



Universidad Autónoma de Querétaro
 Facultad de Ingeniería
 Doctorado en Ingeniería

LÓGICA DIFUSA APLICADA AL CONTROL INSTRUMENTAL INTELIGENTE

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
 Doctor en Ingeniería

Presenta:
 Domingo Rangel Miranda

Dirigido por:
 Dr. Víctor Manuel Castaño Meneses

SINODALES

Dr. Víctor Manuel Castaño Meneses
 Presidente

Dr. Rodrigo Castañeda Miranda
 Secretario

Dr. Pedro Daniel Alaníz Lumbreras
 Vocal

Dr. Carlos Santiago López Cajún
 Suplente

Dr. Saúl Daniel Santillán Gutiérrez
 Suplente

Dr. Gilberto Herrera Ruiz
 Director de la Facultad

Castaño

 Firma

 Firma

 Firma

 Firma

 Firma

 Dr. Luis Gerardo Hernández Sandoval
 Director de Investigación y Posgrado

Centro Universitario
 Querétaro, Qro.
 Junio 2009
 México

RESUMEN

En este trabajo de investigación se presenta la aplicación de la lógica difusa al control instrumental inteligente. Esta metodología permite el control de sistemas complejos, en los que es prácticamente imposible obtener un modelo matemático completo para ser controlados por esquemas convencionales. Los sistemas de parámetros distribuidos variantes en el tiempo, tal como los sistemas termohidráulicos, son unos de esos sistemas. Se implementó un esquema difuso para optimizar un sistema convencional de control de temperatura en un sistema termohidráulico de flujo recirculado. Se construyó un prototipo experimental para llevar a cabo la implementación de estas nuevas estrategias de control. Se hicieron pruebas a diferentes volúmenes y temperaturas del fluido para analizar la respuesta térmica y estabilidad del sistema. Se obtuvo un mayor rendimiento con este complemento híbrido, logrando llegar a la temperatura deseada con un mínimo sobrepaso y error en estado permanente de tan solo $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$. Así mismo, la lógica difusa fue aplicada en sistemas mecatrónicos de posicionamiento angular de alta precisión. Fue particularmente complicado obtener un modelo de alto orden en este tipo de sistemas cuando están sujetos a la acción de cargas o transitorios no-lineales. Parámetros tales como fricción de Coulomb, zonas muertas y acoplamiento mecánico de cargas no-lineales, son elementos que contribuyen a elevar la complejidad de estos sistemas. Se diseñó y construyó una plataforma instrumentada para evaluar el rendimiento de un esquema de control difuso de posicionamiento, en tiempo real. Se implementaron algoritmos difusos con funciones de pertenencia triangulares que fueron procesados en una computadora portátil para analizar y evaluar la respuesta a diferentes pasos angulares. Se observó gran rendimiento en la posición angular alcanzada, con sobrepasos menores a 1° y error en estado estacionario de $\pm 0.35^{\circ}$. Se aplicaron transitorios mecánicos no-lineales a este sistema de posicionamiento basados en señales moduladas por ancho de pulso, para verificar la robustez de esta nueva aplicación. Se caracterizaron estadísticamente las respuestas a los transitorios con variación exponencial y logarítmica para analizar su efecto como perturbaciones al sistema. Se logró aplicar eficientemente la lógica difusa, obteniendo con ello mayor rendimiento de los sistemas de control instrumental inteligente.

(Palabras clave: lógica, difusa, control, instrumentación, inteligente)

SUMMARY

In this research work, the application of the fuzzy logic to intelligent instrumental control is presented. This methodology permits to control complex systems, in which is almost impossible to obtain an overall mathematical model to be controlled by mean of conventional schemes. The distributed parameters time-varying systems such as the thermo-hydraulics are one of them. A fuzzy control scheme was implemented for optimizing a conventional temperature control on a thermo-hydraulic flow circulating system. An experimental prototype was built to run these new control strategies. The approach was tested to different fluid volumes and temperatures for analyzing the thermal response and stability. According to results was possible to obtain bigger performance than the classic temperature control, with less overshoot and only $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ steady state error. Also, the fuzzy logic was applied to control the angular positioning in a high precision mechatronic system. During the investigation was particularly difficult to derive an overall model from the positioning system when it is affected for either mechanical loads or nonlinear transients. Parameters such as Coulomb friction, dead zones and nonlinear load coupling, are elements that increase the complexity of such system. In order to evaluate the performance of mechatronic fuzzy strategy in real time, an instrumented platform was designed and built. In the same way, several fuzzy algorithms with triangular membership functions were processed in a lap top computer for both analyzing and evaluating the positioning response. The position changes were reached with high precision, overshoots less than 1° and $\pm 0.35^{\circ}$ in steady state error. On the other hand, nonlinear transients, based on the varying of PWM (pulse width modulation) signal, were successfully implemented as mechanical loads to verify the robustness of the system. Logarithmic and exponential transients were applied and statically characterized as perturbations to the system during the rising time and steady state positioning. Although the nonlinear transients were applied, the positioning system was capable to reach the angular positions with high precision. As a conclusion, the fuzzy logic was successfully applied to nonlinear systems, increasing the performance of a class of high order dynamic systems.

(Keywords: fuzzy, logic, control, intelligent, instrumentation)

DEDICATORIAS

Dedico este trabajo a la memoria de mi padre, a quien admiraré por siempre, por haber sabido inculcarme la voluntad y el tesón para alcanzar mis sueños y por enseñarme a disfrutar con lo que tengo y no con lo que podría tener.

A mi madre, a quien le tendré siempre un profundo respeto y admiración, por haber salido adelante en circunstancias desfavorables y nunca rendirse ante la adversidad.

A las mujeres que son mi gran inspiración: Sofía, Ivonne e Inés, por su paciencia, comprensión y el gran cariño que me brindan todos los días y sobre todo, por estar presentes en mi vida.

A toda la familia, que siempre me han dado muestras de apoyo, hermanas, hermanos, sobrinos etc., quienes siempre me alentaron a seguir adelante durante esta importante etapa.

A todas aquellas personas y amigos que han pasado en mi vida con enseñanzas y afectos que nunca olvidaré.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Autónoma de Querétaro, a través de la Facultad de Ingeniería, División de Posgrado, por ser la institución que me dio la oportunidad de realizar estudios de Doctorado.

Al Centro de Física Aplicada y Tecnología Avanzada de la UNAM, donde pude llevar a cabo parte importante de este trabajo de investigación.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por el apoyo otorgado durante el periodo de realización de mis estudios de Doctorado.

Al Dr. Gilberto Herrera Ruiz, Director de la Facultad de Ingeniería, por las facilidades brindadas durante mi estancia en esta institución.

Al Dr. Víctor M. Castaño Meneses, por ser mi asesor de tesis y por guiar la conclusión de este trabajo siempre con atinencia.

A mi grupo de asesores y colaboradores del proyecto doctoral, al Dr. Rodrigo Castañeda Miranda, al Dr. Pedro Daniel Alaníz Lumbreras, al Dr. Yu Tang Su y al Dr. Víctor Castaño Meneses, por los consejos, las discusiones y las aportaciones a este trabajo.

Al mis sinodales, Dr. Carlos Santiago López Cajún y Dr. Saúl Daniel Santillán Gutiérrez, por sus acertados comentarios que enriquecieron el trabajo final.

A todo el personal técnico de apoyo en los talleres de maquinado, laboratorios de investigación y administrativo, siempre fundamental para el proceso de desarrollo de los proyectos.

A todos aquellos colegas que participaron, por su apoyo desinteresado.

ÍNDICE

	Página
Resumen	I
Summary	II
Dedicatorias	III
Agradecimientos	IV
Índice	V
Índice de Cuadros	VIII
Índice de Figuras	IX
I. INTRODUCCIÓN	1
II. REVISION DE LA LITERATURA	5
II.1 Lógica difusa	5
II.1.1 Avances sobre la teoría y propiedades de los conjuntos difusos	6
II.1.2 Aspectos matemáticos de la lógica difusa	7
II.2 Sistemas complejos en instrumentación y control	8
II.2.1 Aplicaciones industriales de la lógica difusa	9
II.2.2 Tópicos relacionados con el control automático tradicional	10
II.2.3 Implementación de controladores inteligentes	10
II.3 El problema de las no-linealidades en los sistemas de regulación de flujo	12
II.3.1 No-linealidades estáticas y dinámicas	12
II.3.2 Actualidad de los sistemas no-lineales en instrumentación y control	15
II.4 Control instrumental inteligente y PID (Proporcional, Integral y Derivativo)	15
II.4.1 Fundamentos del control inteligente	16
II.4.2 Algoritmos híbridos inteligentes	17
II.4.3 Plataformas para el procesamiento de algoritmos difusos	18

III	METODOLOGÍA	19
III.1	Estudio de la factibilidad de la lógica difusa para el control instrumental	19
III.1.1	Sistemas difusos y control difuso	19
III.1.2	Reglas difusas y dispositivos de inferencia difusa	25
III.1.3	Estructura del sistema del control difuso	26
III.1.4	Análisis de la estabilidad difusa en sentido Liapunov	27
III.1.5	Estructura de sistema de control convencional tipo PID	30
III.2	Aplicación del control difuso+PID para regulación temperatura de un sistema de flujo recirculado de parámetros distribuidos	34
III.2.1	Arreglo experimental de flujo recirculado	37
III.2.2	Análisis del comportamiento térmico	36
III.2.3	Controlador difuso+PID	40
III.2.4	Estructura del controlador tipo Takagi-Sugeno	40
III.3	Aplicación del control difuso para el posicionamiento de válvulas con actuadores eléctricos inteligentes	43
III.3.1	Características no-lineales de las válvulas de control	43
III.3.2	Transitorios en las válvulas debido a la señal de actuación	48
III.3.3	Respuesta compleja de la válvula a una entrada escalón	50
III.3.4	Plataforma experimental para pruebas de posicionamiento	53
III.3.5	Implementación de la estrategia de posicionamiento difuso	56
IV	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	58
IV.1	Resultados de la respuesta térmica de un sistema de flujo recirculado mediante una estrategia de control difuso+PID.	58

IV.1.1	Análisis de respuesta a diferentes volúmenes y temperaturas del fluido	59
IV.1.2	Optimización de la respuesta mediante reglas difusas	61
IV.2	Resultados de las respuestas de posicionamiento difuso en actuadores eléctricos inteligentes.	62
IV.2.1	Posicionamiento difuso a diferentes pasos angulares sin carga	62
IV.2.2	Posicionamiento difuso aplicando transitorios no-lineales	64
IV.2.3	Evaluación de las repuestas en base a parámetros de control y estadísticos	65
IV.2.4	Pruebas de robustez del sistema a perturbaciones no-lineales	67
V	CONCLUSIONES	69
	LITERATURA CITADA	71

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro		Página
3.1	Parámetros de PID en modo manual de ajuste.	41
3.2	Variables y conjuntos difusos para el error en la temperatura y su derivada.	42
3.3	Conjuntos y variables lingüísticas para la salida del controlador.	42
3.4	Matriz difusa para 90° , e y Δe .	57
3.5	Matriz difusa para 180° , e y Δe .	57
3.6	Matriz difusa para 360° , e y Δe .	57
4.1.	Parámetros de control del servomecanismo bajo transitorios no-lineales.	66
4.2	Parámetros estadísticos de la señal de voltaje de control.	67

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura		Página
2.1	No-linealidades sin memoria encontradas comúnmente en procesos industriales en actuadores finales como lo son las válvulas de control.	13
2.2	Curvas características de una válvula de control de flujo.	14
3.1	Función de pertenencia para "alta", donde el eje horizontal representa la velocidad del auto y el eje vertical representa el valor de membresía para "alta".	19
3.2	Función de pertenencia para "menor", donde el eje horizontal representa la fuerza aplicada al acelerador y el eje vertical representa el valor miembro para "menor".	20
3.3	Configuración básica de los sistemas difusos puros.	21
3.4	Configuración básica del sistema difuso Takagi-Sugeno-Kang.	22
3.5	Configuración básica de los sistemas difusos con <i>fuzzyficador</i> y <i>defuzzyficador</i> .	22
3.6	Sistema difuso como controlador en lazo abierto.	22
3.7	Sistema difuso como controlador en lazo cerrado.	23
3.8	Control directo de un proceso o sistema.	23
3.9	Estructura de un controlador inteligente donde el núcleo es el control lógico difuso.	24
3.10	Análisis de la estabilidad difusa mediante las funciones de membresía.	30
3.11	Esquema del sistema de control de temperatura de flujo recirculado de parámetros distribuidos.	36
3.12	Pérdidas de calor por conducción a través de la tubería de PVC.	38
3.13	Representación eléctrica análoga del sistema de flujo recirculado de parámetros concentrados.	38
3.14	Comportamiento de la presión en una tubería con flujo.	49

3.15	Servomecanismo difuso de alta precisión.	53
3.16	Bloques de sistema de posicionamiento angular.	54
3.17	Señal de carga PWM con variación exponencial.	55
3.18	Señal para producir transitorio logarítmico en la carga.	55
3.19	Conjuntos difusos para el error en la posición y la velocidad angular.	56
4.1	Respuesta obtenida con ambos esquemas de control, solamente PID y con fuzzy+PID.	59
4.2	Sobrepaso y estabilidad obtenida con ambos esquemas de control únicamente PID y con fuzzy+PID.	60
4.3	Respuesta óptima a 60°C, 60L, con el esquema fuzzy+PID.	61
4.4	Respuesta al posicionamiento de 90° sin carga.	62
4.5	Respuesta en 180° del servomecanismo sin carga.	63
4.6	Trayectoria de la respuesta a un posicionamiento de 360° sin carga.	63
4.7	Respuestas transitorias no-lineales a 90°.	64
4.8	Comparación de los transitorios exponencial y logarítmico a 180°.	64
4.9	Cargas transitorias no-lineales aplicadas para 360°.	65
4.10	Los transitorios no-lineales aplicados como perturbaciones.	67

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, una de las áreas con mayor demanda tecnológica en el campo industrial, se refiere a la innovación, implementación y aplicación de nuevas metodologías en el control de los procesos industriales. La industria local, nacional e internacional ha venido diversificado sus procesos de producción, en los que está implícita la tecnología necesaria para que éstos sean rentables y sus productos puedan alcanzar la calidad necesaria en un mercado cada vez más competitivo.

En los procesos industriales existen gran cantidad de variables físicas, químicas, biológicas etc., las cuales deben ser cuantificadas por elementos sensores con gran precisión, para después ser acondicionadas y realimentadas nuevamente a los procesos. Posteriormente modificar esas variables a los valores deseados o requeridos por el producto durante su elaboración. En ocasiones esas variables tienen dependencia temporal unas de otras en la dinámica del proceso.

Esas tareas de conversión de las variables físicas a su equivalente eléctrica como señal acondicionada, así como su manejo y realimentación a los procesos mediante elementos finales de control, es llevada a cabo por la instrumentación asociada a los algoritmos y estrategias de control clásico o avanzado, adaptados para cada proceso en particular.

Dichas tareas se han vuelto complejas a partir de que cada vez surgen mas procesos en los que están implícitas no-linealidades inherentes, la cuales dificultan el modelado matemático completo de los sistemas, el cual es necesario para que éstos puedan ser controlados por los esquemas convencionales tal como el PID (Proporcional, Integral, Derivativo) o en su caso debe acotarse el intervalo de trabajo del sistema a un punto de operación y trabajarlo como sistema lineal alrededor de ese punto.

Sin embargo, en los últimos años se han hecho aplicaciones importantes a esta problemática desde que surgieron las técnicas de control inteligente, tales como la lógica difusa, redes neuronales y algoritmos genéticos, ó combinación de ellas. Estas herramientas son aplicables cuando por la complejidad propia del sistema no es posible aplicar los métodos convencionales de control. Ellas se basan principalmente en la utilización de conocimiento experto, entrenamiento y aprendizaje programado o estructura de los procesos evolutivos.

Desde su nacimiento, la lógica difusa ha probado ser una alternativa viable para aquellos sistemas en los que no es posible obtener, por su naturaleza, un modelo completo del sistema a controlar o no se dispone de una medición real de las variables del proceso. Su aporte al control de procesos industriales se ha incrementado notablemente a partir de la década de los noventa y se ha hecho presente en México a partir de esta última década.

La introducción de la lógica difusa al control instrumental inteligente permite que haya un campo fértil de investigación científica en ingeniería, en la que es posible implementar nuevas aplicaciones tanto a los sistemas de control de procesos industriales, como a la instrumentación asociada a esos procesos, siendo parte fundamental para esas aplicaciones, su sólida base matemática, su estructura sencilla de control, así como su interacción con el usuario común, ya que permite utilizar terminología lingüística para conformar los algoritmos difusos implementados en su aplicación.

Muchos autores en el campo de esta tecnología proclaman que el control difuso está revolucionando el control clásico, prometiendo mayores y mejores adelantos en la solución de problemas de alta complejidad dentro del área ingenieril, interactuando con la comunidad interesada en encontrar nuevas alternativas de control. Además, esta investigación doctoral contribuirá a consolidar una nueva alternativa para el control inteligente de sistemas dinámicos complejos y permitirá incrementar su desarrollo académico actual en las áreas de control avanzado.

Por lo que en este proyecto se propone la aplicación de la lógica difusa al control instrumental inteligente, aplicándolo a los sistemas de control térmico de parámetros distribuidos, cuyo modelo matemático es de orden superior y no es factible de controlar con las técnicas convencionales. Así mismo se pretende que los elementos para regulación de flujo, como lo son las servo válvulas, las cuales tiene no-linealidades intrínsecas en su funcionamiento y en especial cuando manejan fluidos complejos, sean controladas bajo estas estrategias de control avanzado. Se evaluará su rendimiento dinámico mediante criterios como el error integral absoluto y el error integral absoluto por el tiempo, lo que permitirá llevar estos esquemas difusos al control instrumental de mezclas complejas en el ámbito industrial.

Una vez revisado el estado del arte en relación a este tema y en vista de que las aplicaciones de la teoría difusa (*fuzzy*) al control de los sistemas físicos no-lineales son de actualidad y es un campo fértil de investigación, se propone trabajar en el estudio y aplicación de la lógica difusa en el control sistemas o instrumentos con parámetros intrínsecos no-lineales, que son por naturaleza, complejos para su modelación matemática, como lo son por ejemplo, los sistemas termohidráulicos de parámetros concentrados, en los que tanto la temperatura como la regulación de flujo son elementos de control que dependen de otras variables ambientales y su relación dinámica es compleja. Dichas no-linealidades representan un problema importante en la instrumentación industrial y en algunos productos domésticos, por ejemplo, para suministro y manejo de combustible, ya que un manejo inadecuado de los parámetros no-lineales en estos sistemas, representa un peligro potencial para los operadores y usuarios (NOM, 2000), debido a que se pudieran presentar inestabilidades en los sistemas y provocar fallas imprevistas. También es factible aplicar esta investigación y la tecnología que ésta genere a sistemas mecatrónicos instrumentales que requieran de posicionamiento inteligente acoplados a cargas y transitorios no-lineales fuertes, como son los sistemas robotizados de manufactura o instrumentos reguladores para fluidos tales válvulas con actuador eléctrico que controlan fluidos como etanol, agua tratada, agua purificada, biocombustibles o fluidos complejos. Esto podrá ayudar a hacer un uso más eficiente de los combustibles y los recursos acuíferos, tanto a nivel industrial como doméstico.

En vista de lo expuesto anteriormente se propone para la solución de este problema la siguiente:

Hipótesis

“Es posible controlar los parámetros no-lineales que presentan los sistemas físicos dinámicos de alto orden, como son los sistemas termohidráulicos de parámetros distribuidos, así como los sistemas mecatrónicos de posicionamiento de alta precisión sujetos a cargas o transitorios no-lineales, mediante la implementación y operación de algoritmos realizados con lógica difusa, en vista de la complejidad que representa controlar esos parámetros no-lineales con los modelos matemáticos de estos sistemas y las estrategias de control convencional tales como Proporcional, Integral y Derivativo (PID)”.

Objetivos de la investigación

Objetivo General:

Estudiar e implementar nuevos esquemas de control instrumental mediante lógica difusa en sistemas físicos que incluyen parámetros no-lineales en su modelado matemático, como son los sistemas de regulación y control de flujo de fluidos.

Objetivos Particulares:

- 1.-Estudiar la viabilidad de la lógica difusa aplicada al control inteligente y en el manejo de parámetros no-lineales en sistemas electromecánicos, específicamente en sistemas instrumentales relacionados con la regulación flujo.
- 2.- Poner en operación un prototipo de recirculador de flujo a nivel experimental, aplicando los algoritmos difusos para regulación de temperatura de flujo de fluidos en sistemas de parámetros distribuidos.
- 3.-Diseñar y construir una plataforma instrumentada para probar los algoritmos difusos en forma física, tanto en sistemas de posicionamiento de obturadores de regulación de flujo, como en mezclas que son complejas dentro del control tradicional.
- 4.-Depurar los algoritmos de acuerdo a las características propias del proceso, evaluando el rendimiento de tales sistemas controlados mediante esta técnica aplicada en tiempo real.
- 5.-Aplicar estas técnicas novedosas para controlar sistemas instrumentales donde estén implícitas cargas no-lineales que por naturaleza no pueden manejarse dinámicamente con el control tradicional.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

II.1 Lógica difusa.

En 1965, un ingeniero eléctrico de origen iraní, Lofti A. Zadeh escribió su celebre artículo “*Fuzzy Sets*” (Zadeh, 1965), en el que menciona que: “Muy comúnmente las clases de objetos encontradas en el mundo físico real no tienen definido de forma precisa su criterio de pertenencia”. Esta misma ambigüedad crece por ejemplo, en el caso de un número, tal como el 10 con relación a la clase de todos los números reales que son mucho mayores que 1. Podemos observar que “las clases de todos los números reales mucho más grandes que 1” o “la clase de las mujeres altas”, o “la clase de los hombres jóvenes”, no constituyen clases o conjuntos en el sentido matemático usual.

