



# MODELO MATEMÁTICO Y CONTROL DE UN SISTEMA DE FLUIDOS

PAULA ANDREA ORTIZ VALENCIA

JOSÉ LEONARDO RAMÍREZ ECHAVARRÍA

LORENA CARDONA RENDÓN



**MODELO MATEMÁTICO Y CONTROL  
DE UN SISTEMA DE FLUIDOS**

**PAULA ANDREA ORTIZ VALENCIA**

**JOSÉ LEONARDO RAMÍREZ ECHAVARRÍA**

**LORENA CARDONA RENDÓN**





Ortiz Valencia, Paula Andrea  
Modelo matemático y control de un sistema de fluidos / Paula Andrea Ortiz Valencia, José Leonardo Ramírez Echavarría,  
Lorena Cardona Rendón; editora Silvia Inés Jiménez Gómez.-- 1ª ed. -- Medellín: Instituto Tecnológico Metropolitano, 2011.  
197 p.: il. -- (Colección Textos académicos).  
Incluye bibliografía  
ISBN 978-958-8743-08-0  
1. Control automático 2. Modelado de sistemas 3. Diseño de controladores 4. Control de sistemas de fluidos I. Ramírez Echavarría,  
José Leonardo II. Cardona Rendón, Lorena III. Jiménez Gómez, Silvia Inés (editora) IV. Tit. (Serie)  
629.8 SCDD 21 ed.

Catalogación en la publicación - Biblioteca ITM

COLECCIÓN TEXTOS ACADÉMICOS  
Fondo Editorial ITM

MODELO MATEMÁTICO Y CONTROL  
DE UN SISTEMA DE FLUIDOS  
© Paula Andrea Ortiz Valencia  
© José Leonardo Ramírez Echavarría  
© Lorena Cardona Rendón  
© Instituto Tecnológico Metropolitano

1a. edición electrónica diciembre de 2011  
ISBN: 978-958-8743-08-0  
Hechos todos los depósitos legales

Rectora  
LUZ MARIELA SORZA ZAPATA

Editora  
SILVIA INÉS JIMÉNEZ GÓMEZ

Comité Editorial  
OLGA MARÍA RODRÍGUEZ BOLUFÉ, Ph. D., Buenos Aires  
JOSÉ R. GALO SÁNCHEZ, Ph. D., Córdoba  
LILIANA SAIDON, Ph. D., España  
MONSERRAT VALLVERDÚ FERRER, Ph. D., España  
GIANNI PEZZOTI, Ph. D. México  
JUAN GUILLERMO RIVERA BERRÍO, Ph. D., Colombia  
RAÚL DOMÍNGUEZ RENDÓN, Ph. D., Colombia  
PAULA ANDREA BOTERO BERMÚDEZ, MGC, Colombia  
SILVIA INÉS JIMÉNEZ GÓMEZ, MGC, Colombia  
VIVIANA DÍAZ DÍAZ, Colombia

Corrección de textos  
JUAN JOSÉ ARANGO

Diagramación  
ALFONSO TOBÓN

Hecho en Medellín, Colombia

Publicación electrónica  
Instituto Tecnológico Metropolitano  
Institución Universitaria  
Calle 73 No. 76A 354  
Tel.: (574) 440 51 60 • Fax: 440 52 52  
www.itm.edu.co  
Medellín – Colombia

Las opiniones, originales y citas del texto son de la responsabilidad de los autores. El Instituto salva cualquier obligación derivada del libro que se publica. Por lo tanto, ella recaerá única y exclusivamente sobre los autores.

# CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	17
1. MODELADO DE SISTEMAS .....	23
1.1 Diseño experimental.....	25
1.1.1 Variables de diseño.....	26
1.1.2 Señal de excitación.....	27
1.1.3 Lazo cerrado.....	33
1.1.4 Cantidad de datos.....	33
1.1.5 Período de muestreo.....	34
1.2 Selección de la estructura del modelo.....	35
1.2.2 Complejidad del modelo.....	35
1.2.3 Costo del modelo.....	37
1.2.4 Uso que se le dará al modelo.....	38
1.3 Selección del criterio de ajuste y estimación de parámetros.....	41
1.3.1 Minimización de los errores de predicción.....	44
1.3.2 Marco estadístico para la estimación de parámetros.....	46
1.3.3 Ajuste de coeficientes de ode y aplicaciones especiales.....	48
1.3.4 Validación.....	49
2. DISEÑO DE CONTROLADORES CLÁSICOS .....	53
2.1 Ajuste de los controladores p, pi y pid.....	54
2.2 Sintonización de controladores por el método de Ziegler-Nichols	57
2.2.1 Método de ganancia límite.....	58
2.2.2 Método de la curva de reacción.....	60

2.2.3	Regulador pid mediante el lugar geométrico de las raíces.....	61
2.2.4	Control por el método de Truxal-Ragazzini.....	64
3.	DISEÑO DE CONTROLADORES INTELIGENTES.....	69
3.1	Redes neuronales.....	69
3.1.1	Características generales de las redes neuronales.....	71
3.1.2	Funciones de activación.....	73
3.1.3	Aprendizaje.....	75
3.2	Lógica difusa.....	75
3.2.1	Conjuntos difusos.....	78
3.2.2	Variables lingüísticas y términos lingüísticos.....	78
3.2.3	Reglas e inferencia difusas.....	78
3.2.4	Control difuso.....	79
4.	PRUEBAS Y RESULTADOS EN EL CASO DE ESTUDIO. LA PLANTA DE FLUIDOS DEL INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO, ITM.....	81
4.1	Descripción de la planta que se va a controlar.....	81
4.1.1	Generalidades.....	82
4.1.2	Instrumentación.....	84
4.2	Obtención del modelo matemático de la planta de fluidos.....	94
4.2.1	Modelo lineal.....	95
4.2.1.1	Diseño experimental.....	95
4.2.1.2	Estructura del modelo.....	99
4.2.1.3	Funciones de transferencia.....	100
4.2.1.4	Estructura arx (parte autorregresiva con entrada extra o términos exógenos).....	101
4.2.1.5	Estructura armax (promedio móvil autorregresivo con términos exógenos).....	102
4.2.1.6	Criterio de ajuste y estimación de parámetros.....	103
4.2.1.7	Validación del modelo.....	109
4.2.2	Modelo no lineal.....	109
4.2.2.1	Diseño experimental.....	109

4.2.2.2	Estructura del modelo.....	114
4.2.2.3	Criterio de ajuste y estimación de parámetros.....	119
4.2.2.4	Validación del modelo.....	121
4.3	Diseño del control convencional.....	126
4.3.1	Diseño del control por el método del tanteo.....	126
4.3.2	Ziegler-Nichols, ganancia límite.....	128
4.3.3	Ziegler-Nichols, curva de reacción.....	129
4.3.4	Diseño del control usando el método del lugar geométrico de las raíces (lgr).....	129
4.3.5	Diseño del control usando el método de Ragazzini.....	136
4.4	Control difuso.....	139
4.4.1	Definición de las entradas.....	139
4.4.2	Particiones borrosas.....	139
4.4.3	Funciones de pertenencia.....	139
4.4.4	Reglas de inferencia.....	141
4.4.5	Decodificación.....	141
4.4.6	Simulación del control difuso.....	142
4.5	Control con redes neuronales.....	145
4.6	Análisis comparativo de las técnicas de control usadas.....	152
5.	ANEXO 1. HERRAMIENTA EN MATLAB®/SIMULINK PARA EL ESTUDIO DE LA PLANTA DE FLUIDOS DEL INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO, ITM . .....	155
5.1	Requerimientos del sistema.....	155
5.1.1	Sistema operativo.....	155
5.1.2	Procesador.....	155
5.1.3	Espacio en el disco.....	155
5.1.4	Memoria ram.....	156
5.1.5	Matlab®.....	156
5.2	Instrucciones de instalación.....	156
5.3	Cómo utilizar Hemeflu.....	160
5.3.1	Identificación de parámetros k1 y k2.....	161
5.3.2	Control pid.....	163

