

EL CONTROL BORROSO: UNA METODOLOGÍA INTEGRADORA

Pedro Albertos, Antonio Sala

*Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática,
Universidad Politécnica de Valencia;
Camino de Vera, 14; 46022 Valencia, España.
Email: pedro@aii.upv.es, asala@isa.upv.es*

Resumen: En este trabajo se presentan las posibilidades que tiene la metodología de control basada en la lógica borrosa para integrar en el mismo marco un gran número de problemas de control. Junto a la posibilidad intrínseca de manejo de información de tipo aproximado, o con incertidumbre, se analiza la propiedad de un sistema borroso como aproximador universal de casi cualquier función. Igualmente, se discute la capacidad de implementar mediante controladores borrosos otro tipo de controladores diseñados mediante otras metodologías, incluyendo la capacidad de aprendizaje. Una aplicación agrícola ilustra algunas de estas ideas. El trabajo incluye algunas reflexiones personales sobre el tema tratado.

Copyright © 2004 CEA-IFAC

Palabras clave: Control inteligente, lógica borrosa, control borroso, modelos borrosos, aproximadores universales.

1. INTRODUCCIÓN

Dentro de la denominación de sistemas de control se incluyen sistemas muy diversos, con objetivos distintos, utilizando información muy diferenciada y específica para cada caso y con un tratamiento de la información que depende no sólo de los objetivos sino también de la metodología empleada en el diseño del sistema de control. Lo que siempre aparece es una estructura básica en la que se distinguen dos subprocesos que interactúan: la planta a controlar y el controlador que genera las señales de control. Y, a otro nivel, el operador humano que puede desempeñar un papel más o menos activo según el grado de automatización del sistema.

Este conjunto puede tener múltiples estructuras: 1) Conexión únicamente desde el controlador al proceso, *control en bucle abierto*. Basado en el conocimiento del modelo del proceso y los objetivos de control, el controlador genera las señales que actúan sobre el proceso. 2) Conexión únicamente del proceso al controlador, *sistema de seguimiento*. En este caso, el

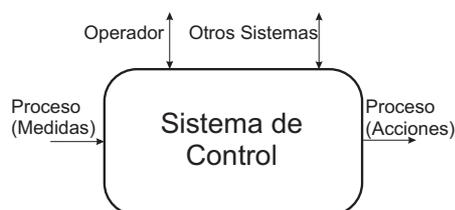


Fig. 1. Subsistema de control

sistema de control que más bien hace de sistema de adquisición de datos, toma información del proceso, la elabora y la presenta en formato adecuado al operador, que es quien toma las decisiones y manipula las entradas al proceso. 3) Cabe una combinación de ambas, en la que es el operador el que cierra el bucle entre el sistema de adquisición de datos y el controlador, dando lugar a un bucle de control *manual*. 4) Finalmente, la actividad del operador puede quedar limitada a tareas de vigilancia y el *control automático en bucle cerrado* lo realiza el sistema de control.

De forma general, el sistema de control se puede representar como indica la figura 1.

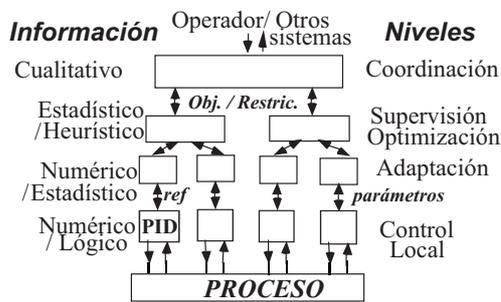


Fig. 2. Estructura integral de control

Desde el punto de vista de los objetivos, el sistema de control está diseñado para realizar distintas funciones: automatismos, sistemas de regulación y/o de seguimiento de consignas, robustez ante incertidumbre en el proceso o en las señales externas, optimización del comportamiento dinámico, adaptación a las condiciones cambiantes del entorno mediante la modificación de la estructura o de los parámetros del sistema de control, coordinación global de un conjunto de procesos o incluso la optimización con respecto a criterios de carácter económico, social, contaminante ...

Para cada una de estas actividades existe una pléyade de metodologías de diseño que requieren un planteamiento específico, por ejemplo, expresando de una determinada forma los objetivos, o el modelo del sistema, o el tipo de información a procesar, e incluso partiendo de un supuesto de funcionamiento del proceso. Por ejemplo, estos requerimientos no tienen nada que ver, en el caso del diseño del automatismo de arranque y/o parada de un reactor con los que se establecen para diseñar el control robusto de este reactor en unas condiciones de funcionamiento dadas.

Al aplicar una determinada metodología de diseño, si la información de partida no está en el formato requerido el diseñador debe, en una primera etapa, hacer una adaptación de los mismos para poder aplicar las herramientas de diseño. Y cada una de estas componentes, objetivos, señales, modelo, modo de operación, se puede expresar de formas muy distintas.