Sin embargo, este tipo de conjuntos, imprecisamente llamados clases, desempeñan un papel importante en el pensamiento humano, particularmente en el dominio de reconocimiento de patrones, comunicación de información y abstracción. Zadeh estableció en su artículo las bases principales del lenguaje difuso, definiendo el universo de discurso, como el área dónde se atribuyen cualidades o se califican determinadas variables y llamando a un tipo de conjuntos que encierran una propiedad específica, funciones de pertenencia. A partir de los primeros resultados presentados por Zadeh (1968) y de las primeras aplicaciones en los procesos de control realizadas por Mamdani (1974), el control difuso ha mostrado ser una aproximación exitosa para los sistemas no-lineales complejos. Desde que las teorías de control clásicas se han combinado dentro de los sistemas difusos, ha surgido un gran número de aplicaciones dentro del ámbito de la Ingeniería.

En la década de los años veinte, J. Lukasiewicz desarrolló los principios de la lógica multivaluada, cuyos enunciados pueden tener valores de verdad comprendidos entre el 0 (FALSO) y el 1 (CIERTO) de la lógica binaria clásica.

En 1965, L. Zadeh aplicó la lógica multivaluada a la teoría de conjuntos, estableciendo la posibilidad de que los elementos pudieran tener diferentes grados de pertenencia a un conjunto. Zadeh introdujo el término *fuzzy* (borroso ó difuso) y desarrolló un álgebra completa para los conjuntos difusos. Aunque estos conjuntos no tuvieron aplicación práctica inmediata, no fue sino hasta mediados de los años setenta, cuando E. H. Mamdani diseñó un controlador difuso para un motor de vapor.

En la lógica borrosa o difusa se trabaja con conjuntos, que se definen por sus funciones de pertenencia y se denotan como $\mu_c(x)$, e indican el grado de pertenencia (entre 0 y 1) del elemento con valor x al conjunto C . La denominada lógica difusa o *fuzzy logic*, permite tratar información imprecisa, como estatura media, temperatura baja o mucha fuerza, en términos de conjuntos borrosos o difusos (imprecisos en definitiva). Estos conjuntos borrosos se combinan en reglas para definir acciones, como por ejemplo: si la temperatura es alta entonces enfriar mucho. De esta manera, los sistemas de control basados en lógica difusa combinan unas variables de entrada (definidas en términos de conjuntos difusos), por medio de grupos de reglas que producen uno o varios valores de salida.

Los sistemas basados en lógica difusa pueden ser aplicados a problemas similares a las redes neuronales (Mastorocostas y Theocharis, 2002) y resultan interesantes para problemas no-lineales o no bien definidos. Los sistemas difusos permiten modelar un proceso no-lineal (Wang et al., 2001), y aprender de los datos haciendo uso de determinados algoritmos de aprendizaje (como los de las propias redes neuronales). Estos sistemas permiten utilizar fácilmente el conocimiento de los expertos en el control de un proceso, formalizando el conocimiento, a veces ambiguo del experto, en una forma realizable físicamente. Gracias a la simplicidad de los cálculos, normalmente pueden ser implementados en sistemas electrónicos autónomos de bajo costo.

Desde los resultados presentados por Zadeh y sus primeras aplicaciones en procesos de control demostrados por Takagi y Sugeno en 1985, el control difuso ha probado ser una excelente aproximación para sistemas no-lineales complejos.

II.1.1 Avances sobre la teoría y propiedades de los conjuntos difusos.

Desde que aparecieron los conjuntos difusos a mediados de los años sesentas, han surgido aportaciones importantes que fortalecen la teoría de la lógica difusa, entre ellas está el estudio de propiedades tales como inconsistencia y validación aplicadas a conjuntos con elementos en lógica de dos estados y lógica difusa (Lee y Chang, 1971), encontrándose que estas propiedades son válidas inclusive para el conjunto de implicantes primos. También el propio Zadeh hace una semblanza de lo que se conoce como variables lingüísticas (Zadeh,

1975) en el que señala que es posible aplicar este tipo de variables que se manejan en el lenguaje cotidiano y otorgarles grados de certeza. Uno de los artífices reconocidos en la lógica difusa es Sugeno, quien establece la estructura para realizar aplicaciones genéricas al control sobre aplicaciones industriales (Sugeno, 1985) formalizando criterios difusos para adentrarse de forma simple a este tipo de problemas.

Por otro lado, han hecho algunas aportaciones replanteando los conjuntos difusos, de manera que se han encontrado nuevas estructuras (Zhang y Zhang 2005) que dieron lugar a conceptos tales como son los “*principios de isoformismo y similaridad*”, lo que condujo a una nueva perspectiva sobre las funciones de membresía. Actualmente se han hecho cuestionamientos sobre la verdadera aplicación de los conjuntos difusos al problema de los conceptos difusos o inciertos (Novak, 2005), llegando a la conclusión que sigue siendo una herramienta vigente y su permanencia promete aún más aplicaciones en un futuro.

II.1.2 Aspectos matemáticos de la lógica difusa.

Uno de los campos más promisorios de la lógica difusa es el campo de la fundamentación matemática de las variables lingüísticas y los conjuntos difusos. Se han hecho aportaciones trascendentes en los últimos años a los métodos matemáticos para resolver por ejemplo, los sistemas de ecuaciones lineales difusas que surgen de establecer las reglas de comportamiento de los sistemas difusos (Dehghan y Hashemi, 2005); en este mismo sentido se propone por ejemplo, un método numérico para la solución de ecuaciones no-lineales difusas mediante iteraciones progresivas (Abassbandy y Ezzati, 2006). Abbasbandy propone también, para la solución de sistemas de ecuaciones no-lineales difusas, utilizar por un lado, el método de Newton (Tavassoli et al., 2005) y por el otro, un método por pasos descendentes (Abassbandy y Jafarian, 2006). Esto contribuye principalmente a que esta técnica sea aplicable no solo a la solución problemas ingenieriles sino también a la solución de problemas en otras disciplinas, cuyos comportamientos sean manejados mediante este tipo de ecuaciones. La relación de los conjuntos difusos con los conjuntos aleatorios es propuesta para incluir la teoría de la probabilidad a cierto tipo de sistemas (Nguyen, 2005), manejando los espacios matemáticos correspondientes en cada caso.

Sin embargo, se han hecho aportaciones importantes al fundamento matemático de la lógica difusa, a casi cuarenta años del surgimiento de esta disciplina (Gottwald, 2005) dando lugar a algunas reflexiones que permitirán estructurar aún más, las bases matemáticas que incrementen su potencialidad.

II.2 Sistemas complejos en instrumentación y control.

En los sistemas industriales de control de procesos, se ha utilizado tradicionalmente el esquema de retroalimentación de las variables de proceso. Si embargo en este tipo de estrategia de control sólo se produce corrección cuando la variable controlada se ha desviado de su punto de consigna. Por lo que es casi imposible evitar el error inicial en la variable controlada, además de que el controlador no puede adelantarse a las perturbaciones aunque éstas puedan ser conocidas y medidas. Su comportamiento no es aceptado en procesos con grandes retardos puros.

Muchos son los procesos en los que están implícitas relaciones dinámicas de orden superior o aquellas en los que los elementos finales de control traen consigo no-linealidades intrínsecas que no podrían entrar en un esquema de control convencional. Los sistemas de parámetros distribuidos son un ejemplo de la variación espacial y temporal de sus variables, en los que es imposible dar un valor concreto de alguna variable en un instante y espacio particular, pues existe dependencia parcial o total de otras variables. En esos casos debe atenderse su respuesta en estado permanente para observar la estabilidad en su comportamiento.

Así mismo, los actuadores electromecánicos utilizados en el control instrumental contienen diversos parámetros no-lineales, los cuales van desde zonas muertas, histéresis, saturación, ganancias o su propia característica de actuación, que no permiten que éstos sean incluidos en la construcción de modelos dinámicos completos. Tal es el caso de las válvulas automáticas inmersas en el control de caudal, cuya trascendencia es vital para los procesos donde se manejan fluidos complejos o mezclas de ellos.

II.2.1 Aplicaciones industriales de la lógica difusa.

Las primeras aplicaciones de la lógica difusa a los procesos industriales comenzaron poco después de los años setentas; uno de los pioneros en establecer los fundamentos de las aplicaciones a estos procesos fue Mamdani (King y Mamdani, 1977) quien propuso la programación heurística para su aplicación en el control de sistemas complejos de plantas piloto. A partir de ahí, numerosos han sido los logros de la lógica difusa a nivel industrial.

Se puede percibir un gran adelanto de las aplicaciones cuando se fusionan los sistemas híbridos, compuestos por redes neuronales y conjuntos difusos, es decir: los sistemas *neuro-difusos*, de los que han surgido sistemas relacionados con esta investigación, como podemos mencionar el estudio de un modelo adaptable neuro-difuso de transferencia de calor en ductos de flujo de aire (Hasiloglu et al., 2004) donde se estudia su efecto transitorio. En este mismo contexto se publica un modelo matemático para el monitoreo de los parámetros de flujo de gas natural (Olunloyo et al., 2004) que provee información sobre temperatura, capacidad calorífica y presión del gas. Una aplicación sobresaliente de los sistemas neuro-difusos fue mostrada para predecir el nivel de agua en una presa hidroeléctrica (Chang y Chang, 2005) en el que se hace énfasis a la experiencia acumulada de 31 años de datos, como base de conocimiento experto, de donde se obtuvo la base de reglas difusas.

En otro orden de importancia se encuentran las aplicaciones a los sistemas industriales, se encuentra reportado por ejemplo, un sistema para el análisis del desbalanceo no-lineal en sistemas rotor-chumacera (Oiu y Rao, 2005) obteniendo con ello una buena metodología para tal fin. Se presenta así mismo un sistema de distribución de gas en base a un controlador difuso en cascada (Zhang y Zhang, 2005) en el que se compara este tipo de estrategia con un esquema PI (proporcional e integral) y se estudia su rendimiento. También se toma como referencia un sistema de integración de partes en una línea de ensamble por medio de soldadura (Tsai, 2005) donde se redujeron las pérdidas para la empresa al utilizar este tipo de interfaces entre hombre y máquina. Cabe mencionar que las aplicaciones documentadas son de los dos últimos años.

II.2.2 Tópicos relacionados con el control automático tradicional.

Los conceptos utilizados para el análisis de la estabilidad y observabilidad de los esquemas de control difuso generalmente recurren a las teorías fundamentales del control automático (Gauthier y Bornard, 1981) ya que sin éstas no se podría pensar en un sistema estable a perturbaciones externas, como es el caso de la aplicación a una válvula de control de fluidos complejos.

Se han encontrado propuestas de estabilidad de los sistemas difusos empleando *singletons* (muy común en la teoría difusa) en su forma canónica (Sugeno, 1999). Paralelamente, se ha hecho controladores lineales para sistemas inciertos (Sak, 1999); tal estudio aplicó esta técnica a los controladores difusos tipo Takagi-Sugeno-Kang (TSK) obteniendo buenos resultados. También se ha abordado el tema del paro difuso en sistemas dinámicos continuos en el tiempo, en el que Yoshida (2002) reporta el estudio de este problema, asumiendo monotonidad y regularidad en las reglas de paro difuso y resaltando mejores resultados con el empleo de técnicas difusas de las que no lo son.

Estudios recientes más profundos han tenido aportaciones significativas para la teoría de control, autores como Ding, Ying y Shao (2003) estudiaron y analizaron la estabilidad y estructura en controladores PI y PD en controladores difusos tipo Takagi-Sugeno y proporcionan alternativas importantes en este sentido. Más específicamente tenemos aportaciones a la robótica, donde es posible calcular el torque necesario de un brazo manipulador (Song et al., 2005) mediante análisis de estabilidad en lazo cerrado sobre el rendimiento en la búsqueda del punto óptimo.

II.2.3 Implementación de controladores inteligentes.

El corazón de los sistemas difusos con aplicación industrial son los controladores difusos, donde las estrategias o esquemas de control son implementadas generalmente para el control de sistemas físicos. Se han reportado un sin número de controladores difusos entre los que se destacan aquellos que tienen una similitud al tema de investigación que aquí se reporta. Se presenta el diseño de un controlador de estado difuso para su aplicación en servo posición de un sistema hidráulico (Zhao y Virvalo, 1995) en el que se resalta que,

debido a la no-linealidad presentada por cargas no-lineales, se propone utilizar este tipo de controlador difuso que muestra gran robustez y estabilidad.

En esta misma línea se encuentra un controlador difuso para auto-sintonizar un controlador tradicional PID (Li y Priemer, 1997) donde no se requiere modelar la planta a controlar y toma como base de conocimiento la realimentación de los parámetros de la misma. También se encuentra la implementación de un controlador difuso para sistemas mecánicos (Khon y Flashner, 2003), el cual garantiza gran estabilidad en el sentido Liapunov y convergencia rápida de la función de error, así mismo demuestra que este diseño tiene mejor rendimiento que su contraparte no difusa. En tanto se tiene reportado el análisis y estructura analítica de un controlador PD (proporcional derivativo) (Mohand y Patel, 2002) que se basa en reglas muy simples y que toma los preceptos de los iniciadores de la lógica difusa; como característica principal, este controlador observa gran estabilidad entrada-salida. En algunos casos se reportan controladores inteligentes utilizados para posicionamiento con motores a pasos (Su et al., 2004) utilizando como plataforma los sistemas de inferencia neuro-difusos.

En los últimos años un número creciente de controladores se forman de la mezcla de las características de las redes neuronales con las reglas de inferencia difusa como es el caso que presenta Yesil y Eksin (2004) en el que combina las técnicas tradicionales con las técnicas difusas y da por resultado un controlador híbrido muy sencillo utilizado en el control de magnetos permanentes en motores síncronos de corriente alterna (AC) además se evalúa la eficiencia y efectividad del controlador. En un caso similar, se reporta un controlador PD (proporcional derivativo) que es capaz de controlar la frecuencia y la carga de un mecanismo de precisión y es auto-sintonizable (Traoré et al., 2005) . Otro sistema que emplea un controlador difuso para un reactor piloto, donde se controla el oxígeno disuelto en un proceso metabólico fue revisado (Melin y Castillo, 2005). Debido a la naturaleza no-lineal de los parámetros que interviene en su control, se optó por utilizar un controlador difuso que resultó ser muy robusto y efectivo. Por lo general, con el aumento de las aplicaciones de los controladores difusos, éstas van teniendo mayor complejidad; sin embargo, se encuentra reportado el diseño un controlador para limpiadores al vacío (Kemal, 2005) en el que se hizo una reducción importante de las reglas difusas que forman la base

de conocimiento experto, lo cual trae como aportación principal la optimización de la base de conocimiento para respuestas de sistema donde se requiere que sean en tiempo real.

II.3 El problema de no-linealidades en los sistemas de regulación de flujo.

Se hace una breve presentación de los *sistemas no-lineales*, con el propósito principal de resaltar:

- Que los resultados y las técnicas referentes a los sistemas lineales tienen una aplicabilidad limitada (Ogata, 1998).
- Que el comportamiento de los sistemas lineales es limitado a un cierto tipo de respuestas, mientras que los sistemas no-lineales pueden tener un comportamiento más robusto (Vidyasagar, 1994).

II.3.1 No-linealidades estáticas y dinámicas.

No-linealidades estáticas

Se trata de sistemas no-lineales *sin memoria*, es decir, aquellos cuyas salidas $y(t)$ sólo dependen de las entradas $u(t)$ en ese mismo instante. La figura 2.1 resume algunas de las no-linealidades estáticas más frecuentes. Algunos de los elementos que se pueden modelar con este tipo de no-linealidades estáticas son:

- Servoválvulas de apertura gradual
- Transformadores y motores en regiones de saturación magnética.
- Materiales ferromagnéticos en general.
- Cilindros hidráulicos y neumáticos con cambio de dirección.
- Linealizaciones de elementos eléctricos y electrónicos.

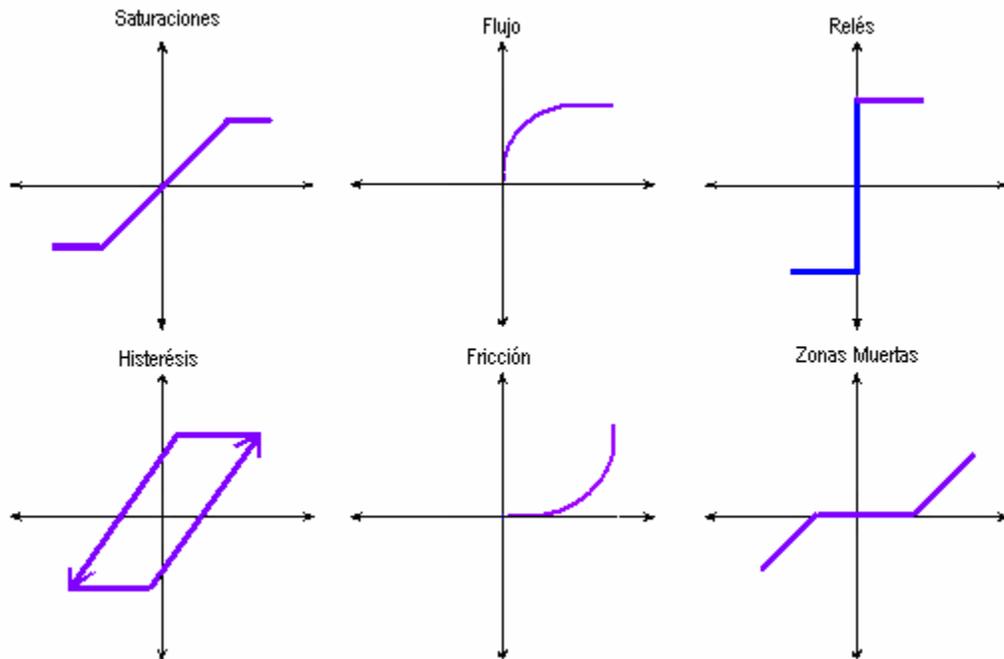


Figura 2.1 No-linealidades sin memoria encontradas comúnmente procesos industriales en actuadores finales como lo son las válvulas de control.

No-linealidades dinámicas

Se trata de sistemas no-lineales *con memoria*, es decir, aquellos cuyas salidas $y(t)$ dependen no sólo de las entradas en ese mismo instante $u(t)$, sino también de sus derivadas o diferencias finitas. Es decir, considerando ecuaciones diferenciales y en diferencias de la forma:

$$\dot{x} = f(x(t), u(t), t) \quad x(k+1) = f(x(k), u(k), k) \quad (2.1)$$

En donde el vector u contiene las entradas al sistema, x las variables de estado, y f es una función vectorial no-lineal.

Algunos sistemas físicos que pudieran modelarse con este tipo de no-linealidades dinámicas son:

- Sistemas de control de temperatura de parámetros distribuidos.
- Procesos de suministro de flujo variable.
- Sistemas de distribución de combustible líquido o gaseoso.

Uno de los elementos más importantes en la instrumentación de procesos industriales y con mayor dificultad para ser modelados matemáticamente son los elementos *actuadores*, como por ejemplo: las válvulas, ya que éstas contienen en su funcionamiento parámetros intrínsecos no-lineales. Las válvulas de control de apertura gradual pueden ser modeladas (Wellstead, 1979) con ecuaciones del tipo:

$$F = C_v f(x) \sqrt{\frac{-\Delta P}{\rho}} \quad (2.2)$$

Donde la función x es la apertura de la válvula $\in [0,1]$ y $f(x)$ es la función que determina la curva característica de la válvula que puede ser:

- Lineal: $f(x) = (x)$ es la válvula ideal de control cuando la caída de presión en la línea es despreciable.
- Raíz cuadrada: $f(x) = \sqrt{x}$ también denominada de apertura rápida.
- Igual porcentaje: $f(x) = \alpha^{x-1}$ se utiliza cuando la caída de presión en la línea no es despreciable.
- De retención:

$$f(x) = \begin{cases} -\Delta P < 0 \\ -\Delta P \geq 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

En realidad no es una curva característica porque no depende de la apertura.

En la figura 2.2 se muestran las curvas características (Creus, 1993) de una válvula de control relacionando al flujo $F(x)$ contra la apertura x .

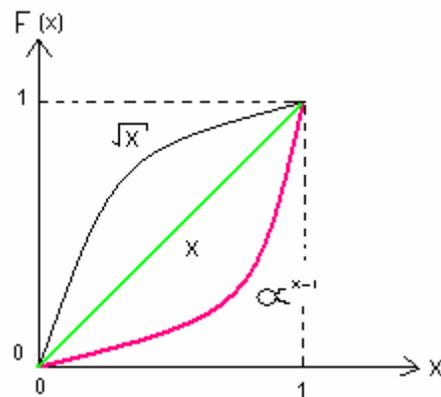


Figura 2.2 Curvas características de una válvula de control de flujo.

II.3.2 Actualidad de los sistemas no-lineales en instrumentación y control.

La aplicación de la lógica difusa a los sistemas no-lineales se realiza principalmente debido a la complejidad que tienen estos sistemas para obtener un modelo dinámico completo de un proceso en un amplio intervalo de trabajo. Su verdadera justificación está en el hecho de que los controladores difusos tienen por lo general mejor respuesta que los controladores convencionales usados en este tipo de sistemas. Se han hecho aportaciones interesantes en este sentido, pudiendo mencionar el diseño y análisis de identificadores difusos para sistemas dinámicos no-lineales (Xin, 1995) que contienen reglas difusas y proporcionan un esquema de control de gran precisión y velocidad. Algunos autores como Polycarpou (1996) destacan que los esquemas de control neuro-difuso tienen gran estabilidad, según el estudio realizado aplicando el criterio en sentido Liapunov y utilizando retroalimentación suave en la ley de control.