5.3.3	Control Ragazzini.....	166
5.3.4	Control Inteligente .....	170
6.	ANEXO 2. MANUAL BÁSICO DE OPERACIÓN DE LA PLANTA DE FLUIDOS DEL INSTITUTO TECNOLÓGICO METROPOLITANO, ITM.....	173
6.1	Condiciones iniciales de los equipos.....	173
6.1.1	Inspección visual.....	174
6.1.2	Procedimiento para la puesta en marcha.....	174
	BIBLIOGRAFÍA .....	181

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1	Proceso para el modelado de un sistema .....	25
FIGURA 2	Representación gráfica de la señal impulso.....	28
FIGURA 3	Representación gráfica de la señal escalón unitario .....	30
FIGURA 4	Respuesta al escalón típica de un sistema de primer orden con retardo .....	31
FIGURA 5	Diagrama de validación de un modelo .....	50
FIGURA 6	Respuesta del sistema cuando la ganancia del controlador es igual a la ganancia última $K_u$ y el período último es $Tu$ .....	59
FIGURA 7	Algoritmo de control para el regulador PID (LGR).....	63
FIGURA 8	Esquema básico de un sistema de control realimentado.....	64
FIGURA 9	Configuración de una neurona biológica simple .....	72
FIGURA 10	Neurona artificial.....	73
FIGURA 11	Funciones de activación.....	74
FIGURA 12	Arquitectura de un sistema de control difuso .....	80
FIGURA 13	Planta de fluidos del ITM .....	81
FIGURA 14	Diagrama de instrumentos para el control de flujo.....	83
FIGURA 15	Diagrama de instrumentos para el control de nivel .....	83
FIGURA 16	Variador de velocidad .....	85
FIGURA 17	Diagrama de conexión del variador de velocidad.....	86
FIGURA 18	Transmisor de flujo Sitrans P de Siemens .....	87
FIGURA 19	Transmisor de nivel .....	89
FIGURA 20	Pantalla de operación en wincc.....	96
FIGURA 21	Curvas en wincc.....	97
FIGURA 22	Control en lazo abierto.....	98
FIGURA 23	Señal de excitación y curva de linealidad del sistema.....	99
FIGURA 24	Ventana principal de la <i>toolbox</i> Ident .....	104
FIGURA 25	Importación de datos.....	105
FIGURA 26	Selección del modelo para identificar.....	106
FIGURA 27	Respuesta de los sistemas ante diferentes tipos de modelo .....	107
FIGURA 28	Señal aplicada a la variable manipulada (variador de velocidad) .....	110
FIGURA 29	Señal de respuesta obtenida para el nivel en el tanque 1 (tanque de acrílico) .....	111



FIGURA 30	Señal de respuesta para el nivel en el tanque 2 (tanque metálico)	112
FIGURA 31	Señal de respuesta para el caudal $Q_1$ (desde el tanque metálico al tanque acrílico).....	113
FIGURA 32	Señal de respuesta para el caudal $Q_3$ (desde el tanque acrílico al tanque metálico).....	114
FIGURA 33	Bloque de Simulink® con el modelo del sistema .....	122
FIGURA 34	Diagrama del interior del bloque con el modelo del sistema...	123
FIGURA 35	Valores dados a las variables del modelo .....	123
FIGURA 36	Diagrama del interior del bloque <i>constantes de restricción</i> de la Figura 37 .....	124
FIGURA 37	Diagrama del interior del bloque <i>tanque 1</i> de la Figura 34 .....	124
FIGURA 38	Diagrama del interior del bloque <i>tanque 2</i> de la Figura 34 .....	124
FIGURA 39	Verificación entre el valor real y estimado para $\kappa_1$ .....	125
FIGURA 40	Verificación entre el valor real y estimado para $\kappa_2$ .....	126
FIGURA 41	Respuesta en simulación del sistema controlado con un control PID (nivel de agua en el tanque 2) .....	127
FIGURA 42	Señal de control para el sistema de nivel controlado con un control PID.....	127
FIGURA 43	Diagrama de bode para el sistema de tercer orden con retardo .....	129
FIGURA 44	Respuesta del sistema .....	130
FIGURA 45	Ingreso de los requerimientos de diseño.....	131
FIGURA 46	Área de diseño del controlador .....	132
FIGURA 47	Ingreso para editar el compensador .....	133
FIGURA 48	Ingreso de polos y ceros (0) de compensador.....	134
FIGURA 49	Lugar geométrico de las raíces con el controlador PI.....	134
FIGURA 50	Respuesta del modelo no lineal con el controlador PI.....	135
FIGURA 51	Respuesta deseada .....	137
FIGURA 52	Respuesta del modelo no lineal con el controlador por el método de Ragazzini .....	138
FIGURA 53	Función de membresía para el error .....	141
FIGURA 54	Función de membresía para la velocidad de cambio de nivel ( $H_2$ ).....	140
FIGURA 55	Función de membresía para la salida.....	142

FIGURA 56	Control con lógica difusa construido en Simulink® para la simulación del sistema de nivel .....	143
FIGURA 57	Diagrama de Simulink® que muestra el estado de las funciones de membresía para un instante de tiempo .....	144
FIGURA 58	Respuesta del sistema de nivel controlado con un control difuso .....	144
FIGURA 59	Esquema de control NARMA-L2 para el sistema de flujo .....	146
FIGURA 60	Configuración de la red .....	147
FIGURA 61	Gradiente descendente .....	148
FIGURA 62	Gradiente descendente con tasa de aprendizaje adaptativa.....	148
FIGURA 63	Propagación hacia atrás con gradiente conjugado y actualización de Polack-Ribiere .....	149
FIGURA 64	BFGS quasi-Newton.....	149
FIGURA 65	Propagación hacia atrás, secante de un paso .....	150
FIGURA 66	Propagación hacia atrás de Levenberg-Marquardt .....	150
FIGURA 67	Ingreso al Path de MATLAB® .....	157
FIGURA 68	Adhesión de la carpeta a MATLAB®.....	158
FIGURA 69	Ventana para seleccionar el directorio que se agregará al Path de MATLAB®.....	159
FIGURA 70	Salvar la carpeta HEMEFLU al Path de MATLAB® .....	160
FIGURA 71	Ventana principal del programa HEMEFLU .....	161
FIGURA 72	Ventana de identificación de los parámetros $\kappa_1$ y $\kappa_2$ .....	162
FIGURA 73	Valores obtenidos para los parámetros $\kappa_1$ y $\kappa_2$ .....	163
FIGURA 74	Ventana principal del control convencional PID .....	164
FIGURA 75	Parámetros del control .....	165
FIGURA 76	Simulación del controlador para $K_c = 45$ , $K_i = 0,6$ , $K_d = 0$ y acción directa .....	166
FIGURA 77	Ventana principal del control Ragazzini .....	167
FIGURA 78	Diseño del control por el método de Ragazzini.....	168
FIGURA 79	Ingreso de los parámetros del controlador.....	169
FIGURA 80	Validación del control por el método de Ragazzini .....	170
FIGURA 81	Ventana principal del Control Inteligente .....	171
FIGURA 82	Simulación del comportamiento del proceso.....	172
FIGURA 83	Dispositivos de mando y visualización.....	176
FIGURA 84	Conexiones del PLC .....	180