Integración del control: niveles. El problema integral de control puede ser descompuesto en varios niveles, como se muestra en la figura 2, cada uno tratando con diferentes objetivos y tipos de información.

En el primer nivel, el control local es implementado basado en información numérica y lógica recogida del proceso de forma directa. Los reguladores PID y autómatas se encargan de la mayoría de las tareas y, en algunos casos, se incorporan esquemas multivariables. Los algoritmos, mayoritariamente, son puramente numéricos o de lógica binaria.

En un segundo nivel, los controladores de primer nivel son sintonizados con reglas de adaptación, también operando numéricamente. La supervisión puede cambiar la estructura de control, las referencias (control en cascada) o la estrategia global (reconfiguración). En

este nivel, se requiere un mayor grado de conocimiento heurístico, y emplear, aparte de ecuaciones y algoritmos, una serie de reglas, hechos, procedimientos, etc. para tareas de evaluación, comparación y decisión.

En el nivel superior, donde se necesitan decisiones sobre objetivos, el proceso a gran escala, etc., la información es fundamentalmente cualitativa. Los datos provienen de un conocimiento resultante de sintetizar los datos de los niveles inferiores o/y experiencia y conocimiento heurístico del agente encargado de la decisión. Esta información puede provenir de otros sistemas o del operador.

Usualmente, la interoperación de los diferentes niveles de control requiere la presencia de un operador humano, encargado de la evaluación del estado del proceso y de tomar decisiones sobre cambios en la estructura, los parámetros o los objetivos (referencias) del sistema de control.

El propósito de este trabajo es presentar las posibilidades que tiene la metodología de control basada en la lógica borrosa para integrar en el mismo marco un gran número de problemas de control. En este sentido, aparte de la posibilidad intrínseca de manejo de información (datos, objetivos, modelos) de tipo aproximado, o con incertidumbre, se analizará la capacidad de implementar mediante controladores borrosos otro tipo de controladores diseñados mediante otras metodologías. Una característica que se puede incorporar fácilmente en los sistemas borrosos es la capacidad de aprendizaje, que se discute en la sección 4. Finalmente, una aplicación agrícola ilustra algunas de las ideas previas que, creemos, pueden dar lugar a múltiples aplicaciones (y a una interesante controversia). El trabajo incluye algunas reflexiones personales sobre el tema tratado.

Existen referencias muy completas de las propiedades y metodologías de diseño de controladores borrosos, tanto a nivel de un control digital directo como en tareas de supervisión o control adaptativo, algunas de ellas incluidas en la bibliografía. El objeto de este trabajo no es detallar estos temas sino ofrecer una perspectiva integradora de la metodología borrosa, aspecto éste tan descuidado en el diseño de muchos sistemas de control que solamente atienden a cuestiones parciales y específicas del problema concreto planteado.

2. EL ENFOQUE BASADO EN EL RAZONAMIENTO

En los primeros días del control borroso, se buscaba replicar el razonamiento humano en el control de plantas complejas. La lógica borrosa capturaba el carácter "gradual" (continuo) de las decisiones humanas y supuso un gran paso adelante respecto a la lógica binaria. La lógica borrosa puede ser considerada como una extensión interpolativa de la lógica binaria de los autómatas.

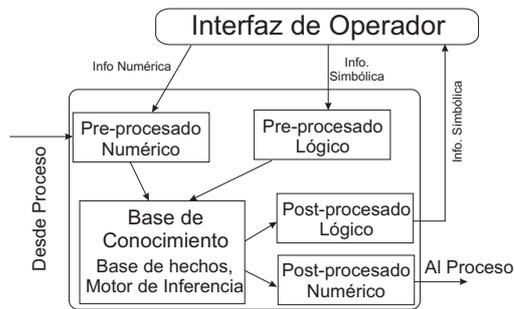


Fig. 3. Procesador borroso

Las dos aplicaciones fundamentales del enfoque son, por una parte, control directo y, por otra parte, diagnóstico y supervisión. La figura 3 presenta los bloques básicos de un sistema de control borroso.

2.1 Control directo sin modelos

El control directo codificando reglas dadas directamente por el operador, en vez de utilizando un modelo explícito, ha tenido un éxito significativo en múltiples aplicaciones (Verbruggen y Babuska, 1999), algunas de tipo emblemático, como los hornos de cemento (Morant *et al.*, 1992; Holmblad y Ostergaard, 1982) y el tratamiento de aguas residuales (Tong *et al.*, 1980) desarrolladas en el inicio de esta técnica, y otras como el control de plantas solares (Rubio *et al.*, 1995), etc. de difusión más reciente, o las referidas en (Becerril y de Pablo, 1992). No obstante, muchas de las acciones propuestas eran marcadamente similares a las acciones básicas proporcional, integral o derivada. En efecto, la base de reglas fuzzy-PD o fuzzy-PI de la tabla 1 aparece incontables veces en las aplicaciones.