Otros autores han hecho aportaciones en controladores estabilizantes para sistemas no-lineales usando modelos difusos (Teixeira, 1999), llevan a cabo los procedimientos clásicos de espacio de estado para el diseño de estos nuevos esquemas. Al igual, se han diseñado sistemas de control adaptable para sistema no-lineales bajo la estructura de los controladores difusos tipo Sugeno (Ling et al., 1999) basados en reglas lingüísticas *Si-entonces*. En otra vertiente de aplicación de los sistemas lineales, se han establecido esquemas para linealizar sistemas no-lineales, como ejemplo se tiene una aplicación de esto en un sistema que modula el ancho de pulso para compensar el valor del error (Dogruel, 2003). Una clase especial de los sistemas lineales con retardo de tiempo han sido estudiadas por algunos autores, destacando los controladores difusos de estructura variable con retardo de tiempo (Hua et al., 2004) en donde dos sistemas difusos son propuestos para aproximar las funciones no-lineales que contienen el estado actual y el estado retardado.

II.4 Control instrumental inteligente y PID (Proporcional, Integral y Derivativo).

El control convencional utiliza métodos que se basan en la descripción de los sistemas por ecuaciones diferenciales o en diferencias.

El control inteligente tiene la habilidad para actuar de forma apropiada en un entorno incierto, utiliza la inteligencia en el proceso de análisis, organización y conversión de datos en información estructurada (conocimiento). Ha sustituido a la mente humana en la toma de decisiones, planificación y aprendizaje, así mismo utiliza de forma combinada técnicas de inteligencia artificial, investigación operativa y control. Tiene la capacidad de asemejar el comportamiento de alguno de sus elementos a alguna de las cualidades cognoscitivas del comportamiento humano, como el aprendizaje, el razonamiento simbólico, la planificación o la adaptación a un medio cambiante.

II.4.1 Fundamentos del control inteligente.

Nacen de la interacción directa con el proceso que evoluciona en el tiempo: Sistema de tiempo real.

- Tiempo de respuesta garantizado
- Operación continua
- Gestión de eventos asíncronos
- Razonamiento temporal
- Razonamiento no monotónico
- Razonamiento con incertidumbre y datos incompletos
- Eficiencia computacional
- Interfaz con otros componentes: Acceso a datos de E/S, acceso a bases de datos, interfaz de usuario, etc.

Técnicas de control inteligente

Existen varias técnicas aplicadas en los sistemas expertos en tiempo real:

- Sistemas de control basados en reglas
- Control basado en modelos
- Diagnóstico de fallos
- Planificación
- Aprendizaje

Técnicas de inteligencia artificial

El control borroso o difuso (*fuzzy control*), realiza el modelado de conceptos ambiguos o que no están bien definidos, pretende incorporar la experiencia del operador, siendo un tipo especial de sistema inteligente basado en el conocimiento.

El control con redes neuronales está inspirado en redes biológicas que poseen aprendizaje implícito, conlleva ajuste de los parámetros para minimizar una cierta función de rendimiento, el cual utiliza topologías específicas de control.

- Los algoritmos genéticos realizan procesos de optimización estocásticos sin información de la función a minimizar o maximizar. Utiliza conceptos como:
- Cromosoma: codificación de un punto en el espacio de parámetros de la función a optimizar.
- Función de adecuación (*fitness*) del valor asociado a cada cromosoma. Se obtiene a partir de la función a optimizar.
- Población: conjunto de cromosomas que evoluciona para conseguir un valor de adecuación mejor.
- En cada generación se construye una nueva población a partir de la anterior utilizando los operadores genéticos.

II.4.2 Algoritmos híbridos inteligentes.

La realización de los algoritmos difusos es la parte medular para el correcto funcionamiento del controlador difuso. Se han difundido gran cantidad de algoritmos difusos, pero rara vez se han hecho combinaciones por ejemplo con los algoritmos genéticos. En una referencia se encontró un estudio de la sinergia entre estos dos campos de la computación aplicada (Acosta y Todorovich, 2003) en donde se auxilia de un algoritmo genético jerárquico para controlar en forma experimental un motor de inducción con carga variable, con potenciales aplicaciones industriales.

En otro artículo se discute un algoritmo muy versátil, que consiste en modificar el universo del discurso y al mismo tiempo las funciones de membresía escalando factores, lo que reditúa en una mejor forma de obtener una tabla de decisión (Li et al., 2005). El autor presenta las simulaciones que soportan esta tesis.

Otro ejemplo sobre la aportación de los algoritmos GA-FLC (*genetic algorithm-fuzzy logic control*) es donde se sostiene que la fusión de estas dos técnicas da lugar a un algoritmo más robusto (Osman et al., 2005), sobre todo cuando se tienen problemas en la programación no-lineal de sistemas. Esta técnica hace más óptimo el tiempo de cálculo y la precisión de los resultados.

II.4.3 Plataformas para el procesamiento de los algoritmos difusos.

Se ha reportado muy poco acerca de la implementación de los algoritmos difusos en dispositivos electrónicos programables a gran escala. Podemos citar por ejemplo implementaciones en dispositivos DSP (*Digital Signal Processing*). En este caso se hizo un estudio sobre el rendimiento de la memoria de este tipo de dispositivos (Adé y Peperstraete, 1994) sobre todo cuando se requiere de cálculos iterativos de los parámetros de un sistema. Así mismo se reporta una aplicación de un controlador digital, implementado en un dispositivo FPGA (*Fied Programmable Gate Array*) (Lin et al., 2005) donde se implantó un controlador difuso para manejar un motor de inducción, en el que la respuesta transitoria se maneja de manera óptima en trayectorias programadas.

III. METODOLOGIA

III.1 Estudio de la factibilidad de la lógica difusa para el control instrumental.

III.1.1 Sistemas difusos y control difuso.

Una de las principales aplicaciones de la lógica difusa es el diseño de sistemas de control que, a partir de unas entradas, deben generar unas salidas para actuar sobre determinados mecanismos. Un ejemplo podría ser el sistema de control para regular la velocidad de un ventilador en función de la temperatura ambiente. En este caso, la única entrada del sistema sería el valor de la temperatura, por ejemplo en grados centígrados, y la única salida, el valor, en revoluciones por minuto (rpm), de la velocidad necesaria del ventilador para conseguir una temperatura ideal.

En años recientes el campo de los sistemas difusos y el control ha tenido un progreso acelerado. Motivados por el éxito del control difuso en productos de consumo y en el control de procesos industriales, ha habido un incremento en la cantidad de trabajos sobre los estudios de los sistemas difusos y el control difuso.

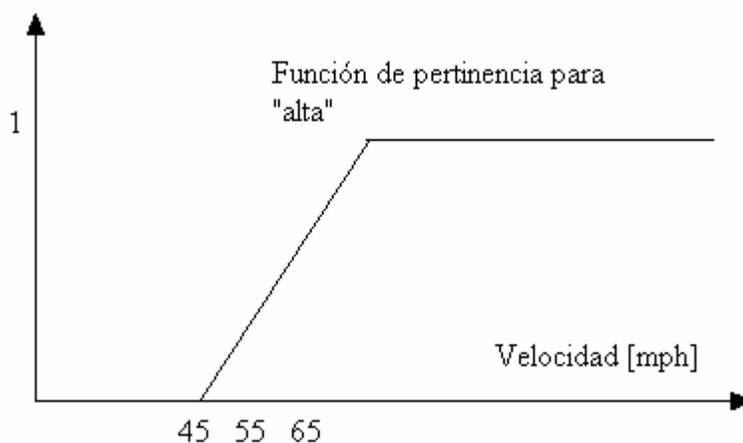


Figura 3.1 Función de pertenencia para "alta", donde el eje horizontal representa la velocidad del auto y el eje vertical representa el valor de membresía para "alta".

Los sistemas difusos son sistemas basados en el conocimiento o en reglas. El corazón de un sistema difuso es la base del conocimiento que consiste de las llamadas reglas SI-ENTONCES (IF-THEN rules). Una regla SI-ENTONCES es una declaración SI-

ENTONCES en la cual algunas palabras son caracterizadas por funciones de pertenencia continuas. Por ejemplo, la siguiente es una regla difusa SI-ENTONCES.

SI la velocidad de un auto es alta, ENTONCES se aplica menor fuerza al acelerador

Donde las palabras "alta" y "menor" son caracterizadas por las funciones de pertenencia mostradas en la figura 3.1 y 3.2 respectivamente. Un sistema difuso es construido de una colección de reglas difusas SI-ENTONCES.

El punto de inicio para construir un sistema difuso es obtener una colección de reglas difusas basadas en el conocimiento humano de los expertos. El siguiente paso es combinar estas reglas en un sistema simple. Los diferentes sistemas difusos emplean diferentes principios de esta combinación.

Existen tres tipos de sistemas difusos empleados comúnmente:

1. Sistemas difusos puros o de Mamdani,
2. Sistemas difusos Takagi-Sugeno-Kang (TSK), y
3. Sistemas difusos con fuzzyficador y defuzzyficador.

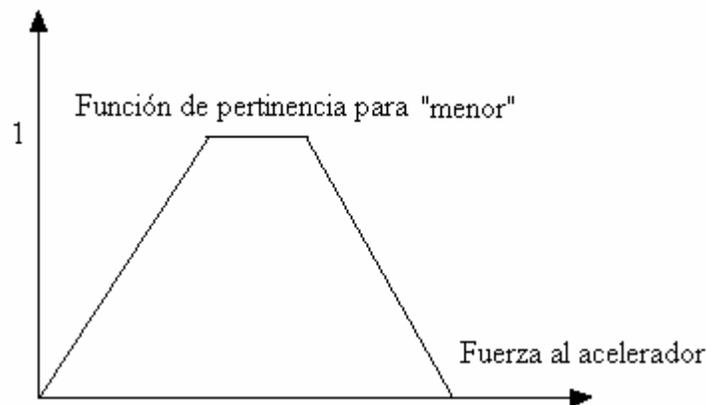


Figura 3.2 Función de pertenencia para "menor", donde el eje horizontal representa la fuerza aplicada al acelerador y el eje vertical representa el valor miembro para "menor".

La configuración básica de un sistema difuso puro se muestra en la figura 3.3. La base de reglas difusas representa la colección de reglas SI-ENTONCES. Por ejemplo, para el controlador de un auto, la base de reglas difusas consiste de las siguientes tres reglas:

- SI la velocidad es baja, ENTONCES se aplica más fuerza al acelerador
- SI la velocidad es media, ENTONCES se aplica una fuerza normal al acelerador

- SI la velocidad es alta, ENTONCES se aplica menor fuerza al acelerador

El dispositivo de inferencia difusa combina las reglas difusas SI-ENTONCES dentro de un mapeo de conjuntos difusos en el espacio de entrada $U \subset R^n$ a conjuntos difusos en el espacio de salida $V \subset R$ basado en principios de la lógica difusa. Si existiera una línea de retroalimentación en la figura 3.3, el sistema se transforma en un sistema dinámico difuso.

El principal problema con el sistema difuso puro es que sus entradas y salidas son conjuntos difusos (palabras en lenguajes naturales), por el contrario en los sistemas de ingeniería las entradas y las salidas son variables valuadas en la realidad.

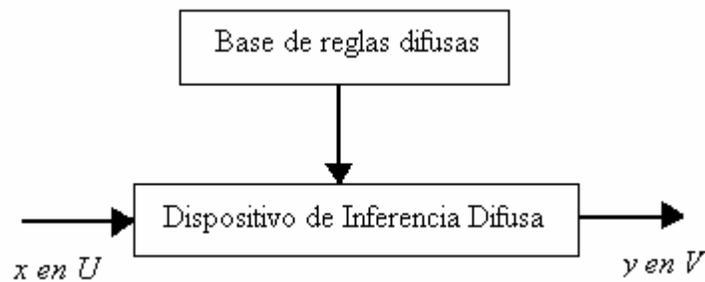


Figura 3.3 Configuración básica de los sistemas difusos puros.

Para resolver este problema, Takagi, Sugeno y Kang propusieron otro sistema difuso cuyas entradas y salidas son variables valuadas en la realidad.

Para considerar las reglas difusas SI-ENTONCES en la forma vista en la gráfica 3.1, el sistema Takagi-Sugeno-Kang (TSK) utiliza reglas en la siguiente forma:

SI la velocidad \hat{x} de un auto es alta, ENTONCES la fuerza del acelerador es $\hat{y} = cx$ donde la palabra "alta" tiene el mismo significado que en 3.1, y c es una constante.

Comparando 3.5 y 3.1 podemos ver que la parte ENTONCES de la regla cambia de una descripción utilizando palabras en lenguajes naturales a una fórmula matemática simple. Este cambio hace más fácil combinar las reglas. En realidad, el sistema difuso Takagi-Sugeno-Kang es una media ponderada tomada de los valores en las partes ENTONCES de las reglas. La configuración básica del sistema difuso Takagi-Sugeno-Kang se muestra en la figura 3.4.

Los problemas principales con el sistema difuso Takagi-Sugeno-Kang son: (1) su parte ENTONCES es una fórmula matemática y por tanto no puede proporcionar un marco natural que represente el conocimiento humano, y (2) no hay mucha libertad para aplicar diferentes principios en lógica difusa; debido a esto la versatilidad de los sistemas difusos no está muy bien representada en este marco. Para resolver estos problemas empleamos los sistemas difusos con *fuzzyficador* y *defuzzyficador*, su configuración se muestra en la figura 3.5.

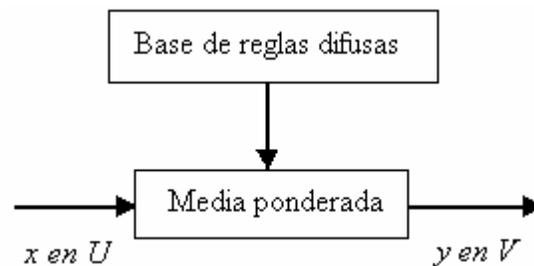


Figura 3.4 Configuración básica del sistema difuso Takagi-Sugeno-Kang.

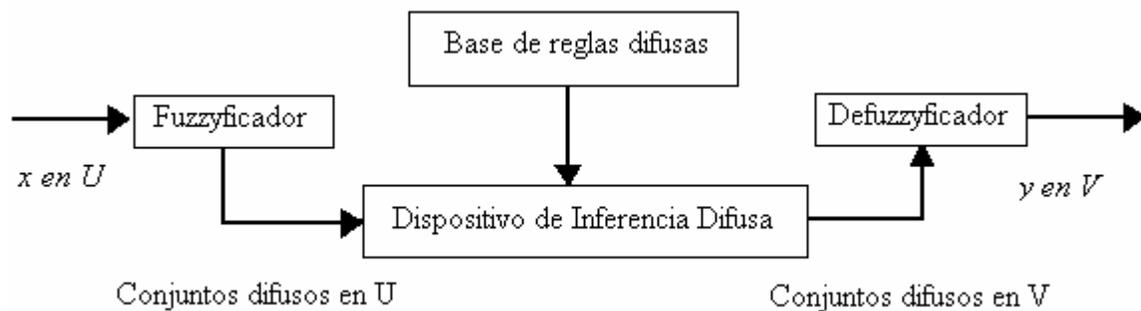


Figura 3.5 Configuración básica de los sistemas difusos con *fuzzyficador* y *defuzzyficador*.



Figura 3.6 Sistema difuso como controlador en lazo abierto.

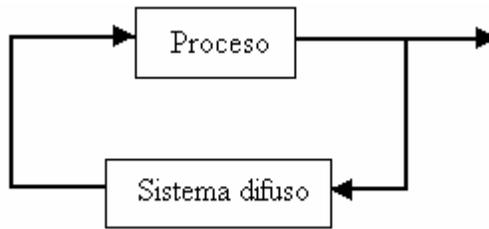


Figura 3.7 Sistema difuso como controlador en lazo cerrado.

Los sistemas difusos mostrados en la figura 3.5 pueden ser usados como controladores en lazo abierto o controladores en lazo cerrado mostrados en las figuras 3.6 y 3.7.

Los sistemas expertos de control difuso basados en reglas, conocido como controladores difusos o FLC (*Fuzzy Logic Controllers*), son sin duda la aplicación más extendida de la lógica difusa. De forma general, podemos observar en la figura 3.8, que para controlar un proceso o sistema se emplea un módulo controlador, que recibe como entradas una o varias variables de control llamadas generalmente referencias \bar{R} y una o varias variables de salida del propio proceso \bar{S} , produciendo como salidas una o varias variables, que se conocen como actuadores \bar{A} . Normalmente el objetivo del control es mantener $\bar{R} = \bar{S}$.

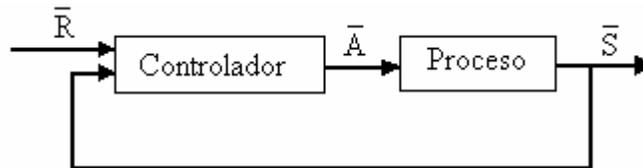


Figura 3.8 Control directo de un proceso o sistema.

La estructura típica de un controlador basado en un sistema difuso puede verse en la figura 3.9.

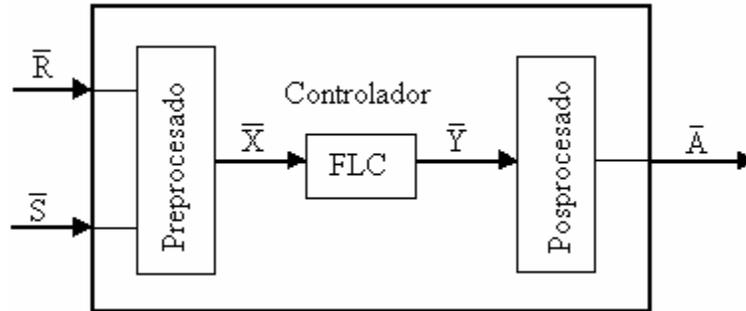


Figura 3.9 Estructura de un controlador inteligente donde el núcleo es el controlador lógico difuso.

Cabe destacar que el control difuso, que es la principal aplicación de los sistemas difusos, aparte de ser un tema de investigación, resulta muy importante desde el punto de vista industrial, en cuyo campo existe desde hace tiempo, la necesidad de aplicaciones para estos tipo de sistemas ahora funcionando en forma manual o en lazo abierto.

La arquitectura del controlador a utilizar depende de la aplicación concreta a llevar a cabo. No resulta fácil realizar una clasificación genérica de todas las arquitecturas posibles de controladores basados en lógica difusa, sin embargo, existen grandes grupos dentro de los cuales podemos mencionar los controladores difusos directos sin optimización y los controladores difusos directos con optimización, controladores difusos híbridos en los cuáles se incluyen los formados por la combinación de lógica difusa con redes neuronales y sistemas expertos. Actualmente, existe una gran cantidad de propuestas dentro de la combinación de la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales y del procesamiento de información imprecisa de la lógica difusa.

En el área del control inteligente (Lin y Lee, 1996), la lógica difusa se ha utilizado para resolver de forma exitosa una gran variedad de problemas de diversa complejidad, en general las etapas más importantes utilizadas por un control difuso son:

- a) La *fuzzyficación* toma valores de la planta y los interpreta como valores lingüísticos.
- b) El dispositivo de inferencia realiza los planteamientos lógicos necesarios para la toma M de decisiones.
- c) La *defuzzyficación* consiste en la conversión de datos lingüísticos a datos numéricos, mediante una ponderación y normalización de las sentencias lógicas antecedentes.

d) La base de conocimiento, incluye los parámetros necesarios para la *fuzzyficación*, inferencia y *defuzzyficación*, los cuales pueden ser de naturaleza heurística u optimizados mediante alguna técnica particular.

III.1.2 Reglas difusas y dispositivos de inferencia difusa.

Las reglas difusas combinan uno o más conjuntos difusos de entrada, llamados antecedentes o premisas, y les asocian un conjunto difuso de salida, llamado consecuente o consecuencia. Los conjuntos difusos de la premisa se asocian mediante conjuntivas lógicas como *y*, *o*, etc. Una regla típica, de tipo SI-ENTONCES, para un sistema de control sería "Si error es positivo pequeño y derivada de error es negativo pequeño Entonces acción es positiva pequeña", que suele expresar abreviadamente mediante expresiones de tipo: Si E es PP y dE es NP Entonces U es PP. Las reglas difusas permiten expresar el conocimiento que se dispone sobre la relación entre antecedentes y consecuentes. Para expresar este conocimiento de forma completa normalmente se precisa de varias reglas, que se agrupan formando lo que se conoce como una base de reglas.

La base de reglas se puede representar como una tabla de las reglas o bien como una memoria asociativa difusa o FAM (*Fuzzy Associative Memory*), que son matrices representando la consecuencia de cada regla definida para cada combinación de dos entradas.

Se llaman dispositivos de inferencia difusa a los sistemas que interpretan las reglas de tipo IF-THEN de una base de reglas, con el fin de obtener los valores de salida a partir de los actuales valores de las variables lingüísticas de entrada al sistema. En un sistema difuso las reglas del tipo $R^{(l)}: IF \hat{x}_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } \hat{x}_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } \hat{y} \text{ is } G^l$ donde F_1^l y G^l son conjuntos difusos en $U_i \subset R$ y $V \subset R$ $\hat{x} = (x_1 \dots x_n)^T \in U_1 \times \dots \times U_n$ e $\hat{y} \in V$ son variables lingüísticas. Se interpreta como una implicación difusa de $F_1^l \times \dots \times F_n^l \rightarrow G^l$ en $U \times V$.

III.1.3 Estructura del sistema del control difuso.