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1	Tiempos de muestreo recomendados según el proceso .....	34
TABLA 2	Sintonización del control método de Ziegler-Nichols, ganancia límite.....	59
TABLA 3	Sintonización del control método de Ziegler-Nichols, curva de reacción.....	61
TABLA 4	Error en estado estable.....	68
TABLA 5	Características del variador de velocidad Micromaster mm150/2 de Siemens.....	85
TABLA 6	Características del transmisor de presión diferencial .....	88
TABLA 7	Especificaciones del transmisor de presión diferencial .....	88
TABLA 8	Especificaciones del plc de Siemens .....	90
TABLA 9	Especificaciones de la interfaz hombre-máquina .....	91
TABLA 10	Especificaciones de la bomba centrífuga trifásica.....	93
TABLA 11	Especificaciones del computador .....	93
TABLA 12	Características del comunicador de campo.....	94
TABLA 13	Respuesta del sistema .....	108
TABLA 14	Resultados de la respuesta del sistema de nivel controlado con un control pid.....	128
TABLA 15	Resultados de la respuesta del sistema de nivel controlado con un control pi.....	136
TABLA 16	Resultados de la respuesta del sistema de nivel controlado con el control Ragazzini .....	138
TABLA 17	Reglas para la función de membresía triangular mostrada en la Figura 55 .....	142
TABLA 18	Resultados de la respuesta del sistema de nivel controlado con un control difuso .....	145
TABLA 19	Resumen de los resultados obtenidos con cada método .....	147
TABLA 20	Tabla comparativa.....	153
TABLA 21	Condiciones iniciales de los instrumentos .....	173
TABLA 22	Conexiones de la Regleta de control tablero de control, basado en un pc.....	178

## INTRODUCCIÓN

El control del nivel de líquido y su flujo en tanques es un problema básico en la industria. La industria de procesos requiere de líquidos que sean bombeados, almacenados en tanques y luego llevados a otros tanques (Bateson, 1999). Independientemente de la aplicación, el nivel del fluido en un tanque siempre es una variable que puede ser controlada, y cuando los tanques están acoplados, los niveles entran en interacción y la tarea de control se hace más ardua. El control del nivel y el flujo en tanques está en el corazón de todos los sistemas de ingeniería química, y los sistemas químicos están en el corazón de las economías. Entre las industrias donde el control del nivel y el flujo en tanques es esencial, están las industrias petroquímicas, de manufactura de papel y de tratamiento de aguas. Por estas razones, para los ingenieros de control es importante entender cómo se comportan los sistemas de control de tanques y cómo se puede solucionar el problema de control del nivel de los tanques; es así cómo los sistemas de tanques acoplados se han convertido en un clásico de la enseñanza en la ingeniería de control, y se pueden encontrar en muchos laboratorios de control. Uno de ellos es el del Instituto Tecnológico Metropolitano, ITM, de Medellín.

Existen muchas alternativas para el diseño de controladores que pueden ser aplicadas en el problema de control del nivel de un fluido en tanques. Varios

autores han investigado el problema de control de líquido y flujo, en uno o múltiples tanques: Sarkar y Agrawal (1994) propusieron un control de estructura variable para sistemas de segundo orden no lineales con saturación en la entrada, y lo aplicaron en el control de nivel de un sistema de dos tanques; Grega (1994) usó un método de control con tiempo mínimo de realimentación en el mismo sistema; Evans *et al.* (1994) emplearon un control por redes neuronales; Ng *et al.* (1995) desarrollaron algoritmos genéticos; Ghwanmeh, Jones y Williams (1996) utilizaron un control difuso de auto-aprendizaje; Rojas *et al.* (1997) adoptaron un control difuso para el control de nivel en un tanque; Kwok, Ping y Li (2000) se valieron de un algoritmo de control que utilizaba múltiples bloques de sistemas de control distribuido tipo Proporcional Integral Derivativo (PID) para implementar una estrategia de control predictivo basado en modelo; Saini y Singh (2000) usaron un control difuso que usaba conocimiento causal; Korba y Frank (2000) emplearon un control difuso de ganancia programada basado en optimización; Poulsen *et al.* (2001) desarrollaron un algoritmo de control predictivo restringido basado en la linealización de la retroalimentación y lo aplicaron a un sistema de tanques acoplados; Wu *et al.* (2001) propusieron un control de segundo grado de libertad para el control de nivel, donde solo se requería un parámetro de diseño; Tan *et al.* (2002) formularon un control PID auto-sintonizante y robusto, y lo probaron para controlar el nivel de un fluido en un tanque esférico; Korba, Babuska y Frank (2003) aplicaron un control difuso basado en modelo; Murray, Kocijan y Gong (2003) usaron un nuevo método de control basado en la convolución, para controlar el nivel de líquido en un sistema de tanques acoplados; Pan *et al.* (2005) aplicaron técnicas de control de *backstepping* adaptativo y *backstepping* basado en modelo; Khan y Spurgeon (2006)

desarrollaron un algoritmo de control por modos deslizantes y lo usaron para controlar el nivel en un sistema de tanques acoplados.

Como puede verse de la revisión del estado del arte, el control de nivel en sistemas de tanques es un problema bien estudiado. Sin embargo, en la práctica, es frecuente que se sigan aplicando con más frecuencia las técnicas de control clásicas y no técnicas de control inteligente (Zumberge y Passino, 1998). Esto se debe al relativo poco trabajo de investigación dedicado a determinar las ventajas de las nuevas aproximaciones frente a las técnicas de control convencional (Passino y Özgüner, 1996). Con frecuencia, los ingenieros necesitan los análisis comparativos, tanto teóricos como experimentales, para tomar una decisión sobre la estrategia de control que se va a utilizar, pues aunque las técnicas de control inteligente hayan demostrado en muchas ocasiones tener mejor desempeño que los controles clásicos para problemas complejos de control, la complejidad extra, así como la necesidad de mayores niveles de programación, pueden no estar justificadas en ciertos casos (Kwok, Ping y Li, 2000). Adicionalmente, los parámetros en los sistemas de control de nivel pueden ser difíciles de medir de manera exacta, y debido a estas incertidumbres, muchos ingenieros prefieren medir las constantes de tiempo del sistema de manera experimental durante la etapa de diseño y usar leyes de control convencional, de tal forma que los técnicos puedan sintonizar los sistemas de control sin mucho entrenamiento y que el control trabaje de manera aceptable aun cuando cambien los parámetros del sistema. Además, en análisis comparativos realizados, se observan opiniones encontradas: Fang, Shen, Wang y Zhou, describieron, por ejemplo, que los sistemas de nivel de tanque presentan características de desfase, no linealidades y dificultad en la construcción de modelos, y la implementación de un controlador PID convencional a veces no puede obtener

los efectos esperados, por lo que un controlador difuso muestra mejor respuesta dinámica y mayor estabilidad; pero en otros estudios realizados (Santos, López y de la Cruz, 2006; Jantzen, 1998) donde se comparaban el control PID y un control difuso, se observó que los controladores difusos son no lineales y más dificultosos para controlar comparados con un controlador PID.