Cuando estas reglas se diseñan para cancelar perturbaciones manteniendo un punto de funcionamiento constante, no hay una gran diferencia entre su comportamiento y el de un PID adecuadamente sintonizado. Esto puede interpretarse como un inconveniente o una ventaja (los PID's pueden ser "escritos" con reglas lingüísticas, en el lenguaje borroso).

Si el proceso a controlar es significativamente no-lineal y se esperan cambios en la referencia, se debe incluir una tercera variable (referencia) en la base de reglas, dado que el mismo "error" puede requerir tratamiento distinto en distintos puntos de funcionamiento. Esto también ocurre en las soluciones clásicas de control. Las implementaciones de este enfoque, no obstante, son escasas en el ámbito borroso. La sección 5 presenta brevemente un ejemplo.

En los PID industriales se debe incorporar una serie de refinamientos tales como el anti-enrollamiento, la limitación del efecto del ruido en la acción derivada, la presencia de saturación. Los PID borrosos pueden concebirse con estas restricciones, empezando con la limitación del universo de discurso de las distintas variables tratadas. Es más, de forma sencilla, puede

Tabla 1. Un controlador usual Fuzzy-PD

u		Error				
		--	-	0	+	++
$\frac{de}{dt}$	++	0	-1	-2	-3	-4
	+	1	0	-1	-2	-3
	0	2	1	0	-1	-2
	-	3	2	1	0	-1
	--	4	3	2	1	0

modificarse la ganancia en función de la amplitud de las señales (error, derivada o punto de consigna) dando lugar a PID's no lineales o a soluciones del tipo de planificación de ganancia. Incluso, se pueden usar reglas borrosas para planificación de ganancia en PID's convencionales (Zhao *et al.*, 1993), entroncando con la supervisión discutida más abajo.

Los principales inconvenientes de este planteamiento son, por un lado, la "maldición" de la dimensionalidad (el número de reglas crece geoméricamente con el número de variables usadas) y, por otro lado, la multiplicidad de algoritmos de inferencia y deborrosificación dado que la generalización de los operadores binarios no es única.

El control directo borroso, permite, en algunos casos, una interpretación por parte del usuario final y una mejor integración con otras etapas superiores en un marco único. En una situación puramente académica, la comparación con estrategias analíticas en situaciones diseñadas para estas últimas (control óptimo, estabilización, etc.) saca a relucir una posible inferioridad teórica del enfoque borroso. Sin embargo, en una situación práctica, las reglas borrosas permiten expresar en lenguaje "natural" otras consideraciones del problema que serían difíciles de modelar (o requerirían mucho más tiempo). Por ejemplo, en un control de vehículos de metro en Sendai, Japón, realizado por Zadeh en los ochenta, se pueden tener en cuenta (aproximadamente) de una forma fácil y rápida consideraciones de confort de los pasajeros, número de los mismos, fuerza de frenado, consumo de electricidad, etc.

2.2 Supervisión, sistemas expertos borrosos

La evolución de los controladores arriba descritos dio origen a los sistemas expertos borrosos, donde se explicita un conjunto mayor de reglas y variables (posiblemente no cubriendo todas las situaciones imaginables) (Albertos y Sala, 2002a). Las aplicaciones de esta idea en supervisión y diagnosis son las de mayor éxito (Carrasco y *et al.*, 2004; Evsukoff *et al.*, 2000). Las dos pueden ser entendidas como variaciones de una tarea única de "monitoreo de condición": determinar el estado del proceso a un nivel cualitativo.

No obstante, dado el planteamiento general de tiempo real de las aplicaciones de control, con la exigencia de presentar soluciones en un lapso de tiempo definido y limitado, impone ciertas restricciones a la estructura

del conocimiento y al razonamiento que sobre él se haga.

La mayor ventaja del esquema borroso es la capacidad de detectar situaciones incipientes, en comparación con la lógica binaria basada en umbrales.

El corazón de un sistema experto es su base de conocimiento. Esta base suele obtenerse, en este ámbito, a partir de conversaciones con expertos en el proceso. La obtención de reglas a partir de datos está más relacionada con la identificación bajo el paradigma de aproximación universal de funciones (ver la sección siguiente).

El conocimiento debe estar bien estructurado, para evitar largos encadenamientos de reglas, y también debe estar validado interna y externamente. La validación externa se refiere a que sus resultados sean los esperados. La validación interna se refiere a garantizar la ausencia de contradicciones, redundancias o incompletitud en las bases de reglas. Cuando la información proviene de varias fuentes, esta validación es aún más necesaria (Sala y Albertos, 1998; Sala, 1998).

En muchos casos, estos sistemas de supervisión son deterministas, en el sentido que implementan tablas de decisión y seleccionan el diagnóstico más probable o más intenso. El uso de lógica borrosa incierta modal o posibilista (Dubois y Prade, 1988) es menos frecuente en las aplicaciones. Un ejemplo en el ámbito de diagnóstico en satélites aparece en (Cayrac *et al.*, 1996).