Se ha observado que en el esquema de tablas de búsqueda, las funciones de pertenencia se fijan en el primer paso y no dependen de los pares entrada-salida; es decir, las funciones de pertenencia no se optimizan de acuerdo a los pares entrada-salida. Desde un punto de vista conceptual, el diseño de sistemas difusos a partir de los pares entrada-salida podría ser clasificado dentro de dos tipos de aproximación. En la primera aproximación, las reglas difusas SI-ENTONCES (IF-THEN) se generan primero de los pares entrada-salida, y el sistema difuso se construye a partir de estas reglas de acuerdo a cierta elección del dispositivo de inferencia difusa, *el fuzzyficador y el defuzzyficador*. En la segunda aproximación, la estructura del sistema difuso se especifica primero de algunos parámetros en la estructura, libres de cambio, y así, estos parámetros se determinan de acuerdo con los pares entrada-salida (Wang, 1994). Primero, se especifica la estructura del sistema difuso que se diseñará. Si elegimos un sistema difuso con un dispositivo de inferencia de producto, un fuzzyficador singleton, defuzzyficador de promedio de centros y función de pertenencia Gaussiana, asumimos que el sistema a diseñar tiene la siguiente forma:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left[\prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right)\right]}{\sum_{l=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right)\right]} \quad (3.1)$$

Donde M , $y^{-l}, \bar{x}_i^{-l}, \sigma_i^{-l}$ son parámetros libres (elegimos $a_i^l = 1$). Aunque el sistema difuso se elige como en 3.1, el sistema difuso no se puede diseñar debido a que los parámetros $y^{-l}, \bar{x}_i^{-l}, \sigma_i^{-l}$ no se han especificado. Para determinar estos parámetros en forma óptima podemos representar el sistema difuso de 3.1 como una red con alimentación hacia delante. Específicamente el mapeo de entrada $x \in U \subset R^n$ a la salida $f(x) \in V \subset R$ puede ser implementado de acuerdo a las siguientes operaciones, primero, la entrada x pasa a través de un operador producto Gaussiano para ser:

$$z^l = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l}\right)^2\right) \quad (3.2)$$

Así, z^l pasa a través de un operador suma de promedios para obtener: $b = \sum_{l=1}^M z^l$ y $a = \sum_{l=1}^M y^{-l} z^l$ finalmente, la salida del sistema difuso se obtiene como $f(x) = a/b$.

III.1.4 Análisis de la estabilidad difusa en sentido *Liapunov*.

La calidad de un sistema de control se mide por medio de la curva de respuesta del sistema. Esta curva revela la dinámica del sistema respondiendo a cambios en sus entradas. La estabilidad es usualmente la herramienta más importante para determinar la calidad de la respuesta de un sistema. Esto concierne al buen comportamiento de una salida acotada en respuesta a una entrada acotada externa o excitación acotada interna. Otras características incluyen la tasa de decaimiento, el sobrepaso, tiempo de respuesta, tiempo de levantamiento, etc.

La mayoría de los criterios formales de estabilidad no pueden ser directamente aplicados a los sistemas de control difuso. Esto debido a que un sistema de control difuso es casi siempre no-lineal o variante en el tiempo; más aún, usualmente un modelo matemático para un sistema difuso no está disponible.

El método más general para determinar la estabilidad de un sistema no-lineal e invariante en el tiempo de cualquier orden es el método directo de Liapunov. Este método no requiere explícitamente del modelo matemático del sistema bajo investigación (Kandel et al., 1999). Así mismo, un número de criterios están disponibles para el análisis formal de estabilidad, entre ellos podemos mencionar:

- Criterio de estabilidad de Nyquist
- Criterio de estabilidad de Routh
- Función descriptiva
- Método de plano-fase

Todos ellos requieren prioritariamente del modelo matemático del sistema para el análisis de estabilidad. El criterio de Nyquist y Routh requieren de la transformada de Laplace o de la transformada Z. El modelo matemático usualmente debe ser lineal debido a

las características de la transformada Z y de Laplace. Más aún, estos dos criterios fallan si el sistema de control es variante en el tiempo.

El describir una función de aproximación para determinar la estabilidad es solo una aproximación, en tanto que el plano de fase aplica solo para sistemas de primero y segundo orden

El *Método directo de Liapunov*, usa una función escalar de Liapunov $V(x,t)$, donde x es el estado y t es el tiempo, y la función de Liapunov describe la energía del sistema.

Para un sistema en general, variante en el tiempo, el cual está en equilibrio en su punto de origen. Si $V(x,t)$ existe, es continua y tiene primera derivada parcial (Kazuo y Hua 2001) y para la cual:

- 1) $V(x,t)$ es definida positiva
- 2) Las primeras derivadas parciales de $V(x,t)$ son definidas negativas
- 3) $V(x,t)$ es finita cuando $\|x\|$ (distancia del estado actual desde su origen) es finita, donde $\|x\|$ (conocida como norma Euclidiana) es definida por: $\|x\| = (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)^{1/2}$
- 4) $V(x,t) \rightarrow 0$ cuando $\|x\| \rightarrow \infty$

Entonces, el estado de equilibrio en el origen del sistema es globalmente, uniformemente (independientemente del tiempo), asintóticamente estable.

La estabilidad en el sentido Liapunov es conocida como estabilidad asintótica (estabilidad siendo alcanzada asintóticamente). Para que un sistema de control sea asintóticamente estable se requiere que siempre que la magnitud de la condición inicial sea suficientemente pequeña por ejemplo $\|x\| < \delta_0$ pequeñas perturbaciones en la condición inicial produzcan pequeñas perturbaciones en la salida correspondiente y exista un dominio de atracción (la esfera de radio δ_1) tal que, siempre que la condición inicial pertenezca a este dominio, la salida correspondiente va a cero cuando $t \rightarrow \infty$.

Se ha aplicado el método directo de Liapunov para establecer condiciones suficientes para el análisis de estabilidad global (posiblemente local) y asintótica de una clase de sistemas de control difuso (Langari y Tomizuka, 1990), donde las reglas de control involucran tanto el error como las entradas a la planta.

Considerando un sistema de control difuso con una entrada y una salida descrito por:

$$x_{k+1} = f(x_k) + g(x_k)u_k \quad (3.3)$$

$$y_k = h(x_k) \quad (3.4)$$

Donde u_k , x_k y y_k son respectivamente, las variables de entrada, el estado y la salida en el tiempo k . Además $f: R^n \rightarrow R^n$, $g: R^n \rightarrow R^n$ y $h: R^n \rightarrow R$.

La ley de control de este sistema puede ser descrita por:

$$e_k = r_k - y_k \quad (3.5)$$

$$u_k = FC(e_k) \quad (3.6)$$

Donde e_k , r_k y $FC(*)$ son el error, *set point* y características funcionales del sistema de control difuso. Para este sistema se puede definir una función de Liapunov:

$$V(x_k) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \|x_{i,k}\| \quad (3.7)$$

Donde $\lambda_k > 0$ para $i = 1, 2, \dots, n$ y $x_{i,k}$ es el i^{th} elemento de x_k tal que:

- 1) $V(x_k)$ es positivo definido
- 2) $V(x_k) = 0$ si y solo si $x_k = 0$
- 3) $V(x_k) \rightarrow \infty$ cuando $\|x\| \rightarrow \infty$

Langari y Tomizuka mencionan también que el sistema descrito anteriormente es globalmente asintóticamente estable si existe un vector solución $\wedge = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]^T$ de $0 < \wedge^T [F_j + Kh_j g] < \lambda_j$ para $j = 1, 2, \dots, n$ donde $F \in [R^{n \times n}]$, $h \in [R^n]$ y $g = [R^n]$ contiene todos los elementos positivos tales que:

$$\|F_i(x_k)\| \leq \sum_{j=1}^n f_{ij} \|x_{j,k}\| \quad (3.8)$$

$$\|g(x_k)\| \leq g_i \quad (3.9)$$

$$\|h(x_k)\| \leq \sum_{j=1}^n h_j \|x_{j,k}\| \quad (3.10)$$

Además K es dado por $K = \max[\sigma E^1 \mu_{\min} (1 + \delta/\gamma) \kappa]$ y $E^1 \mu_{\min}$, δ , σ , γ y κ , son definidos como sigue:

$$E^1 = \max[E_1, |E_j|] \quad (3.11)$$

$\mu_{\min} = \inf \sum_j \mu_{A_j}(e); \quad e \in E, \text{ inf}=\text{límite inferior mas bajo}$

$$\delta_j = \begin{cases} L_j/L_1; & j > 1 \\ R_j/R_{-1}; & j < -1 \end{cases} \quad \text{y} \quad \delta = \max[\delta_j] \quad (3.12)$$

$\sigma = \max[\sigma_j]$ donde σ_j es límite superior más alto de la rampa de la mitad derecha en $j > 1$ ó la mitad izquierda ($j < -1$), de la función de membresía A_j , como se observa en la figura 3.10.

$$\gamma_j = \begin{cases} E_j/E_1; & j > 1 \\ E_j/E_{-1}; & j < -1 \end{cases} \quad \text{y} \quad \gamma = \min[\gamma_j] \quad (3.13)$$

κ es una constante positiva tal que $|U_j| \leq \kappa|E_j|$ donde U_j es alguna salida *defuzzificada*.

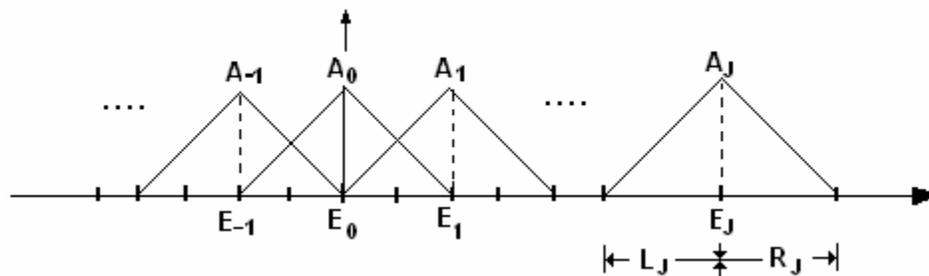


Figura 3.10 Análisis de la estabilidad difusa mediante las funciones de membresía.

III.1.5 Estructura de sistema de control convencional tipo PID.

Uno de los principales problemas que se encuentra al momento de la sintonización de un controlador PID, es que con frecuencia se desconoce la forma en que sus modos de control (proporcional, integral y derivativo) han sido implementados y como se relaciona uno con otro dentro del controlador particular a utilizar.

La importancia de conocer la ecuación o función de transferencia del controlador al momento de su sintonización radica en el hecho de que, para un mismo conjunto de parámetros (ganancia, tiempo integral y tiempo derivativo), el sistema de control se comportará de manera diferente si los modos de control procesan todos la señal de error (“en paralelo”) o si cada modo procesa la salida del modo anterior (“en serie”); si todos ellos se aplican directamente al error o no, y muchas otras variantes posibles.

Por otra parte y como una manera de contribuir al establecimiento de una nomenclatura uniforme para referirse a los controladores PID, Existen ecuaciones generales para lo que se denomina controladores PID universales.

Estas ecuaciones permiten representar a cualquier controlador PID con la selección adecuada de sus parámetros: (K_c, T_i, T_d) donde: $K_c = \text{ganancia}$, $T_i = \text{tiempo integral}$, $T_d = \text{tiempo derivativo}$ y los factores de peso de valor deseado (β, γ) .

Las ecuaciones generales de los controladores PID son:

Estructura en paralelo:

$$u_p(s) = K_{cp} [u_{pr}(s) - u_{py}(s)] \left(\frac{1}{\tau_f s + 1} \right) \quad (3.14)$$

$$u_{pr}(s) = \left[\frac{\beta}{\tau_r s + 1} + \frac{1}{T_{ip} s} + \frac{\gamma T_{dp} s}{\alpha T_{dp} s + 1} \right] r(s) \quad (3.15)$$

$$u_{py}(s) = \left[1 + \frac{1}{T_{ip} s} + \frac{T_{dp} s}{\alpha T_{dp} s + 1} \right] y(s) \quad (3.16)$$

Estructura en Serie:

$$u_s(s) = K_{cs} [u_{sr}(s) - u_{sy}(s)] \left(\frac{1}{\tau_f s + 1} \right) \quad (3.17)$$

$$u_{sr}(s) = K_{cs} [u_{sr}(s) - u_{sy}(s)] \left(1 + \frac{\gamma T_{ds} s}{\alpha T_{ds} s + 1} \right) r(s) \quad (3.18)$$

$$u_{sy}(s) = \left(1 + \frac{1}{T_{is} s} \right) \left(1 + \frac{T_{ds} s}{\alpha T_{ds} s + 1} \right) y(s) \quad (3.19)$$

En los controladores PI o PID de dos grados de libertad, una vez seleccionados los parámetros del controlador (K_c, T_i, T_d) para cumplir con el comportamiento deseado ante los cambios en las perturbaciones y los requisitos de robustez del lazo, queda un parámetro adicional, el factor de peso del valor deseado β , que se puede seleccionar para mejorar la respuesta del sistema a un cambio en el valor deseado. Esta capacidad de los controladores

de dos grados de libertad permite enfrentar el diseño de los sistemas de control de manera de optimizar el desempeño del control regulatorio garantizando a la vez la robustez del lazo, y luego mejorar el comportamiento dinámico del servo control.

Por el contrario en los controladores de un grado de libertad ($\beta = 1$ ó 0), cuando se seleccionan los parámetros de un controlador para cumplir con cierto criterio de desempeño y robustez, por ejemplo ante un cambio en la perturbación de carga, la respuesta del lazo ante un cambio en la perturbación queda completamente definida por no haber parámetros adicionales para seleccionar.

Identificación de los modelos

El cálculo de los parámetros de los controladores requiere del conocimiento del comportamiento dinámico del proceso controlado, a través de un modelo de orden reducido identificado con información obtenida normalmente en forma experimental mediante pruebas de lazo abierto (curva de reacción del proceso) o de lazo cerrado con un controlador puramente proporcional o con realimentación con un relé, o a partir de la información crítica $[K_{cu}, T_u]$. En la literatura existen abundantes procedimientos para la identificación de modelos de orden reducido pero no así las pruebas comparativas que permitan establecer su bondad relativa, comparando los modelos de primer y segundo orden más tiempo muerto identificados por seis métodos diferentes a partir de la curva de reacción, dos a partir de la información crítica y dos utilizando una prueba de control P .

Las comparaciones comprendieron pruebas en el dominio del tiempo: a lazo abierto (reproducción de la curva de reacción de la planta) y bajo control realimentado (comparación de la respuesta bajo control realimentado de los modelos respecto a la obtenida con la planta original); estimación de los parámetros críticos; y pruebas en el dominio de la frecuencia (reproducción de la respuesta de frecuencia). Evidentemente no existe un procedimiento de identificación que permita obtener un modelo de orden reducido para representar la planta, que reproduzca adecuadamente sus características dinámicas en todas las diferentes condiciones posibles. Los modelos obtenidos a partir de la curva de reacción son los que mejor la reproducen, así mismo los modelos obtenidos a partir de la información crítica son los únicos que permiten estimarla en forma exacta. Si se considera la operación bajo control realimentado, en el caso de los modelos de primer orden más

tiempo muerto, los más adecuados fueron los obtenidos a partir de la curva de reacción, mientras que el de polo doble fue el obtenido a partir de la información crítica.

Optimización del desempeño del lazo de control

Un procedimiento usual para la obtención de reglas para la sintonización de los controladores es la optimización de un criterio de desempeño con base en una función del error. Entre los criterios utilizados para la optimización de los controladores están los criterios de error integral, de los cuales los más utilizados son la Integral del Error Absoluto (IAE) y la Integral del Error Absoluto por el Tiempo (ITAE), otros también empleados son los dependientes del error cuadrático como el ISE y el ITSE. La motivación para determinar nuevamente los parámetros óptimos de los controladores PI y PID bajo los criterios de desempeño anteriores, radica en el hecho de que mediante pruebas de simulación y optimización, se encontró que los parámetros del controlador calculados con algunos de los métodos existentes, especialmente para las repuestas a un cambio escalón en el valor deseado, no producían el valor mínimo para los objetivos de control establecidos.

Inclusión de las consideraciones de robustez

Las características estáticas y dinámicas de los procesos controlados pueden cambiar al modificarse el punto de operación, por su no-linealidad o por influencias externas. Como los parámetros del controlador se calculan normalmente en un solo punto de operación (excepto para los controladores que poseen la capacidad de auto sintonizarse por tabla, por ejemplo), es necesario garantizar la estabilidad del lazo de control ante estos cambios, esto es, el sistema de control debe ser robusto. La robustez o estabilidad relativa del lazo de control puede medirse empleando diferentes índices como el margen de ganancia y el margen de fase (A_m, ϕ_m) , la sensibilidad máxima (M_s) y los índices de robustez en la ganancia y el tiempo muerto IR_{k_p}, IR_{t_m} . A pesar de la importancia de la robustez, muchas reglas de sintonización de controladores no la toman en cuenta.

III.2 Aplicación del control difuso+PID para la regulación de temperatura de un sistema de flujo recirculado de parámetros distribuidos.

III.2.1 Arreglo experimental de flujo recirculado.

Los fenómenos de mecánica de fluidos se cuentan entre los sistemas más difíciles de modelar y analizar en su aspecto dinámico. Para fluidos compresibles en general, es imprescindible tener en cuenta la variación temporal y espacial de las magnitudes físicas que los describen. Esto los clasifica como sistemas de parámetros distribuidos (Zeng y Hoo, 2004) y lleva consigo su tratamiento con modelos dinámicos en derivadas parciales. Las leyes fundamentales que gobiernan estos fenómenos están resumidas en las ecuaciones de Navier-Stokes.

Por otra parte, los cambios en las variables descriptivas de los fluidos originan cambios en función de su temperatura, de la cual a su vez dependen los parámetros físicos de aquellos. Este fuerte acoplamiento fluido-mecánico-térmico aumenta la complejidad de las descripciones más detalladas. No obstante, hay un subconjunto muy importante de sistemas fluido-dinámicos que se pueden describir con un muy buen grado de aproximación mediante modelos de parámetros concentrados. Esto significa, que en determinadas regiones espaciales las magnitudes físicas pueden considerarse uniformes, es decir, constantes en el espacio, teniendo sólo variación temporal, lo cual conduce a su descripción dinámica con ecuaciones diferenciales ordinarias. En estos casos, el fluido es en general agua o aceite y siendo muy baja su compresibilidad, muy altas las presiones de trabajo y bajas las velocidades aún para caudales importantes, se pueden hacer una serie de simplificaciones que permiten tratarlos como circuitos termohidráulicos.

La parte termodinámica involucra procesos relacionados con el concepto de calor y la conservación de la energía (Hill, 1977). Basándonos en un enfoque clásico, sin considerar procesos irreversibles, distinguiremos tres tipos de fenómenos elementales: generación, almacenamiento y transferencia de calor. Las variables descriptivas de estos fenómenos representarán principalmente temperatura, cantidad de calor y flujo de calor.

Debido a que la temperatura se considera en general distribuida espacialmente, los modelos de sistemas térmicos resultan habitualmente de parámetros distribuidos y se expresan mediante ecuaciones en derivadas parciales (Nahel y Panagiotis, 2004). Dado que

en este trabajo estamos modelando el sistema exclusivamente de parámetros concentrados, que se expresan mediante una serie de ecuaciones diferenciales ordinarias, haremos simplificaciones que son las habituales en los problemas de ingeniería para eliminar el espacio como variable absoluta. Estas simplificaciones consisten en partir el espacio en distintas regiones y considerar que cada región tiene una temperatura uniforme. Un modelo similar de parámetros distribuidos de un reactor de flujo recirculado, donde se han inoculado microorganismos en un proceso de fermentación, ha sido desarrollado haciendo algunas acepciones razonables (Papagianni y Matev, 2003). El modelo termo-hidrodinámico consiste de seis ecuaciones en derivadas parciales y el correspondiente acoplamiento en las condiciones de frontera. Para la *i*ésima sección del reactor de recirculación, la ecuación del modelo puede ser representada como:

$$\frac{\partial T_i}{\partial t} = f_i \left(T_i, \frac{\partial T_i}{\partial z}, \frac{\partial^2 T_i}{\partial z^2}, T_a, x_i \right) \quad (3.20)$$

$$0 = g_i \left(x_i, \frac{\partial x_i}{\partial z}, \frac{\partial^2 T_i}{\partial z^2}, T_i \right) \quad (3.21)$$

donde:

$i = I, L, J$, son los subíndices que denotan: el área interior del tubo del intercambiador de calor, el espesor del tubo y la pared externa del intercambiador de calor respectivamente, f y g son funciones no-lineales; T, x, z, t son la temperatura local en cada sección del reactor, concentración de microorganismos, coordenada axial y tiempo respectivamente, así como T_a corresponde a la temperatura ambiente.

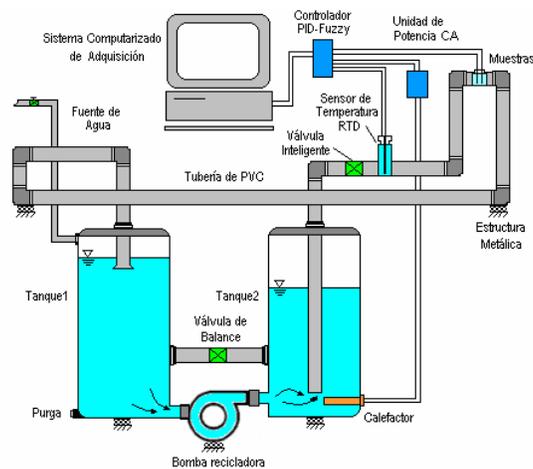
Los sistemas hidrodinámicos de parámetros distribuidos forman parte de los sistemas ingenieriles más complejos para controlar debido a la naturaleza no-lineal de algunos de sus parámetros. Un modelo completo que represente su comportamiento, contiene generalmente, sistemas de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales de alto orden y como consecuencia es casi imposible identificar los parámetros que intervienen para el control de una o más variables involucradas en algún proceso específico de control, como lo es por ejemplo, la temperatura del sistema en estado permanente.

El control de temperatura en un reactor de flujo recirculado para fines experimentales constituye uno de estos sistemas, cuyos parámetros como la fricción y la

disipación de potencia a lo largo de la tubería por donde circula el fluido, representan no-linealidades relevantes para alcanzar la temperatura con la precisión y estabilidad requerida.