Es así como se observa la necesidad de un trabajo de comparación entre diferentes técnicas de control. Claramente, un análisis comparativo entre las técnicas de control convencional y las técnicas de control inteligente está por fuera del alcance de este libro. El enfoque es, entonces, realizar un análisis comparativo entre algunas técnicas en un marco experimental. Particularmente, la comparación se realizará entre controles PID (diseñado por cuatro técnicas diferentes: tanteo, curva de reacción, ganancia límite y método del lugar de las raíces), control por el método de Ragazzini, control difuso, y redes neuronales (para el problema de control de nivel en un sistema de tanques acoplados). Así, se trata de un enfoque basado en simulación y una comparación experimental entre las técnicas de control mencionadas.

Para el análisis comparativo, se parte de una planta instrumentada y calibrada: la planta de fluidos del ITM. De esta planta se hace el desarrollo de un modelo matemático donde el sistema presenta parámetros dinámicos que son estimados mediante el método de mínimos cuadrados. El modelo se utiliza para realizar pruebas en simulación, así como para el diseño de los sistemas de control.

De esta forma, el libro se convierte en un texto que puede ser consultado, tanto por docentes como por estudiantes de las asignaturas de control automático, ya que muestra información sobre modelado de sistemas, estimación de parámetros y diseño de diferentes técnicas de control, con la ventaja de que no es un

texto simplemente teórico, sino que los desarrollos se basan en una planta real usando datos experimentales. Adicionalmente, dado que se trata de una planta encontrada en las instalaciones del ITM, el libro es atractivo para los docentes y estudiantes del ITM que dictan o cursan asignaturas de control, y puede ser usado para el desarrollo de prácticas de laboratorio.

La composición de este libro es la siguiente: en el Capítulo 1 se presenta la introducción; en el Capítulo 2 se presenta la teoría de modelado de sistemas; en el Capítulo 3 se explica la teoría para el diseño de estrategias de control convencional PID; en el Capítulo 4 se explica el procedimiento para diseñar un control difuso y la forma en que se diseña un control por redes neuronales; y en el Capítulo 5 se detalla la instrumentación usada en la planta de fluidos del ITM y se aplica la teoría explicada en los Capítulos 2, 3 y 4 para el modelado de la planta y el diseño de las técnicas de control, y se hace un análisis de los resultados obtenidos con las diferentes técnicas de control sobre la planta de fluidos.

En el Anexo 1 se presenta el instructivo del *software* de simulación HEMEFLU: Herramienta en Matlab®/Simulink para el Estudio de la Planta de Fluidos del Instituto Tecnológico Metropolitano, ITM; y en el Anexo 2 se presenta el manual básico de operación de dicha planta.



# 1 MODELADO DE SISTEMAS

El objetivo del modelado de sistemas es determinar un modelo matemático que describa el comportamiento de un sistema o proceso. Cuando el modelado de sistemas involucra datos experimentales, el proceso se conoce como *identificación* (Ljung, 1987).

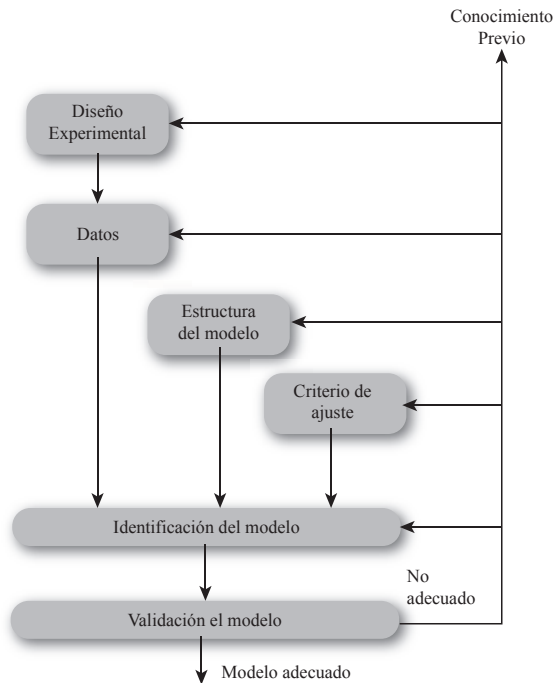
La construcción de modelos a partir de datos observados es un elemento fundamental en la ciencia, donde varias metodologías y nomenclaturas han sido desarrolladas en diferentes áreas de aplicación. Una de las áreas de aplicación es la teoría de control, que ha contribuido a la teoría de modelado en considerar este proceso como un ejercicio de diseño que busca estimar, dentro de un conjunto de modelos, cuál de ellos se aproxima lo mejor posible a la realidad, en lugar de emprender una búsqueda por el verdadero «modelo» (Gevers, 2005). Si el modelo de un sistema fuera exacto, sería óptimo para cualquier aplicación. Sin embargo, si el modelo es únicamente una aproximación del verdadero sistema, la calidad del modelo debe depender de la aplicación que quiera dársele. De acuerdo con esto, se debe sintonizar el problema de modelado según sea el uso que se le dará al modelo.

En esta nueva visión dada por la teoría de control, el proceso de modelado de un sistema a partir de datos experimentales involucra los siguientes aspectos: un conjunto de datos, un conjunto de modelos candidatos (una estructura del modelo) y una regla por medio de la cual los modelos candidatos pueden ser determinados a partir de los datos. A partir de esta información, un algoritmo de identificación busca el modelo que mejor reproduzca los datos medidos y, finalmente, viene un proceso de validación, que involucra varios procedimientos para determinar el desempeño del modelo.

Es importante tener en cuenta que el sistema real no es igual al modelo matemático que se use para describirlo. Se pueden comparar ciertos aspectos del sistema real con la descripción matemática, para determinar qué tan preciso es el modelo y si es lo suficientemente bueno para cierto propósito, pero no se puede decir que el modelo sea real. La descripción matemática de sistemas tiene aspectos de profundidad filosófica; así que en términos prácticos, el modelo será simplemente una herramienta útil más que una herramienta «real».

Si durante la validación del modelo este resulta ser deficiente, puede ser porque el procedimiento numérico falló en encontrar el mejor modelo según el criterio, el criterio no se eligió bien, la estructura del modelo no era la adecuada, o los datos tomados en la experimentación no tenían información suficiente. En caso de que el modelo no pase la prueba de validación, se deben revisar estas variables para comenzar de nuevo el proceso. Todo el procedimiento de modelado se resume en la Figura 1.

FIGURA 1 - PROCESO PARA EL MODELADO DE UN SISTEM



Fuente: L. Ljung (1987). *System Identification: theory for the user*. Englewood Cliffs. Prentice Hall.

A continuación se explica cada una de las etapas mostradas en la Figura 1.

### 1.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

La planificación experimental consiste en hacer un plan de trabajo antes de comenzar el proceso de modelado. El diseño de un experimento de identificación incluye varias decisiones: cuáles señales medir y cuándo medirlas, qué señales manipular y

cómo manipularlas. Esto implica identificar el tipo de señal con la cual se excitará la planta, el tiempo de muestreo para la toma de datos y la cantidad de datos que se registrarán. También se debe tener en cuenta si la experimentación se hará con el modelo en lazo abierto o en lazo cerrado. Cada una de estas consideraciones se detalla a continuación.

