

DONACION

TJ217
J47

AJUSTE ADAPTATIVO DE LOS PARÁMETROS DE UN CONTROLADOR SMCr BASADO EN LA IDENTIFICACIÓN DIFUSA

**PROYECTO DE GRADO PRESENTADO ANTE LA ILUSTRE UNIVERSIDAD DE
LOS ANDES COMO REQUISITO PARA OPTAR AL TÍTULO DE MAGISTER
SCIENTIAE EN AUTOMATIZACIÓN E INSTRUMENTACIÓN**

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

Autor:

CARLOS JAVIER JEREZ RICO

Tutor:

RUBEN ROJAS, Ph.D.

SERBIULA
Tulio Febres Cordero

Enero, 2000

**UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
CONSEJO DE ESTUDIOS DE POSTGRADO
DIVISIÓN DE POSTGRADO DE INGENIERÍA
POSTGRADO EN AUTOMATIZACIÓN E
INSTRUMENTACIÓN**

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

AGRADECIMIENTOS

El Autor desea expresar su agradecimiento al profesor Rubén Rojas, quién con su constante estímulo y aporte de ideas hizo posible llevar a buen término este trabajo.

A los profesores Oscar Camacho y Wladimir Rodríguez por las sugerencias y observaciones realizadas en las áreas de Control por Modo Deslizante y Lógica Difusa.

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

Licencia Creative Commons:
Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

RESUMEN

Este trabajo presenta un esquema de control auto-ajustable basado en un controlador SMCr utilizando el método de identificación en línea por lógica difusa propuesto por Jerez, Gómez y Rojas [7]. Se usó un esquema auto-ajustable de los parámetros del controlador SMCr, con el fin de mejorar los índices de funcionamiento ICE, T_s y M_p .

Se propuso una metodología para estudiar los siguientes procesos: a) Un Tanque de mezclado [3] que presenta variaciones en el tiempo muerto; b) El reactor de Van de Vusse [2] que se comporta como un sistema de fase no mínima. Se consideraron errores en el modelado del tiempo muerto, y la presencia de ruido a la salida del transmisor con el objetivo de estudiar la robustez del Controlador SMCr.

Los resultados obtenidos mostraron que la identificación en línea basada en lógica difusa permitió obtener un modelo preciso de la relación entrada-salida de los procesos estudiados. Además presentó tolerancia al ruido y a las variaciones en los parámetros de la dinámica del sistema.

El controlador SMCr propuesto por Camacho [3] mostró ser un esquema robusto ante las variaciones de los parámetros del sistema, y/o los errores en el modelado.

La implementación de un esquema auto-ajustable en los parámetros del controlador en todos los casos mostró que el sistema de control presentase mejores índices de funcionamiento, aunque en algunos casos amplificó de manera considerable el nivel del ruido en la salida del controlador.

Como conclusión se tiene que el uso de un esquema de control auto-ajustable de los parámetros de un controlador SMCr, resulta en un sistema más robusto ante variaciones en la dinámica entrada-salida debidas a retardos de tiempo considerables, y/o errores en el modelado; donde el método para obtener los parámetros iniciales del controlador no es un factor decisivo.

CONTENIDO

	Pág.
Agradecimiento.....	i
Resumen.....	ii
Lista de Figuras.....	vi
Lista de Tablas.....	ix
1 INTRODUCCIÓN.....	1
2 MARCO TEÓRICO.....	4
2.1 IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA.....	4
2.1.1 El Modelo de Primer Orden Más Tiempo Muerto (POMTM).....	4
2.1.2 Esquema para la Identificación en Línea	5
2.2 LÓGICA DIFUSA.....	7
2.3 EL CONTROLADOR DIFUSO (CLD) TIPO MAMDANI.....	8
2.3.1 Razonamiento con el CLD.....	13
2.3.2 Tiempo Empleado para Obtener la Salida Desdifusificada.....	17
2.4 CONTROL POR MODO DESLIZANTE (SMCr).....	18
2.5 CONTROL ADAPTATIVO.....	21
2.6 CONTROL AUTO-AJUSTABLE.....	22
3 DESARROLLO DEL IDENTIFICADOR Y DEL ESQUEMA DE CONTROL....	26
3.1 EL IDENTIFICADOR DIFUSO.....	26
3.2 ESQUEMA PARA LA IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA.....	27
3.3 ESTRUCTURA DEL IDENTIFICADOR DIFUSO.....	28
3.3.1 El Controlador Lógico Difuso (CLD) Tipo Mamdani.....	29
3.3.2 CLD para la Identificación del Parámetro Ganancia	30
3.3.3 CLD para la Identificación del Parámetro Constante de Tiempo.....	32
3.3.4 CLD para la Identificación del Parámetro Tiempo Muerto.....	33
3.4 JUSTIFICACIÓN MATEMÁTICA.....	35

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

	Pág.
3.4.1 Identificación de los Parámetros Ganancia y Constante de Tiempo..	35
3.4.2 Identificación del Parámetro Tiempo Muerto.....	42
3.5 DISEÑO DE UN CONTROLADOR SMC _r PARA PROCESOS CON TIEMPO MUERTO, O DE FASE NO MÍNIMA.....	45
3.6 ALGORITMO DE AUTO-AJUSTE.....	47
4 METODOLOGÍA.....	52
4.1 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE UN SIS- TEMA NO LINEAL QUE PRESENTA TIEMPO MUERTO VARIABLE....	52
Caso de Estudio: Tanque de Mezclado	
4.1.1 Descripción del Proceso.....	52
4.1.2 Modelo Matemático.....	53
4.1.3 Identificación.....	56
4.1.4 Ajuste del Controlador.....	57
4.1.5 Auto-Ajuste del Controlador.....	58
4.1.6 Pruebas de Robustez.....	58
4.2 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE SISTEMAS NO LINEALES QUE PRESENTAN FASE MÍNIMA.....	59
Caso de Estudio: Reactor de Van de Vusse	
4.2.1 Descripción del Proceso.....	59
4.2.2 Modelo Matemático.....	60
4.2.3 Identificación.....	62
4.2.4 Ajuste del Controlador.....	63
4.2.5 Auto-Ajuste del Controlador.....	64
4.2.6 Pruebas de Robustez.....	65
5 RESULTADOS.....	66
5.1 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE UN SIS- TEMA NO LINEAL QUE PRESENTA TIEMPO MUERTO VARIABLE....	66
Caso de Estudio: Tanque de Mezclado	
5.1.1 Identificación del sistema.....	66
5.1.2 Control PID.....	67

	Pág.
5.1.3 Control PID Auto-Ajustable (Ajuste con un Pico).....	68
5.1.4 Control SMCr.....	69
5.1.5 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste con Un Pico).....	70
5.1.6 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste Difuso).....	71
5.1.7 Pruebas de Robustez.....	72
5.2 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE SISTEMAS NO LINEALES QUE PRESENTAN FASE MÍNIMA.....	74
Caso de Estudio: Reactor de Van de Vusse	
5.2.1 Identificación del Sistema.....	74
5.2.2 Control PID.....	75
5.2.3 Control PID Auto-Ajustable (Ajuste con un Pico).....	76
5.2.4 Controlador SMCr.....	77
5.2.5 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste con Un Pico).....	78
5.2.6 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste Difuso).....	79
5.2.7 Pruebas de Robustez.....	80
6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	83
7 REFERENCIAS.....	85
8 ANEXO A.....	87

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
2.1 Respuesta Típica de un Modelo POMTM ante una Entrada Escalón Unitario con Parámetros $K=2.5$ [TO/CO], $\tau=6$ [s], $t_0=5$ [s].....	5
2.2 Esquema para la Identificación en Línea.....	6
2.3 Conjuntos; a) Ordinario; b) Difuso.....	7
2.4 Algunos Tipos de Funciones de Membresía; a) Triangular b) Gaussiana c) Trape- zoidal d) Gaussiana Aplanada.....	8
2.5 Variables en un CLD Tipo Mamdani.....	10
2.6 Funciones de Membresía para la Variable de Entrada Error en un CLD Tipo Mamdani.....	12
2.7 Cálculo del Nivel de Activación para la Regla.....	14
2.8 Salida de la Regla 6.....	15
2.9 Salida Total de las Reglas.....	17
2.10 Interpretación Gráfica del Control por Modo Deslizante.....	19
2.11 Control Adaptativo; a) por Realimentación; b) Optimizante.....	22
2.12 Ajustes; a) sin Pico; b) con un Pico.....	23
2.13 Ajuste con 2 Picos; a) Picos de Igual Signo; b) Pico con Signos Opuestos.....	24
3.1 Esquema para la Identificación en Línea de los Parámetros de un Modelo POMTM utilizando el Identificador Difuso.....	27
3.2 Señal de Entrada al Sistema.....	27
3.3 Períodos para la Identificación de los Parámetros del Modelo.....	28
3.4 Estructura del CLD para la Identificación de la Ganancia y Proceso de Normalización de las Señales.....	31
3.5 Estructura del CLD para la Identificación de la Constante de Tiempo y Proceso de Normalización de las Señales.....	32
3.6 Estructura del CLD para la Identificación del Tiempo Muerto y Proceso de	

	Pág.
Normalización de las Señales.....	34
3.7 Períodos para la Identificación de la Ganancia (K) y Constante de Tiempo (τ) cuando no hay Tiempo Muerto.....	36
3.8 a) Salida del Sistema y del Modelo cuando $\tau = \tau^*(n)$ y $T=0.1s$; b) Variación del Parámetro Identificado Ganancia $K^*(n)$; c) Señales de error $e(n)$, $e_1(n)$ y $e_2(n)$	38
3.9 a) Salida del Sistema y del Modelo cuando $\tau \neq \tau(n)$ con $T=0.1s$; b) Salida del Parámetro Identificado Ganancia $K^*(n)$; c) Señales de error $e(n)$, $e_1(n)$ y $e_2(n)$	39
3.10 a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $K = K^*(m)$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $\tau^*(m)$; c) Señal de error $e_3(m)$	41
3.11 a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $K \neq K^*(m)$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $\tau^*(m)$; c) Señal de error $e_3(m)$	42
3.12 Período para la Identificación del Parámetro Tiempo Muerto.....	43
3.13 a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $t_0^*(l) \neq t_0$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $t_0^*(l)$; c) Señal de error $e_4(l)$	44
3.14 a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando Todos los Parámetros son Desconocidos; b) Señal de Error $e(t)$	45
3.15 Esquema para el Auto-Ajuste del Controlador.....	48
3.16 Esquema para el Auto-Ajuste del Controlador Difuso para un SMCr.....	49
4.1 Tanque de mezclado; a) Esquema de Control; b) Diagrama de bloques del Esquema de Control.....	53
4.2 Respuesta del Sistema ante un Escalón (Tanque de Mezclado).....	57
4.3: Reactor de Van de Vusse; a) Esquema de control; b) Diagrama de bloques del esquema de control.....	60
4.4 Respuesta del Sistema ante un Escalón (Reactor de Van de Vusse).....	63
5.1 Comparación entre la Salida del Sistema y la de Ambos Modelos (Tanque de Mezclado).....	67
5.2 Control PID; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado).....	68
5.3 Control PID Auto-Ajustable; a) Desempeño del Controlador con K_P Variable; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado).....	69

	Pág.
5.4 Control SMCr; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado).....	70
5.5 Control SMCr Auto-Ajustable; a) Desempeño del Controlador Variando K_D ; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado).....	71
5.6 Control SMCr Auto-Ajuste Difuso; a) Desempeño del Controlador Variando K_D y λ_0 ; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado).....	72
5.7 Robustez del Esquema de Control SMCr.....	72
5.8 Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable (Número de Picos, Tanque de Mezclado).....	73
5.9 Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable Difuso (Tanque de Mezclado).....	73
5.10 Comparación entre la Salida del Sistema y la de Ambos Modelos (Reactor de Van de Vusse).....	74
5.11 Control PID en Presencia de Ruido; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse).....	75
5.12 Control PID Auto-Ajustable en Presencia de Ruido con K_P Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse).....	76
5.13 Control SMCr en Presencia de Ruido; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse).....	78
5.14 Control SMCr Auto-Ajustable en Presencia de Ruido con K_D Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse).....	79
5.15 Control SMCr Auto-Ajustable Difuso en Presencia de Ruido con K_D y λ_0 Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse).....	80
5.16 Robustez del Esquema de Control SMCr (Reactor de Van de Vusse).....	81
5.17 Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable (Número de Picos, Reactor de Van de Vusse).....	81
5.18 Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable Difuso(Reactor de Van de Vusse).....	82

LISTA DE TABLAS

	Pág
2.1 Definición de los Universos para un CLD Tipo Mamdani.....	11
2.2 Definición de las Etiquetas para un CLD Tipo Mamdani.....	12
2.3 Definición de las Reglas.....	13
2.4 Nivel de Activación de las Reglas.....	15
2.5 Salida de las Reglas.....	16
3.1 Definición de las Variables y Universos (CLD Tipo Mamdani)	29
3.2 Definición de las Etiquetas (CLD Tipo Mamdani).....	29
3.3 Definición de las Reglas Comunes para la Estimación del Parámetro (CLD Tipo Mamdani)	30
3.4: Definición de las Variables y Universos (Parámetro Ganancia)	30
3.5 Definición de las Etiquetas (Parámetro Ganancia)	31
3.6 Definición de las Variables y Universos (Parámetro Constante de Tiempo).....	32
3.7 Definición de las Etiquetas (Parámetro Constante de Tiempo).....	33
3.8 Definición de las Variables y Universos (Parámetro Tiempo Muerto).....	34
3.9 Definición de las Etiquetas (Parámetro Tiempo Muerto).....	35
3.10 Definición de las Variables y Universos (Auto-Ajuste Difuso).....	49
3.11 Definición de las Etiquetas (Auto-Ajuste Difuso).....	50
3.12 Definición de las Reglas para la Estimación del Porcentaje de Ajuste del Parámetro Constante Proporcional (Auto-Ajuste Difuso).....	51
3.13 Definición de las Reglas para la Estimación del Porcentaje de Ajuste del Parámetro Constante Integral (Auto-Ajuste Difuso).....	51
4.1 Parámetros de Diseño y Valores en Estado Estacionario del Proceso (Tanque de Mezclado).....	56
4.2 Constantes de Normalización (Tanque de Mezclado).....	57
4.3 Cambios en el Flujo de la Corriente Caliente (Tanque de Mezclado).....	58

Licencia Creative Commons:

ix

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

	Pág.
4.4 Constantes de Normalización (Auto-Ajuste Difuso, Tanque de Mezclado).....	59
4.5 Relación de Controlabilidad t_0/τ (Tanque de Mezclado).....	59
4.6 Parámetros de Diseño y Valores en Estado Estacionario del Proceso. (Reactor de Van de Vusse).....	62
4.7 Constantes de Normalización (Reactor de Van de Vusse).....	63
4.8 Cambios a los que está Sometido el Sistema (Reactor de Van de Vusse).....	64
4.9 Constantes de Normalización (Auto-Ajuste Difuso, Reactor de Van de Vusse).....	64
4.10 Relación de Controlabilidad t_0/τ (Reactor de Van de Vusse).....	65
5.1 Parámetros del Modelo POMTM (Tanque de Mezclado).....	66
5.2 ICE al utilizar un Modelo POMTM (Tanque de Mezclado).....	66
5.3 Parámetros del Controlador PID (Tanque de Mezclado).....	67
5.4 Índices de Funcionamiento para el Controlador PID (Tanque de Mezclado).....	68
5.5 Índices de Funcionamiento para el Controlador PID Auto-Ajustable con K_p Variable (Tanque de Mezclado).....	69
5.6 Parámetros del Controlador SMCr (Tanque de Mezclado).....	69
5.7 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr (Tanque de Mezclado).....	70
5.7 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajustable con K_D Variable (Tanque de Mezclado).....	71
5.8 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajuste Difuso con K_D y λ_0 variable (Tanque de Mezclado).....	72
5.9 Parámetros del Modelo POMTM (Reactor de Van de Vusse).....	74
5.10 ICE al utilizar un Modelo POMTM (Reactor de Van de Vusse).....	75
5.11 Parámetros del Controlador PID (Reactor de Van de Vusse).....	75
5.12 Índices de Funcionamiento para el Controlador PID en Presencia de Ruido (Reactor de Van de Vusse).....	76
5.13 Índices de Funcionamiento para el Controlador PID en Presencia de Ruido con K_p Variable (Reactor de Van de Vusse).....	77
5.14 Parámetros del Controlador SMCr.....	77
5.15 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr en Presencia de Ruido (Reactor de Van de Vusse).....	78

	Pág.
5.16 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr en Presencia de Ruido con K_D Variable (Reactor de Van de Vusse).....	79
5.17 Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajustable Difuso (Reactor de Van de Vusse).....	80

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

1 INTRODUCCIÓN

Los métodos de control convencional presentan una solución sencilla, a la mayoría de problemas de control, mediante el uso de modelos simplificados que representan las dinámicas de entrada-salida del proceso. La dificultad surge cuando aparecen ciertas incertidumbres en el conocimiento del sistema, que no son tomadas en cuenta en el modelo, por ejemplo, si aproximamos un sistema cuya dinámica varía con el tiempo, mediante un modelo cuyos parámetros son invariantes en el tiempo. Los controles convencionales no son lo suficiente versátiles para manejar todas las complejidades de estos sistemas, lo que trae como consecuencia la degradación del comportamiento del sistema de control.

El problema claramente viene dado en primer lugar por el método usado para obtener el modelo (identificación), y en segundo lugar por la selección del tipo de control y el ajuste de sus parámetros.

El proceso de identificación de un sistema consiste en obtener un modelo definido por parámetros que sea capaz de describir la dinámica de comportamiento entrada-salida del proceso. Como objetivo principal se busca la mayor sencillez posible tanto en el modelo, como en el método de identificación, lo cual permite establecer una ley de control en la cual hay el menor número de parámetros de ajuste posible.

Uno de los problemas principales que afecta la dinámica de los sistemas es cuando se presentan cambios en el tiempo muerto en la salida del proceso. Existen muchos autores que han estudiado este tipo de problema, en Wayne [14] se presenta un resumen muy interesante de las técnicas que son comúnmente aplicadas para el control no lineal de procesos químicos. Existen 2 tendencias principales para estimar los parámetros de un modelo que considere retardos importantes de tiempo. La primera de estas técnicas consiste en hacer dicha identificación a partir de los datos recolectados de la respuesta del sistema ante un escalón o un impulso, por ejemplo, Garcés, [6] presenta un análisis de la identificación de sistemas con retardos importantes por reconocimiento de patrón; la segunda técnica es la estimación de parámetros en línea, es decir, no hace falta un

procesamiento posterior de los datos para obtener dichos parámetros. Una de las características fundamentales de los esquemas de identificación en línea es que deben ser tolerantes al ruido [11].

La identificación en línea es capaz de ajustar los parámetros del modelo cuando ocurra cualquier perturbación que los altere. Existen numerosas técnicas para estimar los parámetros en línea, por ejemplo, Olivier [11], propone utilizar funciones de Laguerre para la estimación de los parámetros en línea mediante una técnica denominada estimador del gradiente. Algunos investigadores han estado recientemente enfocados en la aplicación de redes neuronales para el modelado e identificación de sistemas, entre ellos, Bhama y Singh [1] proponen utilizar redes neuronales de una sola capa para la estimación de los parámetros del modelo empleando la técnica del gradiente descendente.

En este trabajo se introduce una técnica basada en la teoría de control difuso que permite la estimación en línea de los parámetros del proceso. El primer enfoque al control difuso, fue introducido por Mamdani, desarrollando los conceptos introducidos por Zadeh sobre algoritmos difusos. Mamdani demostró que las reglas lógicas basadas en el conocimiento pueden ser usadas para inferir datos que están formulados de manera imprecisa [4]. El sistema de control difuso es un tipo de sistema experto basado en el conocimiento que contiene la ley de control usando una base simple de reglas. Lo que hace al control difuso especial y conceptualmente diferente del control convencional es la falta de una descripción analítica. El esquema de identificación difusa propuesto está basado principalmente en reglas que representan el conocimiento que se tiene del sistema. El problema más importante a considerar, son las variables a tomar en cuenta como entradas y salidas, y los valores que éstas pueden tomar.

Se eligió un controlador SMCr basado en un modelo de primer orden más tiempo muerto, por haber demostrado ser robusto y sencillo de implementar. Además se agregó las bondades que ofrece el control auto-ajutable ante las incertidumbres del conocimiento del sistema, y el mejoramiento de los índices de funcionamiento.

Este trabajo está organizado de la manera siguiente: en el Capítulo 2 se describen los conceptos y técnicas utilizadas. El Capítulo 3 presenta una descripción detallada del identificador difuso y de su funcionamiento, así como el desarrollo del controlador SMCr propuesto por Camacho [3]. El Capítulo 4 describe la metodología empleada para evaluar el

funcionamiento de las técnicas propuestas. El Capítulo 5 presenta los resultados obtenidos, así como un análisis basado en índices de funcionamiento del sistema de control.

Los resultados obtenidos demostraron que la identificación en línea de los parámetros utilizando lógica difusa resulta en un modelo más preciso de la relación entrada-salida del proceso, que el obtenido por el método de la Curva de Reacción, con la única desventaja que emplea un tiempo mayor para la identificación del proceso.

Las pruebas con el controlador SMCr demostraron su robustez, al utilizar un esquema de control auto-ajutable mejoraron los índices de funcionamiento, y el sistema se hizo más robusto.

Como conclusión se puede decir que al usar un esquema de control auto-ajutable basado en un controlador SMCr, se obtiene un sistema de control más robusto ante variaciones en la dinámica entrada-salida debidas a retardos de tiempo considerables, o incertidumbres en el conocimiento del proceso, donde el método para obtener los parámetros iniciales de ajuste del controlador no es un factor importante.

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

2 MARCO TEÓRICO

2.1 IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA

El primer paso para implantar un esquema de control en un proceso, es obtener un modelo matemático que sea representativo de la dinámica de la planta bajo todas las condiciones ambientales de operación. Aunque podría obtenerse un modelo basado en el estudio de las leyes físicas que rigen su comportamiento, este podría ser muy complicado, y aún no modelar todas las características dinámicas del proceso.

La tendencia general es usar un modelo paramétrico basado en la respuesta dinámica del sistema ante posibles entradas. Este modelo debe ser lo más sencillo posible, es decir, que tenga el menor número de parámetros posible, para que el esquema de control derivado de él sea sencillo. El modelo matemático más sencillo que se puede usar para aproximar la respuesta de un sistema ante una entrada, es el muy conocido modelo de primer orden más tiempo muerto, que se describe a continuación:

2.1.1 El Modelo de Primer Orden Más Tiempo Muerto (POMTM)

Un sistema de primer orden con tiempo muerto está definido en el espacio de frecuencia a través de la siguiente función de transferencia:

$$G_p(s) = \frac{K e^{-t_o s}}{\tau s + 1}$$

donde:

K es la ganancia estática del sistema

t_o es el tiempo muerto o tiempo de retardo

τ es la constante de tiempo del sistema

Con estos tres parámetros quedan bien definidas las características y el comportamiento de un sistema de este tipo. En general, la curva de comportamiento típica

de un sistema de primer orden con tiempo muerto es una señal aperiódica sobreamortiguada como se muestra en la Fig. 2.1.

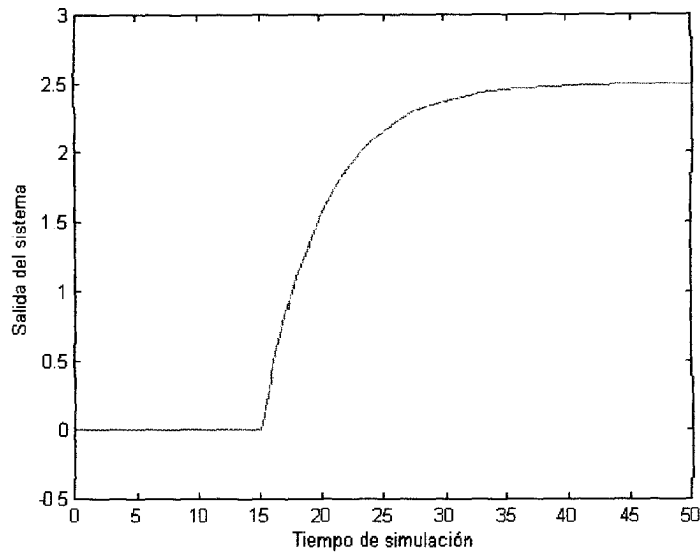


Figura 2.1: Respuesta Típica de un Modelo POMTM ante una Entrada Escalón Unitario con Parámetros $K=2.5$ [TO/CO], $\tau=6$ [s], $t_0=5$ [s]

En este caso, por ser el sistema sobreamortiguado la subida es suave y no presenta sobreimpulsos ni oscilaciones, el tiempo muerto es el tiempo que tarda el sistema en responder a un cambio en la señal de entrada y la ganancia estática está definida como la variación en la entrada en estado estacionario o cuando el sistema se estabiliza luego de transcurrido cierto intervalo de tiempo. La constante de tiempo va a determinar la rapidez con que el sistema llega al régimen permanente [9].

En la mayoría de los casos los modelos POMTM son una alternativa eficiente y adecuada para el análisis y diseño de sistemas de control [13]. Aunque se cometen pequeños errores, el estudio de este tipo de sistemas aparentemente simples nos permiten abordar un problema más complejo de manera sencilla. Entre los sistemas que pueden ser aproximados podemos considerar sistemas no lineales, y sistemas con respuesta atípica o de fase no mínima.

2.1.2 Esquema para la Identificación en Línea

Existen numerosos métodos desarrollados en el área de la identificación basados en la obtención de los parámetros de un modelo POMTM, los más sencillos, utilizan

herramientas gráficas para definir los parámetros del sistema, otros utilizan un análisis posterior de los datos obtenidos de las entradas y salidas del sistema, para procesarlos con un método numérico y así estimar los parámetros del sistema. Pero si un sistema presenta un retardo importante, respuesta aperiódica o atípica, los métodos clásicos como mínimos cuadrados, máxima verosimilitud o método de los momentos; el procesamiento de los datos es mucho más difícil [5].

Si los parámetros de la planta varían debido a cambios en las condiciones ambientales, un esquema de identificación clásico no es el ideal, ya que este sólo representa los parámetros de la planta durante las condiciones ambientales en que fueron determinados, y por lo tanto el funcionamiento del sistema de control se degrada. El esquema de identificación en línea (Fig. 2.2) presenta una alternativa cuando ocurren estos cambios en los parámetros de la planta. Un algoritmo de identificación se encarga de estimar continuamente los parámetros del sistema en lazo abierto, los cuales serán usados para el esquema de control. La identificación en línea requiere la determinación correcta de los parámetros del proceso aún cuando estos estén variando durante el proceso de identificación, y además que sea tolerante al ruido.