Este reactor (figura 3.11), diseñado e instalado en el Laboratorio de Corrosión del Centro de Física Aplicada y Tecnología Avanzada de la UNAM (Rangel et al., 2005), consta de dos tanques cilíndricos de polipropileno de 100 litros de capacidad cada uno, conteniendo agua potable que recircula a través de un circuito cerrado (loop) formado por una tubería de PVC con diámetro de 2 pulgadas y longitud total de 7.5m. El fluido es impulsado mediante una bomba peristáltica monofásica con cabezal e impulsor de polipropileno de 1HP. El sistema permite calentar el fluido por medio de una resistencia calefactora de 1000W colocada dentro de uno de los tanques y controlar la temperatura con una precisión de $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$.

Figura 3.11
de control de



Esquema del sistema
temperatura de flujo

recirculado de parámetros distribuidos.

Por este motivo, es necesario hacer algunas consideraciones en su comportamiento dinámico, que permitan simplificar su modelación y en consecuencia generar un esquema de control en función de una base de conocimiento experto.

III.2.2 Análisis del comportamiento térmico.

Se entiende como fenómeno de generación de energía térmica, la conversión en calor de energía mecánica, eléctrica, química, etc. Su estudio recurre entonces a las leyes de disipación de estos dominios físicos (Trilleros y Redondo, 2005).

Considerando fenómenos exclusivamente térmicos, el almacenamiento de energía resulta del balance de calor de un cuerpo involucrado en un proceso termodinámico. De

esta forma, tendremos siempre una relación estructural fundamental relacionando el calor neto que posee un cuerpo, que es la suma del calor que genera en propio cuerpo, más el calor recibido externamente, menos el calor que entrega el cuerpo al medio externo.

$$Q_{neto} - Q_{generado} - Q_{recibido} + Q_{entregado} = 0 \quad (3.22)$$

Por otra parte, si el cuerpo no cambia su estado de agregación, dicho almacenamiento produce variaciones de temperatura. La relación entre ambas magnitudes puede estudiarse en base al concepto de calor específico a partir de la expresión:

$$mc(T_f - T_i) - Q_{neto} = 0 \quad (3.23)$$

Donde m es la masa del cuerpo, en este caso del volumen de agua, c el calor específico por unidad de masa, T_i la temperatura inicial del agua y T_f la temperatura después del ingreso de la cantidad de calor Q_{neto} . Derivando esta última expresión, se obtiene la relación constitutiva asociada al fenómeno de almacenamiento.

$$mc \frac{dT}{dt} - \frac{dQ_{neto}}{dt} = 0 \quad (3.24)$$

Donde: la derivada del calor neto, es el flujo de calor neto entrante al agua en la tubería. Se define además como la capacidad térmica al coeficiente $C = m c$.

Dentro de los fenómenos de transferencia de calor encontrados en este sistema, podemos encontrar en primer lugar el fenómeno de conducción del calor a través de la pared de la tubería de PVC, el cual se muestra en la figura 3.12. Bajo las simplificaciones asociadas a la concentración de parámetros, se puede reducir su estudio al caso de dos puntos a temperaturas diferentes separados por una pared de área A , a lo largo de toda la tubería y espesor e con conductividad térmica (λ).

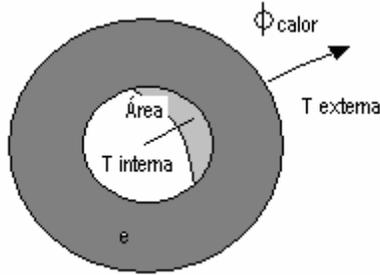


Figura 3.12 Pérdidas de calor por conducción a través de la tubería de PVC.

En este caso, el flujo de calor a través de la pared de la tubería se puede calcular a partir de la ley:

$$\phi_{calor} = \frac{\lambda A}{e} (T_{ext} - T_{int}) \quad (3.25)$$

Así mismo:

$$R_{\lambda} = \frac{e}{\lambda A} \quad (3.26)$$

Definiendo el parámetro R_{λ} como la resistencia térmica de la pared de PVC.

Por lo tanto, de una manera simplificada, podemos hacer una analogía entre el sistema térmico del sistema de flujo recirculado y un sistema eléctrico de parámetros concentrados (Wellstead, 1979), representado por una fuente generadora de calor entrando a una resistencia R_1 que carga a un capacitor C_1 , parte del flujo de carga de éste entra a través de una resistencia R_2 que a su vez carga a un segundo capacitor. Dicho circuito eléctrico lo podemos observar en la figura 3.13.

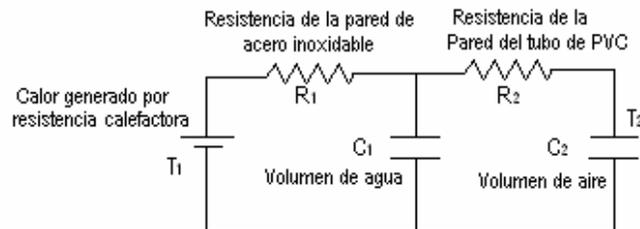


Figura 3.13 Representación eléctrica análoga del sistema de flujo recirculado de parámetros concentrados.

Donde:

- R_1 =resistencia térmica entre la resistencia calefactora, cubierta con acero inoxidable de toda la superficie que está en contacto con el agua del tanque.
- C_1 =capacitancia hidráulica, relacionada con el volumen de agua manejado en el interior del reactor.
- R_2 =resistencia térmica entre el interior de la tubería de PVC y el medio exterior que está a temperatura ambiente, es decir, el espesor del tubo a lo largo de toda su longitud, mas el área expuesta al medio ambiente de cada uno de los tanques.
- C_2 =capacitancia relacionada con el volumen de aire circundante en el lugar donde está instalado el sistema de flujo recirculado.
- T_1 =temperatura generada por la resistencia calefactora.
- T_2 = temperatura generada hacia el ambiente, fuera del tubo de PVC.

Por lo tanto, la ecuación diferencial que puede modelar el comportamiento de este sistema es la que se presenta abajo, donde el valor numérico de los parámetros del sistema dependen directamente de los elementos materiales constitutivos del reactor.

$$\frac{d^2T_2}{dt^2} + \left(\frac{R_1C_1 + R_1C_2 + R_2C_2}{R_1R_2C_1C_2} \right) \frac{dT_2}{dt} + \frac{T_2}{R_1R_2C_1C_2} = \frac{T_1}{R_1R_2C_1C_2} \quad (3.27)$$

Otra forma de transferencia de calor encontrada en este sistema es a través del transporte de masa. Si en este sistema ingresa una cantidad de masa m que viene a una temperatura T esto aportará una energía que depende de la capacidad calorífica específica del fluido entrante.

Por lo tanto, podemos notar claramente que la generación de una función de transferencia completa que modele nuestra planta, representaría incluir elementos no-lineales y sus derivadas. Lo que significa, que solamente tenemos la opción de generar un controlador PID sintonizado lo mejor posible manualmente como base, y optimizar su rendimiento (Rangel et al., 2007), mediante reglas difusas obtenidas mediante el conocimiento experto de la respuesta del sistema en puntos específicos de temperatura y volumen.

III.2.3 Controlador difuso+PID.

Un controlador difuso PID puede ser visto como un sistema dinámico experto donde el conocimiento o experiencia sobre el funcionamiento de un sistema es conjuntado en un grupo de reglas difusas, las cuales trabajan para optimizar la respuesta de un sistema de control PID clásico (Santos y Dexter, 2002). Una maquina de inferencia difusa asociada es la herramienta para realizar la inferencia difusa. La información del sistema conduce a tomar decisiones mediante la aplicación de cálculos teórico difusos. Las decisiones de sistemas expertos difusos son entonces traducidas en acciones de control sobre el actuador de temperatura. El diseño involucra un gran número de opciones para varios esquemas de *fuzzificación* y *defuzzificación*.

En el diseño de un controlador lógico difuso (Melin y Castillo, 1997) se asume que para modelar un sistema lingüísticamente es necesario:

- Identificar las variables de entrada y salida del proceso a ser controlado en este caso la temperatura.
- Definir subconjuntos que cubran el universo del discurso de cada variable y asignar una etiqueta lingüística a cada uno, por ejemplo en relación a la temperatura sería: caliente, tibia, fresca, fría etc.
- Formar una base de reglas relacionando entradas y salidas.
- Determinar el método de *fuzzificación* y *defuzzificación*.

III.2.4 Estructura del controlador difuso tipo Takagi-Sugeno.

Los controladores difusos tipo Takagi-Sugeno tienen la característica de ser combinaciones lineales de las entradas para cada salida y dan una versión mas realista del sistema. Las variables de entrada en este caso son: el error y la derivada del error del sistema con respecto a la salida medida, la cual es la temperatura instantánea. Su representación es la siguiente:

$$e(nT) = SP(nT) - y(nT) \quad (3.28)$$

$$r(nT) = e(nT) - e(nT - T) \quad (3.29)$$

Donde: n es un entero positivo, T es el tiempo de muestreo y SP es la temperatura requerida a la salida del sistema. Se denota $e(nT)$, $r(nT)$ y $y(nT)$ como el error, la tasa de error y la salida del sistema respectivamente. Las dos variables de entrada son *fuzzificadas* por el mismo conjunto de entradas difusas. El controlador difuso empleado en esta aplicación tiene la siguiente forma de las reglas difusas tipo Takagi-Sugeno.

$$\text{Si } e(nT) \text{ es } E_i \text{ Y } r(nT) \text{ es } R_j \text{ ENTONCES } \Delta u(nT) = a_{i,j} e(nT) + b_{i,j} r(nT) \quad (3.30)$$

donde: $\Delta u(nT)$ es la contribución de esta regla al cambio en la salida del controlador difuso y $a_{i,j}$ junto con $b_{i,j}$ son parámetros de diseño (Chen y Wong, 2000).

La optimización del controlador PID se llevó a cabo en dos etapas: la primera que consistió en sintonizar de forma manual los parámetros PID, consiguiendo estabilizar la temperatura en valores promedio de $\pm 5^\circ\text{C}$, sin embargo, los tiempos de levantamiento y de establecimiento aún era grandes; también el sobrepaso era más de lo permisible para esta aplicación. Una tabla de los valores de los parámetros resultantes de la sintonía manual son los que se muestran en la tabla 3.1.

Tabla 3.1 Parámetros de PID en modo manual de ajuste.

Parámetros PID	Valor
Banda proporcional	8%
Tiempo integral	2.8 min
Tiempo derivativo	28 seg
Ciclo de tiempo	60 seg

Así mismo, se llevaron a cabo una serie de pruebas en las que se aplicaron diferentes reglas lingüísticas que conformaron en 5 grupos, actuando sobre cada parámetro de la respuesta del sistema, algunas de las cuales son por ejemplo:

- *Si el error es positivo grande y la derivada del error es positiva grande, entonces aplicar: mucho mucho más en respuesta rápida y algo en sobrepaso.*
- *Si el error es pequeño y la derivada es pequeña, entonces aplicar: nada en respuesta rápida y algo más en sobrepaso.*

Un sumario de las variables y conjuntos difusos para el error y su derivada (Chin-An y Rongshun, 2002) empleadas en la optimización del controlador *fuzzy* PID es el que se muestra en la tabla 3.2.

Tabla 3.2 Variables y conjuntos difusos para el error en la temperatura y su derivada.

$e [^{\circ}C]$	PG=Positivo Grande	[90-20]	$\frac{\Delta e}{\Delta t} \left[\frac{^{\circ}C}{min} \right]$	PG=Positivo Grande	[10-5]
	PP=Positivo Pequeño	[25-0.5]		PP=Positivo Pequeño	[8-0.2]
	ZE=Cero	[1, -1]		ZE=Cero	[0.5, -0.5]
	NP=Negativo Pequeño	[-0.5, -25]		NP=Negativo Pequeño	[-0.2, -8]
	NG=Negativo Grande	[-20, -90]		NG=Negativo Grande	[-5, -10]

Así mismo para los cambios en la salida del controlador, se propusieron reglas para optimizar la respuesta térmica del sistema de flujo recirculado, afectando directamente los parámetros PID, tales como la constante proporcional, el tiempo integral y el tiempo derivativo. Las variables lingüísticas para tal propósito son las que se observan en la tabla 3.3.

Tabla 3.3 Conjuntos y variables lingüísticas para la salida del controlador.

Respuesta rápida [min]		Respuesta lenta [min]		Sobrepaso [%]	
Nada	[0-1]	Nada	[0-5]	Nada	[0-0.5]
Algo	[1-2]	Algo	[5-10]	Algo	[0.5-2]
Algo Más	[2-5]	Algo Más	[10-20]	Algo Más	[2-4]
Mucho Más	[5-10]	Mucho Más	[20-30]	Mucho Más	[4-8]
Mucho Mucho Más	[10-15]	Mucho Mucho Más	[30-60]	Mucho Mucho Más	[8-15]

III.3 Aplicación del control difuso para el posicionamiento de válvulas con actuadores eléctricos inteligentes.

Los sistemas de posicionamiento angular son controlados generalmente mediante esquemas de control Proporcional Integral Derivativo (PID), debido a que éstos son relativamente fáciles de diseñar, tienen bajo costo, su mantenimiento es barato y tienen alta efectividad (Tang et al., 2001). Sin embargo, en estos esquemas de control siempre es necesario conocer el modelo matemático del sistema y hacer algunas experimentaciones para poder hacer la sintonización de los parámetros PID. También es bien sabido que los controladores PID convencionales, generalmente no trabajan satisfactoriamente con sistemas no-lineales y con aquellos sistemas particularmente complejos en su modelación.

No obstante, para superar estas dificultades, varios tipos de controladores convencionales tipo PID modificados, fueron desarrollados últimamente (Inoue y Nakaoka, 1998). Por otro lado, algunos controladores basados en lógica difusa (FLC) han sido aplicados de manera exitosa a servosistemas que presentan no-linealidades inherentes en su funcionamiento (Smaoui et al., 2006). Una ventaja de un controlador lógico difuso sobre uno PID convencional es que no requiere del modelo matemático del sistema, pero si requiere del uso de conocimiento experto del sistema aportado por un operador o usuario de dicho sistema. Por lo que en este trabajo se presenta la evaluación de un controlador difuso implementado en un servomecanismo similar al de un actuador eléctrico en una servo-válvula, que servirá para manejar las no-linealidades encontradas en la regulación de flujo. Este sistema será capaz de contrarrestar los transitorios no-lineales presentados durante el posicionamiento del obturador, así como de las cargas no-lineales durante la regulación.

III.3.1 Características no-lineales de las válvulas de control.

En la mayoría de los procesos industriales controlados automáticamente, se asigna a una válvula la función de modificar la variable manipulada del proceso a controlar, tomando por lo tanto el lugar del elemento final de control. La variable manipulada es un caudal, el cual varía al absorber la válvula una determinada pérdida de carga del total disponible en el sistema.

Con el fin de elegir el tamaño de la válvula, se fijan las condiciones de caudal y cambio de presión en su posición de máxima apertura, que mediante cálculos define un C_v (máximo coeficiente de válvula requerido). La válvula deberá seleccionarse para que, con los datos del fabricante, su C_v máximo real sea superior al máximo C_v . Este C_v máximo es con el que se conoce cual será el tamaño de la válvula automática (Acedo, 2006).

Cuando la válvula se encuentre controlando el proceso en régimen estacionario, recibirá una señal procedente del controlador. Cada valor de la señal corresponde a un determinado C_v que, bajo las condiciones reales instantáneas del fluido y caída de presión, hace que circule por la válvula el caudal adecuado para mantener el proceso en el estado estacionario requerido.

De forma simple, la ecuación que relaciona el caudal con el C_v es la siguiente:

$$Q = C_v * \sqrt{\Delta P} \quad (3.31)$$

Para cualquier caudal inferior al máximo se tiene:

$$Q = \alpha * C_{v\text{máx}} * \sqrt{\Delta P} \quad (3.32)$$

Siendo α función de la característica y posición de la válvula en cada momento. En otras palabras, cada caudal de paso le corresponde un valor actual de C_v , el cual a su vez dependerá de la posición de la válvula y característica de la misma, dado que:

$$\alpha = \frac{C_v}{C_{v\text{máx}}} \quad (3.33)$$

Siempre que la señal procedente del controlador no se aproxime o sobrepase los límites de rango (normalmente del 0 y 100%), no importará el valor del caudal necesario para llevar a cabo el control. Por otra parte este caudal se puede calcular si se conoce el C_v máximo y la correspondencia entre C_v y la salida del controlador. Si la válvula está equipada con servomotor lineal, es decir, existe proporcionalidad entre señal o recorrido de la válvula, la característica de la válvula podrá definirse entre carrera y C_v , la cual dependerá del perfil del obturador que posea. Esta suposición no es válida cuando se modifica la característica de la válvula o se tiene otro sistema ubicado en el posicionador.

Característica de una válvula

Se denomina característica de una válvula la relación que existe entre la carrera y caudal que atraviesa la válvula con pérdida de carga constante. Las características posibles quedan definidas por los incrementos de caudal o lo que es lo mismo incrementos de C_v que se producen con pequeños incrementos de carrera de la válvula. Si esta relación de incrementos es constante se tiene característica lineal.

Característica lineal

Siendo x el tanto por uno de carrera máxima de la válvula, la expresión matemática de la característica lineal es la siguiente:

$$\frac{d(C_v/C_{vmáx})}{dx} = K_1 \quad (3.34)$$

Integrando:

$$\int d(C_v/C_{vmáx}) = K_1 \int dx \quad (3.35)$$

Por lo tanto, $C_v/C_{vmáx} = K_1x + K_2$

Suponiendo que:

$$\begin{array}{l} C_v = 0 \quad \text{para } x = 0 \\ C_v = C_{vmáx} \quad \text{para } x = 1 \end{array}$$

Entonces, $K_1 = 1$ y $K_2 = 0$

quedando por lo tanto como: $C_v = x * C_{vmáx}$

ó lo que es lo mismo: $Caudal = x * Caudal_{máx}$

Característica Isoporcentual

Siendo x el tanto por uno de la carrera máxima de la válvula, la expresión matemática de la característica isoporcentual es la siguiente:

$$\frac{d(C_v/C_{vmáx})}{dx} = K_1 * \frac{C_v}{C_{vmáx}} \quad (3.36)$$

Integrando:

$$\int \frac{d(C_v/C_{vmáx})}{(C_v/C_{vmáx})} = K_1 \int dx \quad (3.37)$$

Por lo tanto,

$$\ln K_2 * (C_v / C_{v\text{máx}}) = k_1 x \Rightarrow \frac{C_v}{C_{v\text{máx}}} = \left(\frac{e}{K_2} \right)^{k_1 x} \quad (3.38)$$

Suponiendo:

$$\begin{array}{ll} C_v = C_{v\text{mín}} & \text{para } x = 0 \\ C_v = C_{v\text{máx}} & \text{para } x = 1 \end{array}$$

Entonces,

$$\frac{C_v}{C_{v\text{máx}}} = \frac{C_{v\text{mín}}}{C_{v\text{máx}}} * \left(\frac{C_{v\text{máx}}}{C_{v\text{mín}}} \right)^x \quad (3.39)$$

Dado que la rangeabilidad $R = C_{v\text{máx}} / C_{v\text{mín}}$

Tenemos

$$\frac{C_v}{C_{v\text{máx}}} = \frac{1}{R} * R^x$$

Cuando la rangeabilidad nominal es $R = 50$, la ecuación queda como:

$$C_v = C_{v\text{máx}} * 0,02 * 50^x \quad (3.40)$$

La característica isoporcentual con rangeabilidad 50 nos dice que para $x = 0 \Rightarrow C_v = 0,02 C_{v\text{máx}}$

y para $x = 1 \Rightarrow C_v = C_{v\text{máx}}$.

El concepto de rangeabilidad o gama de caudales controlables, se define como la relación entre el máximo y el mínimo caudal controlable por la válvula automática.

$$R = \frac{\text{Caudal máximo controlable}}{\text{Caudal mínimo controlable}} = \frac{Q_{\text{máx}}}{Q_{\text{mín}}} = \frac{C_{v\text{máx}}}{C_{v\text{mín}}} \quad (3.41)$$

Tomando el máximo valor de la apertura (100%), así como eliminando la parte de la curva característica próxima al cierre y colocando al eje correspondiente al caudal en escala logarítmica, la curva se convierte en una recta cuya rangeabilidad es:

$$R = 100 / 2 = 50 \quad (3.42)$$

Cuando la válvula se encuentra controlando un proceso al 100% de apertura, dispone de la mínima presión diferencial entre entrada y salida, mientras que al 2% la presión diferencial es máxima. Haciendo uso de la ecuación simplificada de caudal mostrada anteriormente:

$$Q_{m\acute{a}x} = 100 * C_{vm\acute{a}x} * \sqrt{\Delta P_{m\acute{i}n}}$$

$$Q_{m\acute{i}n} = 2 * C_{vm\acute{a}x} * \sqrt{\Delta P_{m\acute{a}x}} \quad (3.43)$$

$$R = 50 * \sqrt{\frac{\Delta P_{m\acute{i}n}}{\Delta P_{m\acute{a}x}}}$$

Por lo que la rangeabilidad efectiva dependerá de la diferencia de presión existente en cada instante, es decir:

$$R_{ef} = R * \sqrt{\frac{\Delta P_{m\acute{i}n}}{\Delta P_{m\acute{a}x}}} \quad (3.44)$$

Aplicando esta ecuación a las curvas características en las que suele tomarse $R = 50$, con un cambio de presión de 5 a 1, la rangeabilidad efectiva será:

$$R_{ef} = 50 * \sqrt{\frac{1}{5}} = 22.3 \quad (3.45)$$

Válvulas de control

Las válvulas de control son usadas para ajustar la tasa de flujo en ductos. Es posible relacionar la tasa de flujo como una función del área de orificio de la válvula y la diferencial de presiones sobre la válvula. Sin embargo, los sistemas con válvulas y tuberías son más complicados y el procedimiento más común es usar la ecuación:

$$F_m = \sum_i K_i \frac{2Q^2}{\pi D^2 L} \quad (3.46)$$

Donde: F_m es la pérdida de presión principal entre acoplamientos, K_i son los coeficientes de pérdidas menores inherentes al flujo, Q es el caudal, D es el diámetro interno y L es la longitud de la tubería. Con K para altos números de Reynolds es solo función de la posición de la válvula.