3. APROXIMACIÓN UNIVERSAL DE FUNCIONES

En los recientes desarrollos del control borroso, el paradigma de aproximación universal ha sido muy común. Los sistemas borrosos son aproximadores universales de una función continua $\mathcal{F}(\mathbf{x})$ en un compacto \mathbf{X} de modo que la salida del sistema borroso $f(\mathbf{x})$ verifica

$$\forall \mathbf{x} \in \mathbf{X}, |\mathcal{F}(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x})| < \varepsilon \quad (1)$$

para cualquier ε con un número suficiente de reglas. En este contexto, los sistemas borrosos, más que basados en un paradigma de razonamiento lógico, se interpretan como expresiones:

$$u(\mathbf{x}, \alpha_i, \beta_i) = \frac{\sum \phi_i(\mathbf{x}, \alpha_i) f_i(x, \beta_i)}{\sum \phi_i(\mathbf{x}, \alpha_i)} \quad (2)$$

donde α y β son vectores de parámetros ajustables, que se determinan experimentalmente (Walter y Pronzato, 1997). Cuando f_i son funciones lineales, el modelo se denomina Takagi-Sugeno (Takagi y Sugeno, 1985). La expresión es equivalente a ciertas redes neuronales, de ahí que su estudio muchas veces se realice en el ámbito de sistemas “neuro-fuzzy” (Harris *et al.*, 1993; Zhou y Meng, 2003), o se comparen ambas posibilidades (Brown y Harris, 1991).

Las dos cuestiones principales son: el tratamiento de la *incertidumbre* y la *interpretabilidad* (legibilidad). En efecto, en cuanto a la primera, el sistema (2) es completamente determinista, por lo que el argumento de que los sistemas borrosos manejan información “incierto” o “impreciso” no es aplicable. En cuanto a la segunda cuestión, para conseguir un buen ajuste suele ser necesario un gran número de reglas, con un gran número de parámetros ajustables y, posiblemente con una forma “ilegible” de las funciones de pertenencia o modelos locales f_i .

Los controladores borrosos basados en el paradigma de aproximación universal pueden ser integrados en bases de conocimiento borrosas de otros niveles jerárquicos. No obstante, suelen requerir de un mayor número de reglas y parámetros que podrían obstaculizar su interpretabilidad y la de la base de conocimiento en la que se integren.

Existen un importante abanico de técnicas de diseño de reguladores basadas en la interpretación como aproximadores de los sistemas borrosos. Sin pretender ser exhaustivo, se podrían utilizar:

- las capacidades UFA para aproximar un controlador convencional, como por ejemplo los fuzzy-PID antes discutidos o cualquier otra metodología, como el control por modos deslizantes (Palm, 1998).
- Considerando el modelo (2) como un modelo no-lineal genérico, aplicar técnicas de control no lineal como la linealización por realimentación (Wang, 1994) o el “backstepping” (Ordóñez y Passino, 2003).
- Utilizar técnicas de análisis de estabilidad de sistemas borrosos para validar el diseño previo de controladores locales (para cada f_i), como las presentadas en (Tanaka y Wang, 2001), con $f_i = A_i x$, o en (Aracil y Gordillo, 2000). En (Johansson *et al.*, 1999) se discuten los modelos locales afines de la forma $A_i x + o_i$, esto es, incorporando términos que hacen que $x = 0$ no sea un punto de equilibrio compartido.
- En el libro ya citado (Tanaka y Wang, 2001) aparecen técnicas de síntesis basadas en desigualdades matriciales lineales (usualmente conocidas por su acrónimo inglés LMI) (Boyd *et al.*, 1994) especialmente adaptadas a modelos borrosos $f_i = A_i x + B_i u$. El concepto de localidad también puede ser explotado en el marco clásico de la planificación de ganancia (Apkarian y Adams, 1998), cuyas relaciones con el enfoque borroso son claras (Diez *et al.*, 2004).

El enfoque LMI, en particular, goza de gran popularidad en este momento, tanto en el ámbito borroso como en el ámbito del control robusto en general (El Gahoui y Niculescu, 2000). Por brevedad, se remite al lector a las referencias citadas para un mayor detalle en cada técnica, así como a (Bonivento *et al.*, 1998) y algunas de las aplicaciones en (Verbruggen y Babuska, 1999).

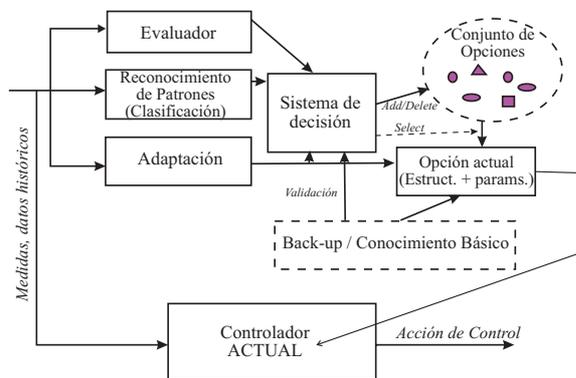


Fig. 4. Un marco de aprendizaje general

4. APRENDIZAJE

El objetivo final del aprendizaje es el desarrollo de reguladores capaces de aprender de un modo independiente del sistema sobre el que estén actuando, con una especie de “metaconocimiento”.