### 1.1.1 VARIABLES DE DISEÑO

La selección de las variables en el experimento de identificación es algo crucial, y debe hacerse con cuidado, con el objetivo de obtener datos que sean lo suficientemente informativos. Para esto, se deben establecer cuáles señales serán consideradas como salidas y cuáles como entradas, ya que esto define dónde estarán ubicados los sensores (salidas) y cuáles señales van a ser manipuladas (entradas) para excitar el sistema durante la experimentación. Cuando hay algunas variables que afectan al sistema pero que no pueden manipularse (perturbaciones), si estas pueden medirse, es ideal tratarlas como entradas y medirlas (aun cuando desde un punto de vista operativo, deberían ser consideradas como perturbaciones medibles) (Ljung, 1987). La selección de las señales de entrada tiene una influencia substancial en los datos observados. Las señales de entrada determinan el punto de operación del sistema y cuáles partes y modos del sistema se excitan durante la experimentación.

No existe una regla general para determinar cuáles deben ser las variables de diseño para un sistema; estas deben determinarse según el conocimiento que se tenga del sistema y el uso que se le vaya a dar al modelo. En el área de control, por ejemplo, se debe observar qué variables son manipulables en el sistema (entradas) y cuáles se desea controlar (salidas).

### 1.1.2 SEÑAL DE EXCITACIÓN

La *señal de excitación* es la señal con que se excita la entrada del sistema. Lo ideal es hacer que el experimento asemeje la situación en la cual se empleará el modelo. Esto puede ser difícil, ya que el objetivo de la identificación es, en muchas ocasiones, encontrar las condiciones adecuadas de operación. Si se sospecha que el sistema es no lineal y se quiere encontrar un modelo lineal, entonces lo razonable es realizar la experimentación alrededor del punto nominal de operación para la planta.

El grado de libertad que se tiene para manipular las entradas puede variar considerablemente con la aplicación. En la industria de procesos es posible que no se permita manipular un sistema en modo de producción continua. Para otros sistemas, como los económicos o los ecológicos, simplemente no es posible afectar el sistema con el propósito de hacer un experimento de identificación. En aplicaciones de laboratorio y durante las fases de desarrollo de nuevos equipos, por el contrario, la selección de las entradas posiblemente no esté muy restringida. En los casos donde se permite manipulación de la señal de entrada, se tienen diferentes alternativas, siendo las más conocidas el impulso, el escalón y la onda sinusoidal, aunque se tienen otras alternativas (onda cuadrada, ruido blanco, (*Pseudo Random Binary Sequence* –PRBS– y secuencia binaria pseudoaleatoria, entre otras). La señal que se elija depende principalmente del método que se va a emplear en la etapa de identificación. Por ejemplo, si se usa un método de análisis transitorio, se debe utilizar una señal escalón, mientras que para el método de análisis de frecuencia, se debe utilizar señal sinusoidal.

A continuación se presentan las tres señales más conocidas en la teoría de control.

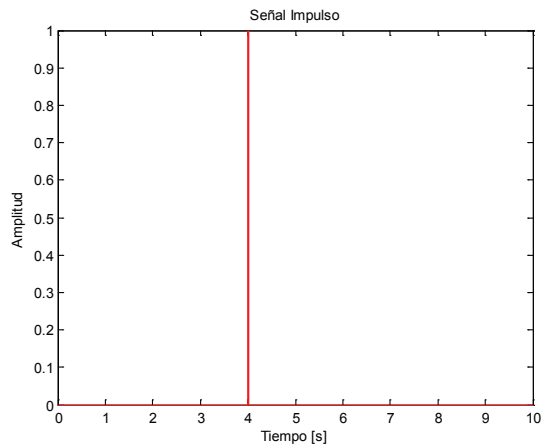
## 1. IMPULSO UNITARIO

La señal de impulso unitario está definida por las Ecuaciones 1 y 2.

$\delta(t) = \begin{cases} \infty, & t = 0 \\ 0, & t \neq 0 \end{cases}$	<b>1</b>
$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t) dt = 1$	<b>2</b>

Gráficamente, la función de impulso unitario se representa como se muestra en la Figura 2.

FIGURA 2 - REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA SEÑAL IMPULSO



Fuente: elaboración de los autores a partir de Matlab®.

En la práctica, esta función se puede usar para representar ciertos fenómenos que suceden en lapsos de tiempo muy cortos, como las fuerzas de choque o las descargas eléctricas.

La razón para emplear señales de impulso es que los sistemas *Single Input Single Output* (SISO) de primer orden (que son comunes) quedan completamente definidos a partir de su respuesta al impulso. Siendo  $\delta(t)$  la función impulso unitario, se obtiene la función de transferencia del impulso  $u(t) = \delta(t)$  como la correspondiente función de salida del sistema. La respuesta al impulso es entonces una caracterización completa del sistema. Sin embargo, es difícil generar una entrada de impulso en el dominio de tiempo continuo; además, tal entrada puede inducir efectos no lineales que perturbarían el comportamiento linealizado del modelo. Esta es la razón por la cual el uso de entradas de impulso raramente se ve en situaciones prácticas.

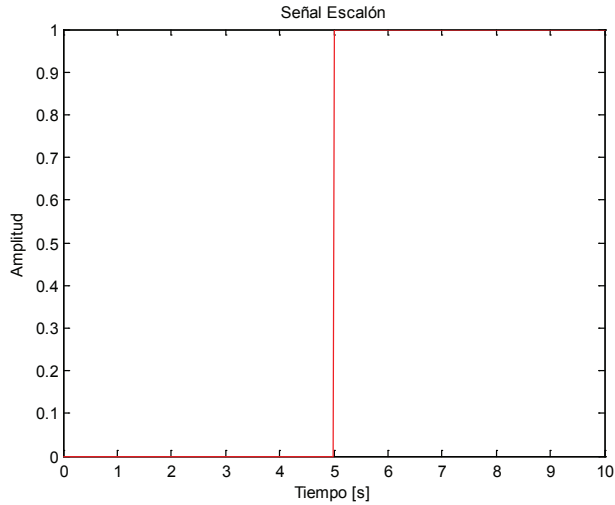
## 2. ESCALÓN

Debido a que la señal de impulso es poco práctica, muchos investigadores han propuesto métodos para determinar el valor de los parámetros a partir de funciones en el tiempo de salida de procesos donde la entrada al proceso es una señal bien conocida. De primera importancia son las funciones escalón como señales de entrada y las respuestas al escalón como señales de salida.

Una *señal escalón unitario*, o *función de Heaviside*, se define como la integral de la señal impulso unitario. Está representada por la Ecuación 3, y gráficamente se representa como muestra la Figura 3.

$$f(t) \begin{cases} 0, & t < 0 \\ 1, & t \geq 0 \end{cases} \quad 3$$

FIGURA 3 - REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA SEÑAL ESCALÓN UNITARIO



Fuente: elaboración de los autores a partir de Matlab®.

Una razón para utilizar la señal de escalón como señal de excitación es que se tiene bien establecida una metodología para estimar la función de transferencia de un sistema a partir de un número pequeño de valores característicos de la función de respuesta al escalón.