Así mismo la válvula toma un tiempo para actuar y el modelo dinámico es simplemente del tipo exponencial de la forma:

$$v(t) = v_f - \exp\left(-\frac{t}{\tau_v}\right)(v_f - v_0) \quad (3.47)$$

Donde v_0 y v_f son los orificios inicial y final, y τ_v es la constante de tiempo de la válvula.

Bombas

Una bomba es el principal elemento que incrementa la presión diferencial o hidráulica para contrarrestar las pérdidas en las tuberías. El rendimiento de una bomba puede ser obtenido de las curvas características de la bomba dadas por el fabricante. Este elemento puede ser convenientemente representado como una tasa de flujo polinomial de bajo orden cuya dinámica es usualmente dada de forma exponencial:

$$H(t) = H_f - \exp\left(-t/\tau_p\right)(H_f - H_0) \quad (3.48)$$

Donde: H_0 , H_f y τ_p son los valores inicial y final del cabezal, y la constante de tiempo de la bomba respectivamente.

Ecuaciones de Redes

Las ecuaciones de redes son la combinación de las ecuaciones para los componentes y un número de leyes de redes, entre ellas:

- La suma de las tasas de flujo másico entrando a un nodo es igual a la suma de todas las masas saliendo del nodo, simbólicamente representado como:

$$\sum_{in} \dot{m} = \sum_{out} \dot{m} \quad (3.49)$$

Donde: \dot{m} es la tasa de flujo másico en cada tubo entrando y saliendo de la unión.

- La suma directa de las diferencias de presión alrededor de una malla debe ser cero:

$$\sum_{loop} \Delta p = 0 \quad (3.50)$$

III.3.2 Transitorios en válvulas debido a la señal de actuación.

Una manera común para entender el comportamiento de un sistema complejo es estudiar primero sus componentes. La estructura básica en los sistemas termohidráulicos es el flujo en un simple tubo. Cuando el agua es llevada a través de un tubo, la energía hidráulica es perdida debido a la fricción. La pérdida por fricción es la principal pérdida de energía y es función del flujo, longitud del tubo, diámetro y rugosidad. Un diagrama esquemático es el que se observa en la figura 3.14.

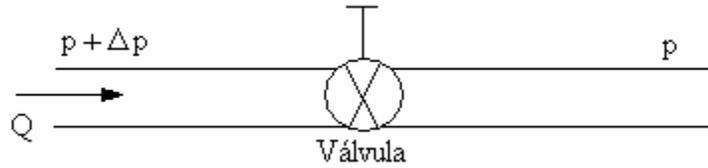


Figura 3.14 Comportamiento de la presión en una tubería con flujo.

La pérdida de fricción total puede ser expresada en la forma $F \propto Q^n$. Definiendo el coeficiente de proporcionalidad como $\alpha(t)$ ahora se tiene:

$$\frac{dQ}{dt} + \alpha(t)Q^n = \beta \Delta p \quad (3.51)$$

Donde:

$$\beta = \frac{\pi D^2}{4\rho L} \quad (3.52)$$

La dependencia de α en el tiempo es debido a la actuación de la válvula de control, el cual toma algún tiempo para cambiar la posición. Cambiando la posición entonces cambiará α , la cual también alterará la tasa de flujo en la tubería.

La ecuación 3.51 puede ser escrita no dimensionalmente como:

$$\frac{dQ^*}{dt^*} + \alpha^*(t^*)Q^{*n} = 1 \quad (3.53)$$

Con la condición inicial

$$Q^*(0) = 1 \quad (3.54)$$

Donde

$$Q^* = \frac{Q}{Q_0},$$

$$t^* = \frac{\pi D^2}{4\rho L Q_0} \int_0^t \Delta p(u) du, \quad (3.55)$$

$$\alpha^* = \frac{4\rho L Q_0^n \alpha}{\pi D^2 \Delta p}.$$

Estas ecuaciones aplican a los tres casos de cambio en la tasa de flujo, cambiando la presión diferencial, la posición de la válvula o ambos. Por conveniencia omitimos los superíndices por lo que la ecuación 3.53 queda:

$$\frac{dQ}{dt} + \alpha(t)Q^n = 1 \quad (3.56)$$

Con la condición inicial

$$Q(0) = 1 \quad (3.57)$$

Usualmente $n=1$ es para flujo laminar, pero para flujo turbulento, el cual es mas común, $1 < n \leq 2$ y la ecuación no es lineal. En general, no existe una solución exacta para la ecuación 3.56, excepto para algunos casos especiales. De otra forma es necesario construir una solución aproximada de este problema.

III.3.3 Respuesta compleja de la válvula a una entrada escalón.

Si $\alpha(t)$ es cambiado en $t = 0$ en una función escalón, la posición de la válvula es una constante para $t = 0$. Para $\alpha = \alpha_0 H(t)$ es la función escalón de Heaviside, la ecuación 3.56 tiene una solución analítica:

$$Q\Phi(z, s, a) = nt + \Phi(\alpha_0, s, a), \quad (3.58)$$

Donde $z = \alpha_0 Q^n, s = 1, a = 1/n, \Phi(z, s, a)$ es una función Lerch trascendente definida como:

$$\Phi(z, s, a) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{z^k}{(a+k)^s}, \quad |z| \leq 1, \quad a \neq 0, -1, \dots \quad (3.59)$$

$\Phi(z, s, 1)$ es relacionada al polilogaritmo (también conocida como función de Jonquière)

dada por:

$$\begin{aligned} Li(z) &= z\Phi(z, s, 1), \\ &= \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k^s} \end{aligned} \quad (3.60)$$

Desde $s=1$, tenemos:

$$Li(z) = -\ln(1-z). \quad (3.61)$$

Para $n=1$ la ecuación 3.58 da:

$$Q = \frac{1}{\alpha_0} + \left(1 - \frac{1}{\alpha_0}\right) e^{-\alpha_0 t}, \quad (3.62)$$

El cual también puede ser obtenido de la ecuación 3.56 para $\alpha = \alpha_0$

Cuando $n=2$, el Lerch trascendente se reduce a la función de Legendre χ dada por:

$$\chi_s(z) = 2^{-s} z \Phi(z^2, s, 1/2), \quad (3.63)$$

$$= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{z^{2k+1}}{(2k+1)^s} \quad (3.64)$$

$\chi_s(z)$ es también relacionado al polilogaritmo por:

$$\chi_s(z) = \frac{1}{2} [Li_s(z) - Li_s(-z)] \quad (3.65)$$

Por lo tanto para $s=1$

$$\chi_1(z) = \frac{1}{2} [Li_1(z) - Li_1(-z)] \quad (3.66)$$

$$= \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1+z}{1-z}\right) \quad (3.67)$$

Usando la ecuación 3.63 y 3.67, $n=2$ y $s=1$, tenemos:

$$Q(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha_0}} \tanh(t\sqrt{\alpha_0}) + \frac{1}{2} \ln \frac{1+\sqrt{\alpha_0}}{1-\sqrt{\alpha_0}} \quad (3.68)$$

La ecuación 3.68 puede ser obtenida directamente de la ecuación 3.56 mediante separación de variables e integrando. Más generalmente la solución de:

$$\frac{dQ}{dt} + \beta_0 Q + \alpha_0 Q^2 = 1 \quad (3.69)$$

Con $Q(0) = 1$ es:

$$Q(t) = \frac{1}{2\alpha_0} \left[-\beta_0 + \tanh \left(\frac{t}{2} \sqrt{4\alpha_0 + \beta_0^2} + \frac{1}{2} \ln \frac{\sqrt{4\alpha_0 + \beta_0^2} + 2\alpha_0 + \beta_0}{\sqrt{4\alpha_0 - \beta_0^2} - 2\alpha_0 - \beta_0} \right) \sqrt{4\alpha_0 + \beta_0^2} \right] \quad (3.70)$$

Acción exponencial de una válvula de control

La posición de una válvula es usualmente controlada manualmente o por la acción de un sistema de control retroalimentado. En realidad en vez de un escalón asumimos que en un cambio exponencial toma lugar una escala de tiempo ε por lo que:

$$\alpha = \exp\left(\frac{t}{\varepsilon}\right) \quad (3.71)$$

Por lo tanto vamos desde 1 a e en un intervalo de tiempo ε . De la ecuación 3.55 puede observarse ya sea debido a una disminución de la válvula, a una pérdida en el manejo de presión o a una combinación de ambos. El resultado es que el flujo va desde 1 a $e^{-1/n}$ en el mismo tiempo.

Escribiendo $\tau = t/\varepsilon$, la ecuación 3.56 llega a ser:

$$\frac{dQ}{d\tau} + \varepsilon e^\tau Q^n = \varepsilon \quad (3.72)$$

Con la condición inicial de la ecuación 3.57. Tenemos soluciones analíticas de este problema para $1 \leq n \leq 2$. Si $n=1$, la ecuación 3.72 es ahora lineal, su solución es:

$$Q_0 = \exp(-\varepsilon e^\tau) \left[e^\varepsilon + \varepsilon Ei(\varepsilon e^\tau) - \varepsilon Ei(\varepsilon) \right] \quad (3.73)$$

Ei es la integral exponencial dada por:

$$Ei(x) = -PV \int_{-x}^{\infty} e^{-u} u^{-1} du \quad (3.74)$$

En $n=2$, la solución exacta de la ecuación 3.72, sujeto a la condición inicial de 3.57, es:

$$Q(\tau) = e^{-\tau/2} \frac{[K_0(2\varepsilon) + K_1(2\varepsilon)]I_0(2\varepsilon e^{\tau/2}) + [I_1(2\varepsilon) - I_0(2\varepsilon)]K_0(2\varepsilon e^{\tau/2})}{[K_0(2\varepsilon) + K_1(2\varepsilon)]I_1(2\varepsilon e^{\tau/2}) - [I_1(2\varepsilon) - I_0(2\varepsilon)]K_1(2\varepsilon e^{\tau/2})} \quad (3.75)$$

Donde $I_{0,1}$ y $K_{0,1}$ son las funciones modificadas de Bessel de primero y segundo tipo, de orden cero y uno respectivamente.

III.3.4 Plataforma experimental para pruebas de posicionamiento.

En esta sección se describe un servomecanismo experimental de posicionamiento angular de alta precisión controlado con lógica difusa, sujeto a la acción de cargas no-lineales generadas con un motor DC, el cual es alimentado con señal tipo PWM (modulada por ancho de pulso) cuya variación transitoria en el tiempo es de forma exponencial o logarítmica. Este sistema de posicionamiento angular, el cual fue construido e implementado en el Laboratorio de Instrumentación y Desarrollo del CFATA de la UNAM (Rangel et al., 2008) es mostrado en la figura 3.15. Está compuesto por un motor de 12 VDC de imán permanente de dos polos a 2800 rpm (revoluciones por minuto), el cual tiene una reducción de 55.22:1 para dar 0.845 rps (revoluciones por segundo). La carga no-lineal transitoria es acoplada mediante un resorte torsional de 24 vueltas de acero inoxidable, cuyo módulo de torsión es de 10^6 PSI.

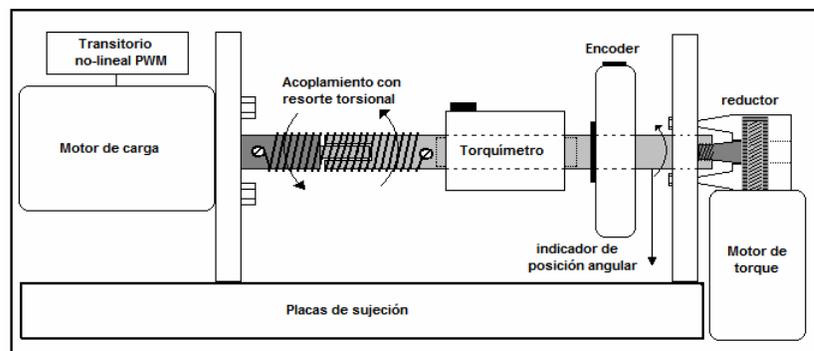


Figura 3.15 Servomecanismo difuso de alta precisión.

El motor de carga es de 24 VDC de imán permanente, de 4 polos a 2800 rpm, el cual tiene como alimentación una de las dos señales tipo PWM, especialmente generadas en un microcontrolador de bajo costo. La posición angular es medida por un encoder HS-35 de cuadratura de 1024 pulsos por revolución, el cual es colocado sobre la flecha que une el motor de torque con la carga. Los pulsos son enviados a una tarjeta de adquisición de señales de *National Instruments* modelo NI-USB 6221, que cuantifica la posición en pulsos y la convierte en grados o en miliradianes. Estos datos son desplegados en la pantalla de la PC y registrados en memoria.

El voltaje de control del motor de torque es una señal de PWM a 15 Khz y el ciclo de trabajo depende del cálculo hecho en el algoritmo de control, el cual lo asigna en forma

de *singletons*, es decir están dados en valores particulares de 0%, 20%, 50% y 95% del ciclo de trabajo. Este valor es dado por la regla lingüística aplicada en ese momento y el peso de ésta sobre la salida del controlador. Un algoritmo de control difuso construido en ambiente de *Lab view* V 8.2, es usado en lazo cerrado para el control de la posición angular. El esquema del sistema retroalimentado es mostrado en la figura 3.16.

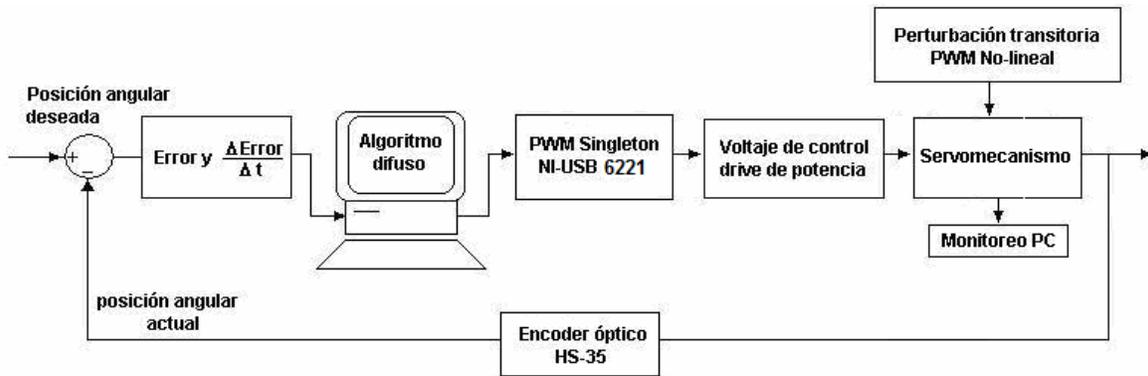


Figura 3.16 Bloques de sistema de posicionamiento angular.

El posicionamiento angular va desde 0 a 1 revolución y es elegido como *set point* en el sistema. La corriente de armadura del motor de torque es monitoreada y registrada en archivo de Excel. También, el torque dinámico, que provoca la acción del motor de torque y el transitorio debido al motor de carga es medido con un torquímetro digital Lebow 1254-305. Estas variables son registradas a una tasa de muestro de 1ms.

El voltaje de control es aplicado al motor de torque con un *driver* de potencia y permite invertir la polaridad del motor en el proceso de posicionamiento. Los transitorios en la carga son generados en un microcontrolador PIC18LF4620, en el cual se utiliza el módulo implementado para generar señales tipo PWM y se escogió un tiempo desde el inicio al final de la variación no-lineal de 765ms a una frecuencia de 60 Hz con el fin de provocar un efecto transitorio no-lineal en el motor de carga. Se escogieron dos tipos de funciones que fueran casos extremos en una carga para describir la variación no-lineal en el tiempo. En la figura 3.17 se observa uno de los transitorios de la señal PWM que es de forma exponencial, en este caso no hay potencia disponible en un buen tramo de la señal,

sólo se acentúa a medida que la señal alcanza el 100% del ciclo de trabajo en 765ms. Esta señal semeja una señal impulso unitario con amplitud exponencial en la base.

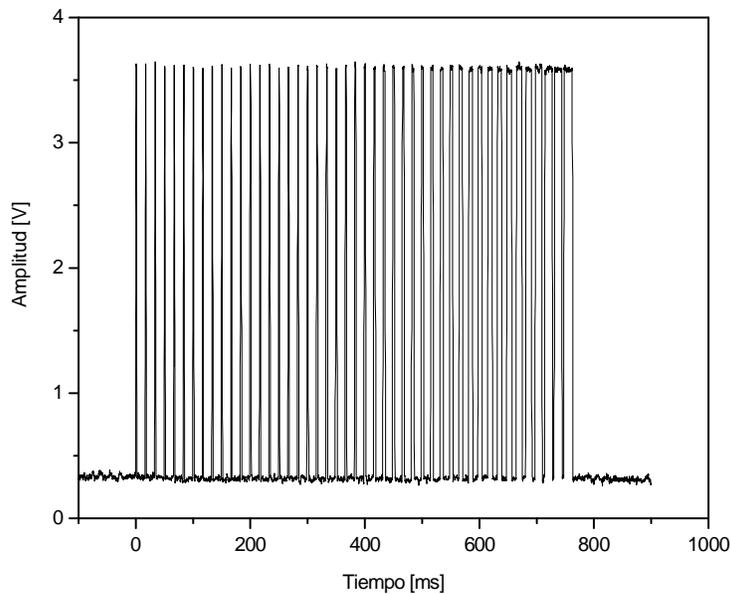


Figura 3.17 Señal de carga PWM con variación exponencial.

Así mismo se generó una señal PWM con variación logarítmica en un intervalo de 765ms. La figura 3.18 muestra la variación transitoria de potencia en forma logarítmica, con un aumento súbito de la energía al inicio y manteniendo ésta hasta el final de la aplicación de la carga, semejando una entrada tipo escalón suavizada al principio.

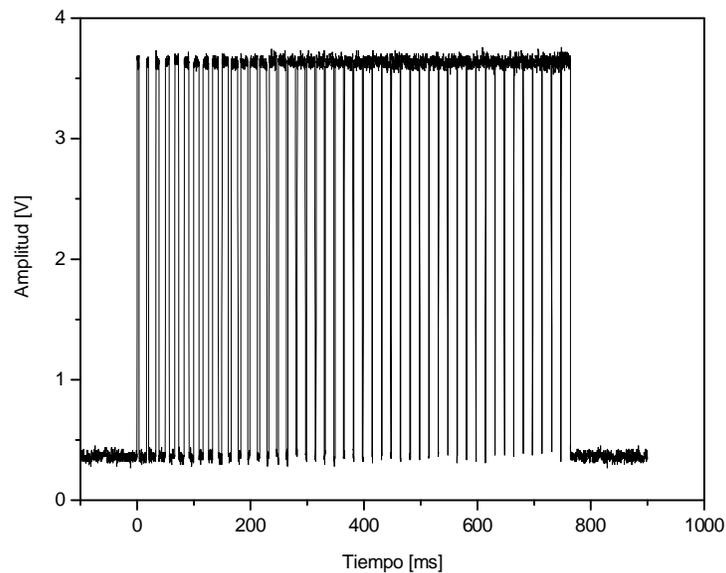


Figura 3.18 Señal para producir transitorio logarítmico en la carga.

III.3.5 Implementación de la estrategia de posicionamiento difuso.

El control difuso tipo Mamdani fue diseñado en el *Fuzzy-Logic Toolkit* y cargado en el *Fuzzy Controller VI*. Cada una de las funciones de pertenencia $[\mu]$, así como los conjuntos difusos fueron hechos bajo la experiencia de un operador quien maneja el posicionamiento de este sistema bajo la acción de cargas no-lineales. En la figura 3.19 pueden verse los conjuntos difusos para el error en la posición de 90° , 180° y 360° , dado en miliradianes, así como para la derivada del error, que es la velocidad angular dada en milirads/ms.

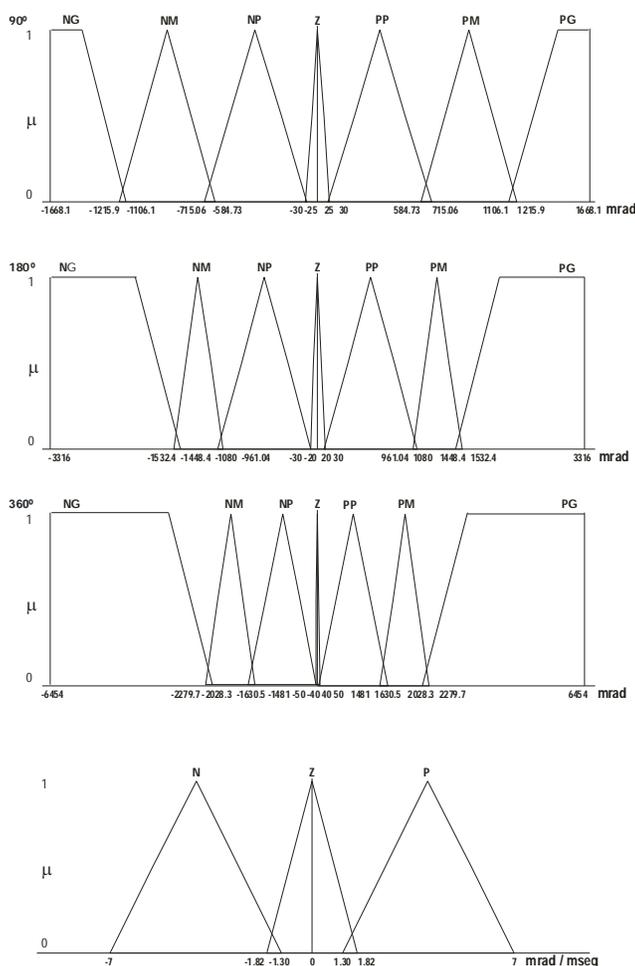


Figura 3.19 Conjuntos difusos para el error en la posición y la velocidad angular.