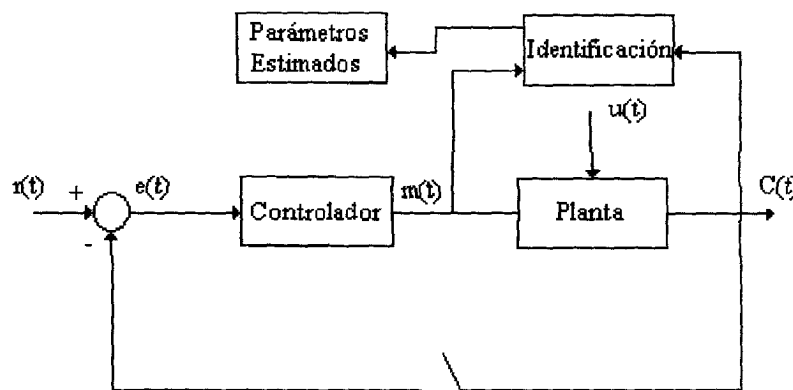


Figura 2.2: Esquema para la Identificación en Línea

Sin embargo, no son muchos los métodos que permiten determinar los parámetros del sistema en línea, entre ellos podemos mencionar las funciones de Laguerre [11] y la utilización de redes neuronales de una sola capa [1] para la identificación de los parámetros en línea. En este trabajo (Cap. 3) presentamos una metodología que permite estimar los

parámetros de un sistema POMTM en línea utilizando lógica difusa como herramienta principal. El método se basa en el ajuste de los parámetros del sistema a partir de una señal de entrada de forma cuadrada.

2.2 LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa es una tecnología innovativa que mejora los sistemas convencionales al agregarle ciertas características de la manera de razonar del hombre. Al utilizar lógica difusa eliminamos la necesidad de hacer un modelado matemático riguroso del sistema [15].

Los primeros conceptos de Lógica Difusa fueron introducidos por Zadeh en 1965 con la finalidad de generalizar los conjuntos ordinarios. La principal característica de un conjunto difuso es que su pertenencia a determinado conjunto no está clara, o bien definida.

Un conjunto ordinario se define con respecto a un universo X ; un sub-conjunto ordinario se define con la ayuda de una función característica que describe la pertenencia (1) o la no pertenencia (0) de los elementos del sub-conjunto. Como ejemplo, podemos considerar la temperatura en el cuerpo humano. Nos interesa saber cuando una persona tiene o no una temperatura alta. Si usamos conjuntos ordinarios, podemos decir que temperaturas altas son las superiores a 39°C considerándose las demás como no altas (Fig. 2.3a). La pertenencia de las temperaturas al sub-conjunto temperatura alta está claramente definida. En el caso de un conjunto difuso (Fig. 2.3b) podemos observar que temperaturas inferiores a 37°C no van a pertenecer al conjunto, y temperaturas superiores van a poseer un mayor grado de pertenencia al conjunto.

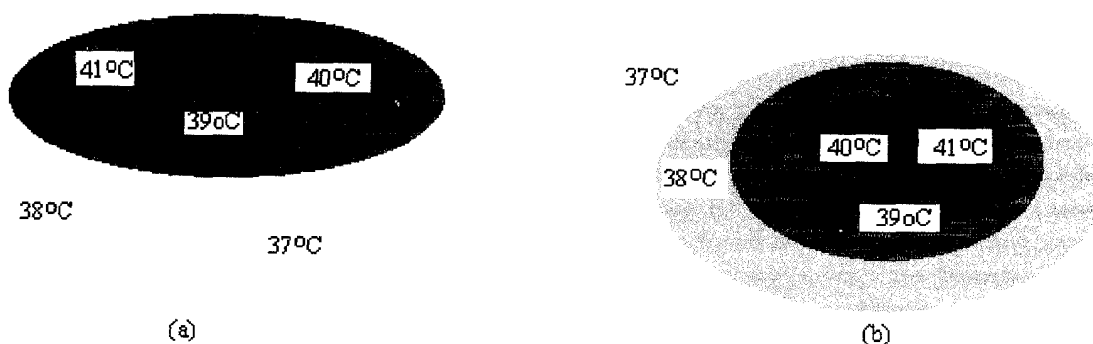


Figura 2.3: Conjuntos; a) Ordinario; b) Difuso

mencionar que la base teórica está sustentada en la teoría de conjuntos difusos, principalmente en las etapas de fusificación de las variables de entrada y defusificación de las variables de salida del controlador difuso.

El controlador difuso es una estrategia de control lingüística, donde las acciones ejecutadas por el controlador dependen de una serie de reglas lingüísticas, basadas en la experiencia de un operador humano que controla manualmente un proceso manipulando una serie de variables para mantener otra (u otras) en una referencia o valor deseado. El caso más frecuente, es que este operador no conoce la representación matemática del proceso, es decir, el sistema de ecuaciones diferenciales lineales o no, que rigen la dinámica del proceso que él controla, ni siquiera es factible que él conozca la relación exacta entre las variables controladas y manipuladas que hacen que el sistema se mantenga estable en cierto punto de operación. El operador conoce solamente valores aproximados en los cuales debe colocar las variables manipuladas para que la variable controlada se mantenga cerca de la referencia, y solo puede inferir aproximadamente la condición del sistema viendo algunas mediciones de las variables importantes del proceso. Por ejemplo, podríamos pensar en un reactor con una chaqueta por la cual circula un líquido refrigerante que permite mantener una temperatura estable en el proceso, y en un operador encargado de supervisar y mantener la temperatura del proceso en los valores adecuados, manipulado la válvula se aumenta o disminuye el flujo del líquido refrigerante que disminuye la temperatura del proceso. Este operador no conoce la compleja dinámica del proceso, pero si sabe, por experiencia, que si en algún momento él observa que la temperatura es alta, con respecto al punto de operación el debe abrir un poco la válvula, o si la temperatura es muy alta debe abrir la válvula algo más para contrarrestar esta situación, pero si por el contrario, se presenta una temperatura baja, él debe cerrar la válvula para aumentar la temperatura del proceso.

El controlador difuso solo trata de emular esta estrategia de control basada en la experiencia del operador, en la representación difusa (o poco precisa) de las variables involucradas en el proceso, y del desconocimiento de la dinámica (modelo matemático) del proceso, para controlar el proceso automáticamente, como lo haría un operador humano.

En general los controladores difusos utilizan el error entre la salida real y la deseada, para inferir el comportamiento del sistema y así poder calcular una acción de

control que permita disminuir el error, obteniéndose una acción que permita al sistema comportarse de acuerdo a lo deseado. Este error debe clasificarse de acuerdo a su valor, en conjuntos difusos o etiquetas que representen de forma lingüística el error, por ejemplo: error cero, error positivo o error negativo. La acción de control se calcula a partir de una serie de reglas o instrucciones basadas en la experiencia del operador. Estas reglas o instrucciones, le indican al controlador que acciones se deben ejercer dependiendo del error presente a la entrada del controlador [4]. Es importante recalcar que la acción del controlador difuso depende en gran medida del conocimiento y la experiencia que se tenga del proceso que se desea controlar. De igual manera, la salida del controlador debe ser etiquetada o representada de acuerdo a conjuntos difusos, en los cuales el valor exacto de la salida del controlador no está definido, por ejemplo: salida nula, salida negativa, salida positiva. Posteriormente a esto, se aplica un método de defusificación [4] para calcular una salida numérica y exacta del control a aplicar al proceso.

Los pasos a seguir en la implementación de un CLD son:

1. Selección de las variables.
2. Definición de los universos.
3. Definición de las etiquetas.
4. Definición de las reglas.

1. Selección de las variables

El primer paso es considerar que variables se deben tomar en cuenta como entradas, o salidas. Las variables de entrada de interés son: el error (e) entre la referencia y la salida del sistema, y la variación del error (Δe). Como variable de salida se toma en cuenta únicamente la variación de la ley de control (Δu). (Fig. 2.5)

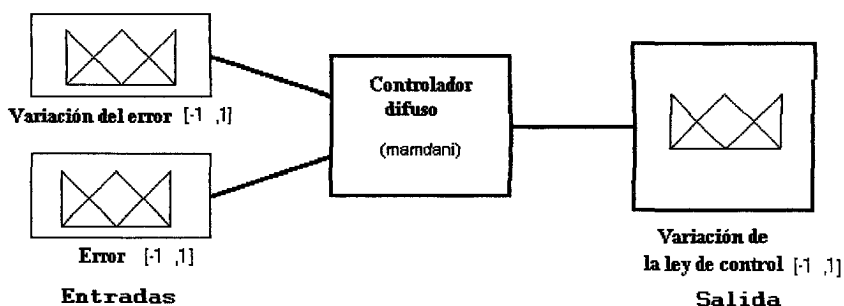


Figura 2.5: Variables en un CLD Tipo Mamdani

2. Definición de los Universos

Para definir los universos se debe tomar en cuenta que valores pueden tomar tanto las variables de entrada como salida. En particular como se ha aplicado una normalización entre 0 y 1 a la salida del sistema, se hace exactamente lo mismo con las variables de entrada y una desnormalización con las variables de salida, con la finalidad de poder aplicar el método a una mayor cantidad de sistemas.

Debemos tomar en cuenta la discretización de los universos con los que se va a trabajar, de manera equidistante, lo cual significa que mientras más grande sea el número de intervalos a considerar, mayor será el tiempo de cálculo que necesitará el controlador. Llámese a este número de puntos N.

Para el caso en estudio la Tabla 2.1 presenta los universos de las variables de entrada y salida, discretizados en 5 puntos.

Tabla 2.1: Definición de los Universos para un CLD Tipo Mamdani

Tipo	Variable	Universo discretizado
Entrada	Δe	[-1,-0.5,0,0.5,1]
	e	[-1,-0.5,0,0.5,1]
Salida	Δu	[-1,-0.5,0,0.5,1]

3. Definición de las Etiquetas

Las etiquetas representan a los conjuntos difusos con los que se quiera relacionar el valor de una variable de interés.

La Fig. 2.6 muestra la forma que poseen las funciones de membresía de cada una de las etiquetas, tanto para las entradas como para las salidas. La forma de estas funciones se escogió triangular debido a la sencillez para hacer los cálculos de fusificación de las entradas y los cálculos de desdifusificación de la salida.

La Tabla 2.2 muestra las etiquetas definidas para las variables Variación del Error, Error y Variación de la Ley de Control.

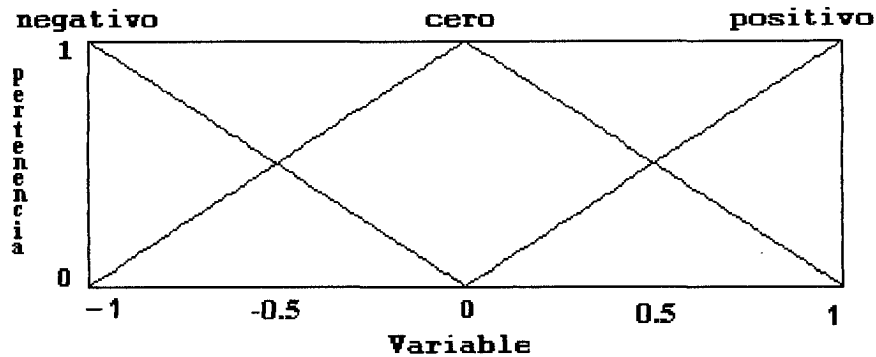


Figura 2.6: Funciones de Membresía para la Variable de Entrada Error en un CLD Tipo Mamdani

Tabla 2.2: Definición de las Etiquetas para un CLD Tipo Mamdani

Variable	Etiqueta	Significado	Conjunto difuso discretizado
Δe	B1a	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
	B1b	Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
	B1c	Positivo	[0,0,0,0.5,1]
e	B2a	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
	B2b	Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
	B2c	Positivo	[0,0,0,0.5,1]
Δu	D1a	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
	D1b	Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
	D1c	Positivo	[0,0,0,0.5,1]

4. Definición de las Reglas según Mamdani

Las reglas propuestas por Mamdani para este tipo de controlador (Colina, [4]) son:

1. Si Δe es B11 y e es B21 entonces Δu es D1
2. Si Δe es B12 y e es B22 entonces Δu es D2
3. Si Δe es B13 y e es B23 entonces Δu es D3
4. Si Δe es B14 y e es B24 entonces Δu es D4
5. Si Δe es B15 y e es B25 entonces Δu es D5

6. Si Δe es B16 y e es B26 entonces Δu es D6

7. Si Δe es B17 y e es B27 entonces Δu es D7

8. Si Δe es B18 y e es B28 entonces Δu es D8

9. Si Δe es B19 y e es B29 entonces Δu es D9

Donde:

$$\mathbf{B1a=B11=B14=B17}$$

$$\mathbf{B1b=B12=B15=B18}$$

$$\mathbf{B1c=B13=B16=B19}$$

$$\mathbf{B2a=B21=B22=B23}$$

$$\mathbf{B2b=B24=B25=B26}$$

$$\mathbf{B2c=B27=B28=B29}$$

$$\mathbf{D1a=D1=D2=D4}$$

$$\mathbf{D1b=D3=D5=D7}$$

$$\mathbf{D1c=D6=D8=D9}$$

Estas reglas pueden verse mejor en la siguiente tabla:

Tabla 2.3: Definición de las Reglas

	Error			
		Negativo	Cero	Positivo
Variación	Negativo	Negativo	Negativo	Cero
Del	Cero	Negativo	Cero	Positivo
	Positivo	cero	Positivo	Positivo

2.3.1 Razonamiento con el CLD

En esta sección se va a presentar la manera en la que el CLD calcula la salida (Δu) conociendo las entradas. La primera etapa se denomina fusificación, y consiste en encontrar la salida o nivel de activación de cada una de las reglas del CLD.

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

Etapa de fusificación:

Considérense las siguientes entradas: $\Delta e = 0.032$ y $e = 0.032$. El CLD debe verificar para cada una de las reglas cual es el grado de pertenencia de cada una de las entradas a la etiqueta B_{ii} respectiva.

Por ejemplo, para la Regla 6: El grado de pertenencia de la entrada $\Delta e = 0.032$ a la etiqueta B_{16} (CERO) es

$$B_{16}(x_1) = 1 - x_1 \quad B_{16}(0.032) = 1 - 0.032 = 0.968,$$

valor que fue calculado interpolando sobre la recta que define dicha etiqueta. El grado de pertenencia de la entrada $e = 0.032$ a la etiqueta B_{26} (POSITIVO) es

$$B_{26}(x_2) = x_2 \quad B_{26}(0.032) = 0.032.$$

Hasta este momento el CLD ha necesitado realizar 2 operaciones de suma para poder obtener el valor fusificado de las entradas con respecto a las reglas. En general se necesitan 2 operaciones por cada regla, lo que da un total de 18 operaciones para las 9 reglas en estudio. La Fig. 2.7 muestra el nivel de activación para la regla 6, la cual consiste en comparar los grados de membresía, utilizando la agregación “Min”, es decir

$$z_i = B_{1i}(x_1) \wedge B_{2i}(x_2)$$

Para la regla 6 el nivel de activación es

$$z_6 = B_{16}(0.032) \wedge B_{26}(0.032) = 0.032$$

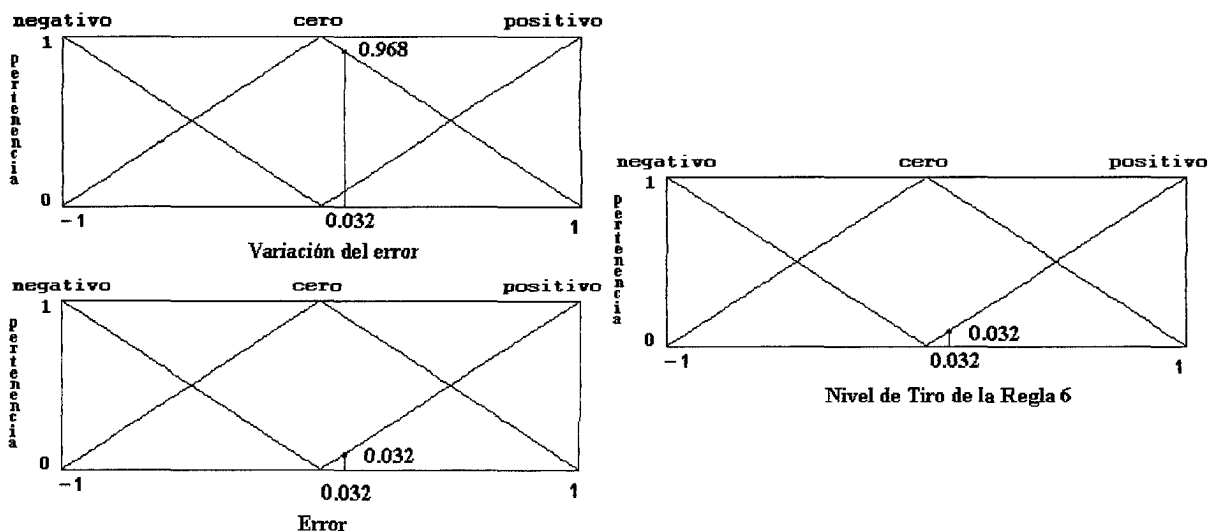


Figura 2.7: Cálculo del Nivel de Activación para la Regla 6

La Tabla 2.4 muestra el nivel de activación de todas las reglas para las entradas $\Delta e=0.032$ y $e=0.032$.

Tabla 2.4: Nivel de Activación de las Reglas

Regla i	Grado de Pertenencia		Nivel de Activación z_i
	$B1i$	$B2i$	
1	0	0	0
2	0.968	0	0
3	0.032	0	0
4	0	0.968	0
5	0.968	0.968	0.968
6	0.032	0.968	0.032
7	0	0.032	0
8	0.968	0.032	0.032
9	0.032	0.032	0.032

Este proceso de calcular el nivel de activación agrega 1 operación de comparación y otra de asignación por cada regla definida.

Salida de cada Regla:

Una vez que se conoce el nivel de activación de cada regla, el siguiente paso es formar la función de membresía del conjunto difuso de salida F inferido por el CLD, donde

$$F_i(\Delta u) = z_i \wedge D_i(\Delta u)$$

Para el caso de la regla 6:

$$F_6(y) = z_6 \wedge D_6(\Delta u) = 0.032 \wedge [0,0,0,0.5,1] = [0,0,0,0.032,0.032]$$

La Fig. 2.8 muestra de manera gráfica la forma que tiene la salida de la regla 6.

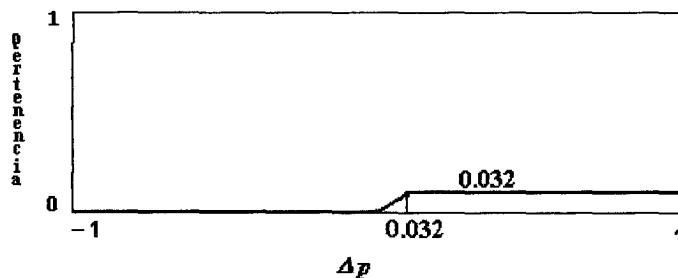


Figura 2.8: Salida de la Regla 6.

El número total de operaciones en este caso son: N comparaciones y N asignaciones por cada una de las reglas. La Tabla 2.5 muestra la salida de cada una de las reglas.

Tabla 2.5: Salida de las Reglas

Regla i	Regla Di	Nivel de Activación z_i	$F_i(\Delta p_i)$
1	[1,0.5,0,0,0]	0	[0,0,0,0,0]
2	[1,0.5,0,0,0]	0	[0,0,0,0,0]
3	[0,0.5,1,0.5,0]	0	[0,0,0,0,0]
4	[1,0.5,0,0,0]	0	[0,0,0,0,0]
5	[0,0.5,1,0.5,0]	0.968	[0,0.5,0.968,0.5,0]
6	[0,0,0,0.5,1]	0.032	[0,0,0,0.032,0.032]
7	[0,0.5,1,0.5,0]	0	[0,0,0,0,0]
8	[0,0,0,0.5,1]	0.032	[0,0,0,0.032,0.032]
9	[0,0,0,0.5,1]	0.032	[0,0,0,0.032,0.032]

El siguiente paso es el proceso de agregación de las salidas individuales de todas las reglas para obtener la salida total del sistema F (Operación tipo “O”).

$$F(\Delta u) = \bigcup F_i(\Delta u)$$

La salida total del ejemplo es entonces

$$\begin{aligned}
 F(\Delta u) &= [0,0,0,0,0] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0,0] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0,0] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0,0] \acute{o} \\
 & [0,0.5,0.968,0.5,0] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0.032,0.032] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0,0] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0.032,0.032] \acute{o} \\
 & [0,0,0,0.032,0.032] \\
 & = [0,0.5,0.968,0.5,0.032]
 \end{aligned}$$

La Fig. 2.9 muestra en forma gráfica la salida calculada para el ejemplo.

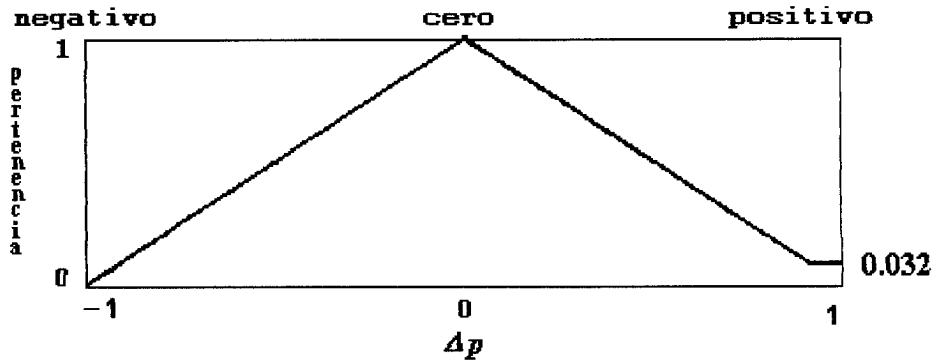


Figura 2.9: Salida Total de las Reglas

Para el cálculo de esta salida se deben hacer tantas operaciones de comparación como reglas haya, más una operación de asignación por cada punto discretizado de las reglas.

Etapa de desdifusificación:

Como último paso se utiliza el método del centro de área (MCA) para obtener el valor desdifusificado de la salida. Esto es:

$$\Delta u^* = \frac{\sum_{i=1}^N F(\Delta u_i) \times y_i}{\sum_{i=1}^N F(\Delta u_i)}$$

El valor desdifusificado para el ejemplo es:

$$\Delta u^* = \frac{0 \times (-1) + 0.5 \times (-0.5) + 0.968 \times 0 + 0.5 \times 0.5 + 0.032 \times 1}{0 + 0.5 + 0.968 + 0.5 + 0.032} = 0.016$$

Esta operación requiere $2N$ operaciones de multiplicación, $2N$ operaciones de suma y una operación de división para un total de $4N+1$ operaciones aritméticas.

2.3.2 Tiempo Empleado para Obtener la Salida Desdifusificada:

Con el objeto de tener una idea de cual es el tiempo real que tardará el CLD en calcular la salida a partir de las entradas se presentan unas fórmulas que contienen el número de pasos que el CLD realiza en cada etapa. Es de hacer notar que los tiempos para hacer cada una de estas operaciones dependerá del procesador que se haya escogido para implementar al CLD.

El tiempo empleado para la fusificación de las entradas es:

$$T_f = (2[OS] + 1[OC] + 1[OA]) * N_r$$

Donde:

N = Número de puntos en la discretización

N_r = Número de reglas

OS = Tiempo en realizar una Operación Aritmética

OA = Tiempo en realizar una Operación de Asignación

OC = Tiempo en realizar una Operación de Comparación

El tiempo para calcular la salida de todas las reglas es:

$$T_{sr} = (N[OC] + N[OS]) * N_r$$

Donde:

N = Número de puntos en la discretización

El tiempo requerido para calcular la salida total es:

$$T_s = N_r * N[OC] + 1 * N[OA]$$

El tiempo en la etapa de desdifusificación es:

$$T_d = (4N + 1)[OS] + 1[OA]$$

El tiempo total, es decir, el tiempo que tarda el CLD en dar un valor a la salida, a partir de las entradas es para este caso:

$$T = T_f + T_{sr} + T_s + T_d$$

Por ejemplo, si se utiliza un procesador Pentium (el cual ejecuta en el peor de los casos 1 instrucción por ciclo de reloj (Máximo 2), el tiempo para ejecutar cualquier tipo de operación es el mismo, cosa que no ocurre en procesadores inferiores al 486), con frecuencia de reloj 200 MHz, los universos se discretizan en 1000 puntos, y se consideran 9 reglas, entonces el tiempo requerido para calcular la salida del CLD es de 0.16 ms. Esto limita el uso del procesador a sistemas que tengan una constante de tiempo mayor a 0.32 ms (Teorema de Shannon, [10]).

2.4 CONTROL POR MODO DESLIZANTE (SMCr)

Entre los problemas que se pueden presentar al aplicar un esquema de control, debemos considerar, por ejemplo, la presencia de elementos no lineales en el sistema, y los errores cometidos en el modelado del sistema. Surge la necesidad de desarrollar una técnica

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

que nos permita enfrentarnos a estos problemas, sin afectar el desempeño del controlador. Podemos mencionar al control por estructura variable como una solución viable si estos problemas degradan el desempeño del sistema de control. Una de las primeras ideas fue considerar un esquema en el cual el controlador posea una estructura variable, para adaptarse ante los diferentes cambios que puedan ocurrir en los parámetros de la planta. Cada estructura posee parámetros que le permiten a la variable controlada seguir una trayectoria que lo lleve al nivel de referencia deseado.

El control por modo deslizante se deriva del control por estructura variable, como una necesidad de implementar una forma más simple de éste, ya que sólo va a tener una estructura fija. El primer paso para desarrollar un SMCr es definir una superficie sobre la cual la variable controlada va a deslizarse hasta el valor final deseado, cuando ésta se encuentre lejos del nivel de referencia. La Fig. 2.10 muestra el objetivo del control por modo deslizante, el cual es tratar de llevar cualquier estado que esté fuera de la superficie deslizante, a que alcance dicha superficie y a partir de allí se deslice hasta alcanzar el valor final deseado.

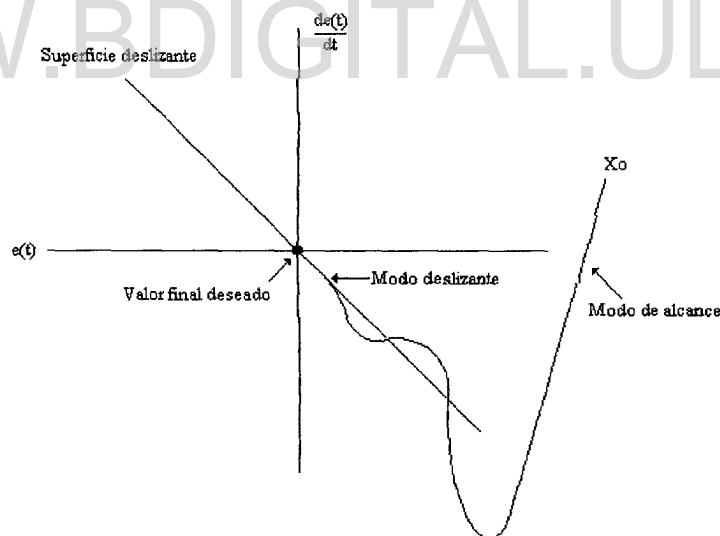


Figura 2.10: Interpretación Gráfica del Control por Modo Deslizante.