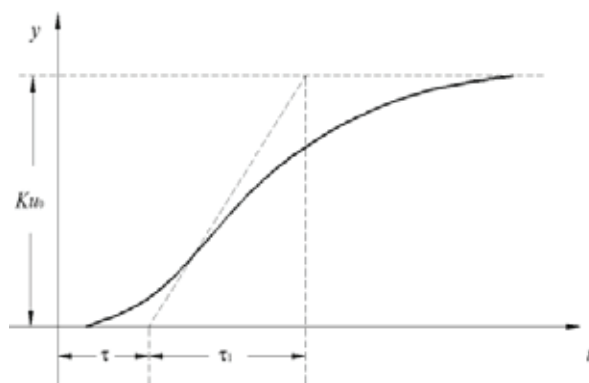
Por ejemplo, para sistemas de primer orden, un modelo ampliamente utilizado en el análisis de respuesta al escalón es el de primer orden con retardo, cuya estructura se presenta en la Ecuación 4.

$$\hat{G}(\omega) = \frac{K}{1 + j\omega\eta} \cdot \exp(-\omega\tau) \quad 4$$



De hecho, hay un buen número de sistemas, especialmente en el control de procesos, que pueden ser aproximados por medio de un modelo de primer orden con retardo. Los parámetros de la Ecuación 4 se pueden derivar a partir de la respuesta al escalón, determinando la respuesta en estado estable a la entrada escalón y la constante de tiempo (Rake, 1980). Esta última se puede obtener, ya sea a partir de la tangente de mayor pendiente o del tiempo que tarda el ascenso de 10 a 90 % del cambio en la salida (Figura 4).

FIGURA 4 - RESPUESTA AL ESCALÓN TÍPICA DE UN SISTEMA DE PRIMER ORDEN CON RETARDO



Fuente: elaboración de los autores.

Para sistemas de segundo orden, se puede obtener el valor de los parámetros a partir de la respuesta al escalón, determinando la respuesta en estado estable, el sobreimpulso máximo, el tiempo requerido para alcanzar el primer pico y el tiempo requerido para alcanzar el 50 % del valor en estado estable.

Para el caso general de sistemas de orden superior, es mejor usar un método de gradiente para encontrar los parámetros

del modelo, de tal forma que se minimice la integral del error cuadrático (Ljung, 1987).

### 3. ONDA SINUSOIDAL

La interpretación física fundamental de la función de transferencia  $G(z)$  es que el número complejo  $G(e^{i\omega})$  tiene información acerca de lo que pasa ante una entrada sinusoidal. Entonces, con una entrada de la forma presentada en la Ecuación 5:

$u(t) = \alpha \cos \omega t$	<b>5</b>
-------------------------------	----------

La salida es la Ecuación 6:

$y(t \rightarrow \infty) =  G_0(e^{i\omega})  \cos(\omega t + \varphi) + v(t) + \text{transiente}$	<b>6</b>
--	----------

donde:

$\varphi = \arg G_0(e^{i\omega})$	<b>7</b>
-----------------------------------	----------

Esta propiedad es la pista para una forma simple de determinar  $G_0(e^{i\omega})$  con la entrada sinusoidal, se determina la amplitud y el cambio de fase en la señal coseno resultante y se calcula una estimación  $\hat{G}_N(e^{i\omega})$  con base en esta información. Se repite el proceso para un número de frecuencias en la banda de frecuencia de interés.

### 1.1.3 LAZO CERRADO

En algunos casos es necesario llevar a cabo el experimento de identificación en lazo cerrado. La razón puede ser que la planta sea inestable, que tenga que estar controlada para producción o por razones de seguridad o economía. También puede ser que contenga mecanismos de realimentación inherente. El problema básico con los datos en lazo cerrado es que típicamente tienen menos información sobre el sistema en lazo abierto, puesto que un propósito importante de la realimentación es hacer que el sistema en lazo cerrado sea menos sensible a los cambios que el sistema en lazo abierto. Cuando se tiene el problema de identificación de sistemas en lazo cerrado, existen dos aproximaciones:

#### 1. DIRECTA

Se utilizan los datos  $u$ ,  $y$  en la misma forma que para el lazo abierto, ignorando el lazo cerrado y la señal de referencia  $r$ . Se identifica el sistema en lazo abierto.

#### 2. INDIRECTA

Se identifica el sistema en lazo cerrado usando la señal de referencia  $r$  como entrada y la señal  $y$  como la salida. Una vez se tiene el modelo del sistema en lazo cerrado, se calcula el sistema en lazo abierto; para esto el regulador debe ser conocido.

### 1.1.4 CANTIDAD DE DATOS

La decisión sobre la cantidad de datos que deben tomarse para la identificación depende del método de identificación usado. Sin embargo, un criterio determinante en la selección es que la

respuesta del sistema logre superar el estado transitorio y llegue al estado estable.

### 1.1.5 PERÍODO DE MUESTREO

Luego de que se ha decidido qué y dónde medir, la siguiente pregunta es cuándo. La mayoría de las señales se muestrean usando un intervalo constante  $T$  (período de muestreo), y este intervalo es una variable que puede ser elegida.

La selección óptima para el tiempo de muestreo está alrededor de la constante de tiempo del sistema. Aunque es más perjudicial para el experimento elegir un período de muestreo muy grande que uno muy pequeño, si se elige este último se tienen problemas numéricos, el modelo se ajusta en las bandas de alta frecuencia y no se logran mayores beneficios por la carga computacional extra que implica un periodo más pequeño. Una frecuencia de muestreo de aproximadamente 10 veces el ancho de banda del sistema sería una buena elección en la mayoría de los casos (Ljung, 1987). Otra opción es elegir el período de muestreo según la Tabla 1. En esta tabla se muestran los períodos de muestreo recomendados de acuerdo con el tipo de variable o proceso que se está identificando (Ramírez, 2009).

TABLA 1 - TIEMPOS DE MUESTREO RECOMENDADOS SEGÚN EL PROCESO

TIPO DE VARIABLE (O PROCESO)	PERÍODO DE MUESTREO [s]
Flujo	1-3
Nivel	5-10
Presión	1-5
Temperatura	10-120
Destilación	10-180

Avasallamiento*	0,001- 0,1
Reactores catalizadores	10-45
Cementeras	20-45
Secadores	20-45

\* Se refiere a todos aquellos procesos que son demasiado rápidos en su respuesta, tales como turbinas, fuentes ininterrumpidas de potencia y otros.

Fuente: Landau, Ian Doré y G. Zito (2005). *Digital Control Systems – Design, Identification and Implementation*. Londres, Springer.

## 1.2 SELECCIÓN DE LA ESTRUCTURA DEL MODELO

Una estructura de modelo está descrita, en el caso lineal, por los coeficientes de ciertos polinomios o por las matrices del espacio de estado. La selección de una estructura de modelo apropiada  $M$  es crucial para una identificación exitosa. La elección debe basarse en un entendimiento, tanto del sistema que va a ser identificado, como del procedimiento de identificación. Los aspectos para tener en cuenta en el proceso de selección de una estructura del modelo son: la complejidad y el costo del modelo, y el uso que se le dará. Cada uno de estos aspectos se define a continuación:

### 1.2.1 COMPLEJIDAD DEL MODELO

La mejor estructura del modelo es la que tiene el grado de flexibilidad óptimo. Una *estructura flexible* es aquella que ofrece buenas capacidades para describir diferentes sistemas posibles. La flexibilidad se puede obtener, ya sea usando muchos parámetros, o ubicándolos en posiciones estratégicas. El aumento en la flexibilidad implica un aumento en la complejidad de la estructura. La razón por la cual la complejidad juega un papel importante en la selección de la estructura es la siguiente: si se

asume que existe una verdadera descripción  $S$ , conceptualmente se puede escribir el error del modelo  $\hat{M}$  como se muestra en la Ecuación 8:

$S - \hat{M}$	<b>8</b>
---------------	----------

donde:

$S$  y  $\hat{M}$  y son cualquier propiedad escalar del objeto, por ejemplo, la ganancia estática de un sistema dinámico.