Se utilizaron por simplicidad funciones de membresía triangulares, dado que el procesamiento del algoritmo así como la salida del controlador deben ser en tiempo real.

El universo de discurso fue dividido en siete dominios para el error que son: negativo grande (NG), negativo medio (NM), negativo pequeño (NP), cero (Z), positivo pequeño (PP), positivo medio (PM) y positivo grande (PG). Para la derivada del error, es decir la posición angular, se formaron tres conjuntos que se han llamado positivo (P), cero (Z) y negativo (N). También se formaron las matrices difusas asociadas, en las que se establecieron los porcentajes de PWM en cada caso, de donde surgen las reglas lingüísticas aplicadas.

Tabla 3.4 Matriz difusa para 90° , e y Δe .

$\Delta e/e$	NG	NM	NP	Z	PP	PM	PG
P	0.95	0.50	0.50	-0.20	-0.20	-0.50	-0.95
Z	0.95	0.50	0.20	0	-0.20	-0.50	-0.95
N	0.95	0.50	0.20	0.20	-0.20	-0.50	-0.95

Tabla 3.5 Matriz difusa para 180° , e y Δe .

$\Delta e/e$	NG	NM	NP	Z	PP	PM	PG
P	0.95	0.50	0.20	-0.20	-0.20	-0.50	-0.95
Z	0.95	0.50	0.20	0	-0.20	-0.50	-0.95
N	0.95	0.50	0.20	0.20	-0.20	-0.50	-0.95

Tabla 3.6 Matriz difusa para 360° , e y Δe .

$\Delta e/e$	NG	NM	NP	Z	PP	PM	PG
P	0.95	0.50	0.50	-0.20	-0.20	-0.50	-0.95
Z	0.95	0.50	0.20	0	-0.20	-0.50	-0.95
N	0.95	0.50	0.20	0.20	-0.20	-0.50	-0.95

En la tabla 3.4, se presentan los datos de los porcentajes de PWM aplicados en el posicionamiento de 90° , tanto para el error en la posición y su derivada. El cero por ciento significa ninguna acción de control, es decir en la intersección cero (Z) con cero (Z), el sistema está en la posición deseada. Lo mismo sucede en las tablas 3.5 y 3.6, en las que se muestran datos para 180° y para 360° , en los que se aprecian diferentes porcentajes de PWM debido a los requerimientos diferentes en torque para cada posición. El signo

positivo en los valores de PWM significa rotación del motor en sentido horario y negativo rotación en sentido antihorario. En el caso de 360°, el mecanismo lleva más inercia que en el primer caso, que es para 90°, donde la posición es alcanzada en apenas 750ms.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

IV.1 Resultados de la respuesta térmica de un sistema de flujo recirculado mediante una estrategia de control difuso+PID.

Se llevaron a cabo pruebas en el sistema para identificar los parámetros físicos de este sistema de modo experimental, con diferentes volúmenes de agua y a diferentes temperaturas. Primero se llevó el sistema a una temperatura de 60°C, con 60, 70 y 80 litros de agua respectivamente.

IV.1.1 Análisis de la respuesta térmica a diferentes volúmenes y temperaturas del fluido.

En la figura 4.1 se observan dos respuestas del sistema aplicando una perturbación una vez alcanzada la estabilidad, únicamente con el esquema de control PID y con la respuesta optimizada por las reglas difusas, que en este caso fueron: algo (en sobrepaso), nada (en respuesta rápida) y algo más (en respuesta lenta).

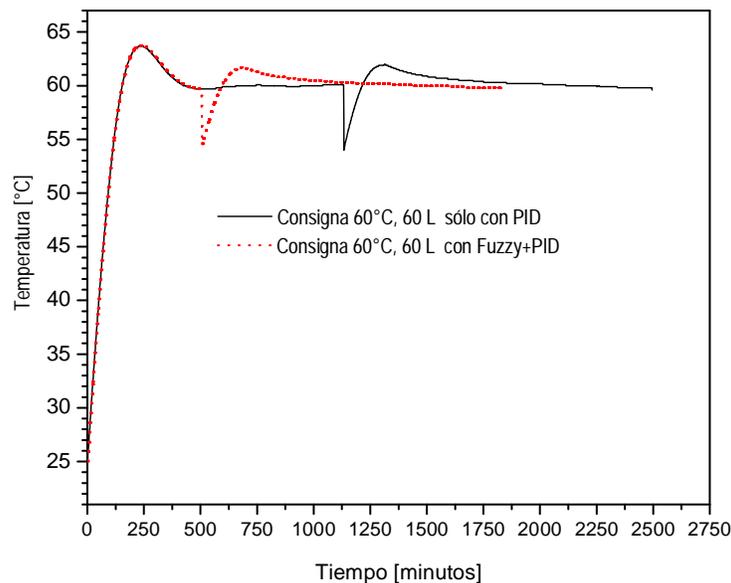


Figura 4.1 Respuesta obtenida con ambos esquemas de control, solamente PID y con *fuzzy*+PID.

Se observa claramente que en ambos casos el tiempo de levantamiento es el mismo, e inclusive el sobrepaso inicial es idéntico, pero al sufrir una perturbación, el sistema con PID tiene mayor sobrepaso, en contraste con el esquema *fuzzy*+PID el sistema se vuelve menos sensible a perturbaciones. Tal perturbación consiste en verter al tanque 10 litros de agua a temperatura ambiente.

En otra serie de pruebas se llevó el sistema hasta los 70°C, con 60,70 y 80litros. Se fueron cambiando las reglas difusas que afectan la respuesta del sistema. En la figura 4.2 se observan las dos respuestas del sistema, en las cuales toma más tiempo el levantamiento en la respuesta del sistema; además, aunque la respuesta con la optimización difusa primero tiene mayor sobrepaso, después alcanza la estabilidad con menor error en estado estable; así mismo, cuando existe alguna perturbación, enseguida corrige y alcanza su estabilidad. También, como en el caso anterior, el sistema con *fuzzy*+PID se vuelve más robusto. Esto se logró optimizando las reglas difusas en: nada (en sobrepaso), algo (en respuesta rápida) y algo más (en respuesta lenta).

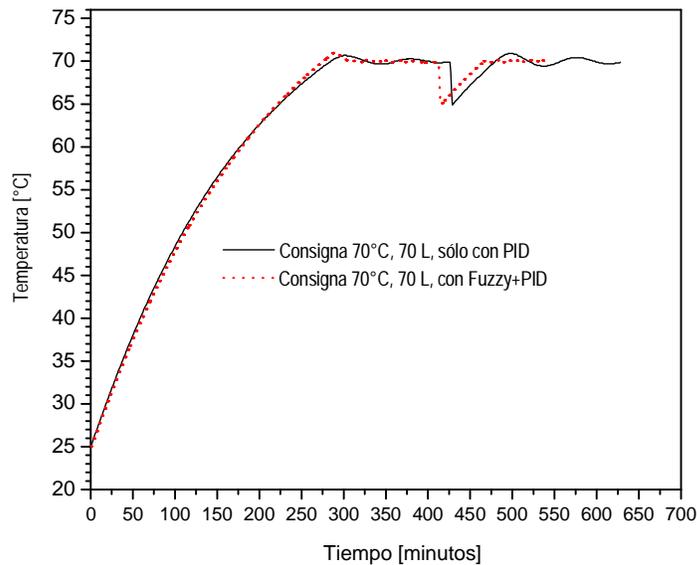


Figura 4.2 Sobrepaso y estabilidad obtenida con ambos esquemas de control, únicamente PID y con *fuzzy*+PID.

Las oscilaciones presentadas por el control con PID, en el caso anterior, tienen mayor amplitud y llevan más tiempo en alcanzar su estado estacionario; por el contrario con la optimización PID, las oscilaciones están alrededor de $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$. Esto representa un

ahorro importante de energía debido a que el punto de consigna es encontrado rápidamente, aún si existiera alguna perturbación.

Se hicieron también pruebas con cada una de las reglas difusas aplicadas a cada uno de los volúmenes y se observó el comportamiento térmico inercial del sistema, algunas reglas modificaron sustancialmente los parámetros PID establecidos en la sintonización manual, otras prácticamente no cambian la respuesta, en algunos casos, por el contrario, alteran e incrementan los parámetros conseguidos con el control PID actuando solo.

Sin embargo, resulta laborioso el tener que correr un número suficiente de pruebas para obtener la base de conocimiento experto que ayude a establecer el funcionamiento de este sistema trabajando de forma estable, ya que no se puede demostrar completamente por métodos matemáticos clásicos, usados en sistemas lineales, la estabilidad del reactor de flujo recirculado con la inclusión de la parte difusa.

IV.1.2 Optimización de la respuesta mediante reglas difusas.

La respuesta mejor optimizada que se consiguió en la consigna de 60°C, 60 litros, fue con las reglas difusas; mucho, mucho más (en respuesta rápida), algo (en sobrepaso) y nada en (respuesta lenta), como se muestra en la gráfica de la figura 4.3.

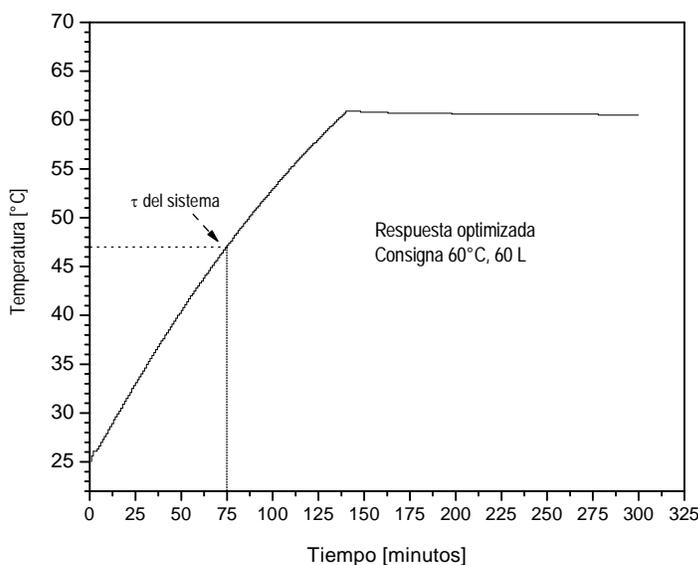


Figura 4.3 Respuesta óptima a 60°C, 60L, con el esquema *fuzzy*+PID.

Se observa un tiempo de estabilización casi en forma de rampa, alcanzando de manera muy estable la temperatura, con un porcentaje muy bajo de error en estado estable.

IV.2 Resultados de pruebas de sistemas de posicionamiento difuso en actuadores eléctricos inteligentes.

IV.2.1 Posicionamiento difuso a diferentes pasos angulares sin carga.

Se llevaron a cabo pruebas de posicionamiento a diferentes ángulos para verificar la robustez de este servomecanismo a transitorios no-lineales, con y sin carga. En la figura 4.4, podemos observar la respuesta a 90° sin carga en la que podemos notar que el sistema alcanza la posición en 750ms aproximadamente, con casi cero sobrepaso (0.37°) y solamente 0.37° de error en estado estacionario, que es la mínima resolución del encoder digital. Se observa al inicio del posicionamiento un retardo debido principalmente a umbral de torque necesario para vencer la inercia provocada por la reducción debida a la transmisión mecánica.

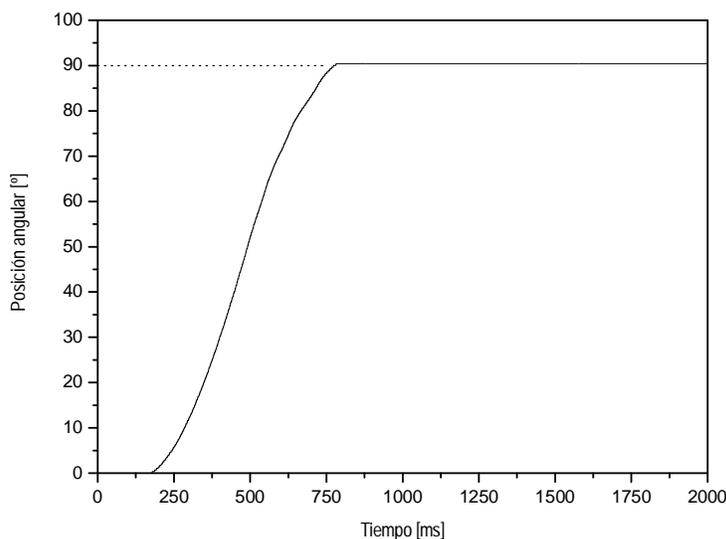


Figura 4.4 Respuesta al posicionamiento de 90° sin carga.

Así mismo se llevó al sistema a una posición de 180° sin aplicar ningún transitorio como se muestra en la figura 4.5. El servomecanismo inicia el posicionamiento con las

mismas características que en el caso anterior, sin embargo cerca de los 1000ms sufre una desaceleración para poder alcanzar la posición con poco sobrepaso 0.75° , y error en estado estable de 0.05° en estado estacionario. La posición es alcanzada con el doble del tiempo que la anterior.

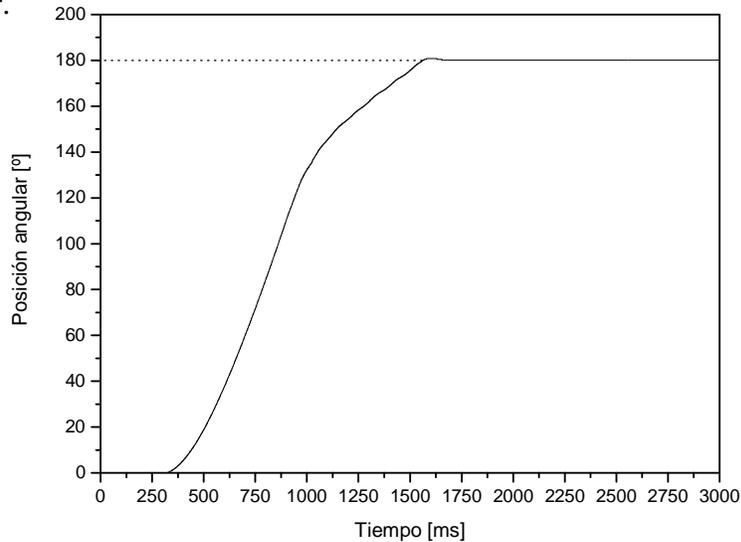


Figura 4.5 Respuesta en 180° del servomecanismo sin carga.

El sistema también fue posicionado en 360° , es decir una revolución y la posición fue alcanzada con 2382ms, como se muestra en la figura 4.6, aquí se presentan oscilaciones debida al efecto inercial, pero inmediatamente son reducidas hasta tener un error en estado estable de 0.10° y el sobrepaso máximo fue de 7.13° .

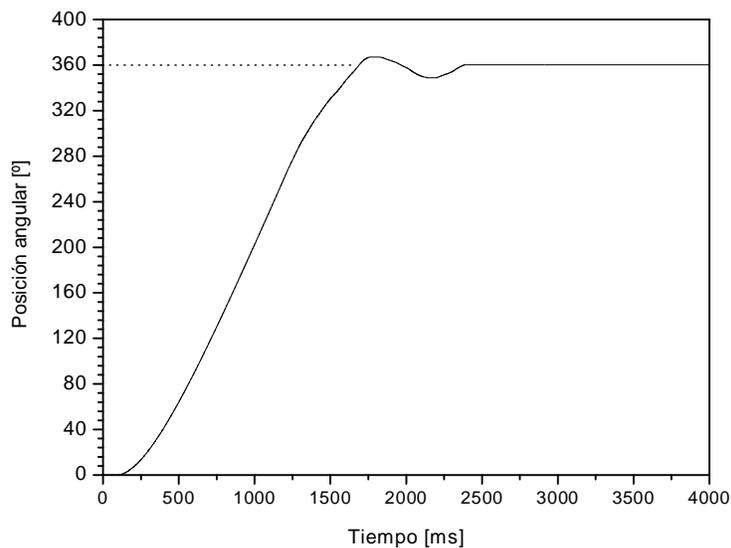


Figura 4.6 Trayectoria de la respuesta a un posicionamiento de 360° sin carga.

IV.2.2 Posicionamiento difuso aplicando transitorios no-lineales.

Por otro lado se aplicaron los transitorios de tipo exponencial y logarítmico al comienzo del posicionamiento es decir, en las condiciones más críticas de torque para el servomecanismo. En la figura 4.7 se aprecian las respuestas del sistema difuso con transitorio exponencial y logarítmico cuando el sistema es programado a 90° .

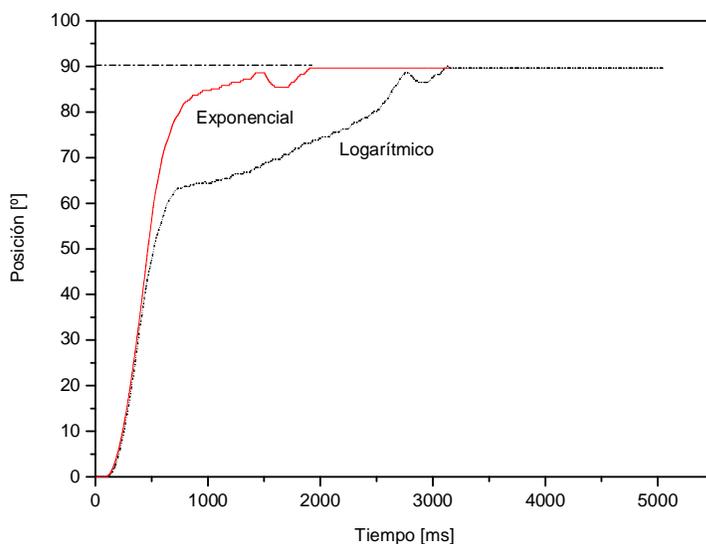


Figura 4.7 Respuestas transitorias no-lineales a 90° .

Se observa inmediatamente el cambio en la respuesta debido a la acción del transitorio exponencial que llega con oscilación y provoca que el servomecanismo baje su velocidad, retrasando el posicionamiento.

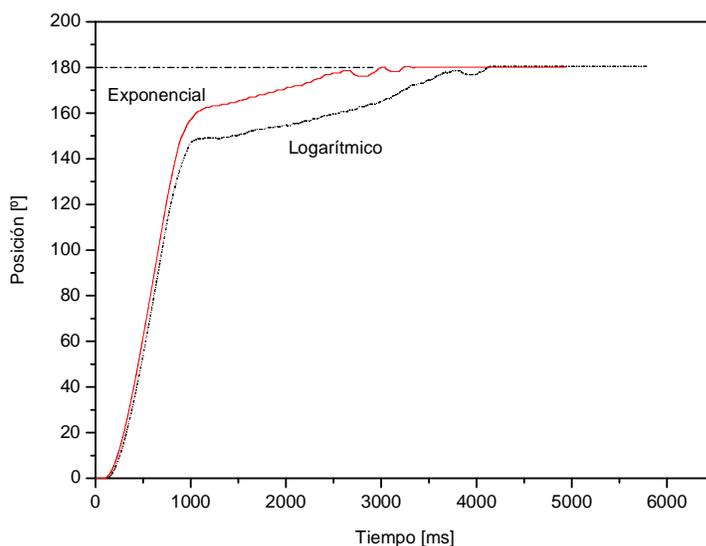


Figura 4.8 Comparación de los transitorios exponencial y logarítmico a 180° .

El transitorio logarítmico afectó de manera importante el alcance de la posición y redujo aún más la velocidad, aumentando así el tiempo de establecimiento. Sin embargo, en ambos casos el sistema llega a la posición deseada. La figura 4.8 muestra la respuesta obtenida para un posicionamiento de 180° , en el cual se consigue llegar mejor, a pesar de la perturbación exponencial. La acción mecánica de la función logarítmica, retrasa hasta 4 segundos la llegada a la posición, el contenido energético de este transitorio es más fuerte y provoca una notoria desaceleración cuando éste es aplicado. En la figura 4.9 se muestra la acción de la carga exponencial y logarítmica a un posicionamiento de 360° .

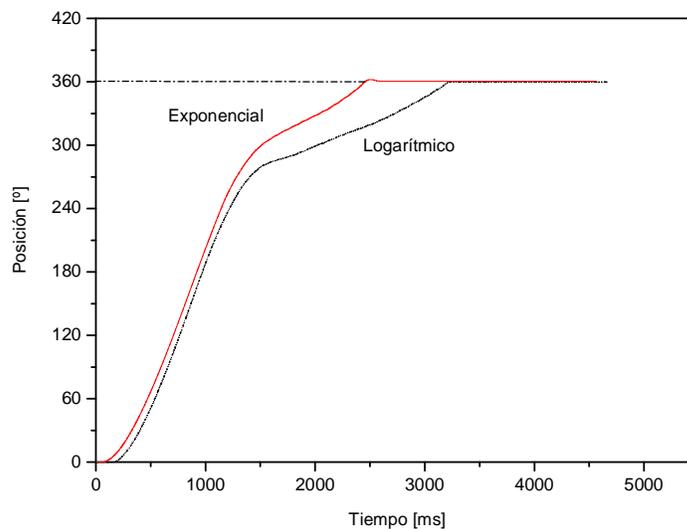


Figura 4.9 Cargas transitorias no-lineales aplicadas para 360° .

En ella se observa que en ambos casos la trayectoria de subida es similar, sin embargo en cuanto se aplica la acción de carga transitoria se nota un cambio de velocidad con distintas desaceleraciones. El control difuso trata de recomponer la trayectoria, pero ésta es modificada en relación a la trayectoria obtenida sin carga. Aún así, el servomecanismo fue capaz de alcanzar la posición deseada.