Cuando el estado cruza la superficie, la estructura del controlador se altera intencionalmente de acuerdo con la ley de control prescrita.

Para definir la superficie de deslizamiento $s(t)$, esta debe representar el comportamiento global deseado durante el período transitorio, y garantizar la estabilidad y el desempeño en el error de seguimiento entre la variable controlada y la referencia.

Existen numerosas formas de escoger la estructura de la superficie $s(t)$. Se escoge la siguiente ecuación integro-diferencial [3], que actúa sobre el error de seguimiento $e(t)$.

$$s(t) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda \right)^n \int_0^t e(t) dt \quad (2.1)$$

donde λ es un parámetro de entonamiento, que ayuda a definir la superficie $s(t)$. Este término es seleccionado por el diseñador, y determina el desempeño del sistema sobre la superficie deslizante; n es el orden del sistema que deseamos controlar.

El error de seguimiento $e(t)$ viene definido por:

$$e(t) = r(t) - x(t) \quad (2.2)$$

donde $r(t)$ es el valor de referencia y $x(t)$ la salida medida.

El objetivo del control es asegurar que la variable controlada sea siempre igual a la referencia, es decir $e(t)$ y sus derivadas deben ser cero. Una vez se alcance la referencia, la ecuación (2.4.1) indica que la superficie $s(t)$ alcanzó un valor constante. Si $s(t)$ es constante, significa que

$$\frac{ds(t)}{dt} = 0 \quad (2.3)$$

A continuación debemos establecer la ley de control que garantice que la variable controlada sea llevada a su referencia y que satisfaga $s(t)=0$. La ley de control propuesta por el control de estructura variable $u(t)$ consta de 2 partes, una parte continua $u_C(t)$, y una parte discontinua $u_D(t)$ (propuesta por Camacho [3]). Esto es

$$u(t) = u_C(t) + u_D(t)$$

donde la parte continua es función de la variable controlada y del valor de referencia.

La parte discontinua incorpora un elemento no lineal que garantice el cambio de estructura cuando el estado cruce $s(t)$.

Esta función es diseñada de la forma $u_D(t) = \alpha \text{signo } s(t)$, ya que permite un cambio infinitamente rápido entre ambas estructuras. La parte discontinua es:

$$u_D(t) = K_D \frac{s(t)}{|s(t)| + \delta}$$

donde K_D es el parámetro de entonación responsable que permite al estado alcanzar rápidamente la superficie deslizante, δ es un parámetro que se usa para reducir los problemas de oscilación de alta frecuencia del sistema en los alrededores del punto de equilibrio.

2.5 CONTROL ADAPTATIVO

Los recientes desarrollos en las plantas de manufactura de alta eficiencia, vehículos y robots de alta tecnología han impuesto requerimientos cada vez más estrictos en los sistemas de control que utilizan [10]. Si los parámetros de la planta varían ampliamente de acuerdo con los cambios ambientales, entonces el sistema no ofrecerá una respuesta satisfactoria bajo todas las condiciones de operación posibles. Surge entonces la necesidad de que el sistema sea capaz de acomodarse ante cambios impredecibles, como por ejemplo, los cambios en el medio ambiente.

Este campo ha vivido un auge en las últimas décadas con el desarrollo de computadoras digitales cada vez más confiables y más rápidas, que facilitan la implementación del algoritmo de control adaptativo dentro de ellas.

El control adaptativo es un sistema que está continuamente midiendo las características dinámicas de la planta, y las compara con las características deseadas, para ajustar los parámetros del controlador del sistema y así poder cumplir con el criterio de funcionamiento especificado ante perturbaciones externas o pequeñas variaciones en los parámetros del proceso.

Existen muchos esquemas para la adaptación del control, en particular nos centraremos en los esquemas por Realimentación (Fig. 2.11a), donde el algoritmo de adaptación toma la información de las entradas y salidas del proceso en lazo cerrado, para calcular el ajuste que mejorará un índice de funcionamiento del sistema de control.

El control adaptativo Optimizante (Fig. 2.11b) es la tendencia más importante dentro de esta área. Consiste en buscar en el espacio de los parámetros del controlador, los valores que maximicen o minimicen el criterio de funcionamiento del sistema de control.

Presenta la ventaja de adaptarse a perturbaciones de acuerdo a la propiedad con que hayan sido diseñados. Entre los requerimientos para el diseño de este tipo de controladores no se estipulan restricciones a la planta; sin embargo puede ocurrir que el método de adaptación puede fallar en caso que las variaciones del sistema sean excesivamente rápidas o no exista un óptimo único dentro del espacio paramétrico. Los métodos para encontrar el punto óptimo de operación son básicamente pruebas de ensayo y error.

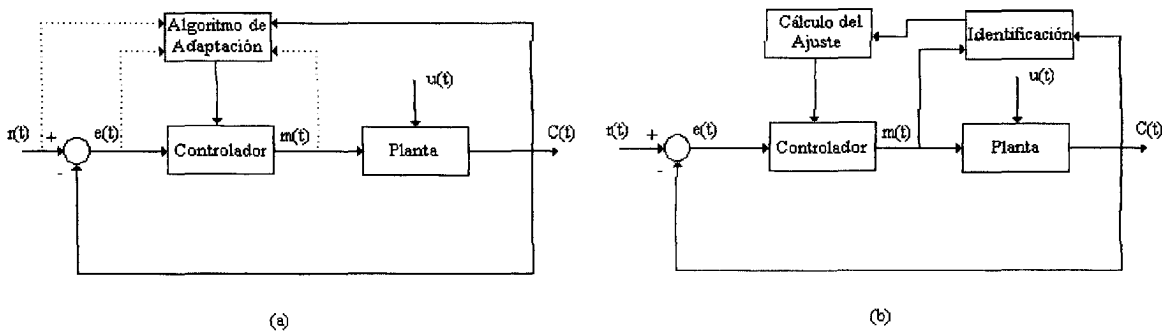


Figura 2.11: Control Adaptativo; a) por Realimentación; b) Optimizante

2.6 CONTROL AUTO-AJUSTABLE

Los controladores auto-ajustables se encuentran clasificados dentro del control adaptativo por realimentación optimizantes; su principal característica es hacer uso de la estimación recursiva de los parámetros del controlador, para cumplir con el criterio de funcionamiento de la planta.

En esta estrategia se asume que los parámetros representativos del sistema de control son desconocidos, pero se asumen que son constantes, por lo que la implantación de este esquema es mucho más sencillo que para un control adaptativo riguroso.

En sí, este esquema se implementa en un algoritmo que se encuentra almacenado en un PC, y se llama auto-ajustable porque al sobrepasar la señal de error la banda pre-establecida, el algoritmo despierta y comienza a almacenar las características de la respuesta transitoria del sistema de control, para determinar que acciones de deben tomar. Una vez sobrepasada la banda permitida el algoritmo comienza a medir la desviación de la salida del sistema con respecto a la referencia y almacena el número y signo de los picos que ocurren durante un tiempo prudencial. Existen diversas técnicas para la

implementación del ajuste de parámetros, la técnica que se utilizó calcula los parámetros de acuerdo al número, signo y magnitud de los picos ocurridos. Se escogió esta técnica porque nos permite usar los criterios de Ziegler-Nichols [12] para obtener los ajustes de los parámetros. Según la magnitud, número y signo de los picos que ocurren, se consideraron los siguientes ajustes:

1. Ajuste sin Pico o con un Pico
2. Ajuste con 2 Picos

1. Ajuste sin Pico o con un Pico

El período durante el cual el algoritmo va a esperar la aparición del primer pico depende del tiempo de asentamiento especificado para la planta. En general vamos a considerar un lapso de tiempo equivalente a dos veces la constante de tiempo de la planta en lazo abierto. Si no aparece el primer pico, se puede deber a que:

- a) En el tiempo previsto la salida todavía no ha alcanzado la señal de referencia
- b) La salida ya ha alcanzado la señal de referencia pero todavía no ha llegado al valor pico

En la mayoría de los casos el ajuste sin pico ocurre sólo durante la puesta en marcha de la planta cuando esta es muy lenta. Al no poseerse información sobre el período de oscilación, no se plantea una variación sobre los tiempos de integración y derivación del controlador, por lo que el ajuste se realiza simplemente modificando la constante de proporcionalidad del sistema, ya sea aumentándola o disminuyéndola en cierto porcentaje, que dependerá de la señal de error (Fig. 2.12a).

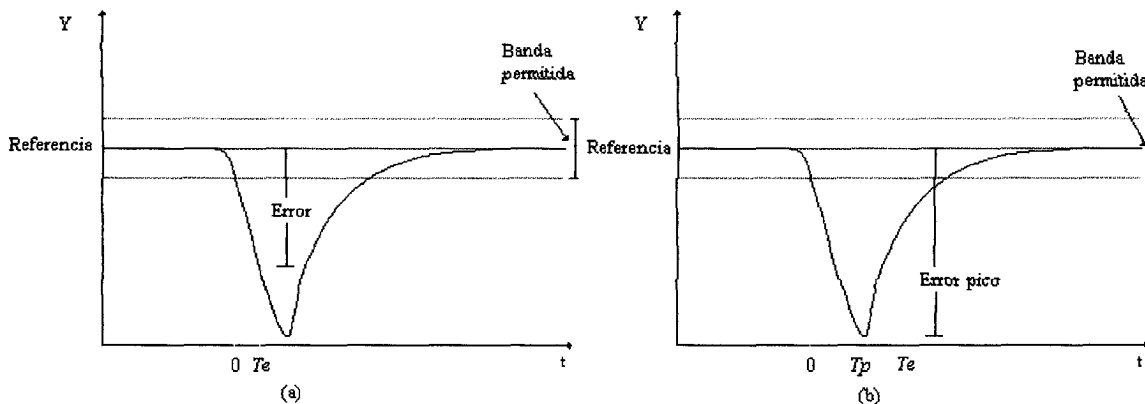


Figura 2.12: Ajustes; a) sin Pico; b) con un Pico.

En el caso que ocurra un pico, tampoco se posee información sobre el período de oscilación del sistema, y por lo tanto el algoritmo realiza la variación de la constante de proporcionalidad del controlador basándose en la diferencia entre la magnitud del pico y la señal de referencia (Fig. 2.12b). El pico se puede presentar por encima o por debajo de la señal de referencia.

El ajuste del parámetro de proporcionalidad (K_p) en el tiempo Te viene dado por:

$$K'_p = K_p \left(\frac{y(Te) - r(Te)}{2 \times r(Te)} + 1 \right)$$

para el caso del ajuste sin pico. Para el ajuste con pico, se toma en cuenta la magnitud del error durante el tiempo en que ocurre el pico Tp , y el cambio se hace en el tiempo Te :

$$K'_p = K_p \left(\frac{y(Tp) - r(Tp)}{2 \times r(Tp)} + 1 \right)$$

2 Ajuste con 2 picos

Si antes que se cumpla el tiempo de espera han ocurrido 2 picos, se puede hacer cambios además sobre los tiempos de integración y derivación del controlador. Podemos considerar 2 casos: Si los 2 picos poseen el mismo signo (Fig. 2.13a), o si poseen signos contrarios (Fig. 2.13b). En ambos casos se posee información sobre un semi-período (ST) el cual va a ser asumido como la mitad el último período para el ajuste del controlador. Las magnitudes de los picos $p1$ y $p2$ son almacenadas para su uso posterior.

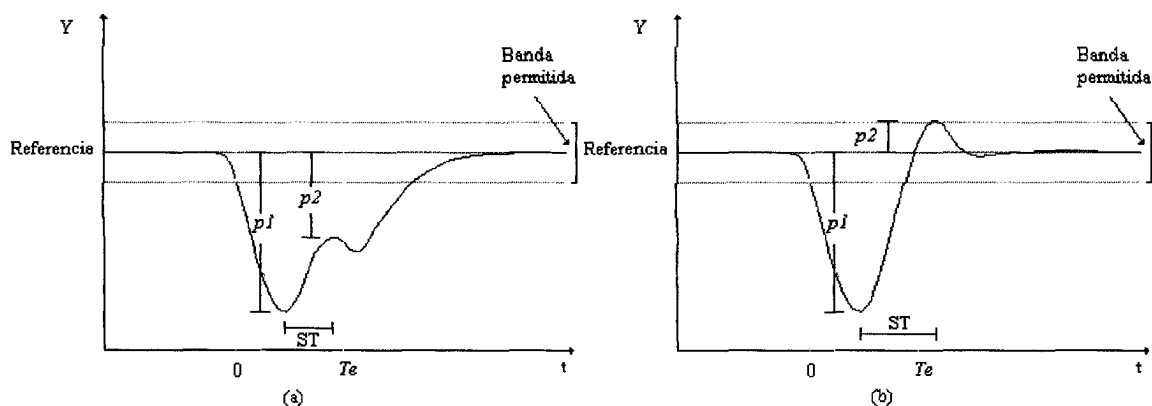


Figura 2.13: Ajuste con 2 Picos; a) Picos de Igual Signo; b) Pico con Signos Opuestos

Una vez cumplido el tiempo de espera el controlador va a realizar los siguientes cambios:

Caso a: Picos con igual signo.

- *Contante Proporcional del controlador:*

$$K'_p = K_p \left(1 + \frac{p2}{p1} + \frac{p1 + p2}{2} \right)$$

- *Tiempo de integración:*

$$\tau_i = ST$$

- *Tiempo de derivación:*

$$\tau_d = \frac{ST}{4}$$

Caso b: Picos con signo opuesto.

- *Contante Proporcional del controlador:*

$$K'_p = K_p \left(1 + \frac{p2}{p1} + 0.5 \right)$$

- *Tiempo de integración:*

$$\tau_i = ST$$

- *Tiempo de derivación:*

$$\tau_d = \frac{ST}{4}$$

3 DESARROLLO DEL IDENTIFICADOR Y DEL ESQUEMA DE CONTROL

3.1 EL IDENTIFICADOR DIFUSO

Como identificador difuso se diseñó un sistema basado en el controlador lógico difuso (CLD) tipo Mamdani. Se escogió el tipo Mamdani por ser el esquema más sencillo, y que necesita de menos cálculos. Este sistema utiliza principalmente como entrada el error entre la salida del modelo propuesto y la salida del proceso a identificar, para inferir o estimar los valores de los parámetros de un sistema POMTM, utilizando reglas o instrucciones basadas en el conocimiento que se tiene del proceso.

El identificador difuso consta de tres CLD tipo Mamdani, cada uno de los cuales tiene la tarea de estimar uno de los parámetros del modelo POMTM.

Como primer paso se escogieron las variables que influyen en la identificación del parámetro estimado. Como en un CLD tipo Mamdani las entradas son: el error entre la salida del proceso y la señal de referencia, y la variación de dicho error, el identificador difuso considera el error entre la salida del sistema y la salida del modelo, además de la variación de este error. La salida inferida del CLD es la ley de control que garantiza que si el error no es cero, éste va a tender a cero, y así mantener la salida del sistema en el nivel de referencia deseado. Para el identificador difuso la salida inferida son los parámetros del modelo POMTM que garantizan que el error entre el modelo y el proceso va a ser lo más cercano a cero posible.

Una vez definidas las variables, se definieron los universos, o rango de valores que pueden tomar dichas variables. Además se definieron las etiquetas lingüísticas o conjuntos difusos que le sirven de base al CLD para la toma de decisiones.

En general la toma de decisiones está basada en un conjunto de reglas que permitió la identificación de cada uno de los parámetros del modelo POMTM. La técnica para la identificación de cada parámetro es la misma pero aplicada en diferentes instantes de tiempo, con lo cual cada identificación se hace de forma individual.

3.2 ESQUEMA PARA LA IDENTIFICACIÓN EN LÍNEA

Definidas las características del identificador difuso, el próximo paso es implementar el esquema de identificación en línea mostrado en la Fig. 3.1. Tanto el modelo como el identificador difuso están implementados dentro de un computador digital.

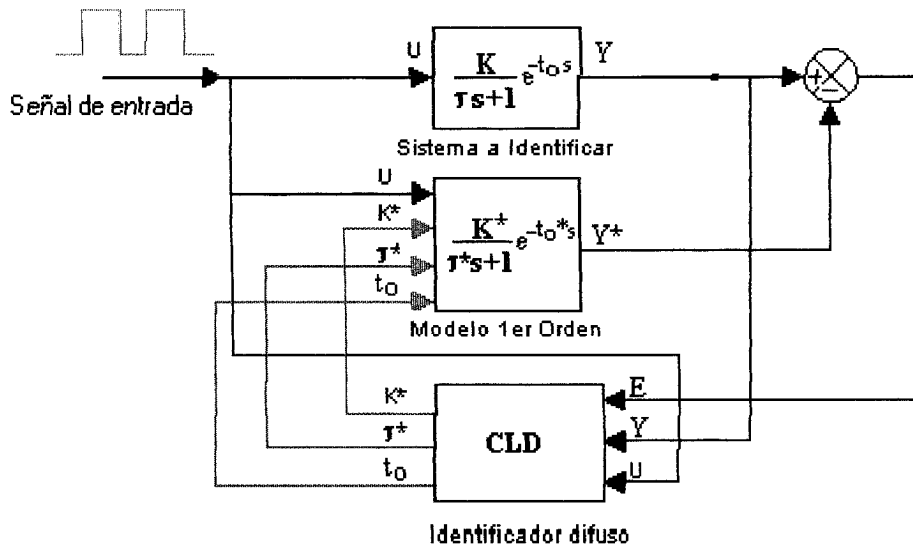


Figura 3.1: Esquema para la Identificación en Línea de los Parámetros de un Modelo POMTM utilizando el Identificador Difuso

Como señal de entrada se eligió una señal cuadrada de período reducido, y de amplitud pequeña del tipo mostrado en la Fig. 3.2. La elección de dicha señal depende en gran medida de la respuesta del sistema, y de los valores en los cuales van a trabajar los controladores difusos. Esto es de gran importancia, ya que si los niveles de las señales no están dentro de los universos elegidos, entonces el método no va a converger a los valores deseados.

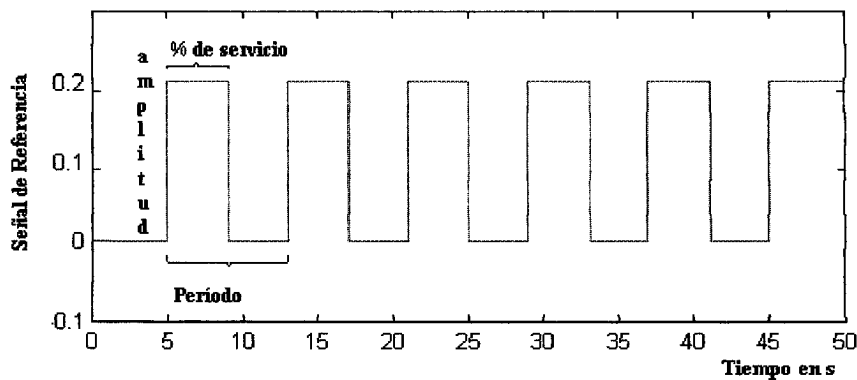


Figura 3.2: Señal de Entrada al Sistema

Para escoger el período de la señal de excitación, se debe obtener la respuesta del sistema ante una entrada escalón. El período mínimo se escoge como $2T_s$, donde T_s es el tiempo de asentamiento de la salida del sistema.

El esquema de identificación en línea debe tomar en cuenta:

1. Los parámetros iniciales del modelo POMTM deben ser mayores que cero para que la salida del modelo se comporte como un sistema de este tipo.
2. Se debe normalizar la salida del sistema al rango $[-1,1]$. La salida del sistema normalizada cuando no exista señal de excitación, debe ser cero para que el conjunto funcione.
3. El período escogido para la señal de entrada debe ser lo más pequeño posible.

El identificador ajusta los parámetros del modelo con cada ciclo de la señal de entrada, basándose en el error cometido entre la salida del sistema y la del modelo, hasta que el error esté dentro de una banda mínima predefinida.

3.3 ESTRUCTURA DEL IDENTIFICADOR DIFUSO

El identificador difuso, consta de 3 CLD tipo Mamdani, a los cuales se les agregó un conjunto de reglas para poder estimar cada uno de los parámetros en instantes diferentes.

La Fig. 3.3 muestra los períodos donde cada uno de los CLD estima los parámetros del sistema, usando una señal de excitación de forma cuadrada. Durante el período $T1$ se estima el tiempo muerto (t_0), en el período $T2$ se estima la ganancia (K), y en el período $T3$ se estima la constante de tiempo (τ).

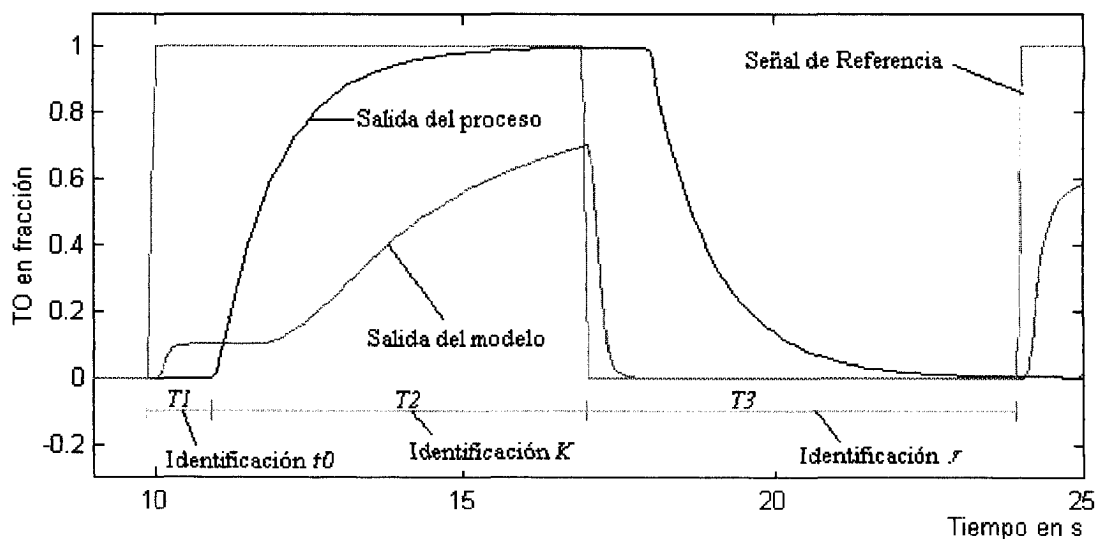


Figura 3.3: Períodos para la Identificación de los Parámetros del Modelo

3.3.1 El Controlador Lógico Difuso (CLD) Tipo Mamdani

El diseño de un CLD tipo Mamdani consta de los siguientes pasos:

1. Definición de las Variables y Universos
2. Definición las Etiquetas o Funciones de Membresía.
3. Definición de las Reglas

Definición de las Variables y Universos (CLD Tipo Mamdani)

La Tabla 3.1 muestra las variables que se tomaron en cuenta para el desarrollo del CLD. Estas variables son: el error y la variación del error entre la salida del modelo y la salida del sistema. Como variable de salida se eligió la salida del parámetro estimado. Los universos se escogieron normalizados entre -1 y 1 para hacer el proceso de identificación independiente del sistema.

Tabla 3.1: Definición de las Variables y Universos (CLD Tipo Mamdani)

Tipo	Variable	Símbolo	Universo
Entrada	Variación del error	Δe	$[-1,1]$
	Error	e	$[-1,1]$
Salida	Parámetro Estimado	-	-

Definición de las Etiquetas o Funciones de Membresía (CLD Tipo Mamdani)

La Tabla 3.2 muestra las etiquetas lingüísticas o conjuntos difusos con los cuales el CLD va a tomar las decisiones. De manera ilustrativa los conjuntos difusos que corresponden a las etiquetas se presentan en la tabla discretizados en 5 puntos.

Tabla 3.2: Definición de las Etiquetas (CLD Tipo Mamdani)

Tipo	Variable	Etiqueta	Conjunto Difuso Discretizado
Entrada	Variación del error	Negativo	$[1,0.5,0,0,0]$
		Cero	$[0,0.5,1,0.5,0]$
		Positivo	$[0,0,0,0.5,1]$
	Error	Negativo	$[1,0.5,0,0,0]$
		Cero	$[0,0.5,1,0.5,0]$
		Positivo	$[0,0,0,0.5,1]$

Definición de las Reglas Comunes para la Estimación del Parámetro (CLD Tipo Mamdani)

La Tabla 3.3 muestra el conjunto de reglas que emplea al CLD para calcular la salida del parámetro estimado.

Tabla 3.3: Definición de las Reglas Comunes para la Estimación del Parámetro (CLD Tipo Mamdani)

		Error		
		Negativo	Cero	Positivo
Variación Del Error	Negativo	Negativo	Negativo	Cero
	Cero	Negativo	Cero	Positivo
	Positivo	Cero	Positivo	Positivo

A continuación se presentan las modificaciones hechas al CLD tipo Mamdani para la estimación individual de los parámetros.

3.3.2 CLD para la Identificación del Parámetro Ganancia

Durante el período T_2 de la señal de excitación (Fig. 3.3) este controlador se encarga de estimar la ganancia del sistema. Este parámetro se estima cuando la salida del sistema está respondiendo a la señal excitadora de entrada. Si durante este período el error es positivo se debe aumentar la ganancia del modelo, en caso contrario, se debe disminuir.

Definición de las Variables y Universos (Parámetro Ganancia)

Se escogió la señal de excitación, como la variable de entrada que permite determinar cuando debe habilitarse este CLD para estimar el parámetro ganancia, (K). La Tabla 3.4 muestra las variables que terminan de definir este CLD.

Tabla 3.4: Definición de las Variables y Universos (Parámetro Ganancia)

Tipo	Variable	Símbolo	Universo
Entrada	Señal de excitación	u	$[-1,1]$
Salida	Variación del parámetro	Δk	$[-1,1]$
	Ganancia		

Licencia Creative Commons:

La Fig. 3.4 muestra la estructura del CLD con los parámetros ajustables que se deben incluir en la normalización de las señales. Las constantes $c1$, $c2$, $c3$ se utilizan para llevar los valores de las variables de entradas al rango $[-1, 1]$. La constante $c4$ se utiliza para aumentar el parámetro ganancia al nivel requerido. Los valores $v1$, $v2$, $v3$ son los valores máximos de las señales de entrada que se desean normalizar, $v4$ es el máximo valor que puede tomar el parámetro desnormalizado.