En este caso, el error cuadrático medio ( $W$ ) es:

$W = E(S - \hat{M})^2 = (S - M^*)^2 + E(\hat{M} - M^*)^2$	<b>9</b>
$W = B + V$	<b>10</b>

donde:

$$M^* = E\hat{M}$$

En la Ecuación 10, el error cuadrático medio se divide entre un sesgo (cuadrado)  $B$  y un error de varianza  $V$ . Esta es una relación muy elemental y bien conocida (Ljung y Wills 2010).  $B$  es función de la complejidad de la estructura del modelo (flexibilidad)  $C$  (Ecuación 11), y disminuye a medida que  $C$  aumenta. De igual forma,  $V$  aumenta al aumentar  $C$  (no hay expresiones elementales

para esto, pero intuitivamente es suficiente entender que mientras más amplia sea una estructura de modelo, más susceptible será de recoger datos aleatorios de desinformación).

Conceptualmente,

$$V = \frac{g(C)}{N} \quad 11$$

donde:

$N$  es el tamaño del conjunto de datos de estimación.

La búsqueda pragmática de la mejor estructura del modelo significará entonces la búsqueda de la complejidad de modelo  $C$  que minimice  $W$ . Esta minimización de  $W$  favorece estructuras de modelos menos flexibles que contienen buenas aproximaciones del objeto real. Esto significa que es mejor reducir el tamaño del modelo tanto como sea posible, usando leyes físicas sobre la naturaleza del objeto.

### 1.2.3 COSTO DEL MODELO

El costo del modelo se asocia con el esfuerzo computacional requerido para calcularlo, depende mucho de la estructura del modelo (que afecta la complejidad del algoritmo), aumenta a medida que se incrementa el número de parámetros en la estructura del modelo, y en general, crece al incrementarse la complejidad de la estructura. Una vez más, entonces, es preferible usar una estructura de modelo de menor complejidad, involucrando, si es posible, el conocimiento físico del sistema, para disminuir el

costo de computación del modelo. Este se puede cuantificar de diversas formas, siendo más común usar el tiempo que tarda la estimación de los parámetros del modelo.

#### 1.2.4 USO QUE SE LE DARÁ AL MODELO

Puede ser que el modelo se requiera para diseñar un regulador o hacer predicciones o simulaciones. Es así como el uso determina aspectos como la forma del modelo (función de transferencia, espacio de estado o ecuaciones diferenciales, por ejemplo) la precisión requerida y la linealidad.

La selección final de la estructura del modelo es un compromiso entre los tres aspectos mencionados (complejidad, costo y uso). Para tomar la decisión sobre estos aspectos, se pueden tener en cuenta consideraciones a priori o se puede hacer un análisis previo de los datos de la experimentación. En general, el proceso de selección de la estructura del modelo involucra, por lo menos, los tres pasos siguientes:

### 1. SELECCIÓN DEL TIPO DE MODELO

Involucra la selección entre modelos lineales y no lineales, y entre funciones de transferencia o representaciones en espacio de estado.

La pregunta sobre la linealidad del sistema puede resolverse fácilmente a partir de los datos recolectados durante la experimentación. La selección del tipo de modelo involucra aspectos como la disponibilidad de *software* y la familiaridad que se tiene con ciertos modelos. La selección de la complejidad está en el corazón de la selección. El consejo general es probar primero las soluciones más simples. Se pueden buscar estructuras



más sofisticadas únicamente si las más simples no pasaron las pruebas de validación.

## 2. SELECCIÓN DEL TAMAÑO DEL MODELO

Involucra aspectos como seleccionar el orden de un modelo en espacio de estado, el grado de un polinomio o el número de neuronas en una red neuronal. También involucra el problema de seleccionar las variables que se incluirán en la descripción del modelo. Para determinar el orden del modelo existen varias técnicas, como la estimación del análisis espectral de la función de transferencia, la prueba de rango en las matrices de covarianza de las muestras, la correlación entre las variables y el examen de la matriz de información.

Otro método que resulta útil, si se dispone de algún *software* apropiado, es probar estructuras de modelo con diferente orden y comparar los modelos resultantes bajo algún criterio para determinar cuál de todos obtuvo mejor desempeño.

## 3. SELECCIÓN DE LA PARAMETRIZACIÓN DEL MODELO

Cuando un tipo de modelo ha sido elegido es necesario parametrizarlo, es decir, encontrar una estructura que lo describa. Para seleccionarla, en algunos casos se usan leyes físicas y relaciones establecidas para lograr un modelo con algunos parámetros desconocidos. En otros se usan modelos estándar sin ningún soporte físico.

Una práctica común en la teoría de control es describir únicamente la parte determinística del sistema. En el control estocástico, los polinomios lineales se utilizan con frecuencia debido a que estos modelos describen la parte estocástica y

determinística de un sistema. Sin embargo, en la ingeniería de control clásica, la parte determinística del sistema es más importante que la estocástica; por lo tanto, se puede tomar ventaja de la relación entre las señales de entrada y salida de una función de transferencia para describir la parte determinística del mismo.

Las estructuras para funciones de transferencia de diverso orden son bien conocidas y documentadas en la literatura. Por ejemplo, la estructura de modelo para un sistema SISO lineal continuo de primer orden con retardo es:

$$G(s) = \frac{ke^{-\theta s}}{\tau s + 1} \quad 12$$

Para un sistema SISO de segundo orden es:

$$G(s) = \frac{k\omega_0^2 e^{-\theta s}}{s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2} \quad 13$$

Y para un sistema *Multiple Input Multiple Output* (MIMO), se puede expresar el modelo continuo en espacio de estado de la forma siguiente:

$$\begin{bmatrix} \dot{g} \\ \dot{x}_1 \\ \dot{g} \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} u$$

$$y = \begin{bmatrix} c_1 & c_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad 14$$

## BIBLIOGRAFÍA

- Akaike, H. (1974). "Stochastic theory of minimal realization". *IEEE Transactions on Automatic Control*. Ciudad. Institute of Electricity, Electronics and Computing Engineers (IEEE). Vol. 19, núm. 6, págs. 667-673.
- Alonso, R. (2007). *Comparative Analysis in Simulation Controlled Condition of a Fuzzy Adaptive PID Controller and a Clasic PID Acid – Base-Neutralizing Process Simulated on MATLAB Simulink*. México, D. F. Universidad Tecnológica del Centro.
- Åström, K. J. y T. Bohlin (1965). "Numerical identification of linear dynamic systems from normal operating records" [proceedings of The International Federation of Automatic Control (IFAC) *Symposium on Self-Adaptive Systems*]. Teddington. International Federation of Automatic Control (IFAC).
- Barrientos, A., R. Sanz, F. Matía y E. Cambo (1997). *Control de sistemas continuos. Problemas resueltos*. Madrid. McGraw-Hill.
- Bartlett, P. L., M. Jordan y J. D. McAuliffe (2006). "Convexity, classification and risk bounds". *Journal of The American Statistical Association*. Vol. 101, núm. 473, págs. 138-156.
- Bateson, R. N. (1999). *Introduction to control system technology*. 6.<sup>a</sup> ed. Upper Saddle River. Prentice Hall.
- Bohlin, T. (1991). "Maximun-power validation without higher-order fitting". *Automatica*. Alemania. Elsevier. Núm. 14, págs. 137-146.