IV.2.3 Evaluación de las repuestas en base a parámetros de control y estadísticos.

En la tabla 4.1 se muestra el rendimiento de la respuesta al posicionamiento en ambos casos, sin carga y con carga transitoria. La evolución en el tiempo de estas cargas transitorias permite que sea caracterizado su contenido energético y que sean evaluados sus

efectos en servomecanismos de precisión. Se ha escogido el tiempo de establecimiento, el sobrepaso y en error en estado estable para evaluar la estrategia de control difuso.

Tabla 4.1 Parámetros de control del servomecanismo bajo transitorios no-lineales.

Carga transitoria/Posición	Parámetro de Control	90°	180°	360°
Sin carga transitoria	Tiempo de establecimiento [ms]	807	1667	2382
	Sobrepaso [°]	0.37	0.75	7.13
	Error estado estable [°]	0.37	0.05	0.10
Carga exponencial	Tiempo de establecimiento [ms]	1950	3339	2587
	Sobrepaso [°]	0.0	0.40	1.15
	Error estado estable [°]	-0.33	0.05	0.45
Carga logarítmica	Tiempo de establecimiento [ms]	3147	4133	3302
	Sobrepaso [°]	0.02	0.40	0.10
	Error estado estable [°]	-0.33	0.40	-0.25

El tiempo en el que ocurre el posicionamiento a 90°, 180° y 360°, así como para la carga transitoria exponencial y logarítmica, muestran tendencias muy lineales para el caso sin carga y tendencias no-lineales cuando es aplicado el transitorio exponencial y logarítmico en cualquiera de los posicionamientos angulares. En todos los casos el error en estado estable fue menor de 1°, el sobrepaso también fue menor de 1°, excepto para 360°. El signo negativo de los valores en la tabla significa que la posición fue alcanzada antes de la posición deseada. Los tiempos de establecimiento de la posición, así como los demás parámetros fueron alcanzados y optimizados por la experiencia de un operador al momento de hacer el posicionamiento. Cabe destacar que el controlador difuso por su característica no-lineal, permite un mayor intervalo de operación, es decir que las reglas y conjuntos difusos para la posición de 360° pueden ser utilizadas en cualquier posicionamiento que quede dentro de universo de discurso, que en este caso corresponde a una revolución.

El transitorio logarítmico, que es el más energético para fines de perturbación al posicionamiento, se aplicó también al servomecanismo en estado estable. En la tabla 4.2 se

muestran los parámetros estadísticos de las señales del voltaje de control sobre el motor de torque con el objeto de caracterizar la respuesta energética ante los transitorios no-lineales, pudiendo con ello correlacionar las respuestas del motor a cada uno de los parámetros no-lineales aplicados al servomecanismo.

Tabla 4.2 Parámetros estadísticos de la señal de voltaje de control.

Tipo de carga	Valor esperado	90°	180°	360°
Exponencial	Media	-0.718	-0.506	-2.219
	Desviación estándar	2.853	2.777	5.046
	Sesgo	-0.197	-1.77	-1.93
	Curtosis	4.56	10.68	3.24
Logarítmica	Media	-1.066	-0.643	-2.143
	Desviación estándar	2.489	2.717	4.860
	Sesgo	-0.57	-2.19	-1.81
	Curtosis	2.46	8.50	2.99

IV.2.4 Pruebas de robustez del sistema a perturbaciones no-lineales.

Así mismo, en la figura 4.10 se muestran las respuestas a posicionamientos de 90°, 180° y 360°; en la que se observa el efecto de la carga no-lineal transitoria actuando sobre el sistema una vez posicionado.

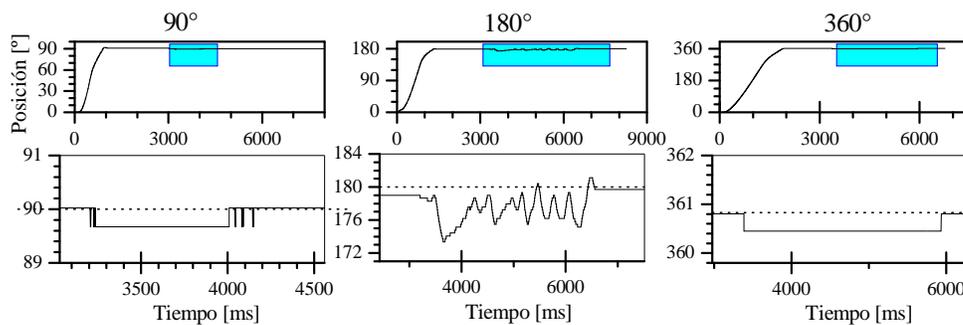


Figura 4.10 Los transitorios no-lineales aplicados como perturbaciones.

La perturbación aplicada no afectó de manera significativa el posicionamiento, ya que en 90° y 360° , lo alejó del punto de control tan solo 0.5° , mientras que para 180° fueron 5° , pero lo recuperó nuevamente y además logró mejorar la posición. Con ello también se logró comprobar con éxito la robustez del servomecanismo ante transitorios no-lineales aplicados como perturbaciones.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo de investigación se han propuesto nuevos esquemas de control para una clase de sistemas dinámicos de alto orden que contienen parámetros no-lineales en su modelación. Uno de estos esquemas se implementó en un sistema termohidráulico de flujo recirculado de parámetros distribuidos. Esta estrategia de control se basa en reglas lingüísticas difusas y se usó para optimizar un esquema clásico de control PID. Una vez sintonizado manualmente el controlador con PID, se llevaron a cabo un número importante de pruebas para ir combinando las reglas difusas propuestas. La implementación conseguida mejoró notablemente los parámetros de control de este sistema, haciéndolo a la vez más robusto a perturbaciones.

Se redujeron tanto el tiempo de levantamiento en un 5%, como el sobrepaso en un 20%, así mismo se obtuvo un menor error en condiciones de estado estacionario, logrando con ello estabilizar la temperatura con una precisión de $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$. Por lo tanto, podemos decir que se ha optimizado el rendimiento de un sistema de flujo recirculado que contiene parámetros distribuidos en su funcionamiento como lo es la temperatura, simplificando el modelo completo que incluye no-linealidades fuertes para su control, a un esquema que no utiliza el modelo del sistema, sino una base de conocimiento experto. Se estudió y analizó una simplificación del modelo aproximado con su análogo eléctrico, ya que el comportamiento de este sistema hidrodinámico es muy similar al comportamiento de un sistema eléctrico de segundo orden de parámetros concentrados en régimen permanente. La depuración y optimización de los algoritmos difusos con información de los datos experimentales por un experto fue fundamental para lograr mejores respuestas térmicas.

Por otro lado se implementó un controlador lógico difuso en un servomecanismo de posicionamiento angular de alta precisión. Para ello se utilizó una plataforma instrumentada en lazo cerrado con el fin de evaluar el rendimiento de esta aplicación en sistemas de posicionamiento angular. Para ello se generaron cargas no-lineales, que actúan como transitorios durante el tiempo que es alcanzada la posición. Se logró caracterizar estadísticamente dichas señales para correlacionar el esfuerzo de control con el contenido espectral y la energía de cada tipo de transitorio. Se implementaron en microcontrolador variaciones no-lineales de forma exponencial y logarítmica, las cuales alimentaron a un motor para formar una carga mecánica fuerte que perturbara de manera importante el

servocontrol. Se lograron posicionamientos con sobrepasos menores a 1° y pasos angulares con una precisión de $\pm 0.35^\circ$. Este sistema de control podrá ser utilizado para hacer posicionamiento inteligente en servoválvulas con actuador eléctrico y la vez, los algoritmos difusos podrán ser utilizados para estudiar la regulación de flujo con cargas no-lineales y en la obtención de mezclas de fluidos complejos.

Las aportaciones científicas de este trabajo son varias, desde la implementación híbrida de dos filosofías distintas de control, como lo es el control difuso y PID, trabajando juntos con un mismo objetivo. Así como la forma en que pueden ser estudiados y controlados los sistemas hidrodinámicos de parámetros distribuidos en donde existen variaciones temporales de unas variables físicas con otras dentro de un mismo sistema. Por otro lado, el sistema de posicionamiento inteligente implementado encuentra cada vez mas aplicaciones en la robótica, la manufactura inteligente y en general en la instrumentación de procesos dinámicos industriales. El estudio de nuevos esquemas de control y su implementación en un sistema mecatrónico real, permitió aplicar nuevos algoritmos para el acoplamiento eficaz de cargas no-lineales.

La construcción de dos sistemas experimentales para cumplir estos propósitos fue de vital trascendencia, ya que muchos de los trabajos publicados que se revisaron solo se mencionan nuevas aplicaciones de esquemas de control, pero solo a nivel teórico y cuando mas en otras, solo con simulaciones en computadora. Aquí se realizó el estudio teórico junto con su correlación experimental. Se pudo constatar metodológicamente que, para controlar un sistema dinámico complejo hay que analizar a profundidad todas sus partes, detallar las relaciones constitutivas para cada elemento y después analizarlo como un conjunto en armonía. La lógica difusa está trascendiendo por su gran poder de adaptación al control de sistemas complejos y la sencillez en su aplicación, pero sobre todo por ser muy interactiva con el usuario común, una vez que ésta es implementada.

Cabe destacar por último, que se han cumplido cabalmente todos los objetivos planteados al principio de esta investigación, sin embargo aún tiene grandes vertientes para continuarla. Las nuevas tecnologías demandarán cada vez de más aplicaciones de los sistemas inteligentes, tanto en el plano industrial como en el doméstico, tarea que le corresponde a la propia ciencia aplicada, asegurando así su existencia como un pilar fundamental para el desarrollo armónico de las sociedades del futuro.

LITERATURA CITADA

- Abassbandy, S., and Ezzati, R. 2006. Newton's method for solving a system of nonlinear equations. *Appl. Math. Comput.* 175(2): 1189-1199.
- Abassbandy, S., and Jafarian, A. 2006. Steepest descent method for solving fuzzy nonlinear equations. *Appl. Math. Comput.* 174(1) 669-675.
- Acosta, G., and Todorovich, E. 2003. Genetic algorithms and fuzzy control: a practical synergism for industrial applications. *Comput. Ind.* 52:183-195.
- Acedo, S.J. 2006. *Instrumentación y Control Avanzado de Procesos*. Díaz de Santos Ed., Madrid.
- Adé, M., and Peperstraete, J.A. 1994. Minimum memory buffers in DSP applications, *IEE Electronic Letters*. 30(6) 469-471.
- Chang, F., and Chang, Y. 2005. Adaptive neurofuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Adv. Water Resour.* 29(1) 1-10.
- Chen, J.Y., and Wong, C.C., 2000. Implementation of the Takagi-Sugeno model-based fuzzy control using an adaptive gain controller. *IEE Proc.-Control Theory Appl.* 5: 509-514.
- Chin-An, H., and Rongshun, C. 2002. Intelligent control of exit temperature in a gas-fuel can-type combustor. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 15:391-400.
- Creus, A. 1993. *Instrumentación Industrial*. Quinta Edición. Marcombo (Ed). Barcelona España.
- Dehghan, M., Hashemi, B. 2005. Iterative solution of fuzzy linear systems. *Appl. Math. Comput.* 175(1) 645-674.
- Ding Y., Ying H., and Shao, S. 2003. Typical Takagi-Sugeno PI and PID fuzzy controllers: analytical structures and stability analysis. *Inform. Sci.* 245-262.
- Dogruel, M., 2003. Input linearization of nonlinear systems via Pulse-Width Control, *IEEE Trans. Autom. Control.* 48(4) 635-642.
- Gauthier, J.P., and Bornard, G. 1981. Observability for any $u(t)$ of a class of nonlinear systems. *IEEE Trans. Autom. Control*, 26(4) 922-928.
- Gottwald, S. 2005. Mathematical aspects of fuzzy sets and fuzzy logic. Some reflections after 40 years. *Fuzzy Sets Syst.* 156: 357-364.
- Hill, C. G. 1977. *Chemical engineering kinetics and reactor design* (first edition), John Wiley and Sons, New York.

- Hasiloglu, A., Yilmaz, M., Comakli, O., and Ekmecki, I. 2004. Adaptive neuro-fuzzy modeling of transient heat transfer in circular duct air flow. *Inter. J. Therm. Syst.* 43:1075-1090.
- Hua, C., Guan, X., and Duan, G. 2004. Variable structure adaptive fuzzy control for a class of nonlinear time delay systems. *Fuzzy Sets Syst.* 148: 453-468.
- Inoue, K., and Nakaoka, M. 1998. Autotuning gain parameter implementation with fuzzy learning control scheme for DC brushless servo system. *Proceedings IEEE Control, Theory and Applications.* 5: 419-427.
- Kandel, A., Luo, Y., and Zhang, Q. 1999. Stability analysis of fuzzy control systems. *Fuzzy Sets Syst.* 105: 33-48.
- Kemal, M. 2005. Rule base reduction for knowledge-based fuzzy controllers with application to a vacuum cleaner, *Expert Syst. Appl.* 28, 175-184.
- Khon, S., and Flashner, H. 2003. Robust Fuzzy logic control of mechanical systems. *Fuzzy Sets Syst.* 133: 77-108.
- King, P.J., and Mamdani, E.H., 1977. The application of fuzzy control systems to industrial processes. *Automatica*, 13(3) 235-242.
- Langari, G., and Tomizuka, M., 1990. Stability of fuzzy linguistic control systems. *Proceedings of the 29th Conference on Decision and Control, Honolulu Hawaii,* 2185-2190.
- Lee, R., and Chang, C. 1971. Some properties of fuzzy logic, *Information and Control*, 19(5) 417-431.
- Li, C., and Priemer, R. 1997. Self-learning general purpose PID Controller, *J. Franklin Inst.*, 334B, 167-189.
- Li, P., Irwin W., and Kruger, U. 2005. A recursive rule base adjustment algorithm for a fuzzy logic controller. *Fuzzy Sets Syst.* 156: 267-284.
- Lin, C.T. and Lee, G. 1996. *Neural fuzzy systems: a neural-fuzzy synergism to intelligent systems*, Prentice-Hall Inc., Nueva Jersey USA.
- Lin J., Wang D., and Huang, P. 2005. FPGA-based fuzzy sliding mode control for a linear induction motor drive. *IEE Proceedings Electric Power Applications*, 152(5) 1137-1148.
- Ling, D., Yuang, H., and Yung, L. 1999. The adaptive control of nonlinear systems using the Sugeno-Type of fuzzy logic. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 7(2) 225-234.

- Mamdani, E.H. 1974. Application of fuzzy algorithm for simple dynamic plant, IEEE Proceedings Control, Theory and Applications. 121 (12)1585-1588.
- Mastorocostas, P.A. and Theocharis, J.B. 2002. A recurrent fuzzy-neural model for dynamic system identification. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B. 32:176-190.
- Melin, P., and Castillo, O. 1997. Automated mathematical modeling and simulation for bacteria growth control in the food industry using artificial intelligence and fractal theory. J. Syst. Anal. Model. Simul. 29: 189-206.
- Melin, P., and Castillo, O. 2005. Intelligent control of a stepping motor drive using an adaptative neuro-fuzzy inference system, Inf. Sci. 170: 133-151.
- Mohand, B., and Patel, M. 2002. Analytical structures and analysis of the simplest fuzzy PD controllers. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. 32(2) 239-243.
- Nahel, H. and Panagiotis, D. 2004. Coordinating feedback and switching for control of spatially distributed process. Comp. Chem. Eng. 28: 111-128.
- Nguyen, H. 2005. Fuzzy and random sets. Fuzzy Sets Syst. 156: 349-356.
- Normas Oficiales Mexicanas, NOM-002. 2000. Condiciones de seguridad - Prevención, protección y combate de incendios en los centros de trabajo, Condiciones de seguridad e higiene en los centros de trabajo donde se manejen, transporten, procesen o almacenen sustancias químicas capaces de generar contaminación en el medio ambiente laboral NOM-010-(STPS-1999).
- Novak, V. 2005. Are fuzzy sets a reasonable tool for modeling vague phenomena?, Fuzzy Sets Syst. 156:341-348.
- Ogata, K. 1998. Ingeniería de Control Moderno. Prentice-Hall 3a.Ed. Nueva York.
- Oiu, Y., and Rao, S.S. 2005 A fuzzy approach for the analysis of unbalanced nonlinear rotor systems. J. Sou. Vibrat. 284: 299-323.
- Olunloyo, V.O.S., Afojoyimbo, A.M., and Badiru, A.B. 2004. Neurofuzzy mathematical model for monitoring flow parameters of natural gas. Appl. Math. Comput. 149: 747-770.
- Osman, M.S., Sinna, A., and Mousa, A. 2005. A combined genetic algorithm-fuzzy logic controller (GA-FLC) in nonlinear programming. Appl. Math. Comput. 170: 821-840.
- Papagianni, M. and Matev, M. 2003. Design of a tubular loop bioreactor for scale-down of fermentation processes. Biotechnol. Prog. 19(5) 1498-1504.

- Polycarpou, M. 1996. Stable adaptative neural control scheme for nonlinear systems, IEEE Trans. Autom. Control, 41(3) 447-458.
- Rangel, D., García, F., y Castaño, V., 2005. Diseño y construcción de un reactor “loop” instrumentado. Memorias del XX Congreso Nacional de Instrumentación SOMI, León Gto., México.
- Rangel, D., Castañeda R., Alaníz, D., Apátiga L., y Castaño V., 2007. Controlador *fuzzy* PID optimizado para estabilizar la temperatura en un sistema de flujo recirculado de parámetros distribuidos. Memorias del 3er Congreso Internacional de Ingeniería, UAQ México.
- Rangel, D., Castañeda, R., Alaníz, D., y Castaño V., 2008. Evaluación simultánea de esquemas lógico difuso y PID en tiempo real. Memorias del 4to Congreso Internacional de Ingeniería, UAQ México.
- Santos, M., and Dexter, E.D., 2002. Control of a cryogenic process using a fuzzy PID scheduler, Control Eng. Practice. 10: 1147-1152.
- Smaoui, M., Brun X., and Thomasset, D., 2006. A Study of tracking position control of an electropneumatic system using backstepping design. Control Eng. Practice. 14: 923-933.
- Song, Z., Yi, J., Zhao, D., and Li, X. 2005. A computed torque controller for uncertain robotic manipulator systems: Fuzzy approach. Fuzzy Sets Syst. 154: 208-226.
- Su, Y., Yang, S., Sun, D., and Duan B. Y. 2004. A simple hybrid fuzzy PD controller. Mechatronics, 14: 877-890.
- Sugeno, M., 1985. An introductory survey of fuzzy control. Inform. Sci. 36(1-2) 59-83.
- Sugeno, M., 1999. On stability of fuzzy systems expressed by fuzzy rules with singleton consequents. IEEE Trans. Autom. Control. 7(2) 201-209.
- Tang, K.S., Kim, F.M., and Guarong, C. 2001. An optimal fuzzy PID controller. IEEE Trans. Ind. Electron. 48: 757-765.
- Tavassoli, M., Asady, B., and Hadi, A. 2005. An iterative for solving dual fuzzy nonlinear equations. Appl. Math. Comput. 167: 316-323.
- Teixeira, M.C.M. 1999. Stabilizing controller design for uncertain nonlinear systems using fuzzy models. IEEE Trans. Autom. Control. 7(2) 133-139.
- Traoré, A., Puig, S., and Corominas, L. 2005. Fuzzy control of dissolved oxygen in a sequencing batch reactor pilot plant. Chem. Eng. J. 111: 13-19.

- Trilleros, J.A. and Redondo, P. 2005. Three-phase airlift internal loop reactor: correlations for predicting the main fluid dynamic parameters. *J. Chem. Technol. Biotechnol.* 80(5) 515-522.
- Tsai, T. 2005. Development of an integrated reflow soldering control system using incremental hybrid process knowledge. *Expert Syst. Appl.* 28: 682-692.
- Vidyasagar M., 1994. *Nonlinear Systems Analysis*. 2a. Ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Wang, L.X. 1994. *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice-Hall (Ed.), Englewood Cliffs New Jersey USA.
- Wang, W.Y., Leu, Y.G. and Hsu, C.C. 2001. Robust adaptive fuzzy-neural control of nonlinear dynamical systems using generalized projection updated law and variable structure controller. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B.* 31:140-147.
- Wellstead, P.E. 1979. *Introduction to Physical System Modelling*. Academic Press, Control Systems Centre, New York.
- Xin, L., 1995. Design and analysis of fuzzy identifiers of nonlinear dynamic systems. *IEEE Trans. Autom. Control.* 40(1) 11-18.
- Yesil, E., and Eksin, I. 2004. Self tuning fuzzy PID type load and frequency controller. *Ener. Convert. and Manag.* 45: 377-390.
- Yoshida, Y. 2002. Fuzzy stopping in continuous-time dynamic fuzzy systems. *Fuzzy Sets Syst.* 132: 291-301.
- Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy Sets. *Inform. Control*, 8: 338-356.
- Zadeh, L.A. 1968. Fuzzy Algorithm, *Inform. Control*, 12 (2), 94-102.
- Zadeh, L.A. 1975. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Inform. Sci.* 8(3) 199-249.
- Zak, S., 1999. Stabilizing fuzzy system models using linear controllers. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 7(2) 236-243.
- Zhang, L., and Zhang R. 2005. The structure analysis of fuzzy sets. *Int. J. Approx. Reasoning.* 40(1-2) 92-108.
- Zhang, W., and Zhang, R. 2005. Cascade fuzzy control for gas engine driven heat pump. *Ener. Convert. and Manag.* 46: 1757-1766.
- Zheng, D. and Hoo, K.A., 2004. System identification and model-based control for distributed parameters systems. *Comp. Chem. Eng.* 8(8) 1361-1375.

Zhao, T., Virvalo, T. 1995. Development of fuzzy state controller and its application to a hydraulic position servo. *Fuzzy Sets Syst.* 70(2-3) 213-221.