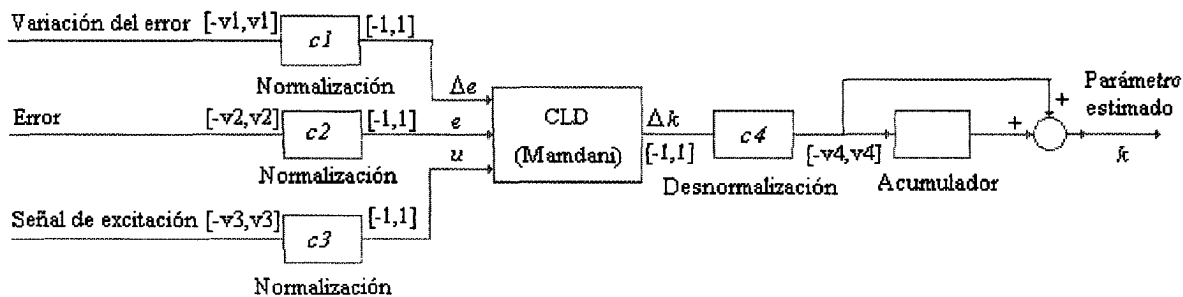


Figura 3.4: Estructura del CLD para la Identificación de la Ganancia y Proceso de Normalización de las Señales

Definición de las Etiquetas o Funciones de Membresía (Parámetro Ganancia)

La Tabla 3.5 muestra las etiquetas lingüísticas o conjuntos difusos que completan el diseño del CLD.

Tabla 3.5: Definición de las Etiquetas (Parámetro Ganancia)

Tipo	Variable	Etiqueta	Conjunto Difuso Discretizado
Entrada	Señal de excitación	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]
Salida	Variación del parámetro	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]

Definición de las Reglas (Parámetro Ganancia)

La señal de excitación (u) se emplea para habilitar la estimación del parámetro, por lo que cuando dicha señal es positiva, las reglas básicas se encargan de estimar el parámetro. Si la señal de excitación es cero o negativa, la salida del CLD es Cero.

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

3.3.3 CLD para la Identificación del Parámetro Constante de Tiempo

Durante el período T_3 de la señal de excitación (Fig. 3.3) este controlador se encarga de estimar la constante de tiempo del sistema. Este parámetro se estima cuando la variación de la salida del proceso es positiva, es decir, al no haber una señal excitadora, la salida del sistema decrece. Si durante este período el error es positivo se debe incrementar la constante de tiempo, en caso contrario, se debe disminuir.

Definición de las Variables y Universos (Parámetro Constante de Tiempo)

Se escogió la variación de la salida del proceso para habilitar al CLD que estima el parámetro constante de tiempo (τ). La Tabla 3.6 muestra las variables que terminan de definir este CLD.

Tabla 3.6: Definición de las Variables y Universos (Parámetro Constante de Tiempo)

Tipo	Variable	Símbolo	Universo
Entrada	Variación de la salida del Proceso	Δy	$[-1,1]$
Salida	Variación del parámetro	$\Delta \tau$	$[-1,1]$

La Fig. 3.5 muestra la estructura del CLD con los parámetros ajustables que se deben incluir en la normalización de las señales. La constante c_5 se utiliza para normalizar la variación de la salida del proceso al rango $[-1, 1]$. La constante c_6 se utiliza para aumentar el parámetro constante de tiempo al valor requerido. El valor v_5 el máximo valor que puede tomar la variación de la señal de entrada, v_6 es el máximo valor que puede tomar el parámetro desnormalizado.

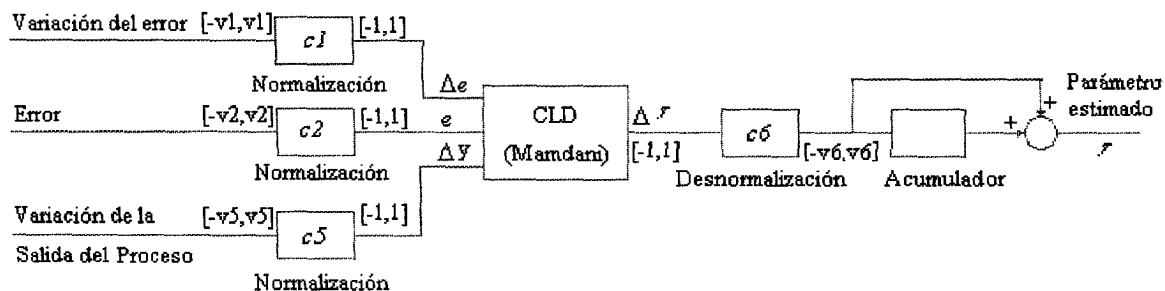


Figura 3.5: Estructura del CLD para la Identificación de la Constante de Tiempo y Proceso de Normalización de las Señales

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

Definición de las Etiquetas (Parámetro Constante de Tiempo)

La Tabla 3.7 muestra las etiquetas lingüísticas o conjuntos difusos que completan el diseño del CLD.

Tabla 3.7: Definición de las Etiquetas (Parámetro Constante de Tiempo)

Tipo	Variable	Etiqueta	Conjunto Difuso Discretizado
Entrada	Variación de la salida del Proceso	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]
Salida	Variación del parámetro Constante de tiempo	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]

Definición de las Reglas (Parámetro Constante de Tiempo)

La variación de la salida del proceso (Δy) se emplea para habilitar la estimación del parámetro, por lo que cuando dicha señal es positiva, las reglas básicas se encargan de estimar el parámetro. Si la variación de la salida del proceso es cero o negativa, la salida del CLD es Cero.

3.3.4 CLD para la Identificación del Parámetro Tiempo Muerto

Durante el período T_I de la señal de excitación (Fig. 3.3) este controlador se encarga de estimar el tiempo muerto del sistema. Este parámetro se estima cuando la salida del sistema no responde ante la señal de excitación. Si durante este período el error es negativo se debe incrementar el tiempo muerto, en caso contrario, se debe disminuir.

Definición de las Variables y Universos (Parámetro Tiempo Muerto)

Se escogieron la salida del proceso y la señal de excitación como variables de entrada que habilitan al CLD para estimar el parámetro tiempo muerto (t_0). La Tabla 3.8 muestra las variables que terminan de definir este CLD.

Tabla 3.8: Definición de las Variables y Universos (Parámetro Tiempo Muerto t_0)

Tipo	Variable	Símbolo	Universo
Entrada	Salida del proceso	y	$[-1,1]$
	Señal de excitación	u	$[-1,1]$
Salida	Variación del parámetro	Δt_0	$[-1,1]$

La Fig. 3.6 muestra la estructura del CLD con los parámetros ajustables que se deben incluir en la normalización de las señales. La constante c_7 se utiliza para normalizar la salida del proceso al rango $[-1, 1]$. La constante c_8 se utiliza para aumentar el parámetro tiempo muerto al valor requerido. Esta constante debe ser negativa, para no tener que modificar las reglas básicas del CLD tipo Mamdani. El valor v_7 el máximo valor que puede tomar la variación de la señal de entrada, v_8 es el máximo valor que puede tomar el parámetro desnormalizado.

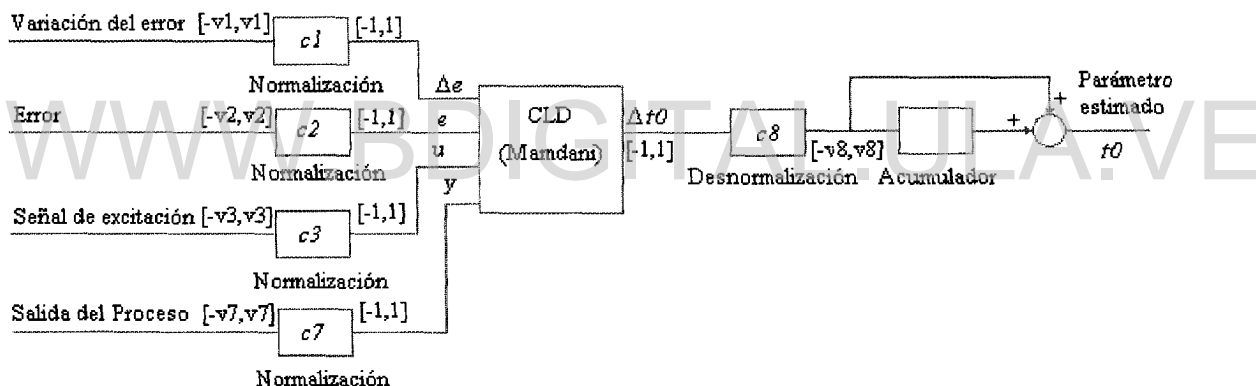


Figura 3.6: Estructura del CLD para la Identificación del Tiempo Muerto y Proceso de Normalización de las Señales

Definición de las Etiquetas (Parámetro Tiempo Muerto)

La Tabla 3.9 muestra las etiquetas lingüísticas o conjuntos difusos que completan el diseño del CLD.

Definición de las Reglas (Parámetro Tiempo Muerto)

La salida del proceso (y) y la señal de excitación (u) se emplean para habilitar la estimación del parámetro, por lo que cuando la señal de excitación es positiva y la salida del proceso es cero, las reglas básicas se encargan de estimar el parámetro. Si la salida del

proceso es diferente de cero y la señal de excitación es cero o negativa, la salida del CLD es Cero.

Tabla 3.9: Definición de las Etiquetas (Parámetro Tiempo Muerto)

Tipo	Variable	Etiqueta	Conjunto Difuso Discretizado
Entrada	Salida del Proceso	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]
	Señal de excitación	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]
Salida	Variación del parámetro	Negativo	[1,0.5,0,0,0]
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

3.4 JUSTIFICACIÓN MATEMÁTICA

A continuación se presentará un método que nos permitirá estudiar el comportamiento en el tiempo de los parámetros $K^*(t)$, $\tau^*(t)$ y $t_0^*(t)$ del modelo, estimados por el identificador difuso. Estos parámetros deben inicialmente ser diferentes de cero, es decir, $K^*(0) \neq 0$, $\tau^*(0) \neq 0$, y $t_0^*(0) \neq 0$, para que el modelo se comporte como un sistema POMTM.

3.4.1 Identificación de los Parámetros Ganancia y Constante de Tiempo

Para obtener como varían estos parámetros con el tiempo, haremos varias simplificaciones, la primera de ellas será considerar que no existe retraso o tiempo muerto. La Fig. 3.7 muestra los períodos donde cada CLD identifica el parámetro que le corresponde; un período T_2 durante el cual el CLD identifica la ganancia y un período T_3 donde se identifica la constante de tiempo del sistema.

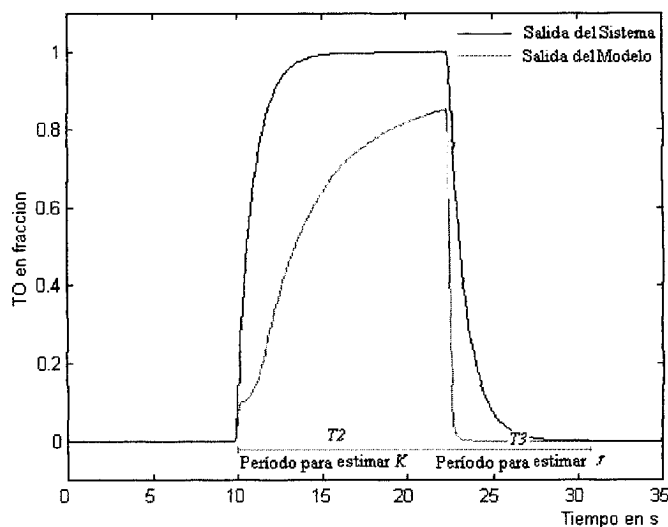


Figura 3.7: Períodos para la Identificación de la Ganancia (K) y Constante de Tiempo (τ) cuando no hay Tiempo Muerto

Como primera restricción la salida del sistema en ausencia de la señal de excitación debe ser cero, impuesta por la selección del tipo de reglas del CLD.

El algoritmo de identificación se implementa en un computador digital, por lo que los períodos T_2 y T_3 van a depender de T que es el período de muestreo según las siguientes relaciones:

$$T_2 = NT \quad T_3 = MT$$

Donde N y M son las cantidades de instantes de muestreo para cada período. T_2 varía desde 0 hasta NT y T_3 lo hace de 0 a MT . El período de la señal de muestreo es el máximo de T_2+T_3 . El teorema de Shannon va imponer la segunda restricción en la elección del período de muestreo. El valor mínimo del período de muestreo T deberá ser menor o igual a 2τ , donde τ es la constante de tiempo del sistema [10].

Identificación de la Ganancia

Consideremos la salida del sistema de primer orden (durante el período T_2), el cual tiene como parámetros la ganancia K , y la constante de tiempo τ ; el sistema discretizado es:

$$y(n) = K - Ke^{-(1/\tau)n}$$

La salida del modelo, cuyos parámetros son la ganancia $K^*(n)$ y la constante de tiempo $\tau^*(n)$ [constante durante T_2] está dada por:

$$y^*(n) = K^*(n) - K^*(n)e^{-(1/\tau^*(n))n}$$

El error cometido al usar el modelo es:

$$\begin{aligned}
e(nT) &= y(n) - y^*(n) \\
&= K - K^*(n) - \left(K e^{-(1/\tau)n} - K^*(n) e^{-(1/\tau^*(n))n} \right) \\
&= e_1(n) - e_2(n)
\end{aligned}$$

Donde

$$e_1(n) = K - K^*(n)$$

y

$$e_2(n) = K e^{-(1/\tau)n} - K^*(n) e^{-(1/\tau^*(n))n}$$

Para estudiar el comportamiento de la señal de error consideraremos 2 casos:

Caso 1. $\tau = \tau^*(n)$: Suponemos que la constante de tiempo del sistema es igual a la constante de tiempo estimada. Para este caso el término $e_2(n)$ se simplifica:

$$e_2(n) = (K - K^*(n)) e^{-(1/\tau)n} = e_1(n) e^{-(1/\tau)n}$$

El error cometido es:

$$\begin{aligned}
e(n) &= e_1(n) - e_2(n) \\
&= e_1(n) (1 - e^{-(1/\tau)n})
\end{aligned}$$

Si $n > \tau$, entonces se cumple que $e(n) \approx e_1(n)$ y por lo tanto, la ganancia estimada vendrá definida por:

$$K^*(n) = K - e_1(n) \quad \text{para } n > \tau \quad (3.1)$$

Como las reglas SI-ENTONCES, junto con la estructura del CLD se comporta como un controlador PID [8], tenemos que

$$\begin{aligned}
K^*(n) &= K_P e(n) + K_I T \sum_{h=0}^n e(h) + K_D \frac{\Delta e(n)}{T} && \text{durante } T2 \\
\Delta K^*(m) &= 0 && \text{durante } T3
\end{aligned}$$

es decir, $K^*(n)$ es la ley de control que garantiza que $e(n)$ tienda a cero, y cuando esto ocurra la ganancia estimada será:

$$K^*(n) = K_I T \sum_{h=0}^n e(h) = K_I \sum_{h=0}^n e_1(h) (1 - e^{-(1/\tau)h}), \quad (3.2)$$

Se comprueba que $K^*(n)$ tenderá al valor real K si y sólo si $e_1(n)$ tiende a cero (3.1), y según (3.2) este será un valor constante. Es de hacer notar que existirá un pequeño error entre $K^*(n)$ y el verdadero parámetro K , que dependerá exclusivamente de la definición de la etiqueta CERO en el CLD. La Fig. 3.8a muestra la salida de un sistema ($K=1$, $\tau=1$) y la

Licencia Creative Commons:

del modelo. La Fig. 3.8b muestra la variación del parámetro identificado $K^*(n)$ comparándolo con el valor verdadero K . En la Fig. 3.8c se puede apreciar el comportamiento de las señales de error $e(n)$, $e_1(n)$ y $e_2(n)$.

Caso 2. $\tau \neq \tau^*(n)$: Suponemos que la constante de tiempo del sistema no es igual a la constante de tiempo estimada, por lo que el término $e_2(n)$ es

$$e_2(n) = Ke^{-(1/\tau)n} - K^*(n)e^{-(1/\tau^*)n}$$

Las reglas SI-ENTONCES hacen que $e(n)$ tienda a cero, pero como los términos exponenciales también tienden a cero, no es posible estimar el parámetro con sólo un período de la señal de excitación. Debemos considerar entonces como variará la suma de los errores durante r períodos de la señal de entrada, es decir

$$\sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^n e_p(q) = \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^n e_{1p}(q) - \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^n e_{2p}(q)$$

donde $e_p(n)$, $e_{1p}(n)$, $e_{2p}(n)$ son los errores respectivos para el período p .

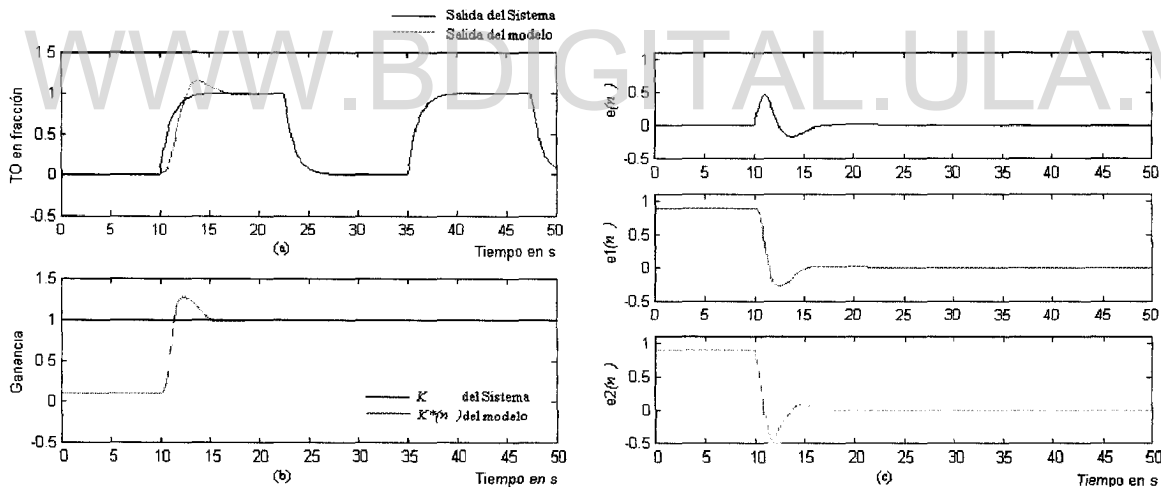


Figura 3.8: a) Salida del Sistema y del Modelo cuando $\tau = \tau^*(n)$ y $T=0.1s$; b) Variación del Parámetro Identificado Ganancia $K^*(n)$; c) Señales de error $e(n)$, $e_1(n)$ y $e_2(n)$

En este caso observamos que el error $e_{2p}(n)$ no se puede expresar como función de $e_{1p}(n)$, lo cual se debe a que no se ha identificado correctamente la constante de tiempo del sistema. Cuando el CLD que identifica dicho parámetro lo haya hecho existirá un período $p=i$, con $i < r$ donde $e_{2i}(n)$ podrá expresarse como en el caso 1. Una vez identificada la constante de tiempo, el parámetro $K^*(n)$ termina de ajustarse en el siguiente período de la señal de excitación.

Licencia Creative Commons:

La Fig. 3.9a muestra la comparación entre la salida del sistema y el modelo, observándose que se necesita un número mayor de períodos de la señal de excitación para la identificación de ambos parámetros. La Fig. 3.9b muestra como el parámetro $K^*(n)$ es estimado por el CLD durante varios períodos de la señal de Referencia. La Fig. 3.9c muestra el comportamiento de las señales de error estudiadas.

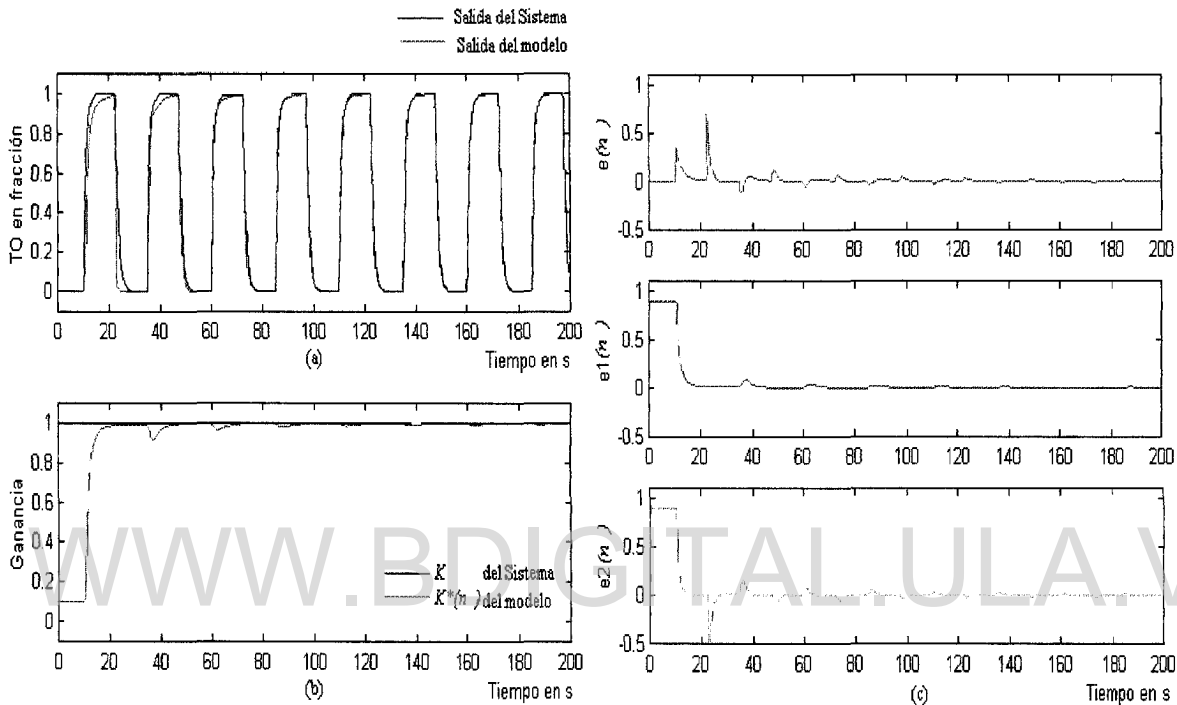


Figura 3.9: a) Salida del Sistema y del Modelo cuando $\tau \neq \tau(n)$ con $T=0.1s$; b) Salida del Parámetro Identificado Ganancia $K^*(n)$; c) Señales de error $e(n)$, $e_1(n)$ y $e_2(n)$

Identificación de la Constante de Tiempo del Sistema

Este parámetro se estima durante el período $T3$ como lo muestra la Fig. 3.7. La salida del sistema de primer orden durante este tiempo, el cual tiene como parámetros la ganancia K , y la constante de tiempo τ , es:

$$y(m) = Ke^{-(1/\tau)m}$$

La salida del modelo, cuyos parámetros son la ganancia $K^*(m)$ [constante durante $T3$] y la constante de tiempo $\tau^*(m)$ está dada por:

$$y^*(m) = K^*(m)e^{-(1/\tau^*(m))m}$$

El error cometido al usar dicho modelo durante este intervalo es

$$\begin{aligned}
e_3(m) &= y(m) - y^*(m) \\
&= Ke^{-(1/\tau)m} - K^*(m)e^{-(1/\tau^*(m))m}
\end{aligned} \tag{3.3}$$

Para estudiar el comportamiento de la señal de error consideremos los siguientes casos:

Caso 3. $K = K^*(m)$: Suponemos que la ganancia del sistema es igual a la ganancia estimada. Para este caso (3.3) se simplifica de la siguiente manera:

$$e_3(m) = K \left(e^{-(1/\tau)m} - e^{-(1/\tau^*(m))m} \right)$$

Las reglas SI-ENTONCES hacen que $e_3(m)$ tienda a cero, pero como los términos exponenciales también tienden a cero, no es posible estimar el parámetro con sólo un período de la señal de excitación. Debemos considerar entonces como variará la suma de los errores durante r períodos de la señal de entrada, es decir

$$\sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m e_{3p}(q) = K \left(\sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau)q} - \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau^*(q))q} \right)$$

donde $\tau^*(m)$ y $e_{3p}(m)$ son el parámetro estimado constante de tiempo y el error respectivamente durante el período p .

Como las reglas SI-ENTONCES junto con el controlador difuso se comportan como un controlador tipo PID durante el período $T3$, es decir

$$\begin{aligned}
\tau^*(m) &= K_p e_{3p}(m) + K_I T \sum_{h=0}^m e_{3p}(h) + K_D \frac{\Delta e_{3p}(m)}{T} && \text{durante } T3 \\
\Delta \tau^*(m) &= 0 && \text{durante } T2
\end{aligned}$$

donde la ley de control es el parámetro estimado $\tau^*(m)$, lo cual garantiza que $e_3(m)$ tienda a cero, y por lo tanto la constante de tiempo estimada será:

$$\tau^*(m) = K_I \sum_{h=0}^m e_{3p}(h) \tag{3.4}$$

Por lo tanto, existirá un intervalo $p=i$, con $i < r$ donde $e_3(m) = 0$, con $m < 5\tau$, donde se cumple que:

$$\sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^m e_{3p}(q) = K \left(\sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau)q} - \sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau^*(q))q} \right)$$

y además

$$\sum_{p=i}^r \sum_{q=0}^m e_{3p}(q) = 0 \quad \text{ya que} \quad \sum_{p=i}^r \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau)q} = \sum_{p=i}^r \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau p^*(q))q}$$

es decir,

$$e^{-(1/\tau)m} = e^{-(1/\tau p^*(m))m} \quad \text{donde} \quad \tau = \tau_p^*(m) = \text{constante}$$

El parámetro $\tau_p^*(m)$ a partir del período i será constante ya que (3.4) es constante si $e_3(m)$ tiende a cero. Es importante recalcar que $e_3(m)$ debe tender a cero antes que los términos exponenciales lo hagan.

La Fig. 3.10a muestra la salida del sistema comparada con la del modelo, se observa como poco a poco el modelo se va ajustando al sistema. La Fig. 3.10b muestra como el parámetro estimado $\tau^*(m)$ se ajusta durante el intervalo en el cual no existe excitación de entrada, y como poco a poco va tendiendo al valor real. La Fig. 3.10c muestra como el error $e_3(m)$ va tendiendo a cero, mientras más intervalos son tomados en consideración.