Un controlador borroso puede ser adaptado ajustando sus reglas, funciones de pertenencia o factores de escalado (ganancia) de entradas y salidas, en base a la evaluación en línea de las prestaciones alcanzadas. No obstante, en la práctica muchas veces la adaptación es realizada fuera de línea o en un experimento controlado y una vez programados, los parámetros de los reguladores no se adaptan en tiempo real.

La filosofía de actuación al adaptar puede ser indirecta (identificando un modelo de la planta como etapa intermedia) o actuando directamente sobre los parámetros del regulador (Sastry y Isidori, 1989).

Existen distintos tipos de algoritmos adaptativos en la literatura (Wang, 1994; Spooner y Passino, 1996; Sastry y Isidori, 1989). Asimismo, el aprendizaje por refuerzo (Sutton y Barto, 1998) es un paradigma interesante, aunque, en principio, más aplicable a un contexto neuro-borroso (Zhou y Meng, 2003).

Los esquemas adaptativos usuales sufren de limitaciones de “falta de memoria” en el sentido que en sistemas con múltiples modos de funcionamiento se “olvidan” de lo aprendido al pasar de uno a otro.

Un sistema completo de aprendizaje que aborde el problema integral descrito en la sección inicial debe incluir estructuras adicionales (figura 4). En esta figura se incluyen varios bloques que contribuyen a aprender (mejorar) el sistema de control, a recordar los controles aprendidos en determinadas circunstancias, a determinar en qué situación se encuentra el sistema y a elegir la mejor opción de todas las disponibles.

Las acciones de control que se aplican sobre la planta se calculan por medio del controlador “actual”. Una estructura de *adaptación* permite modificar este controlador para obtener mejores prestaciones. Estas prestaciones son estimadas por un *evaluador* que indica el tipo de mejoras que se están obteniendo y que envía requisitos de posible cambio de controlador al sistema

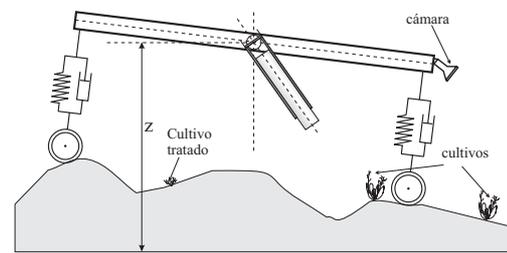


Fig. 5. Robot agrícola

de decisión. Este *sistema de decisión* debe encargarse de las variaciones de objetivos / parámetros y estructura en el esquema integral, supervisando los algoritmos de adaptación y de detección de patrones que indiquen distintas situaciones de funcionamiento. Como resultado de este análisis, se puede modificar la memoria de controladores (eliminando, por ejemplo, el menos utilizado) y almacenando el último aprendido mediante la adaptación. Igualmente, en caso necesario, el sistema de decisión puede seleccionar un *controlador básico* o de reserva que se utilizaría cuando el sistema se encuentre en una situación nueva o desconocida. El bloque *clasificador* es el encargado de caracterizar en qué situación se encuentra el proceso, pasando la información al sistema de decisión.

Los sistemas borrosos pueden estar capacitados para llevar a cabo bastantes de esas operaciones que incluyen no sólo el cálculo de las acciones de control sino también las tareas de adaptación, selección y clasificación. Estas cuestiones son una interesante línea de investigación (Albertos y Olivares, 2000; Cordón *et al.*, 2004).

5. EJEMPLO DE APLICACIÓN: ROBOT AGRÍCOLA

Un ejemplo de aplicación es un controlador borroso con aprendizaje en línea desarrollado en nuestro Departamento (Casanova *et al.*, 1997) para un modelo de robot agrícola cuyo objetivo es orientar un brazo con un efector final que realice algún tipo de tratamiento en dirección a un “blanco”.

La implementación se basa en adaptar reguladores fuzzy-PD implementados como tablas de interpolación (*lookup-table*). Esto simplifica enormemente los algoritmos usuales de inferencia borrosa. Las tablas se generan fuera de línea, a partir de un regulador inicial determinado de modo heurístico. Durante el aprendizaje, los cambios en la tabla pueden ser interpretados como cambios en las reglas o funciones de pertenencia originales. Las modificaciones se realizan según las distintas situaciones que el sistema va experimentando durante su operación. Estas tablas son, de hecho, la forma más sencilla de implementar un controlador borroso.