- Sarkar, B. y A. S. Agrawal (1994). "Variable structure control of second order nonlinear system" [proceedings of *The Twentieth International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation* (IECON '94)]. Núm. 3, págs. 5-9.
- Schei, T. (1994). "Automatic tuning of PID controllers based on transfer function estimation". *Automatica*. Alemania. Elsevier. Núm. 30, págs. 1983-1989.
- Schittkowski, K. (2002). *Numerical data fitting in dynamical systems*. Dordrecht. Kluwer Academic Publishers.
- Schölkopf, B., A. Smola y K. R. Müller (1999). "Kernel principal component analysis". *Max Planck Institut für biologische Kybernetik*. Núm. 44, págs. 327-352.
- Shames, I. H. (1998). *Mecánica de Fluidos*. Bogotá. McGraw- Hill.
- Siemens (1984). *Catálogos micromaster, operating instructions*. Erlangen: Siemens Plc.
- \_\_\_\_\_ (1995). *Catálogos SITRANS P Transmitter, HK series, ES series Smart*.
- \_\_\_\_\_ (2002). *Manual Micromaster 440*. Ed. 12/02. Erlangen: Siemens
- Sinha, N. y B. Kuszta (1983). *Modelling and identification of dynamic systems*. Nueva York. Van Nostrand Reinhold.
- Suparoek, K., T. Vittaya y N. Arjin (2010). "Design of PI Controller Using MRAC Techniques for Coupled-Tanks Process" [proceedings of *The International*

*Conference on Control, Automation and Systems*]. Gyeonggi, Corea del Sur. Korea International Exhibition Center (Kintex). Págs. 485-490.

Rairán Antolínez, J. D., Francisco Javier Millán y John Anderson Guzmán Perdomo (2006). “Control de procesos por medio de redes neuronales”. *Tecnura*. Bogotá. Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Vol. 19, fasc. 1, págs. 4-17.

Tan, K. K., S. Huang y R. Ferdous (2002). “Robust self-tuning PID controller for nonlinear systems”. *Journal of Process Control*. Alemania. Elsevier. Núm. 12, págs. 753-761.

Tan, P. N., M. Steinbach y V. Kumar (2006). *Introduction to data mining*. Boston. Addison-Wesley.

Toxqui Toxqui, Rigoberto (2003). *Redes neuronales difusas dinámicas para identificación y control adaptable*. México, D. F. Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (Cinvestav), Departamento de Control Automático.

Vapnik, V. N. (1982). *Estimation of dependencies based on empirical data*. New Jersey. Springer-Verlag.

\_\_\_\_\_ (1998). *Statistical learning theory*. Nueva York. John Wiley & Sons.

Villanueva, C. y R. Soto (2008). “Sistema de Control Difuso para Nivel 1 de Temperatura en Hornos de Recalentamiento en TERNIUM-APM” [memorias del 38 Congreso de Investigación y Desarrollo del Tecnológico de Monterrey]. Monterrey. Artículo 162.

- Visioli, A. (2004). "A new design for a PID plus feedforward controller". *Journal of Process Control*. Alemania. Elsevier. Núm. 14, págs. 457-463.
- Wardana, A. (2004). "PID-Fuzzy Controller for Grate Cooler in Cement Plant" [proceedings of *The Fifth Asian Control Conference*]. Indonesia. Indonesia Cement & Concrete Institute, Department of Control.
- Wahba, G. (1999). "Support vector machines, reproducing kernel Hilbert spaces, and the randomized GACV". En: B. Scholkopf, C. Burges y A. Smola, eds., *Advances in kernel methods – Support vector learning*. Cambridge. The MIT Press. Págs. 69-88.
- Weisberg, S. (2005). *Applied Linear Regression*. 3.<sup>a</sup> ed. Hoboken. John Wiley & Sons.
- Wold, H. (1938). *A study in the analysis of stationary time series*. Estocolmo. Almqvist & Wiksell.
- Wold, S., A. Ruhe, H. Wold y W. J. Dunn (1984). "The co linearity problem in linear regression, the Partial Least Squares (PLS) approach to generalized inverses". *Journal on Scientific and Statistical Computing*. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM). Vol. 5, núm. 3, págs. 735-743.
- Wu, K. L., C. C. Yu y Y. C. Cheng (2001). "A two degree of freedom level control". *Journal of Process Control*. Alemania. Elsevier. Núm. 11, págs. 311-319.
- Xinli, F., S. Tao, W. Xiaohong y Z. Zhinqun (2008). "Application and Research of Fuzzy PID in Tank Systems" [proceedings of *The Fourth International Conference on Natural Computation, ICNC'08*]. Jinan. Institute of Electricity, Electronics and Computing Engineers (IEEE). Págs. 326-330.

- Xu, J., D.W. Ho y Y. Zheng (2004). *A constructive algorithm for feed forward neural network*. Minhuang y Putuo, China. East China Normal University, Institute for System Science.
- Yukitomo, M., Y. Iino, S. Hino, K. Takahashi y K. Nagata (1998). “A new PID controller tuning system and its application to a flue gas temperature control in a gas turbine power plant” [proceedings of *The IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*]. Trieste. Institute of Electricity, Electronics and Computing Engineers (IEEE). Págs. 1373-1377.
- Zhao, Y. (2010). “Research on Application of Fuzzy PID Controller in Two-container Water Tank System Control” [proceedings of *The International Conference on Machine Vision and Human-machine Interface (MVHI)*]. Luoyang, China. Institute of Electricity, Electronics and Computing Engineers (IEEE). Págs. 679-682.
- Ziegler, J. G. y N. B. Nichols (1942). “Optimum settings for automatic controllers”. *Transactions of the ASME*. Núm. 64. págs. 759-768.
- Zumberge, J. y K. M. Passino (1998). “A case study in intelligent vs. conventional control for a process control experiment”. *Control Engineering Practice*. Alemania. Elsevier. Núm. 6, págs. 1055-1075.



## MODELO MATEMÁTICO Y CONTROL DE UN SISTEMA DE FLUIDOS

Las fuentes tipográficas empleadas son Times New Roman 12 puntos,  
en texto corrido, y Myriad Pro 14 puntos en títulos.



Este libro es el resultado del proyecto de investigación: "*Evaluación del desempeño y comparación entre las técnicas de control convencional e inteligentes en un sistema de control configurable para una planta de nivel y caudal*", código: P07104.

Para la elaboración del libro se partió de una planta instrumentada y calibrada que es la planta de fluidos que se tiene en el ITM, de esta planta se hace el desarrollo de un modelo matemático donde el sistema presenta parámetros dinámicos que son estimados mediante el método de mínimos cuadrados, utilizado para realizar pruebas en simulación así como para el diseño de los sistemas de control.

Este texto se convierte, por lo tanto, en una herramienta de consulta para docentes y estudiantes de las asignaturas de control automático, ya que muestra información sobre modelado de sistemas, estimación de parámetros, diseño de diferentes técnicas de control; con la ventaja de no ser un texto simplemente teórico, sino que los desarrollos se basan en una planta real usando datos experimentales. Adicionalmente, el libro es atractivo para esta clase de público, porque puede ser usado para el desarrollo de prácticas de laboratorio de la planta encontrada en las instalaciones del ITM.



ISBN: 978-956-8743-08-0



9 789588 743080