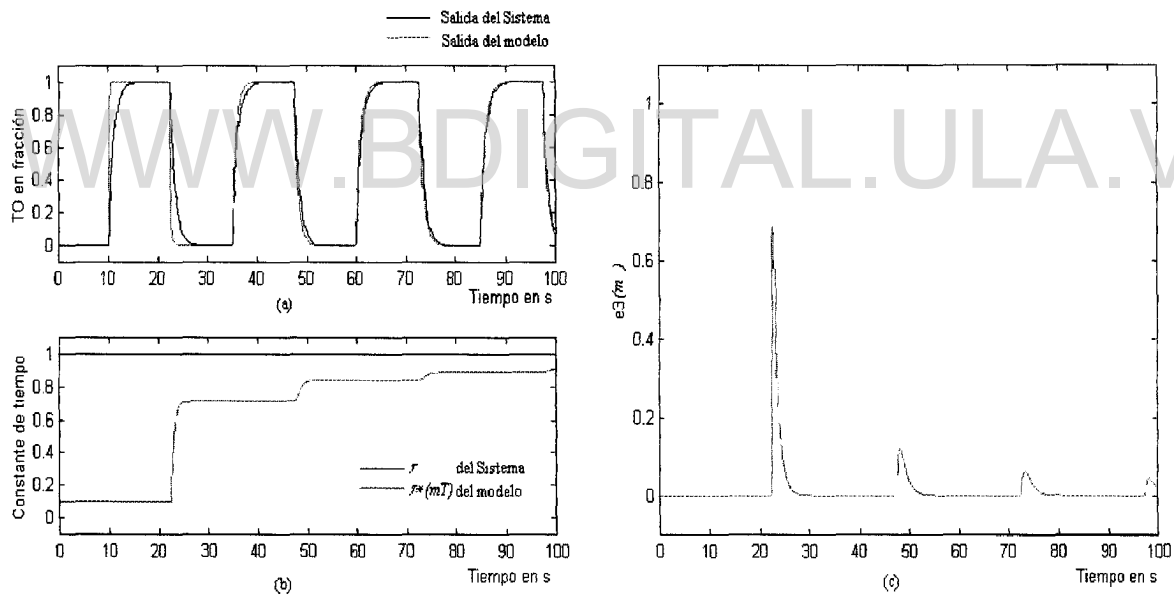


Figura 3.10: a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $K = K^*(m)$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $\tau^*(m)$; c) Señal de error $e_3(m)$

Caso 4. $K \neq K^*(m)$: En este caso suponemos que la ganancia del sistema difiere de la ganancia estimada. Para este caso el error durante el período $T3$ viene dado por

$$e_3(m) = Ke^{-(1/\tau)m} - K^*(m)e^{-(1/\tau^*(m))m}$$

Al igual que para los dos casos anteriores debemos considerar la suma del error durante r períodos, es decir,

$$\sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m e_{3p}(q) = K \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m e^{-(1/\tau)q} - \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^m K_p^*(q) e^{-(1/\tau p^*)(q)q}$$

donde $K_p^*(m)$ es el parámetro estimado Ganancia durante el período p . De la ecuación anterior podemos observar que en este caso $e_{3p}(m)$ va a ser cero, si $K_p^*(m)$ tiende a K y $\tau p^*(t)$ tiende a τ . Como la identificación de los parámetros se hace durante períodos independientes, durante $T2$ se ajustará poco a poco $K_p^*(n)$, y $e(n)$ irá tendiendo a cero poco a poco. Durante el período $T3$ se irá ajustando la constante de tiempo, hasta que en el período $i \times T2$, $e_{3i}(m)$ sea tan pequeño que el parámetro ya no varíe. Para el siguiente período de la señal de excitación como la constante de tiempo ya ha sido identificada, entonces se terminará de identificar la ganancia $K^*(n)$.

La Fig. 3.11a muestra para este caso la salida del sistema comparada con la del modelo, se puede observar como poco a poco tanto la ganancia como la constante de tiempo del modelo se van ajustando hasta que los errores tienden a cero. La Fig. 3.11b muestra la estimación del parámetro constante de tiempo, se puede apreciar que dicha estimación tarda más que para el caso anterior. La Fig. 3.11c muestra como $e_3(m)$ tiende a cero cuando se toman en consideración varios períodos de la señal de entrada.

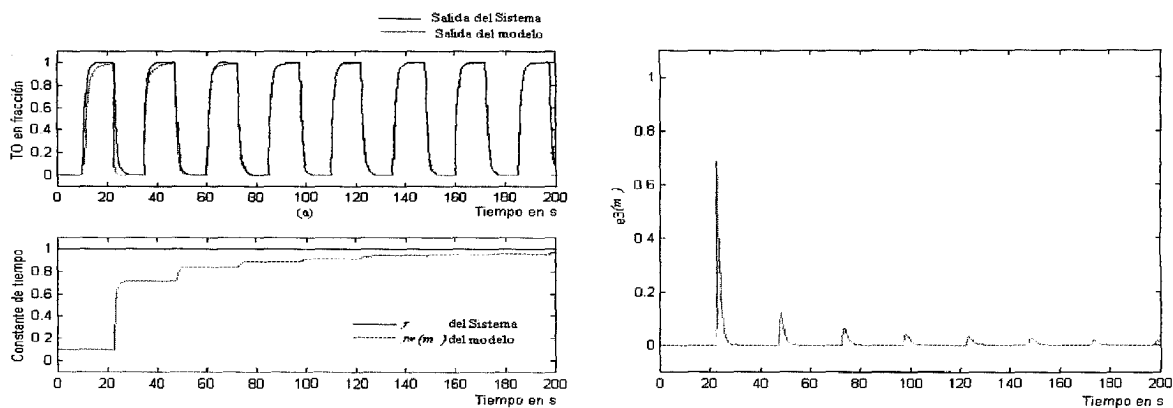


Figura 3.11: a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $K \neq K^*(m)$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $\tau^*(m)$; c) Señal de error $e_3(m)$

3.4.2 Identificación del Parámetro Tiempo Muerto

La Fig. 3.12 muestra el período ($T1$) donde el CLD va a identificar el parámetro t_0 (tiempo muerto). Como se puede observar el tiempo muerto se identifica cuando ya existe

una señal de excitación en la entrada, por lo que la salida del modelo difiere de la del sistema, ya que este posee un tiempo de retardo diferente al del modelo.

Al igual que para la identificación de la ganancia y constante de tiempo el período $T3$ va a depender de T la siguiente relación:

$$T1 = LT$$

Donde L es la cantidad de instantes de muestreo. $T1$ varía entre 0 y LT

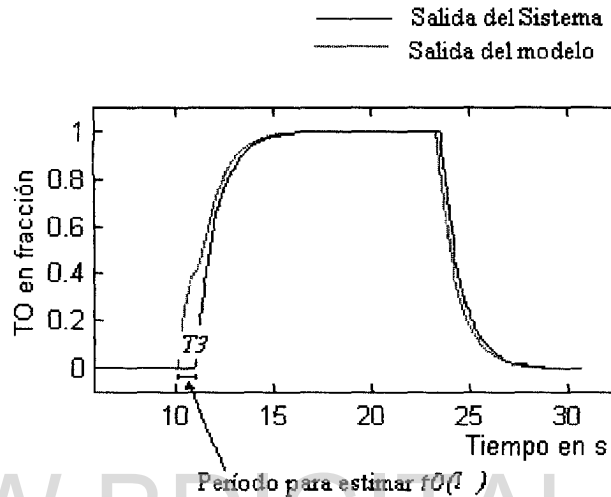


Figura 3.12: Período para la identificación del Parámetro Tiempo Muerto

La identificación de este parámetro es similar a la de la constante de tiempo, en este caso debemos solamente considerar el error que ocurre durante el período p -ésimo $T3$, este es

$$e_{4p}(l) = -K_p * (l) e^{-(l/\tau_p * (l))}$$

Las reglas SI-ENTONCES hacen que $e_{4p}(l)$ tienda a cero, pero como los términos exponenciales también tienden a cero, no es posible estimar el parámetro con sólo un período de la señal de excitación. Debemos considerar entonces como variará la suma de los errores durante r períodos de la señal de entrada, es decir

$$\sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^l e_{4p}(q) = - \sum_{p=0}^r \sum_{q=0}^l K_p * (q) e^{-(l/\tau_p * (q))}$$

Como las reglas SI-ENTONCES junto con el controlador difuso se comportan como un controlador tipo PID, es decir

$$t_{0p} * (l) = K_p e_{4p}(l) + K_I T \sum_{h=1}^l e_{4p}(h) + K_D \frac{\Delta e_{4p}(l)}{T}$$

Licencia Creative Commons:

donde la ley de control es el parámetro estimado $t_{0p}^*(l)$, lo cual garantiza que $e_{4p}(l)$ tienda a cero, y por lo tanto el tiempo muerto estimado será:

$$t_{0p}^*(l) = K_l \sum_{h=1}^l e_{4p}(h)$$

Por lo tanto, existirá un intervalo $r=i$, con $i < k$ donde $e_{4p}(l) = 0$, para todo l , donde se cumple que:

$$\sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^l e_{4p}(q) = - \sum_{p=0}^i \sum_{q=0}^l K_p^*(q) e^{-(1/\tau_p^*(q))q}$$

y

$$\sum_{p=i}^r \sum_{q=0}^l e_{4p}(q) = 0 \quad \text{ya que} \quad t_0^*(l) = t_0$$

es decir la salida del modelo es cero durante el período Tl . La Fig. 3.13a muestra la salida del sistema comparándola con la del modelo; en este caso suponemos que los parámetros son conocidos. La Fig. 3.13.b muestra la variación del Parámetro tiempo muerto, y la Fig. 3.13.c muestra el error $e_A(l)$.

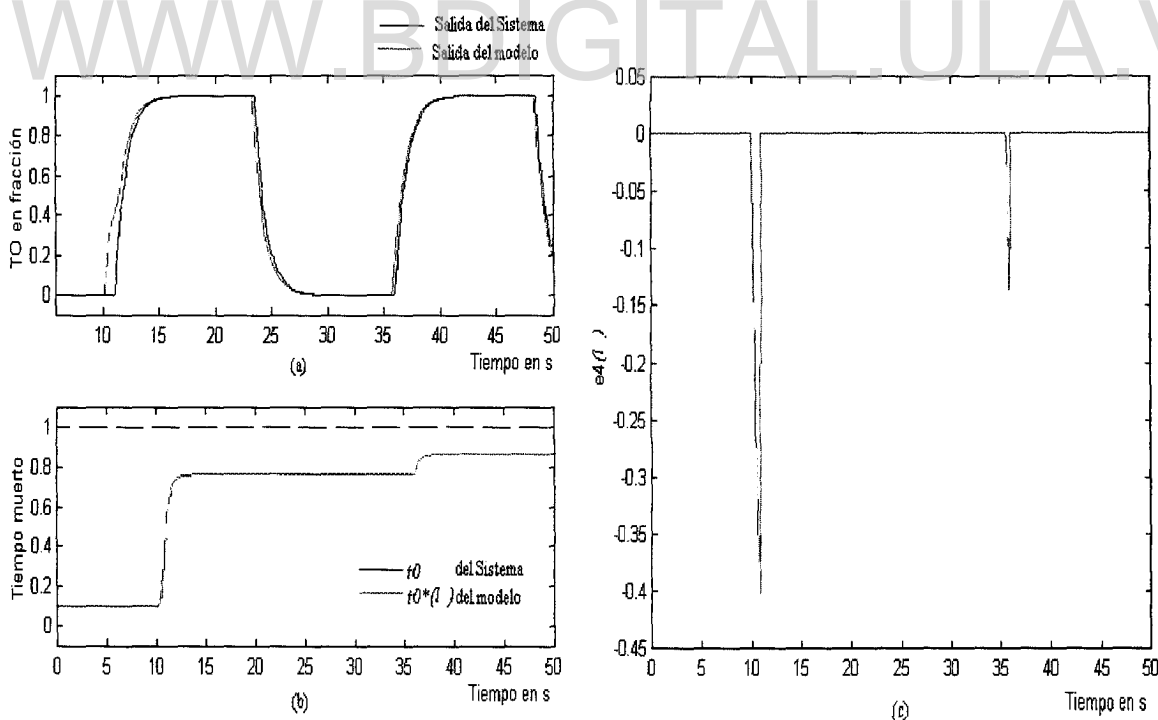


Figura 3.13: a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando $t_0^*(l) \neq t_0$ para $T=0.1s$; b) Parámetro identificado $t_0^*(l)$; c) Señal de error $e_A(l)$

Como último paso nos queda demostrar que si todos los parámetros son desconocidos, entonces los CLD tenderán a identificar correctamente los parámetros del sistema. En este caso lo que ocurre, es que como cada CLD trabaja en periodos independientes, poco a poco los errores van disminuyendo al tender los parámetros estimados a los verdaderos. La única diferencia con respecto a los casos anteriores es que se necesitarán varios periodos más para alcanzar el objetivo.

La Fig. 3.14a muestra este resultado, se puede observar como poco a poco se va ajustando la salida del modelo a la salida del sistema. La Fig. 3.14b muestra el error cometido entre la salida del sistema y la salida del modelo, se puede apreciar como tiende a cero pero esta vez es más lento que para los casos anteriores.

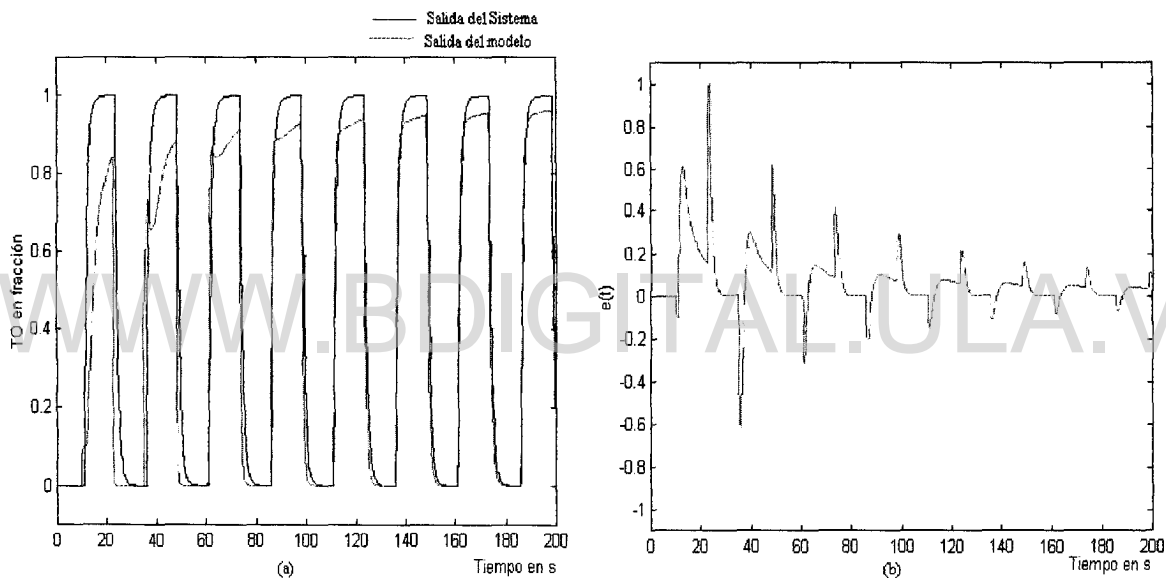


Figura 3.14: a) Comparación de la salida del Sistema y del Modelo cuando Todos los Parámetros son Desconocidos; b) Señal de Error $e(t)$

3.5 DISEÑO DE UN CONTROLADOR SMC_r PARA PROCESOS CON TIEMPO MUERTO, O DE FASE NO MÍNIMA.

Como primer paso para el diseño de un controlador SMC_r se asumirá que el proceso puede ser aproximado por un modelo POMTM, de la forma

$$\frac{X(s)}{U(s)} = \frac{K}{\tau s + 1} e^{-t_0 s} \quad (3.5)$$

donde los parámetros del proceso aproximado son: K ganancia, τ constante de tiempo y t_0 tiempo muerto o de retardo.

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

Para desarrollar la estructura del controlador SMCr aproximaremos el tiempo muerto con una serie de Taylor de primer orden, esto es:

$$e^{-t_0s} \approx \frac{1}{t_0s + 1} \quad (3.6)$$

la cual es buena si t_0 es grande. Si sustituimos (3.6) en (3.5) obtenemos, un modelo de segundo orden cuya forma es:

$$\frac{X(s)}{U(s)} = \frac{K}{(\tau s + 1)(t_0s + 1)}$$

re-escribiendo la ecuación anterior como ecuación diferencial:

$$t_0\tau \frac{d^2x(t)}{dt^2} + (t_0 + \tau) \frac{dx(t)}{dt} + x(t) = K u(t) \quad (3.7)$$

La superficie deslizante $s(t)$ de orden 2 (orden del modelo) es:

$$s(t) = \frac{de(t)}{dt} + \lambda_1 e(t) + \lambda_0 \int_0^t e(t) dt \quad \text{con } \lambda_1 = 2\lambda \text{ y } \lambda_0 = \lambda^2.$$

Esta superficie $s(t)$ debe cumplir la condición (2.3), es decir:

$$\frac{ds(t)}{dt} = \frac{d^2e(t)}{dt^2} + \lambda_1 \frac{de(t)}{dt} + \lambda_0 e(t) = 0 \quad (3.8)$$

Sustituyendo (2.2) en (3.8) tenemos:

$$\frac{d^2r(t)}{dt^2} - \frac{d^2x(t)}{dt^2} + \lambda_1 \left(\frac{dr(t)}{dt} - \frac{dx(t)}{dt} \right) + \lambda_0 e(t) = 0$$

Despejando la segunda derivada de $x(t)$ de la ecuación anterior y sustituyéndola por (3.7), obtenemos la parte continua del controlador:

$$u_C(t) = \left(\frac{t_0\tau}{K} \right) \left[\left(\frac{t_0 + \tau}{t_0\tau} - \lambda_1 \right) \frac{dx(t)}{dt} + \frac{x(t)}{t_0\tau} + \lambda_0 e(t) + \frac{d^2r(t)}{dt^2} + \lambda_1 \frac{dr(t)}{dt} \right]$$

Según [3], se pueden descartar las derivadas de la referencia, sin ningún efecto en el desempeño del controlador, resultando un controlador más simple de la forma

$$u_C(t) = \left(\frac{t_0\tau}{K} \right) \left[\left(\frac{t_0 + \tau}{t_0\tau} - \lambda_1 \right) \frac{dx(t)}{dt} + \frac{x(t)}{t_0\tau} + \lambda_0 e(t) \right]$$

Para simplificar aún más $u_C(t)$, podemos asumir lo siguiente:

$$\lambda_1 = \frac{t_0 + \tau}{t_0\tau}$$

Para asegurar que la superficie de deslizamiento se comporte como un sistema sobreamortiguado, hacemos que

$$\lambda_0 \leq \frac{\lambda_1^2}{4}$$

entonces el diseño del controlador completo es:

$$u(t) = \left(\frac{t_0 \tau}{K} \right) \left[\frac{x(t)}{t_0 \tau} + \lambda_0 e(t) \right] + K_D \frac{s(t)}{|s(t)| + \delta}$$

con

$$s(t) = \text{signo}(K) \left(-\frac{dx(t)}{dt} + \lambda_1 e(t) + \lambda_0 \int_0^t e(t) dt \right)$$

donde hemos hecho la aproximación

$$\frac{de(t)}{dt} = -\frac{dx(t)}{dt}$$

Estas ecuaciones presentan ventajas desde un punto de vista de control, poseen una estructura fija, que depende de los parámetros λ , y de los parámetros del modelo POMTM.

Para completar el diseño del SMCr, es necesario tener unas ecuaciones de entonamiento. Estas son propuestas por [3] y son las siguientes:

Parte continua de la ley de control

$$\lambda_1 = \frac{t_{01} + \tau}{t_{01} \tau} \quad (\text{tiempo})^{-1}$$

$$\lambda_0 = \frac{1}{4} \left(\frac{t_{01} + \tau}{t_{01} \tau} \right)^2 \quad (\text{tiempo})^{-2}$$

Parte discontinua de la ley de control:

$$K_D = \frac{0.51}{|K|} \left(\frac{\tau}{t_{01}} \right)^{0.76} \quad (\text{fracción CO})$$

$$\delta = 0.68 + 0.12 |K| K_D \lambda_1 \quad (\text{fracción TO/tiempo})$$

3.6 ALGORITMO DE AUTO-AJUSTE.

El Algoritmo de Auto-ajuste toma los valores iniciales de los parámetros del controlador y los modifica dependiendo de la naturaleza de la señal de error, y de acuerdo a la técnica empleada.

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

La Fig. 3.15 muestra el esquema general de Auto-Ajuste del Controlador.

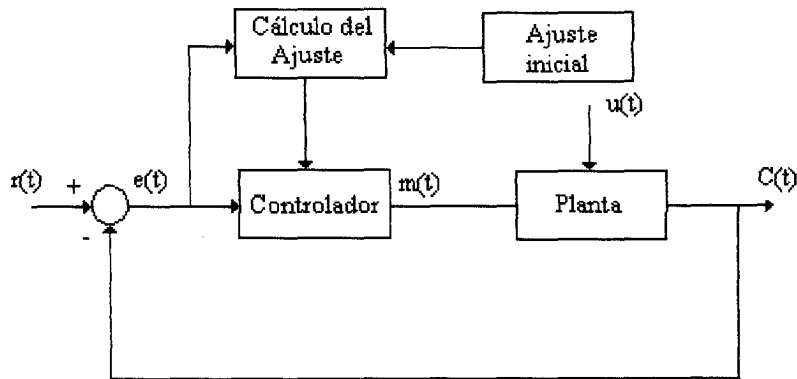


Figura 3.15: Esquema para el Auto-Ajuste del Controlador

Las técnicas consideradas en el algoritmo de Auto-Ajuste son:

1. Según el Número y Magnitud de los Picos
2. Según el Análisis del Error (Controlador Difuso)

1. Según el Número y Magnitud de los Picos

Este algoritmo de auto-ajuste se implementó tomando en cuenta las nociones del Controlador AutoAjustable expuestas en el Capítulo 2. Fue programado con el software Matlab e implementado en Simulink. El código fuente se presenta en el Anexo A.

2. Según el Análisis del Error (Auto-Ajuste Difuso)

El diseño de este algoritmo sigue los mismos pasos que se emplearon para el Identificador Difuso. La Fig. 3.16 muestra el diagrama de bloques del esquema de auto-ajuste difuso. Este esquema fue diseñado solamente para variar los parámetros KD y $L0$ de un controlador SMCr. Las constantes $c1$, $c2$ y $c3$ se utilizan en el proceso de normalización de las señales de entrada, mientras que $c4$ y $c5$ se utilizan para determinar el porcentaje de cambio del parámetro del controlador. La salida del CLD depende principalmente de la magnitud del error entre la salida del sistema y la señal de referencia. Las constantes K_{Di} y λ_{0i} son los valores iniciales del controlador identificados para el proceso. Los valores $v1$, $v2$, $v3$, $v4$ y $v5$ son los rangos de valores que pueden tomar las variables consideradas.

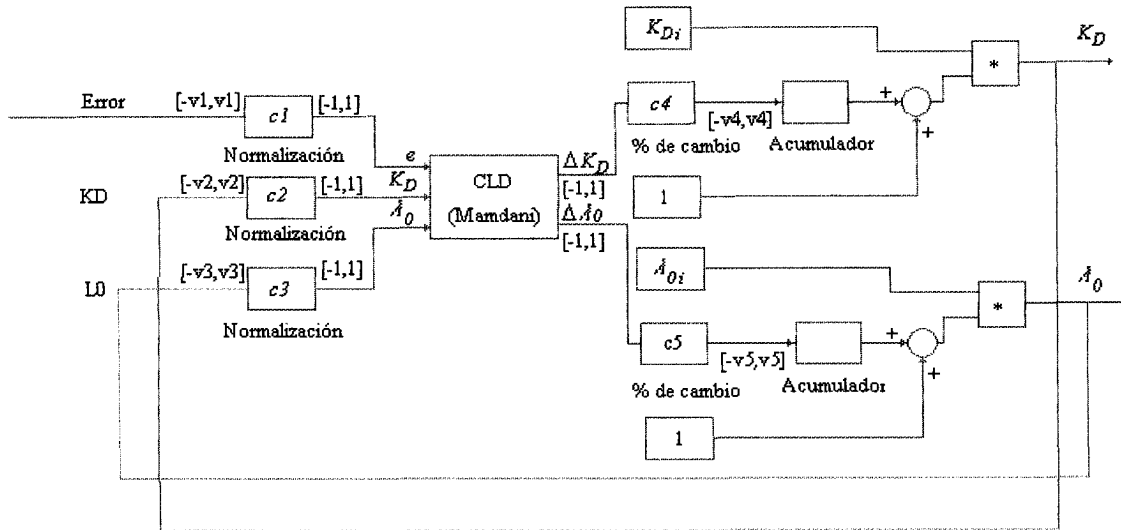


Figura 3.16: Esquema para el Auto-Ajuste del Controlador Difuso para un SMCr

Selección de las Variables (Auto-Ajuste Difuso)

El algoritmo para el auto-ajuste utiliza principalmente la magnitud del error entre la señal de referencia y la salida del sistema para calcular el porcentaje de cambio en los parámetros del controlador que mejora los índices de funcionamiento.

Además se consideraron como entradas los valores actuales de los parámetros del controlador con la finalidad limitar el porcentaje de cambio en el parámetro.

Selección de los Universos (Auto-Ajuste Difuso)

La Tabla 3.10 muestra las variables que se tomaron en cuenta para el desarrollo del algoritmo. Los universos están normalizados para abarcar una mayor cantidad de sistemas.

Tabla 3.10: Definición de las Variables y Universos (Auto-Ajuste Difuso)

Tipo	Variable	Símbolo	Universo
Entrada	Error	e	$[-1,1]$
	Constante Proporcional	K_D	$[-1,1]$
	Constante Integral	λ_0	$[-1,1]$
Salida	Variación Constante Proporcional	ΔK_D	$[0,1]$
	Variación Constante Integral	$\Delta \lambda_0$	$[0,1]$

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

Definición de las Etiquetas

La Tabla 3.11 muestra la selección de las etiquetas. Las etiquetas de los parámetros del controlador se denominaron de manera diferente dándole importancia a su magnitud. La etiqueta Mediano va a representar el valor normalizado del parámetro inicialmente ajustado.

Tabla 3.11: Definición de las Etiquetas (Auto-Ajuste Difuso)

Tipo	Variable	Etiqueta	Conjunto Difuso Discretizado	
Entrada	Error	Negativo	[1,0.5,0,0,0]	
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]	
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]	
	K_D	Pequeño	[1,0.5,0,0,0]	
		Mediano	[0,0.5,1,0.5,0]	
		Grande	[0,0,0,0.5,1]	
		λ_0	Pequeño	[1,0.5,0,0,0]
			Mediano	[0,0.5,1,0.5,0]
			Grande	[0,0,0,0.5,1]
Salida	ΔK_D	Negativo	[1,0.5,0,0,0]	
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]	
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]	
	$\Delta \lambda_0$	Negativo	[1,0.5,0,0,0]	
		Cero	[0,0.5,1,0.5,0]	
		Positivo	[0,0,0,0.5,1]	

Definición de las Reglas

Las Tablas 3.12 y 3.13 muestran el conjunto de reglas que emplea al CLD para calcular la salida del porcentaje de ajuste del parámetro del controlador.

Por ejemplo si no existe error entre la salida del sistema y la señal de referencia entonces no debe hacerse ningún ajuste. Pero si el error es negativo y el parámetro λ_0 es pequeño se puede aumentar el parámetro K_D . Este tipo de reglas depende del comportamiento del sistema estudiado, es decir, si aplicamos este tipo de reglas a cualquier

Licencia Creative Commons:

sistema puede que se degrade el desempeño del sistema de control. Las constantes $c4$ y $c5$ permiten modificar el porcentaje y sentido de ajuste sin tener que modificar las reglas.