Las tablas iniciales implementan una tabla de datos que compila un conjunto de reglas similar al de la tabla

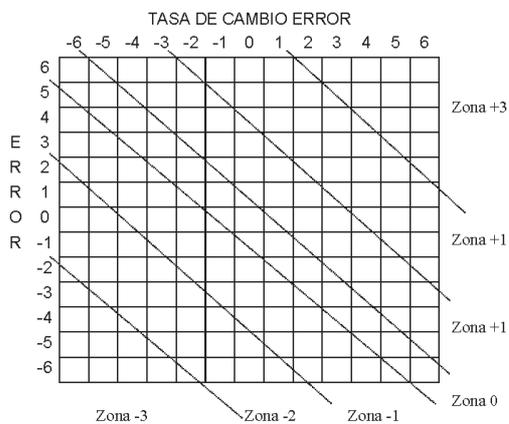


Fig. 6. Evaluación del comportamiento

1. En la aplicación en concreto, los puntos prototipo son 13 puntos equiespaciados entre -6 y $+6$ para cada uno de los conceptos. En total, la tabla de los reguladores tiene $13 \times 13 = 169$ entradas.

La modificación de esas entradas se implementa con una especie de aprendizaje por refuerzo, basado en el número de accesos a la tabla (este número es almacenado durante la operación). Estos números sirven para evaluar el cumplimiento de los objetivos del sistema: la zona ± 3 indica mal comportamiento, y las otras zonas ± 2 , ± 1 indican un mejor comportamiento hasta la zona 0 que indica una situación aceptable. Las zonas 1,2,3, a su vez, pueden ser consideradas como zonas donde el control puede ser más “basto”, y en la zona 0 el control debe ser más “cuidadoso” (ver Figura 6).

El sistema de aprendizaje opera en dos estados: *activo* o *dormido*. Para pasar de uno a otro y para actualizar las reglas, se implementan dos tablas de 13×13 , una de memoria a corto plazo $W(e, de)$ y otra a largo plazo $C(e, de)$ aparte de la propia de la superficie de control denotada por $L(e, de)$.

El paso de dormido a activo se realiza si el sistema se encuentra fuera de la zona 0 durante más de un tiempo determinado ($s2wd$). El paso de nuevo a dormido se realiza si el sistema se encuentra en la zona 0 durante más de un tiempo determinado ($w2sd$).

En el estado *despierto*, cuando se accede a un elemento de la tabla de control, se incrementan las cuentas tanto de W como de C . Estas cuentas también se incrementan en las celdas vecinas (en menor cuantía).

La adaptación (despierto) ocurre cuando una zona ha sido visitada demasiadas veces, de modo que $L(e, de)$ es incrementado en un factor $\pm \lambda w(e, de)$. El factor λ depende de la zona (es ± 0.1 en las zonas ± 1 , ± 0.5 en las zonas ± 2 y ± 1 en las zonas ± 3).

El criterio para adaptar es $W(e, de) > \eta$ Y $c(e, ch) > m(e, ch)$, donde η es un umbral a corto plazo definido por el usuario y $m(e, ch)$ es el máximo número de visitas a largo plazo a la celda (e, ch) durante los

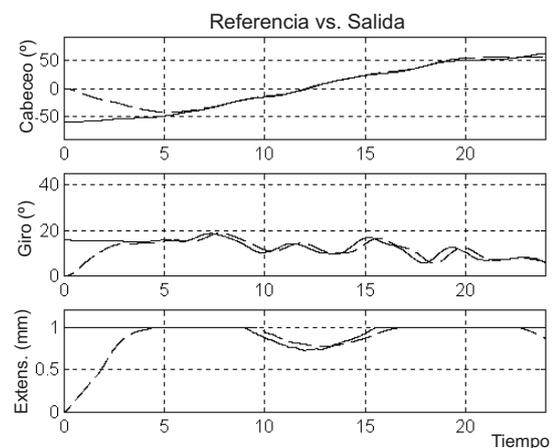


Fig. 7. Respuesta temporal

estados despiertos. Al pasar a estado *dormido* las tablas W y C se ponen a cero y sólo permanece la m .

El sistema se encuentra descrito en la referencia antes citada con mayor detalle. En los reguladores borrosos se ha añadido una tercera variable (distancia al “blanco”) además del error y su incremento, para mejorar las prestaciones, en línea con lo citado en la sección 2.1, con unos resultados como los que aparecen en la figura 7.

6. DISCUSIÓN Y PERSPECTIVAS

Quien aboga a favor del enfoque borroso en control lo hace basado en la idea de que el uso de reglas lingüísticas y razonamiento aproximado es el más simple y fácil a la hora de resolver algunos problemas concretos de control, sin necesidad de otras técnicas más sofisticadas. Posiblemente, ésta deba ser la vía, al menos inicialmente, para abordar el control de un proceso complejo, poco conocido o/y con especificaciones poco definidas. Los que, por el contrario, son contrarios al uso generalizado de las técnicas borrosas, consideran sus soluciones una mera interpolación con pocas garantías de conseguir un rendimiento óptimo en la mayor parte de casos. En esencia, en nuestra opinión, las herramientas borrosas deben ser consideradas como una opción más en la resolución de problemas, sin proclamar *a priori* su bondad o maldad en un entorno general.

