2002). Application of minimum crest factor multisineoidal signals for “plant-friendly” identification of nonlinear process systems. *Control Engineering Practice* **10**, 301 – 313.
- Godfrey, K.R., A.H. Tan, H.A. Barker and B. Chong (2005). A survey of readily accesible perturbation signals for system identification in the frequency domain. *Control Engineering Practice* **13**, 1391 – 1402.
- Godfrey, K.R., Ed. (1993). *Perturbation Signals For System Identification*. Prentice Hall International (UK) Limited. Hertfordshire, UK.
- Heuberger, P.S.C., den Hof, P.M.J. Van and Wahlberg, B., Eds. (2005). *Modelling and Identification with Rational Orthogonal Basis Functions*. Springer-Verlag.

- Heuberger, P.S.C., P. M. J. Van den Hof and O. H. Bosgra (1995). A Generalized Orthonormal Basis for Linear Dynamical Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* **40**(3), 451–465.
- Johnson, M.A. and M. H. Moradi (2005). *PID Control: New Identification and Design Methods*. Springer-Verlag. London.
- Lee, W. and V.W. Weekman (1976). Advanced control practice in the chemical industry: A view from industry. *AICHE Journal* **22**, 27–38.
- Li, Y., K. H. Ang and G.C.Y. Chong (2006). Patents, software, and hardware for PID control: an overview and analysis of the current art. *IEEE Control Systems Magazine* **26**(1), 42 – 53.
- Ljung, L. (1999). *System Identification: Theory for the User*. 2nd ed.. Prentice-Hall. New Jersey.
- Ljung, L. and T. Glad (1994). *Modeling of Dynamic Systems*. Prentice-Hall. New Jersey.
- Morari, M. and E. Zafiriou (1989). *Robust Process Control*. Prentice-Hall. New Jersey.
- Ninness, B. and F. Gustafsson (1993). A Unifying Construction of Orthonormal Bases for System Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control* **42**(4), 515–521.
- O'Dwyer, A. (2003). *Handbook of PI and PID controller tuning rules*. World Scientific Publishing. Singapore.
- Ogunnaike, B. A. and W. H. Ray (1994). *Process Dynamics, Modeling, and Control*. Oxford University Press. New York.
- Parker, R.S., D. Heemstra, F.J. Doyle III, R.K. Pearson and B.A. Ogunnaike (2001). The identification of nonlinear models for process control using tailored “plant-friendly” input sequences. *J. of Process Control* **11**(2), 237–250.
- Prett, D. M. and C. E. García (1988). *Fundamental Process Control*. Butterworths. Stoneham, MA.
- Rivera, D.E. (1992). Monitoring tools for PRBS testing in closed-loop system identification. In: *AICHE Annual Meeting, Miami, November 1-6, 1992*. Paper 131d. pp. 1–24.
- Rivera, D.E. and K.S. Jun (2000). An integrated identification and control design methodology for multivariable process system applications. *IEEE Control Systems Magazine* **20**, 25–37.
- Rivera, D.E. and M. Morari (1987). Control-Relevant Model Reduction Problems for SISO  $H_2$ ,  $H_\infty$ , and  $\mu$  Controller Synthesis. *Int. J. Control* **46**, 505–527.
- Rivera, D.E. and M.E. Flores (2004). Internal Model Control. In: *6.43. Control Systems, Robotics and Automation, Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS)* (H. Unbehauen, Ed.). Eolss Publishers, <http://www.eolss.net>. Oxford, UK.
- Rivera, D.E. and S.V. Gaikwad (1995). Systematic techniques for determining modelling requirements for SISO and MIMO feedback control. *J. Proc. Cont.* **5**, 213–224.
- Rivera, D.E. and S.V. Gaikwad (1996). Digital PID controller design via ARX estimation. *Computers Chem. Eng.* **20**, 1317–1334.
- Rivera, D.E., H. Lee, M.W. Braun and H.D. Mittelmann (2003). Plant-friendly system identification: a challenge for the process industries. In: *13th IFAC Symposium on System Identification (SYSID 2003)*. Rotterdam, Netherlands. pp. 917–922.
- Rivera, D.E., M. Morari and S. Skogestad (1986). Internal Model Control 4. PID Controller Design. *Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev.* **25**, 252–265.
- Sanathanan, C. K. and J. Koerner (1963). Transfer function synthesis as a ratio of two complex polynomials. *IEEE Trans. on Automatic Control* **9**, 56–58.
- Seborg, D. E., T. F. Edgar and D. A. Mellichamp (2004). *Process Dynamics and Control*. 2nd ed.. Wiley. New York, NY.
- Van den Hof, P. M. J., P. S. C. Heuberger and J. Bokor (1995). System Identification with Generalized Orthonormal Basis Functions. *Automatica* **31**(12), 1821–1834.
- Wahlberg, B. (1989). Model reductions of high-order estimated models: The asymptotic ML approach. *Int. J. Control* **49**(1), 169–192.
- Zhu, Y. (2001). *Multivariable System Identification for Process Control*. Pergamon. Amsterdam.