Tabla 3.12: Definición de las Reglas para la Estimación del Porcentaje de Ajuste del Parámetro Constante Proporcional (Auto-Ajuste Difuso)

	Error			
		Negativo	Cero	Positivo
λ_0	Pequeño	Positivo	Cero	Positivo
	Mediano	Negativo	Cero	Positivo
	Grande	Negativo	Cero	Negativo

Tabla 3.13: Definición de las Reglas para la Estimación del Porcentaje de Ajuste del Parámetro Constante Integral (Auto-Ajuste Difuso)

	Error			
		Negativo	Cero	Positivo
K_D	Pequeño	Positivo	Cero	Negativo
	Mediano	Negativo	Cero	Negativo
	Grande	Negativo	Cero	Positivo

4 METODOLOGÍA

En este capítulo se presenta la metodología propuesta para el auto-ajuste de los parámetros de controladores SMCr y PID, cuyo ajuste inicial se basó en la identificación de los parámetros del sistema POMTM, que representa la relación entrada-salida del proceso.

Se estudiaron 2 clases de procesos. En la sección 4.1 se propone un sistema no lineal que presenta tiempo muerto variable. En la sección 4.2 se estudia un sistema que presenta fase no mínima. En ambos casos los pasos que se siguieron fueron:

1. Descripción del Proceso
2. Modelo Matemático
3. Identificación
4. Ajuste inicial del Controlador
5. Auto-Ajuste del Controlador

4.1 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE UN SISTEMA NO LINEAL QUE PRESENTA TIEMPO MUERTO VARIABLE

Caso de Estudio: TANQUE DE MEZCLADO

4.1.1 Descripción del Proceso

El sistema está conformado por un tanque (Fig. 4.1a), el cual recibe dos corrientes, una caliente $W_1(t)$, y una fría $W_2(t)$. La temperatura del tanque se mide a 125 pies aguas abajo del tanque. Posteriormente el controlador de temperatura se encarga de comparar la temperatura medida, con la referencia y toma la acción correcta sobre la válvula que controla el flujo frío. La Fig. 4.1b muestra el diagrama de bloques del esquema de control propuesto, siendo la variable controlada la temperatura en el tanque y la variable manipulada el flujo frío.

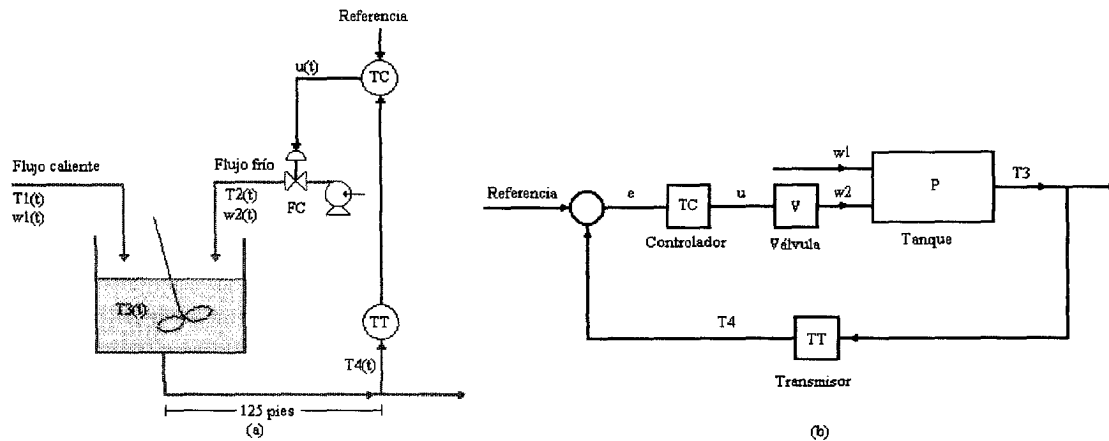


Figura 4.1: Tanque de mezclado; a) Esquema de Control; b) Diagrama de bloques del Esquema de Control

Se asume lo siguiente:

- El volumen del líquido en el tanque se considera constante.
- El contenido del tanque está bien mezclado.
- El tanque y la tubería están bien aislados.

El transmisor de temperatura está calibrado en el rango 100°F a 200°F. No existe ruido a la salida del Transmisor.

4.1.2 Modelo Matemático

A continuación se presentan las ecuaciones que rigen el comportamiento del proceso [3].

Balance de energía en el tanque:

$$W_1(t)Cp_1(t)T_1(t) - W_2(t)Cp_2(t)T_2(t) - (W_1(t) + W_2(t))Cp_3(t)T_3(t) = V\rho Cv_3 \frac{dT_3(t)}{dt}$$

donde:

$W_1(t)$ es el flujo másico de la corriente caliente, lb/min.

$W_2(t)$ es el flujo másico de la corriente fría, lb/min.

Cp es capacidad calorífica del líquido a presión constante, Btu/lb-°F.

Cv es la capacidad calorífica del líquido a volumen constante, Btu/lb-°F.

$Vp(t)$ es la posición de la válvula, de 0 (válvula cerrada) a 1 (válvula abierta)

$T_1(t)$ es la temperatura del flujo caliente, °F.

$T_2(t)$ es la temperatura del flujo frío, °F.

Licencia Creative Commons:

$T_3(t)$ es la temperatura del líquido en el tanque, °F

V es el volumen del líquido, ft³

Retardo en la medición de la temperatura, entre el tanque y el sensor, debido a la ubicación del sensor:

$$T_4(t) = T_3(t - t_0)$$

donde:

t_0 es el retardo, min

$T_4(t)$ es la temperatura $T_3(t)$ retardada por t_0 , °F

Tiempo muerto o de retraso:

$$t_0 = \frac{LA\rho}{W_1(t) + W_2(t)}$$

donde:

A es la sección de la tubería, ft²

L es la longitud de tubería, ft

ρ es la densidad de la mezcla en el tanque, lbm/ft³

Transmisor de temperatura:

$$\frac{dTO(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_T} \left(\frac{T_4(t) - 100}{100} - TO(t) \right)$$

donde:

$TO(t)$ es la señal de la salida del transmisor, de 0 a 1

τ_T es la constante de tiempo del sensor de temperatura, min

Posición de la válvula:

$$\frac{dV_p(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_{vp}} (m(t) - V_p(t))$$

donde:

$m(t)$ es la fracción de la salida del controlador, de 0 a 1

τ_{vp} es la constante de tiempo del actuador, min

Ecuación de la válvula:

$$W_2(t) = \frac{500}{60} C_{vL} V_p(t) \sqrt{G_f \Delta P_v}$$

donde:

Licencia Creative Commons:

GF es la gravedad específica, sin dimensión

ΔP_v es la caída de presión a través de la válvula, psi

C_{VL} es el coeficiente de flujo de la válvula, gpm/psi^{1/2}

Controlador PID propuesto:

$$u(t) = K_p e(t) + K_I \int e(t) dt + K_D \frac{de(t)}{dt}$$

donde:

$e(t)$ es la señal de error $r(t) - TO(t)$

$r(t)$ es la señal de referencia

$$K_p = \frac{1}{2K} \left(\frac{t_{01}}{\tau} \right)^{-1}, \quad K_I = \frac{K_p}{\tau}, \quad K_D = K_p \frac{t_{01}}{2}$$

son los parámetros ajustados por el método de Dahlin [2], y

K es la ganancia estimada del modelo aproximado de primer orden.

τ es la constante de tiempo estimada del modelo aproximado de primer orden.

t_{01} es el retardo estimado del modelo aproximado de primer orden.

Controlador por modo deslizante propuesto (SMCr):

$$u(t) = u_c(t) + u_D(t)$$

donde

$$u(t) = \left(\frac{t_{01}\tau}{K} \right) \left[\frac{X(t)}{t_{01}\tau} + \lambda_0 e(t) \right] + K_D \frac{S(t)}{|S(t)| + \delta}$$

$$S(t) = \text{signo}(K) \left(-\frac{dX(t)}{dt} + \lambda_1 e(t) + \lambda_0 \int_0^t e(t) dt \right)$$

con

$$\lambda_1 = \frac{t_{01} + \tau}{t_{01}\tau}; \quad \lambda_0 = \frac{1}{4} \left(\frac{t_{01} + \tau}{t_{01}\tau} \right)^2; \quad K_D = \frac{0.51}{|K|} \left(\frac{\tau}{t_{01}} \right)^{0.76}; \quad \delta = 0.68 + 0.12|K|K_D\lambda_1$$

Las ecuaciones de los controladores fueron modificadas utilizando variables de desviación de la siguiente forma:

$$u(t) = m(t) - \bar{m}$$

$$X(t) = TO(t) - \bar{TO}$$

$$e(t) = r(t) - TO(t)$$

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

donde $m(t)$ es la salida del controlador, en fracción CO, $TO(t)$ es la salida del transmisor, en fracción, y $r(t)$ es la señal de referencia, en fracción TO.

La Tabla 4.1 muestra las condiciones en estado estacionario y otras condiciones del funcionamiento del proceso.

Tabla 4.1: Parámetros de Diseño y Valores en Estado Estacionario del Proceso (Tanque de Mezclado)

Variable	Valor	Variable	Valor
W_1	250.00 lb/min	V	15 ft ³
W_2	191.17 lb/min	\bar{TO}	0.5
Cp_1	0.8 Btu/lb-°F	Vp	0.478
Cp_2	1.0 Btu/lb-°F	C_{VL}	12 gpm/psi ^{1/2}
Cp_3, Cv_3	0.9 Btu/lb-°F	ΔP_v	16 psi
Referencia	150 °F	τ_T	0.5 min
T_1	250 °F	τ_{vp}	0.4 min
T_2	50 °F	A	0.2006 ft ²
T_3	150 °F	L	125 ft
ρ	62.4 lb/ft ³	\bar{m}	0.478 CO

4.1.3 Identificación

Con el fin de probar el método de identificación basado en lógica difusa, éste se comparó con el método de la curva de reacción [3]. El primer paso para poder utilizar el identificador difuso es analizar la respuesta del sistema ante un escalón unitario. La Fig. 4.2 muestra la respuesta del sistema ante un escalón de amplitud 0.01 [CO] aplicado en el instante $t=100$ min.

Podemos observar que el tiempo de asentamiento es de aproximadamente 20 min, por lo que la señal de identificación se elige con un período igual a 40 min. La selección de la amplitud de la señal de excitación se hace con el conocimiento del funcionamiento del proceso. Se escogió la amplitud de la señal de excitación como 0.01 [fracción CO], ya que el tiempo muerto del proceso cambia al variar la señal de entrada.

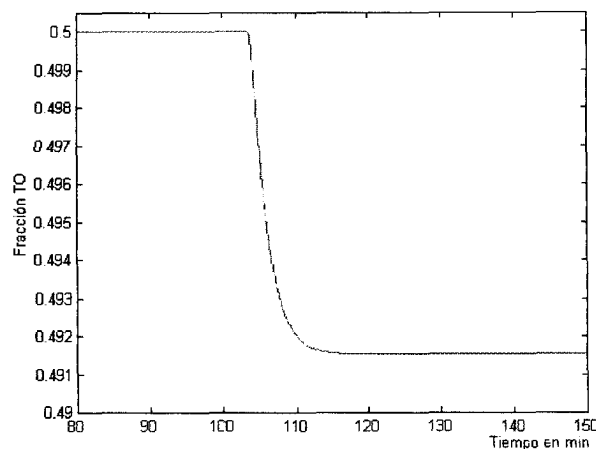


Figura 4.2: Respuesta del Sistema ante un Escalón (Tanque de Mezclado)

En la Tabla 4.2 se muestran las constantes utilizadas en el proceso de normalización que se muestran en las Figs. 3.4, 3.5 y 3.6. La salida del sistema fue llevada al rango [-1,1], primero restando el valor del punto de operación (0.5 fracción TO), y después multiplicándola por 100.

Tabla 4.2: Constantes de Normalización (Tanque de Mezclado)

Constante de Normalización	Valor	Constante de Normalización	Valor
C1	1	C2	10
C3	100	C4	1
C5	20	C6	0.5
C7	1	C8	-1

4.1.4 Ajuste del Controlador

Una vez obtenido el modelo POMTM que representa el sistema se procedió a ajustar los parámetros del controlador, y se estudió el comportamiento del sistema de control para un esquema de control fijo y para uno adaptativo.

Para estudiar el comportamiento del controlador, se hicieron cambios en el flujo de la corriente caliente según la secuencia mostrada en la Tabla 4.3, propuestas en [3], para poder obtener una comparación del funcionamiento de los esquemas de control. El flujo inicial de la corriente caliente es de 250 lb/min.

Licencia Creative Commons:

La Tabla 4.3 además presenta el cambio que experimenta el retardo t_0 debido a los cambios en el flujo de agua caliente, dicho retardo fue obtenido de la simulación del modelo. Este porcentaje es con respecto al valor de retardo producido por el flujo inicial.

Tabla 4.3: Cambios en el Flujo de la Corriente Caliente (Tanque de Mezclado)

Tiempo (s)	$W_1(t)$ (lb/min)	%Cambio t_0
100	200	124.98
250	175	142.89
500	150	166.54
750	125	199.94
1000	100	249.97

Para estudiar el desempeño del esquema de control se consideraron los siguientes índices de funcionamiento, ICE (Integral del error al cuadrado), Ts (Tiempo de asentamiento) y Mp (Magnitud del pico).

4.1.5 Auto-Ajuste del Controlador

Auto-Ajuste según el Número de Picos

Para el ajuste se estableció una banda (0.45 –0.55 fracción de TO) para la salida controlada del sistema. Si la respuesta se sale de esta banda, el algoritmo adaptativo despierta, y espera por la información sobre el número de picos que ocurra en un período de tiempo 2τ , y realiza los ajustes necesarios.

Auto-Ajuste Difuso (SMCr)

En la Tabla 4.4 se muestran las constantes utilizadas en el proceso de normalización que se muestran en la Fig. 3.16.

4.1.6 Pruebas de Robustez

Para comprobar la robustez de los esquemas de control, se consideró del error en el modelado del tiempo muerto en el transmisor.

Tabla 4.4: Constantes de Normalización (Auto-Ajuste Difuso, Tanque de Mezclado)

Constante de Normalización	Valor	Constante de Normalización	Valor
C1	5	C2	1
C3	4.8	C4	0.002
C5	-0.02		

La Tabla 4.5 muestra los casos que se estudiaron para determinar la robustez del esquema sin ajuste y con auto-ajuste con un controlador SMCr.

Tabla 4.5: Relación de Controlabilidad t_0/τ

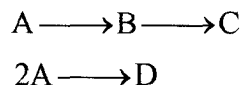
Caso	Relación de Controlabilidad
1	1.34
2	2.01
3	2.67
4	4.01

4.2 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE SISTEMAS NO LINEALES QUE PRESENTAN FASE MÍNIMA

Caso de Estudio: REACTOR DE VAN DE VUSSE

4.2.1 Descripción del Proceso

En este reactor ocurren las siguientes reacciones isotérmicas serie-paralelas:



La Fig. 4.3 muestra el esquema de control del reactor. La variable de interés para el control es la concentración del Componente B en el flujo de salida del tanque, la variable manipulada es la concentración del componente A en el flujo de entrada al tanque.

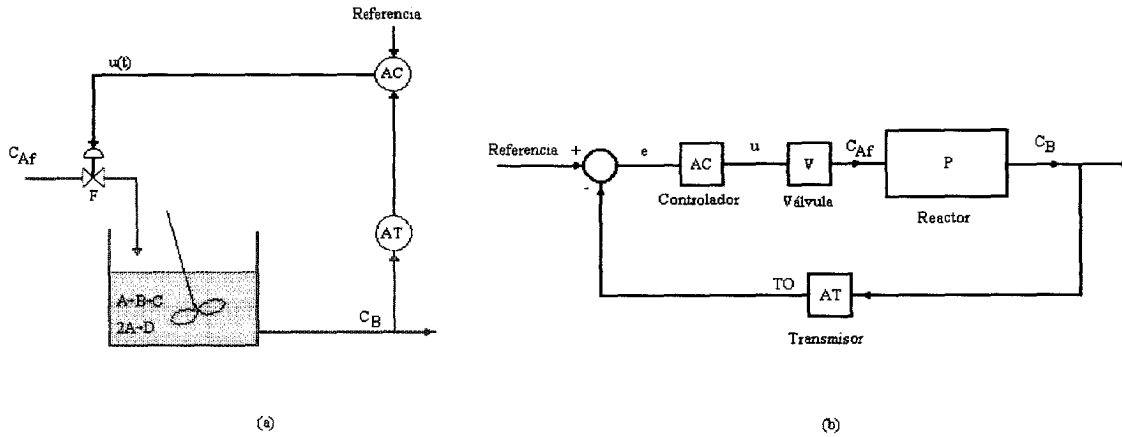


Figura 4.3: Reactor de Van de Vusse; a) Esquema de control; b) Diagrama de bloques del esquema de control

4.2.2 Modelo Matemático

Concentración del componente A en el reactor:

$$\frac{dC_A}{dt} = -k_1 C_A - k_3 C_A^2 + \frac{F}{V} (C_{Af} - C_A)$$

donde:

C_A es la concentración del componente A en el reactor en molL^{-1}

C_{Af} es la concentración del componente A en el flujo de alimentación en molL^{-1}

F/V es la relación flujo de entrada/volumen en el reactor en min^{-1}

k_1, k_2 son constantes de velocidad de reacción en min^{-1}

k_3 es una constante de velocidad de reacción en $\text{Lmol}^{-1}\text{min}^{-1}$

Concentración del componente B en el reactor:

$$\frac{dC_B}{dt} = k_1 C_A - k_2 C_B + \frac{F}{V} C_B$$

donde:

C_B es la concentración del componente B en el reactor en molL^{-1}

Analizador de concentración:

$$TO(t - t_0) = \frac{C_B(t) - C_{B\min}}{\Delta C_B}$$

donde:

$C_{B\min}$ es la mínima concentración límite del componente B en molL^{-1}

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

t_0 es el tiempo muerto en el transmisor en min.

TO es la salida del analizador de concentración.

ΔC_B es el span del analizador.

Válvula:

$$F = C_V V_P$$

donde:

C_V es el coeficiente de la válvula.

V_P es la posición de la válvula.

Controlador PID propuesto:

$$u(t) = K_P e(t) + K_I \int e(t) dt + K_D \frac{de(t)}{dt}$$

donde:

$e(t)$ es la señal de error $r(t) - TO(t)$

$r(t)$ es la señal de referencia

$$K_P = \frac{1}{2K} \left(\frac{t_{01}}{\tau} \right)^{-1}, K_I = \frac{K_P}{\tau}, K_D = K_P \frac{t_{01}}{2}$$

son los parámetros ajustados por el método de Dahlin [2], y

K es la ganancia estimada del modelo aproximado de primer orden.

τ es la constante de tiempo estimada del modelo aproximado de primer orden.

t_{01} es el retardo estimado del modelo aproximado de primer orden.

Controlador por modo deslizante propuesto (SMCr):

$$u(t) = u_c(t) + u_D(t)$$

donde

$$u(t) = \left(\frac{t_{01}\tau}{K} \right) \left[\frac{TO(t) - \overline{TO}}{t_{01}\tau} + \lambda_0 e(t) \right] + K_D \frac{S(t)}{|S(t)| + \delta}$$

$$S(t) = \text{signo}(K) \left(-\frac{dTO(t)}{dt} + \lambda_1 e(t) + \lambda_0 \int_0^t e(t) dt \right)$$

con

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

$$\lambda_1 = \frac{t_{01} + \tau}{t_{01}\tau}; \quad \lambda_0 = \frac{1}{4} \left(\frac{t_{01} + \tau}{t_{01}\tau} \right)^2; \quad K_D = \frac{0.51}{|K|} \left(\frac{\tau}{t_{01}} \right)^{0.76}; \quad \delta = 0.68 + 0.12|K|K_D\lambda_1$$

Las ecuaciones de los controladores fueron modificadas utilizando variables de desviación de la siguiente forma:

$$u(t) = m(t) - \bar{m}$$

$$X(t) = TO(t) - \bar{TO}$$

$$e(t) = r(t) - TO(t)$$

donde $m(t)$ es la salida del controlador, en fracción CO, $TO(t)$ es la salida del transmisor, en fracción, y $r(t)$ es la señal de referencia, en fracción TO.

La Tabla 4.6 muestra las condiciones en estado estacionario y otras condiciones del funcionamiento del proceso.

Tabla 4.6: Parámetros de Diseño y Valores en Estado Estacionario del Proceso. (Reactor de Van de Vusse)

Variable	Valor	Variable	Valor
C_A	3 mol L ⁻¹	F/V	0.5717
C_B	1.117 mol L ⁻¹	k_1	0.833 min ⁻¹
C_{Af}	10 mol L ⁻¹	k_2	1.667 min ⁻¹
\bar{TO}	0.5 fracción	k_3	0.167 min ⁻¹
\bar{m}	0 fracción		

Además se consideró la presencia de ruido blanco a la salida del transmisor con una potencia de 0.000001 fracción TO, para estudiar el desempeño del método de identificación propuesto.

4.2.3 Identificación

Con el fin de probar el método de identificación basado en lógica difusa, éste se comparó con el método de la curva de reacción en presencia de ruido, propuesto en [2]. El primer paso para poder utilizar el identificador difuso es analizar la respuesta del sistema ante un escalón unitario La Fig. 4.4 muestra la respuesta del sistema ante un escalón de amplitud 0.1 [CO] aplicado en el instante $t=25$ min. Podemos observar que el tiempo de asentamiento es de aproximadamente 5 min, por lo que la señal de identificación se elige

Licencia Creative Commons:

con un período igual a 25 min. La selección de la amplitud de la señal de excitación se hace con el conocimiento del funcionamiento del proceso. Se escogió la amplitud de la señal de excitación como 0.1 [fracción CO].

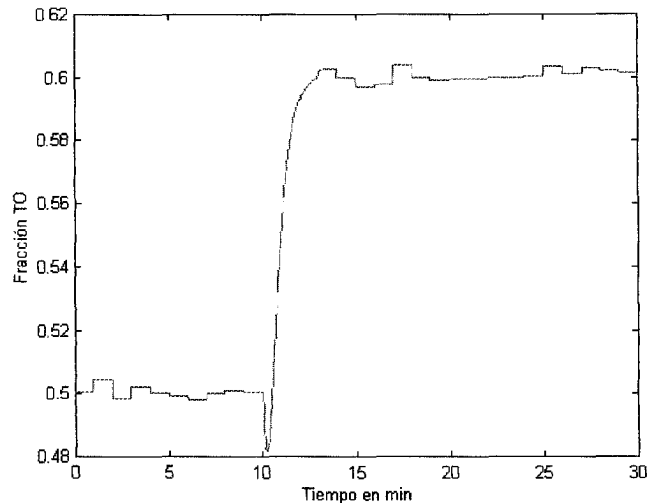


Figura 4.4: Respuesta del Sistema ante un Escalón (Reactor de Van de Vusse)

En la Tabla 4.7 se muestran las constantes utilizadas en el proceso de normalización que se muestran en las Figs. 3.4, 3.5 y 3.6. La salida del sistema fue llevada al rango $[-1, 1]$, primero restando el valor del punto de operación (0.5 fracción TO), y después multiplicándola por 10.

Tabla 4.7: Constantes de Normalización (Reactor de Van de Vusse)

Constante de Normalización	Valor	Constante de Normalización	Valor
C1	20	C2	5
C3	10	C4	0.5
C5	5	C6	0.25
C7	1	C8	-1

4.2.4 Ajuste del Controlador

Una vez obtenido el modelo POMTM que representa el sistema se procedió a ajustar los parámetros del controlador, y se estudió el comportamiento del sistema de control para un esquema de control fijo y para uno adaptativo.

Para estudiar el comportamiento de los esquemas de control. en presencia de ruido en el transmisor, se simularon los cambios que muestra la Tabla 4.8, Entre los cambios propuestos, se simuló una perturbación en la salida del transmisor, una variación en la concentración inicial del componente A en el flujo de entrada al reactor y un cambio en el nivel de referencia.

Tabla 4.8: Cambios a los que está Sometido el Sistema (Reactor de Van de Vusse)

Cambio	Tiempo(min)	Valor actual	Valor Anterior
Perturbación TO	10	0.25 fracción	0 fracción
C_{Af}	100	9 mol L ⁻¹	10 mol L ⁻¹
Referencia	200	0.4 fracción	0.5 fracción

Se consideraron los siguientes índices de funcionamiento, ICE (Integral del error al cuadrado), Ts (Tiempo de asentamiento) y Mp (Magnitud del pico).

4.2.5 Auto-Ajuste del Controlador

Auto-Ajuste según el Número de Picos

Para el ajuste se estableció una banda (0.45 –0.55 fracción de TO) para la salida controlada del sistema. Si la respuesta se sale de esta banda, el algoritmo adaptativo despierta, y espera por la información sobre el número de picos que ocurra en un período de tiempo 2τ , y realiza los ajustes necesarios.

Auto-Ajuste Difuso (SMCr)

En la Tabla 4.9 se muestran las constantes utilizadas en el proceso de normalización que se muestran en la Fig. 3.16.

Tabla 4.9: Constantes de Normalización (Auto-Ajuste Difuso, Reactor de Van de Vusse)

Constante de Normalización	Valor	Constante de Normalización	Valor
C1	5	C2	1
C3	0.38	C4	-0.04
C5	-0.04		

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

4.2.6 Pruebas de Robustez

Para comprobar la robustez de los esquemas de control, se consideró del error en el modelado del tiempo muerto en el transmisor. La Tabla 4.10 muestra los casos que se estudiaron para determinar la robustez del esquema sin ajuste y con auto-ajuste de un controlador SMCr.

Tabla 4.10: Relación de Controlabilidad t_0/τ (Reactor de Van de Vusse)

Caso	Relación de Controlabilidad
1	0.8515
2	1.2772
3	1.7029
4	2.5524

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

5 RESULTADOS

5.1 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE UN SISTEMA NO LINEAL QUE PRESENTA TIEMPO MUERTO VARIABLE

5.1.1 Identificación del sistema

La Tabla 5.1 muestra los parámetros obtenidos por cada uno de los métodos.

Tabla 5.1: Parámetros del Modelo POMTM (Tanque de Mezclado)

Parámetro	Modelo 1 (Curva De Reacción)	Modelo 2 (Lógica Difusa)
K	-0.78	-0.81
τ	2.32	2.7154
t_0	2.97	3.6326

La Fig. 5.1 presenta la comparación entre la salida del sistema, contra ambos modelos propuestos, ante una señal de entrada cuadrada (posición de la válvula, amplitud = 0.01 fracción CO) aplicada en un tiempo $t=100\text{min}$. Se aprecia que el modelo 2 es mejor aproximación que el modelo 1. Para corroborar esta apreciación se calculó el ICE hasta un tiempo $t=180\text{ min}$.

La Tabla 5.2 muestra el ICE para cada uno de los modelos, comprobándose que los parámetros obtenidos utilizando la lógica difusa proponen un modelo más aproximado.