A continuación, se discutirán algunas cuestiones relativas al uso actual y perspectivas futuras del enfoque borroso en control.

6.1 El papel de un enfoque lógico formal en control

En las ideas presentadas antes en este trabajo puede desprenderse que la lógica borrosa, nacida como una lógica de conceptos vagos e imprecisos, se utiliza generalmente, en las aplicaciones de control, de

un modo totalmente determinista (como interpolador numérico).

Efectivamente, el éxito inicial de enfoques basados en razonamiento debe ser confrontado con algunos inconvenientes relacionados con el procesado lingüístico:

- la multiplicidad de operadores (implicación y conectivas) y las disquisiciones teóricas asociadas tienen muy poca relevancia práctica (en control),
- muchas soluciones satisfactorias de control experto borroso lo son tras un tedioso ajuste por prueba y error,
- las capacidades de los sistemas borrosos son, a veces, exageradas por el simple hecho de usar lógica borrosa sin comparar con otras técnicas que puedan ofrecer soluciones similares al problema en consideración.

De hecho, hay una falta de resultados recientes en el área de control borroso que estén basados en aspectos formales, de pura teoría de lógica. En efecto, cabe plantearse la pregunta: *¿usan los controladores borrosos la lógica borrosa en algún modo no trivial?* En controladores borrosos, la técnica provee un método de interpolación para generar una superficie de control determinista en la mayoría de casos. Sin embargo, en sistemas de decisión y supervisión, la lógica borrosa sí es utilizada para extraer eficientemente la información codificada en las reglas.

Por otra parte, la investigación en el área de control parece no haber explotado la idea de que la lógica borrosa provee una nueva forma de trabajar con incertidumbre como alternativa a las distribuciones de probabilidad. El uso de esa representación requiere considerar la propagación de incertidumbre en funciones de pertenencia (conjuntos borrosos “tipo 2”), distribuciones de posibilidad (Dubois y Prade, 1988), etc. En ese caso, se debería redefinir conceptos de estabilidad y muchos otros. El problema es que aplicando el principio de extensión (Zadeh, 1973) como es usual, existen barreras técnicas y computacionales debido a la intratabilidad de las funciones de pertenencia multidimensionales y su propagación, excepto para situaciones muy particulares.

El uso de lógica “incierto” (por ejemplo, introduciendo medidas de posibilidad y necesidad de las distintas variables lingüísticas, interpretados como extremos de un intervalo de pertenencia) es claramente importante a niveles jerárquicamente superiores en control (supervisión, diagnosis) para mejorar la potencia de las conclusiones, pero poco usado en la práctica industrial actual, excepto en aplicaciones sofisticadas (Cayrac *et al.*, 1996).

Por último, un sistema lógico debería incorporar un sistema fácil de edición de reglas y diagnóstico de anomalías en la base de reglas (contradicción, redundancia, etc.) y, por supuesto, de interfaz de usuario. La presencia de módulos de validación de la adquisi-

ción de conocimiento podría ser un elemento importante de cara a un desarrollo más eficiente y rápido de las bases de conocimiento y mejorar la satisfacción del usuario con el sistema.

6.2 El enfoque numérico

Varias cuestiones subyacen en el enfoque basado en procesamiento numérico y aproximación universal de funciones.

¿Cuál es la diferencia entre el control borroso y otras estrategias no-lineales? Esta diferencia, de hecho, es poco clara. Sin embargo, la descripción de un sistema con reglas borrosas intentando conservar interpretabilidad puede ser más apropiada para modificaciones y ajustes finos finales. Las especificaciones también pueden ser descritas en términos “borrosos”. De esta forma, el enfoque borroso se justifica como una interfaz conveniente ante usuarios no expertos en control. Cada técnica (por ejemplo, comparando el modelo borroso con el control no lineal basado en modelos físicos) tiene sus ventajas e inconvenientes para cada caso particular. Comparativas entre controladores borrosos y otras técnicas aparecen, por ejemplo, en (Ordóñez *et al.*, 1997).

Niveles de exigencia en modelado. Si los modelos borrosos se interpretan en un sentido amplio (representación simplificada de sistemas inciertos), los controladores deberán manejar información cualitativa. Cuanto más cuantitativa y precisa sea la información disponible, más apropiadas serán las técnicas clásicas. De hecho, es difícil describir con reglas interpretables sistemas industriales con retardos, dinámica de orden elevado, saturaciones, etc. En esos casos, podrían estar mejor indicados modelos físicos o aproximadores “caja-negra” (neuronales, por ejemplo), para evitar la explosión combinatoria de funciones de pertenencia.