Tabla 5.2: ICE al utilizar un Modelo POMTM (Tanque de Mezclado)

Modelo	ICE
1 (Curva de Reacción)	4.3510e-005
2 (Lógica difusa)	1.0023e-005

Licencia Creative Commons:

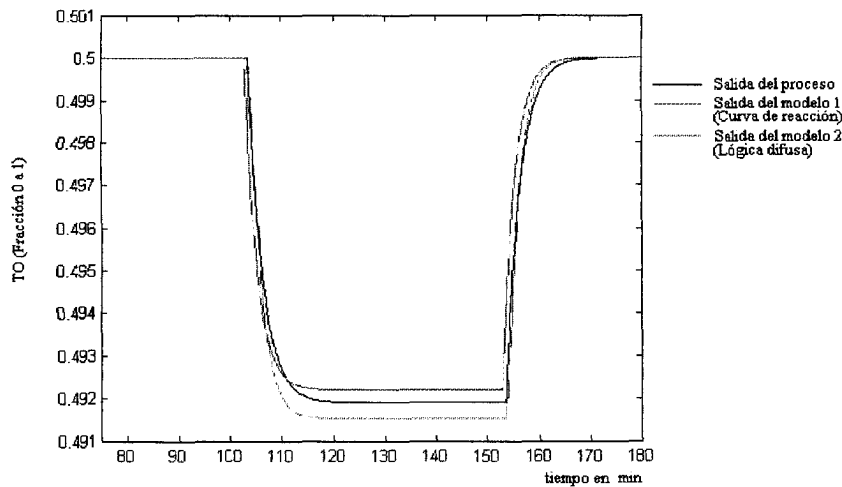


Figura 5.1: Comparación entre la Salida del Sistema y la de Ambos Modelos (Tanque de Mezclado)

Como el ICE del Modelo 2 es menor, se procedió a ajustar los parámetros del controlador con estos valores.

5.1.2 Control PID

La Tabla 5.3 muestra el ajuste inicial de los parámetros del controlador PID utilizando el método de Dahlin.

Tabla 5.3: Parámetros del Controlador PID (Tanque de Mezclado)

Parámetro	Valor
K_P	-0.3691
τ_i	2.7154
τ_D	1.8163

La Fig. 5.2a muestra la salida controlada del tanque. Se aprecia que el controlador no es capaz de soportar el tercer cambio en la corriente de agua caliente, es decir un aumento en el tiempo de retardo del 166.54%, un incremento adicional en el flujo hace que el sistema sea inestable. La Fig. 5.2b muestra el comportamiento de la salida controlada (CO), la cual es oscilatoria a partir del tercer cambio en el flujo de agua caliente.

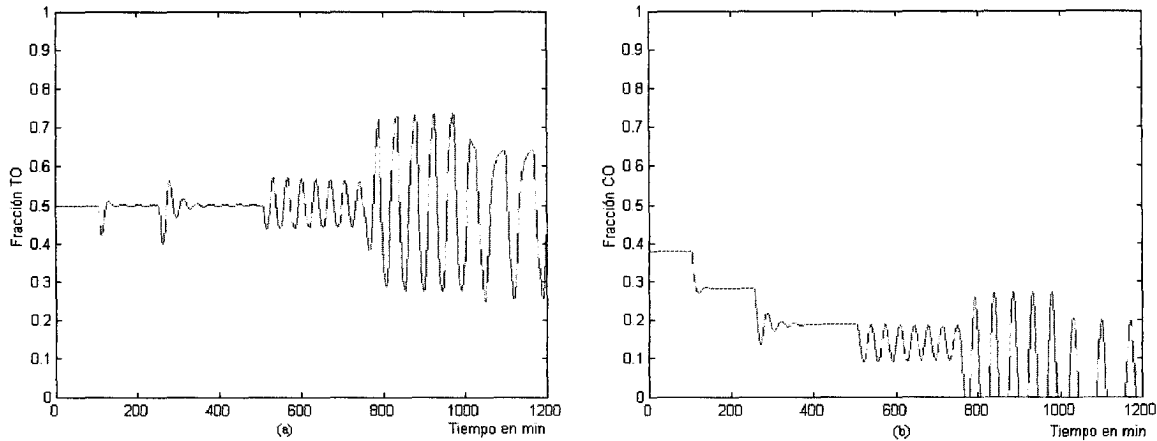


Figura 5.2: Control PID; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado)

La Tabla 5.4 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. Se puede observar como a partir del tercer cambio en el flujo de agua caliente, el ICE se dispara, no hay tiempo de asentamiento (T_s), y la magnitud del primer pico (M_p) crece.

Tabla 5.4: Índices de Funcionamiento para el Controlador PID (Tanque de Mezclado)

$W_1(t)$ (lb/min)	200	175	150	125	100
Índice					
ICE	0.05	0.18	0.67	7.05	11.05
M_p (CO)	-0.08	-0.1	-0.07	-0.12	0.17
T_s (min)	60	150	-	-	-

5.1.3 Control PID Auto-Ajustable (Ajuste con un Pico)

La Fig. 5.3a muestra el comportamiento de la temperatura cuando se utiliza un controlador PID adaptativo. Con el tiempo de espera pre-establecido ($2\tau=6$ min) el algoritmo de ajuste sólo varía el parámetro K_p , ya que en este tiempo solo ocurre un pico.

En este caso el controlador es capaz de soportar un cambio del 166.54% en la variación del tiempo muerto. A partir de un quinto cambio en la corriente caliente, el controlador ya no es capaz de controlar el sistema, debido a que el controlador no es capaz de ajustar el parámetro K_p , por no poseer suficiente información sobre el período de oscilación del sistema. La Fig. 5.3b muestra el comportamiento de la salida controlada (CO), apreciándose que también es menos oscilatoria que para el caso anterior.

Licencia Creative Commons:

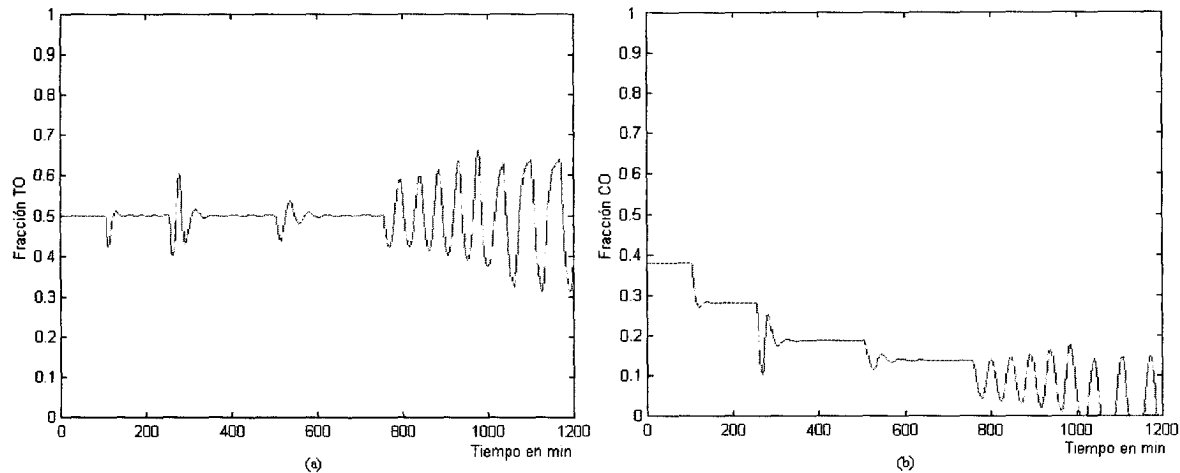


Figura 5.3: Control PID Auto-Ajustable; a) Desempeño del Controlador con K_P Variable; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado)

La Tabla 5.5 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. En este caso se puede apreciar que el esquema auto-ajustable mejora el funcionamiento del sistema de control, aunque no es capaz de soportar un cuarto cambio en el flujo de la corriente de agua caliente.

Tabla 5.5: Índices de Funcionamiento para el Controlador PID Auto-Ajustable con K_P Variable (Tanque de Mezclado)

$W_1(t)$ (lb/min)	200	175	150	125	100
Índice					
ICE	0.05	0.24	0.3	1.7	4.4
Mp (CO)	-0.08	-0.1	-0.07	-0.08	0.13
Ts (min)	55	100	150	-	-

5.1.4 Control SMCr

La Tabla 5.6 muestra el ajuste inicial de los parámetros de este controlador.

Tabla 5.6: Parámetros del Controlador SMCr (Tanque de Mezclado)

Parámetro	Modelo (Lógica Difusa)
K_D	0.5047
λ_0	0.1035
λ_1	0.6436
δ	0.7157

Licencia Creative Commons:

La Fig. 5.4a muestra la temperatura controlada con un SMCr. Se aprecia que el controlador es robusto y siempre regresa a la referencia. En la Fig. 5.4b se observa la salida del controlador (CO), se aprecia que el esfuerzo del controlador es mucho menor que para el control PID, y no existen oscilaciones

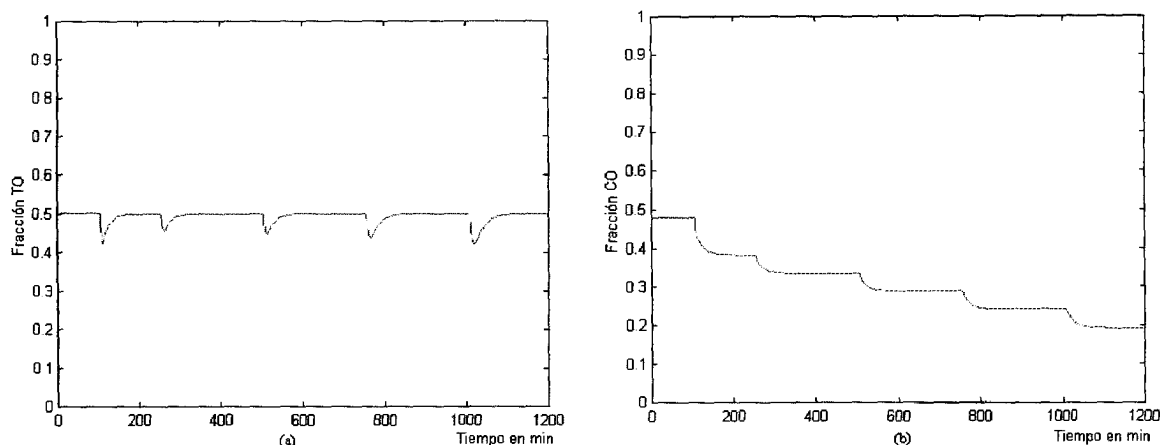


Figura 5.4: Control SMCr; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado)

La Tabla 5.7 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. En este caso se puede apreciar como era de esperarse que los índices de funcionamiento, son mucho mejores que para el control PID.

Tabla 5.7: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr (Tanque de Mezclado)

$W_I(t)$ (lb/min)	200	175	150	125	100
Índice					
ICE	0.07	0.01	0.14	0.20	0.36
Mp (CO)	-0.08	-0.05	-0.05	-0.06	-0.08
Ts (min)	80	80	100	100	140

5.1.5 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste con Un Pico)

La Fig. 5.5a muestra el comportamiento de la respuesta del sistema utilizando un controlador SMCr auto-ajustable, el cual solamente modifica el parámetro K_D del controlador, ya que durante el tiempo de espera pre-establecido (6 min) solamente ocurre un pico. Se observa en este caso como el sistema alcanza la referencia mucho más rápido que para el caso anterior. La Fig. 5.5b muestra la salida del controlador, la cual presenta pequeñas oscilaciones.

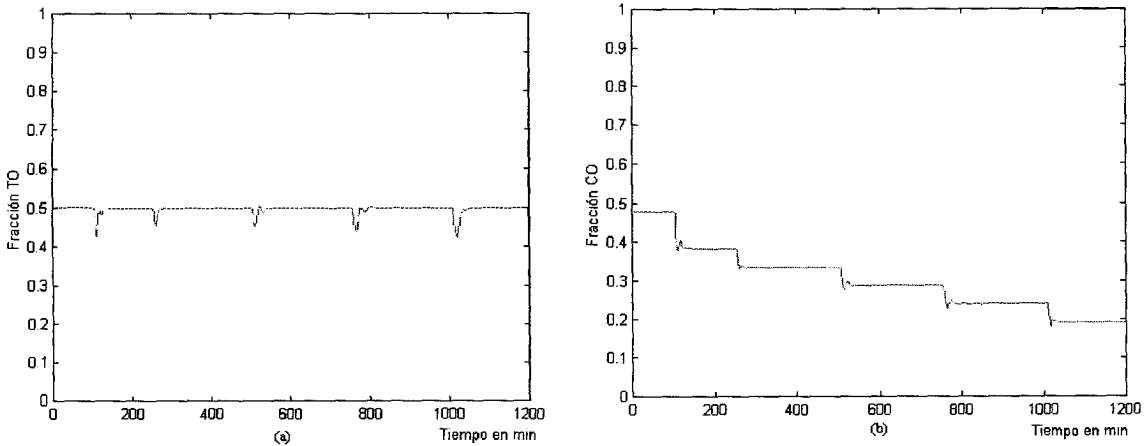


Figura 5.5: Control SMCr Auto-Ajustable; a) Desempeño del Controlador Variando K_D ; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado)

La Tabla 5.8 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control, apreciándose una mejoría notable en los índices de funcionamiento con respecto al esquema no-ajustable. Se puede apreciar que se ha disminuido en casi un 50% el tiempo de establecimiento con respecto al caso anterior, a costa de tener unas pequeñas oscilaciones.

Tabla 5.7: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajustable con K_D Variable (Tanque de Mezclado)

$W_I(t)$ (lb/min)	200	175	150	125	100
Índice					
ICE	0.03	0.05	0.07	0.10	0.16
Mp (CO)	-0.08	-0.05	-0.05	-0.06	-0.08
Ts (min)	40	40	50	70	90

5.1.6 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste Difuso)

La Fig. 5.6a muestra el comportamiento de la respuesta del sistema utilizando un controlador SMCr auto-ajustable por lógica difusa, el cual modifica los parámetros K_D y λ_0 del controlador. La Fig. 5.6 b muestra la salida del controlador; se puede observar que hay menos oscilaciones que en el caso anterior.

La Tabla 5.8 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control, apreciándose un resultado muy parecido al utilizado por el método de los picos. En este caso el sistema tiene algunas oscilaciones debidas al aumento en λ_0 .

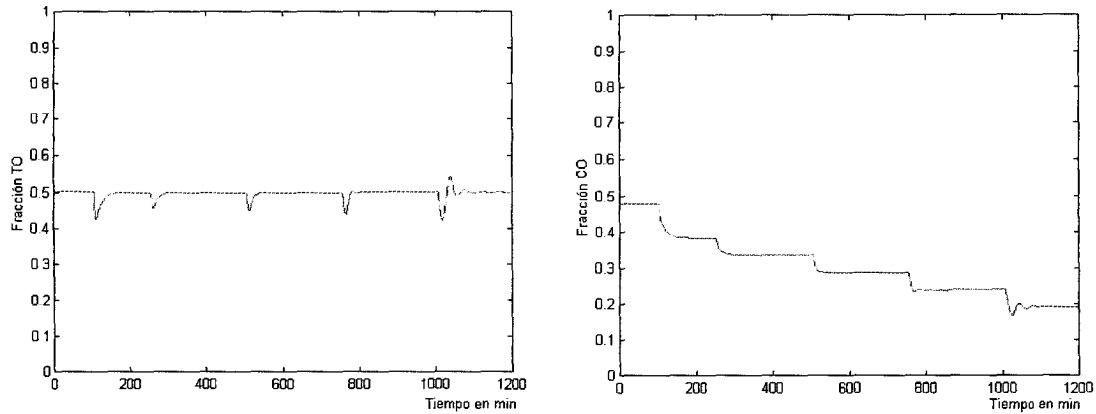


Figura 5.6: Control SMCr Auto-Ajuste Difuso; a) Desempeño del Controlador Variando K_D y λ_0 ; b) Salida del Controlador (Tanque de Mezclado)

Tabla 5.8: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajuste Difuso con K_D y λ_0 variable (Tanque de Mezclado)

$W_I(t)$ (lb/min)	200	175	150	125	100
Índice					
ICE	0.06	0.08	0.10	0.15	0.23
Mp (CO)	-0.08	-0.05	-0.06	-0.06	-0.08
Ts (min)	70	60	40	50	100

5.1.7 Pruebas de Robustez

La Fig. 5.7 muestra la robustez del esquema de control SMCr no auto-ajustable. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema es estable para todos los casos estudiados.

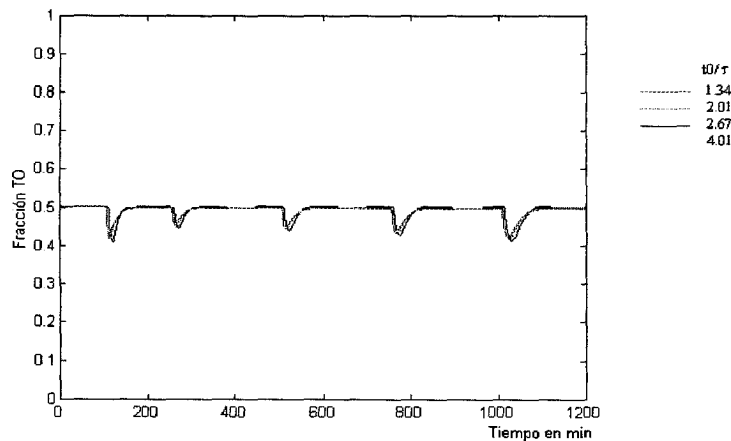


Figura 5.7: Robustez del Esquema de Control SMCr

La Fig. 5.8 muestra la robustez del esquema de control auto-ajustable, basado en la magnitud, y número de picos. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema es estable para todos los casos estudiados.

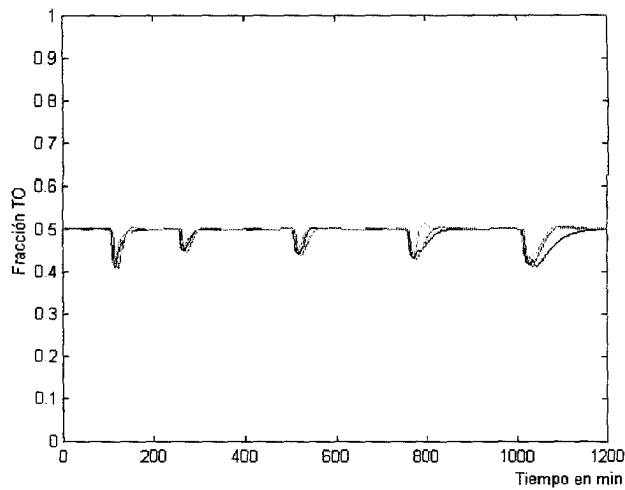


Figura 5.8: Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable (Número de Picos, Tanque de Mezclado)

La Fig. 5.9 muestra la robustez del esquema de control auto-ajustable, basado en lógica difusa. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema es estable para valores menores a 2.67.

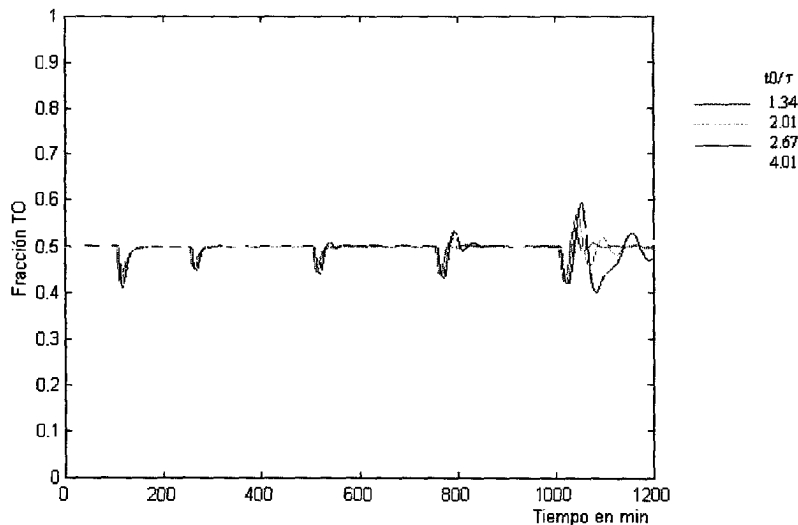


Figura 5.9: Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable Difuso (Tanque de Mezclado)

5.2 IDENTIFICACIÓN DIFUSA Y CONTROL ADAPTATIVO DE SISTEMAS NO LINEALES QUE PRESENTAN FASE MÍNIMA

Caso de Estudio: REACTOR DE VAN DE VUSSE

5.2.1 Identificación del sistema

La Tabla 5.9 muestra los parámetros obtenidos por cada uno de los métodos.

Tabla 5.9: Parámetros del Modelo POMTM (Reactor de Van de Vusse)

Parámetro	Modelo 1 (Curva De Reacción)	Modelo 2 (Lógica Difusa)
K	0.9984	1.0149
τ	0.6	0.6476
t_0	0.55	0.5514

La Fig. 5.10 presenta la comparación entre la salida del sistema, contra ambos modelos propuestos, ante una señal de entrada cuadrada (posición de la válvula, amplitud = 0.1 fracción CO) aplicada en un tiempo $t=10$ min. No se puede apreciar gráficamente cual de los 2 modelos es la mejor aproximación.

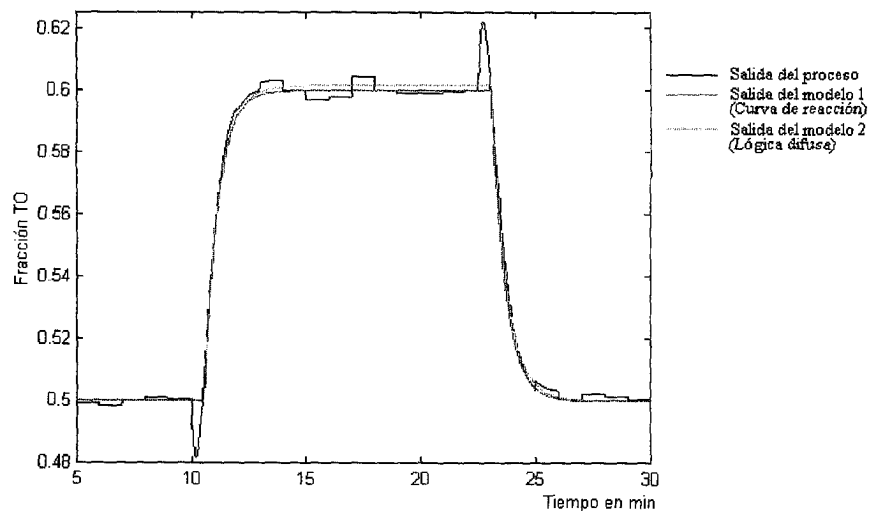


Figura 5.10: Comparación entre la Salida del Sistema y la de Ambos Modelos (Reactor de Van de Vusse)

La Tabla 5.10 muestra el ICE ($t < 30$ min) para cada uno de los modelos, comprobándose que los parámetros obtenidos utilizando la lógica difusa proponen un modelo ligeramente más aproximado.

Tabla 5.10: ICE al utilizar un Modelo POMTM (Reactor de Van de Vusse)

Modelo	ICE
1 (Curva de Reacción)	3.6354e-004
2 (Lógica difusa)	3.3506e-004

Como el ICE del Modelo 2 es menor, se procedió a ajustar los parámetros del controlador con estos valores.

5.2.2 Control PID

La Tabla 5.11 muestra el ajuste del controlador PID utilizando el método de Dahlin.

Tabla 5.11: Parámetros del Controlador PID (Reactor de Van de Vusse)

Parámetro	Modelo (Lógica Difusa)
K_P	0.4629
K_I	0.6476
K_D	0.2757

La Fig. 5.11a muestra la salida C_B controlada ante los cambios. El esquema de control PID demuestra ser eficiente, respondiendo de manera rápida y sin oscilaciones. El cambio de nivel de referencia se produce rápido y de manera amortiguada.

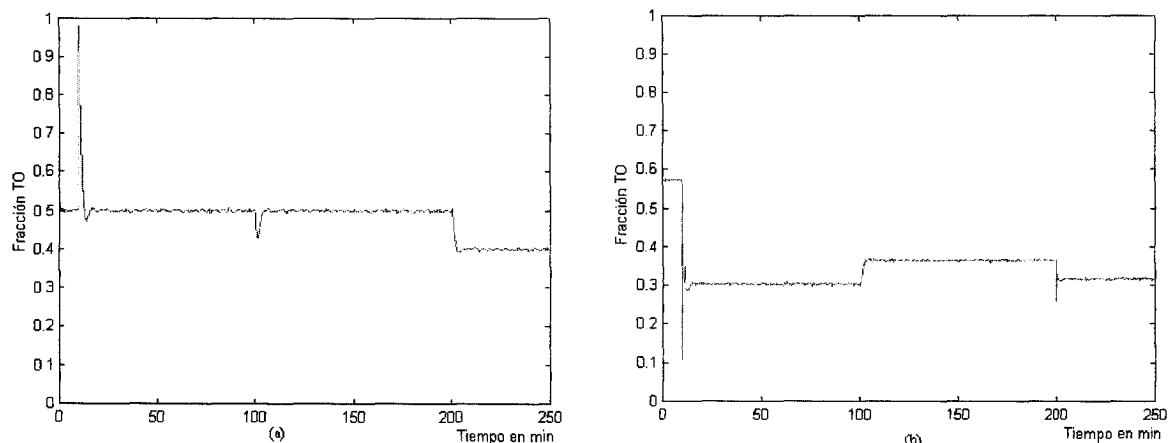


Figura 5.11: Control PID en Presencia de Ruido; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse)

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

Al analizar la salida del controlador (Fig. 5.11b) podemos observar la presencia de picos, o transiciones muy rápidas que pueden afectar el desempeño de la válvula.

La Tabla 5.12 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. Se puede observar que el desempeño del sistema de control es satisfactorio.

Tabla 5.12: Índices de Funcionamiento para el Controlador PID en Presencia de Ruido (Reactor de Van de Vusse)

Índice	Perturbación TO	Perturbación C_{Af}	Cambio de Referencia
ICE	0.25	0.25	0.26
M_p (CO)	0.48	-0.07	-0.02
T_s (min)	10	10	10

5.2.3 Control PID Auto-Ajustable (Ajuste con un Pico)

La Fig. 5.12a muestra como al utilizar un esquema adaptativo, la respuesta del sistema C_B es mucho más rápida que para el caso anterior. El esquema adaptativo únicamente varía el parámetro K_P del controlador, ya que solamente se presenta un pico durante el tiempo de espera, cuando la salida del transmisor se sale de la banda (0.45 – 0.55 fracción TO). La Fig. 5.12b muestra la salida del controlador, similar a la del caso anterior, se aprecia que existen transiciones muy rápidas que no son deseables.

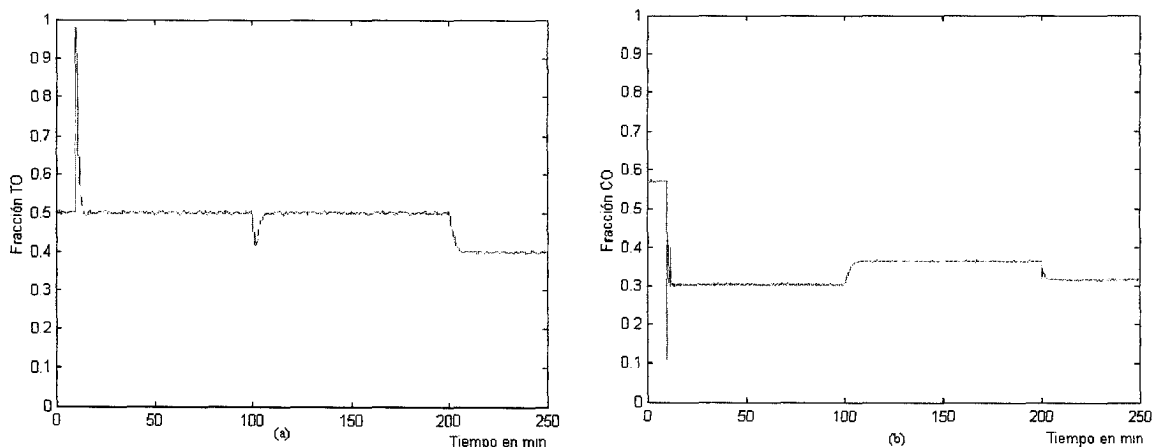


Figura 5.12: Control PID Auto-Ajustable en Presencia de Ruido con K_P Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse)

La Tabla 5.13 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. Se puede observar que mejora el Tiempo de Asentamiento, así como el cambio de referencia se hace de manera suave y sin pico.

Tabla 5.13: Índices de Funcionamiento para el Controlador PID en Presencia de Ruido con K_p Variable (Reactor de Van de Vusse)

Índice	Perturbación TO	Perturbación C_{Af}	Cambio de Referencia
ICE	0.25	0.25	0.26
M_p (CO)	0.48	-0.07	0
T_s (min)	6	8	6

5.2.4 Controlador SMCr

La Tabla 5.14 muestra el ajuste de los parámetros de un controlador SMCr.

Tabla 5.14: Parámetros del Controlador SMCr

Parámetro	Modelo (Lógica Difusa)
K_D	0.5678
λ_0	1.4093
λ_1	3.3577
δ	1.0034

La Fig. 5.13a muestra la salida C_B controlada ante los cambios. En este caso se puede notar que el control SMCr es mucho más lento que el control PID. La Fig. 5.13b muestra la salida del controlador, siendo notable la influencia del ruido sobre el desempeño del controlador.

La Tabla 5.15 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. Se puede observar que el desempeño del sistema de control no es tan bueno como en el caso del control PID.

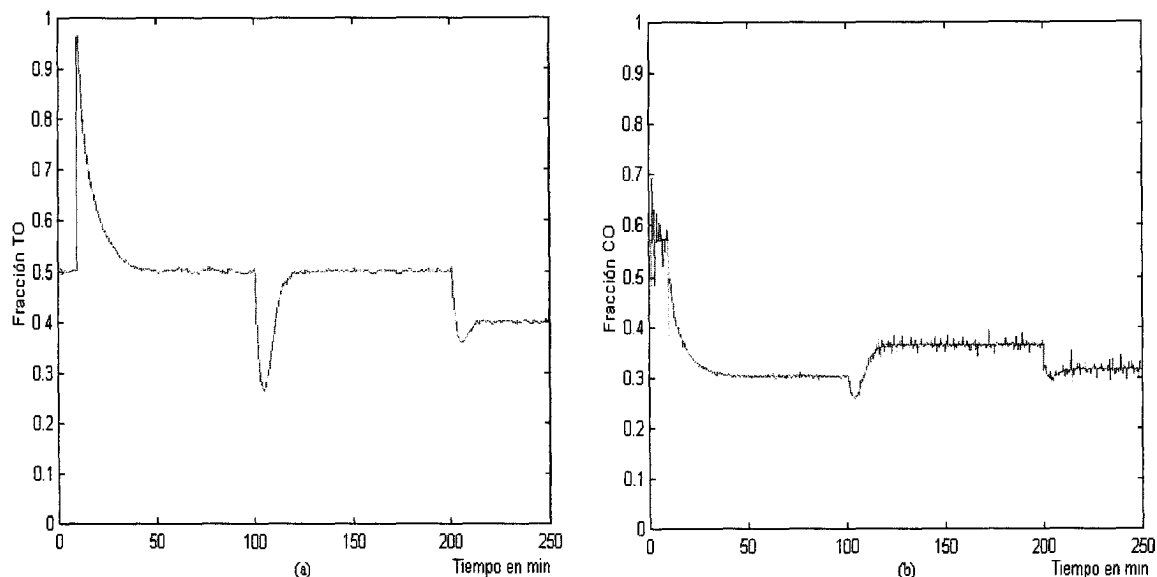


Figura 5.13: Control SMCr en Presencia de Ruido; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse)

Tabla 5.15: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr en Presencia de Ruido (Reactor de Van de Vusse)

Índice	Perturbación TO	Perturbación C_{Af}	Cambio de Referencia
ICE	0.78	1.14	1.15
M_p (CO)	0.46	-0.07	0.04
T_s (min)	45	25	20

5.2.5 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste con Un Pico)

La Fig. 5.14 muestra como al utilizar un esquema adaptativo, la respuesta del sistema C_B mejora con respecto al caso anterior, siendo el control capaz de regresar rápidamente al nivel referencia. El esquema adaptativo únicamente varía el parámetro K_D del controlador, ya que solamente se presenta un pico durante el tiempo de espera, cuando la salida del transmisor se sale de la banda (0.45 – 0.55 fracción TO). La Fig. 5.14b muestra la salida del controlador, se aprecia que el ruido se ha amplificado considerablemente, lo cual incide negativamente en el desempeño del sistema de control.

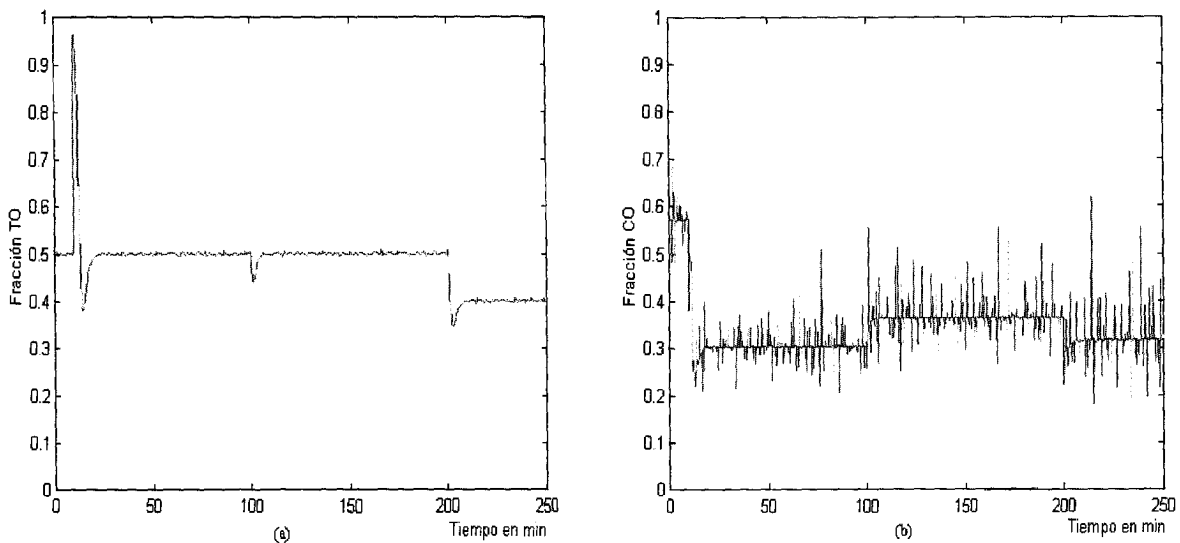


Figura 5.14: Control SMCr Auto-Ajustable en Presencia de Ruido con K_D Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse)

La Tabla 5.16 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control. Se puede observar que el desempeño del sistema de control aún no es tan bueno como en el caso del control PID.

Tabla 5.16: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr en Presencia de Ruido con K_D Variable (Reactor de Van de Vusse)

Índice	Perturbación TO	Perturbación C_{Af}	Cambio de Referencia
ICE	0.4	0.41	0.42
M_p (CO)	0.46	-0.06	-0.06
T_s (min)	10	8	12

5.2.6 Control SMCr Auto-Ajustable (Ajuste Difuso)

La Fig. 5.15a muestra el comportamiento de la respuesta del sistema utilizando un controlador SMCr auto-ajustable por lógica difusa, el cual modifica los parámetros K_D y λ_0 del controlador. La Fig. 5.15b muestra la salida del controlador; es notable que se ha logrado mejorar los índices de funcionamiento sin amplificar el nivel de la señal de ruido.

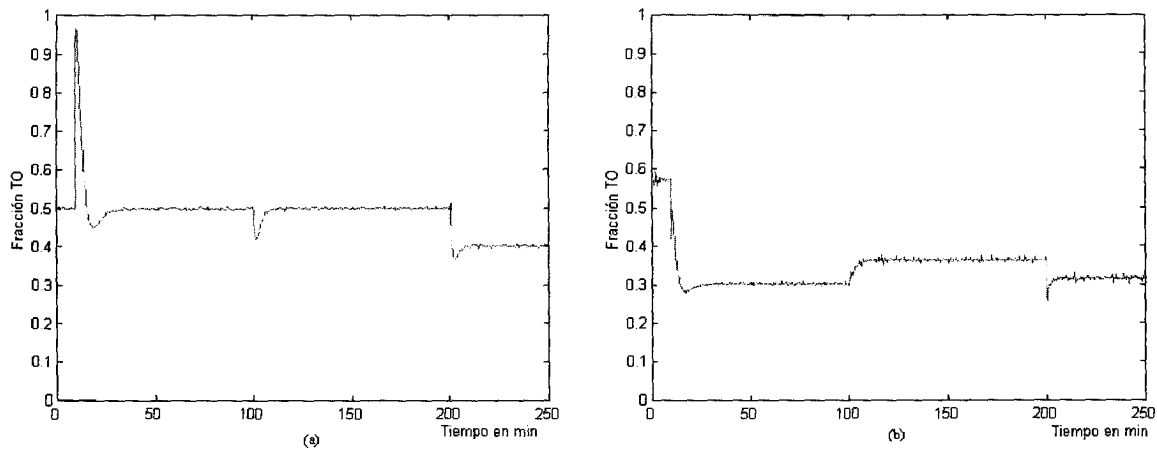


Figura 5.15: Control SMCr Auto-Ajustable Difuso en Presencia de Ruido con K_D y λ_0 Variable; a) Desempeño del Controlador; b) Salida del Controlador (Reactor de Van de Vusse)

La Tabla 5.8 muestra los índices de funcionamiento para este esquema de control, apreciándose un tiempo de asentamiento mucho menor.

Tabla 5.17: Índices de Funcionamiento para el Controlador SMCr Auto-Ajustable Difuso (Reactor de Van de Vusse)

Índice	Perturbación TO	Perturbación C_{Af}	Cambio de Referencia
ICE	0.44	0.46	0.47
M_p (CO)	0.46	-0.08	0.04
T_s (min)	15	12	8

5.2.7 Pruebas de Robustez

Para comprobar la robustez de los esquemas de control SMCr, se consideró la existencia el tiempo de retraso debido al transmisor.

La Fig. 5.16 muestra la robustez del esquema de control SMCr. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema es estable para todos los valores considerados.

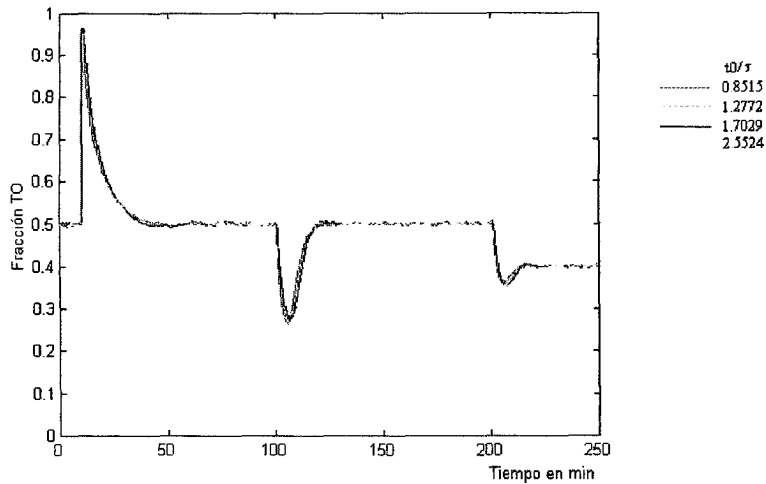


Figura 5.16: Robustez del Esquema de Control SMCr (Reactor de Van de Vusse)

La Fig. 5.17 muestra la robustez del esquema de control auto-ajustable, basado en la magnitud, y número de picos. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema también es estable para todos los valores considerados.

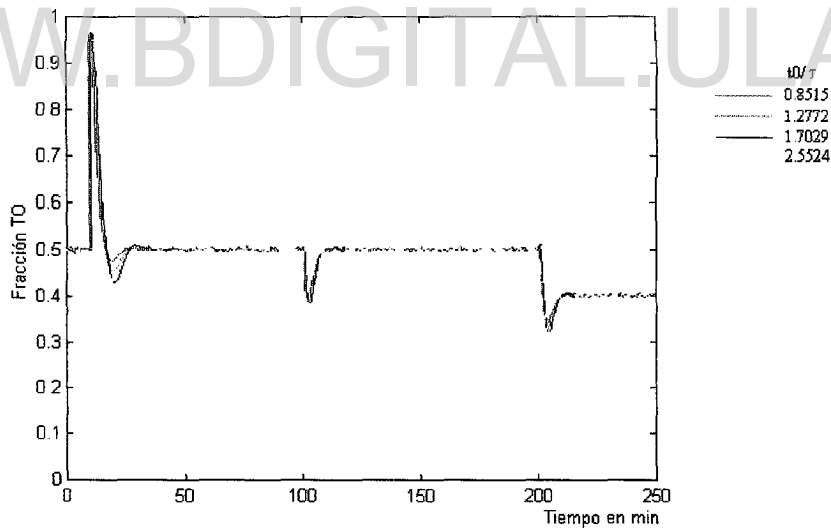


Figura 5.17: Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable (Número de Picos, Reactor de Van de Vusse)

La Fig. 5.18 muestra la robustez del esquema de control auto-ajustable, basado en lógica difusa. Si se considera la relación de controlabilidad t_0/τ , el sistema es estable para valores menores a 1.7029.

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

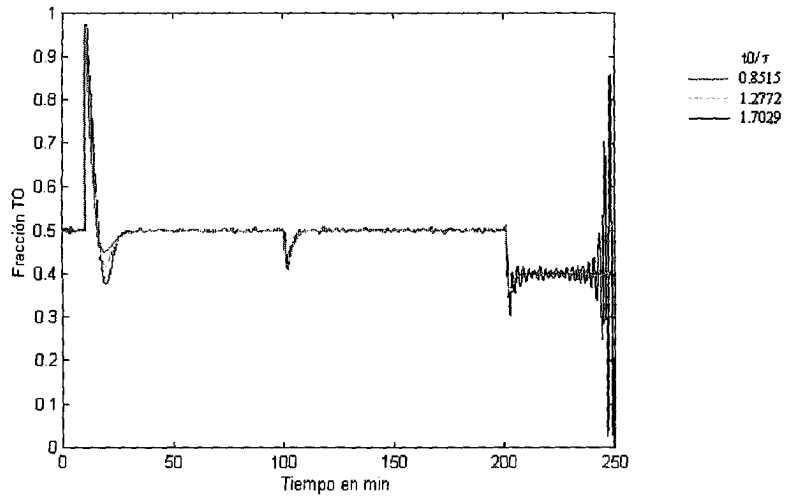


Figura 5.18: Robustez del Esquema de Control SMCr Auto-Ajustable Difuso(Reactor de Van de Vusse)

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se mostró que con un esquema de control difuso basado en el CLD tipo Mamdani se pueden obtener equivalentes resultados en la identificación de los parámetros del Modelo POMTM como los que da el Método de la Curva de Reacción.

El método de identificación en línea propuesto, basado en lógica difusa presenta la ventaja de poder estimar los parámetros de un sistema, aunque estos varíen con la misma rapidez con que lo hace la señal de identificación. Además el método es tolerante al ruido. Entre las desventajas cabe destacar: la necesidad de realizar la identificación en lazo abierto, por otra parte el tiempo total necesario para efectuar la identificación es aproximadamente 20 veces el tiempo de asentamiento del sistema en lazo abierto ante una entrada escalón, aunque podemos reducir este tiempo a 2 veces el tiempo de asentamiento si se usan como valores iniciales de los parámetros a estimar, los que se obtienen por el método de la curva de reacción.

El controlador SMCr propuesto por Camacho [3] mostró ser muy robusto ante las variaciones de los parámetros del sistema, y/o los errores en el modelado. Se destaca por ser un esquema de control tan sencillo como el control PID, pero se ve afectado por la presencia de ruido en el transmisor.

La implementación de un esquema auto-ajutable en los parámetros del controlador mostró en todos los casos mejoras en los índices de funcionamiento. A diferencia de la técnica de auto-ajuste normal [12], la técnica de auto-ajuste difuso mostró no aumentar el nivel de la señal de ruido en la salida del controlador.

Las pruebas de robustez, basadas en suponer un error en el modelado del tiempo muerto del transmisor mostraron que el esquema auto-ajutable normal [12] aumenta la robustez del sistema de control. Es de destacar, que el desempeño del sistema de control SMCr no se degrada en algunos casos al aumentar la relación de controlabilidad t_0/τ hasta 4.

También se puede destacar que la técnica de auto-ajuste difusa empleada resultó ser la menos robusta ante errores de modelaje. Este resultado podría deberse a que al variar λ_0 , se debería también ajustar λ_1 , pero λ_1 se asumió constante para poder obtener un controlador SMCr más sencillo.

RECOMENDACIONES

Los resultados obtenidos muestran que la metodología propuesta es una buena estrategia a seguir para el control de sistemas no lineales que presentan retardos de tiempo considerable.

Aunque se utilizó el esquema de controlador lógico difuso más sencillo (con la finalidad de que el número de cálculos necesarios fuera el mínimo), sería recomendable estudiar las variaciones de este esquema propuestas por Mann [8]; como por ejemplo, considerar otras variables de entrada como la integral de la señal de error al para mejorar el desempeño del identificador. Además sería recomendable estudiar el comportamiento del Identificador utilizando funciones de membresía diferentes de las triangulares.

Es recomendable estudiar el desempeño de otros tipos de controladores ajustados con el método de identificación por lógica difusa propuesta, ya que éste permitió obtener respuestas más suaves y menos oscilatorias en los casos estudiados.

Es importante considerar la influencia del ajuste del parámetro λ_1 en el funcionamiento de un controlador SMCr. Al ajustar λ_0 podemos hacer que el sistema responda más rápido, pero como λ_0 está estrechamente ligado a λ_1 , el sistema resultante tiende a ser inestable si existen errores en el modelaje.

7 REFERENCIAS

- [1] Bhama, S y Singh. H. ***Single Layer Neural Networks for Linear System Identification Using Gradient Descent Technique.*** IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 4, No 5, Septiembre 1993.
- [2] Camacho, O., Rojas, R. Y García, W. ***Variable Structure Control Applied to Chemical Processes with Inverse Response.*** ISA Transactions 38. 1999, 52-72.
- [3] Camacho, O y Smith, C. ***Application of Sliding Mode Control to Nonlinear Chemical Processes with Variable Deadtime.*** Proceeding of 2nd Congress of Colombian Association of Automatics. Bucaramanga, Colombia, 1997, 122-128.
- [4] Colina, E. ***Diseño de Controladores por Lógica Difusa.*** Cuadernos de Control, maestría en Ingeniería de Control, Facultad de Ingeniería, Universidad de los Andes. Mérida. 1995.
- [5] Dulhoste, J. ***Comparación entre Diferentes Métodos de Identificación basados sobre la Respuesta Indicial.*** Trabajo de Ascenso. Universidad de los Andes. Mérida. 1995.
- [6] Garcés, S. ***Identificación por Reconocimiento de Patrón de Sistemas con Retardos de Tiempo. Autoentonación de un Controlador PIR.*** Proyecto de Grado. Universidad de los Andes. 1995.
- [7] Jerez, C, Gómez, W. Y Rojas, R.. ***Identificación de Sistemas utilizando Lógica Difusa*** Memorias del III Congreso Nacional de Ing. Mecánica. Universidad de los Andes. 1999.
- [8] Mann, G. et al. ***Analysis of Direct Action Fuzzy PID Controller Structures.*** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol 29, No 3, Junio 1999. 371-388
- [9] Ogata, K. ***Modern Control Engineering.*** Second Edition. Prentice Hall. USA. 1990.
- [10] Ogata, K. ***Discrete-Time Control Systems.*** Prentice Hall. USA. 1987.
- [11] Olivier, P. ***Online System Identification using Laguerre Series.*** IEE Proc. Control theory Appl. Vol. 141, No 4, July 1994. 249-254.

- [12] Rojas, R. *Controladores AutoAjustables*. Proyecto de Grado. Universidad de los Andes. Mérida. 1986.
- [13] Smith, C. y Corripio, A. *Control Automático de Procesos*, Segunda Edición. Limusa, México 1991.
- [14] Wayne, B. *Nonlinear Control of Chemical Processes: A Review*. Ind. Eng. Chem. Rs., Vol 30, No 7, 1991. 1391-1413.
- [15] Von Altroc, C. *Fuzzy Logic and Neurofuzzy Applications Explained*. Prentice Hall. USA. 1995.

WWW.BDIGITAL.ULA.VE

ANEXO A

ALGORITMO DE AUTO-AJUSTE

El siguiente programa se desarrolló en Matlab para implementar el mecanismo de Auto-ajuste propuesto por Rojas [12]

```
function control1=smcp1(variable)
|
| global Num_Pic Tengo_Pico Tiempo_Inicio_Pico Tiempo_Pico Tiempo_Pico0
|   Tiempo_Pico1
|
| global Cambio_Cur Tiempo_Espera Cambiar_Para Error_Pico Error_Pico1
|   Valor_Actual Valor_Actual1 Valor_Actual2
|
|
|
| Y_Actual = variable(1); % Salida del proceso
|
| Tiempo_Actual(1) = variable(2); % Tiempo de simulación
| Y_Anterior = variable(3); % Salida del proceso retardada un
|   instante de tiempo
|
|
| k1 = variable(4); % Constante Proporcional
|
| tao1 = variable(5); % Constante Integral
|
| Referencia = variable(6); % Señal de Referencia
| BandaSup = Referencia+0.05; % Banda Superior
| BandaInf = Referencia-0.05; % banda Inferior
| Tao = 0.7;
| Tiempo_Espera = 2*tao; % Tiempo de espera para iniciar
|   el auto-ajuste
|
|
|
| if (Tiempo_Actual>0.1)
|   % Algoritmo para detectar la presencia de un pico
|   if (Y_Actual>BandaSup)
|
|       if (-Y_Actual+Y_Anterior>1e-5)
|
|
```

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)


```

    if [Y_Actual>Y_Anterior]
    |
        if [Cambio_Cur==0]
        |
            Cambio_Cur = 1;
            Num_Pic = Num_Pic+1;
            % Guardar Información pico
            Error_Pico = Referencia-Y_Anterior
            Tiempo_Pico0 = Tiempo_Actual
        |
        end;
    |
    elseif [Y_Actual<Y_Anterior]
        if [Cambio_Cur==1]
            Cambio_Cur = 0;
            Num_Pic = Num_Pic+1;
            Error_Pico1 = Referencia-Y_Anterior;
            Tiempo_Pico1 = Tiempo_Actual
        end;
    end;
elseif [Tengo_Pico==2]
    Tiempo_Pico=Tiempo_Actual-Tiempo_Inicio_Pico;
    if [Y_Actual<Y_Anterior]
        if [Cambio_Cur==0]
            Cambio_Cur = 1;
            Num_Pic = Num_Pic+1;
            % Guardar Información pico
            Error_Pico = Referencia-Y_Anterior;
            Tiempo_Pico0 = Tiempo_Actual
        end
    elseif [Y_Actual>Y_Anterior]
        if [Cambio_Cur==1]
            Cambio_Cur = 0;
            Num_Pic = Num_Pic+1;
            Error_Pico1 = Referencia-Y_Anterior;
            Tiempo_Pico1 = Tiempo_Actual
        end;
    end;
else
    Tengo_Pico = 0;
    Tiempo_Pico = 0;
    Tiempo_Inicio_Pico = 0;
    Cambio_Cur = 0;
    Num_Pic = 0;
    Cambiar_para = 0;
end;
elseif [Tiempo_Pico>Tiempo_Espera] % Aplicar el Auto-ajuste

```

Licencia Creative Commons:

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
 (CC BY-NC-SA 3.0 VE)

```

if Cambiar_Para==0
    Cambiar_Para = 1;
    Calculando=Tiempo_Actual
    if (Num_Pic>=1) % Ajuste con un pico o sin pico
        PP=2;
        if (Num_Pic==0)
            Porcentaje_Pico=(Y_Actual-Referencia)/[PP*Referencia]+1;
        else
            Porcentaje_Pico=Error_Pico/[PP*Referencia]+1;
        end;
        Valor_Actual = variable(4)/Porcentaje_Pico;
    elseif (Num_Pic==2) % Ajuste con dos pico
        Too = (Tiempo_Pico1-Tiempo_Pico0)*2
        SD = -Error_Pico1/Error_Pico;
        if (Error_Pico1*Error_Pico<0)
            D = SD-0.5;
        else
            D = SD-(Error_Pico1+Error_Pico)/2
        end;
        Valor_Actual = variable(4)*(1-D);
        Ti = 0.5*Too;
        Td = 0.125*Too;
        Valor_Actual1 = Ti;
        Valor_Actual2 = Td/2;
    end;
end;

else % Poner a cero las variables al iniciar la simulación
    Tengo_Pico = 0;
    Tiempo_Pico = 0;
    Tiempo_Inicio_Pico = 0;
    Cambio_Cur = 0;
    Num_Pic = 0;
    Cambiar_Para = 0;
    Valor_Actual = 0;
    Valor_Actual1 = 0;
    Valor_Actual2 = 0;
end;

if (Y_Actual=Referencia) % Poner a cero las variables después del ajuste
    Tengo_Pico = 0;
    Tiempo_Pico = 0;
    Tiempo_Inicio_Pico = 0;
end;

```

Licencia Creative Commons:

90

Atribución - No Comercial - Compartir Igual 3.0 Venezuela
(CC BY-NC-SA 3.0 VE)