La interpretación de algunos paradigmas borrosos (Takagi-Sugeno) como modelos locales lineales permite fusionar técnicas borrosas y clásicas.

En cuanto a la identificación de parámetros de un modelo borroso de una planta basado en datos, existen múltiples enfoques aplicables (Walter y Pronzato, 1997). Una razón de usar modelos borrosos o neuro-borrosos es la disponibilidad de técnicas más o menos normalizadas para obtener derivadas de sus salidas respecto a parámetros del modelo. La aplicación de técnicas de “diferenciación automática” (Röbenack y Vogel, 2004; Walter y Pronzato, 1997) puede, no obstante, derivar a una mayor utilización de modelos físicos o semi-físicos (caja gris) con ventajas desde el punto de vista de generalización.

Modelado para control. El paradigma de “identificación para control” aparecido en la última década en el área de control clásico (Albertos y Sala, 2002b) debería ser imitado en control inteligente: el tipo de

modelo y su detalle dependen no sólo de la complejidad del sistema subyacente sino de los requerimientos del control, que pueden ir desde una simple estabilización hasta un complejo seguimiento de referencias, cancelación de perturbaciones, etc. En ese contexto, el diseño de experimentos de identificación adquiere una relevancia importante que muchas veces no es claramente apreciada.

Herramientas de análisis y diseño. Además de la interpretabilidad y la facilidad de uso por no expertos, los sistemas borrosos deben cumplir una serie de características de estabilidad y robustez, o/y de adaptación. Muchas contribuciones no discuten cuestiones de robustez con lo que la aplicación práctica de los resultados es menos clara. Como se ha mencionado antes, la definición de los conceptos clásicos de estabilidad en términos compatibles con el procesamiento lógico presenta dificultades.

Sin embargo, algunas técnicas clásicas, en particular la búsqueda de funciones de Lyapunov y optimización de normas para sistemas multi-modelo, han resultado muy satisfactorias y dado lugar a la reciente expansión del enfoque LMI en teoría y aplicaciones. La relación de los sistemas borrosos con los sistemas híbridos (conmutados) también resulta interesante, en cuanto a estabilidad y optimización. Desde luego, también está clara la relación con las técnicas de planificación de ganancia. Las investigaciones actuales sobre desigualdades matriciales bilineales también pueden dar fruto en nuevas técnicas para sistemas borrosos.

De todas formas, la compilación de unas herramientas “definitivas” para el diseño de reguladores borrosos todavía no está clara, ni su diferencia con un compendio de técnicas de control no lineal. Mucho menos, si se intenta mantener la interpretabilidad de los resultados en términos lingüísticos (“computing with words”).

6.3 Una metodología integradora

El enfoque borroso es interesante para sistematizar las reglas de operación de determinadas plantas (“known-how”). Sin embargo, en el caso de aplicaciones con controladores borrosos directos, dichas reglas son, mayormente, interpolaciones. El razonamiento más sofisticado sólo está presente en sistemas de decisión. En el primer caso, el ajuste fino y los cambios en las bases de reglas afectan, en bastantes ocasiones, a ganancias de entrada o salida.

La utilización de lógica borrosa como herramienta de razonamiento aparece en los sistemas de diagnóstico y supervisión industrial, cuando se dispone de la suficiente información para explicitar reglas razonablemente exactas; en entornos con información deficiente, posiblemente sea más adecuado un enfoque probabilístico. Este tipo de situaciones no son objeto con tanta intensidad del estudio en términos de “con-

trol convencional”. Uno de los inconvenientes del desarrollo de aplicaciones es la “repetibilidad”, esto es, la utilidad de los conocimientos adquiridos en una implementación particular para derivar conclusiones generales. Si hay una gran cantidad de ajustes por prueba y error, los resultados son poco extrapolables, incluso a aplicaciones muy similares.

Por otra parte, aunque se pueda plantear una especie de “oposición” entre un enfoque clásico y uno borroso para diseño de controladores, existen razones, ya discutidas, para poder plantear un “consenso” y un concepto de la metodología borrosa como integradora de varios enfoques.

Por un lado, la capacidad de aproximación funcional universal permite expresar controladores clásicos en términos lingüísticos, más o menos interpretables. Por otro lado, la capacidad de ser interpretados como reglas de razonamiento permite su aceptación por parte del usuario y una más fácil integración con elementos de diagnóstico y supervisión.

Frente a esta idea, los modelos semi-físicos “caja gris” permiten mayor exactitud en la representación con un menor número de parámetros, por lo que a veces la interpretabilidad de los mismos será mejor. No obstante, esos modelos pueden también interactuar con modelos de supervisión expresados mediante reglas lingüísticas.

Con referencia a la figura 2, el control local implementado con lógica borrosa permite disponer de las variables, tanto medidas como de control, en forma lingüística. Este tipo de información es más adecuado para alimentar las tareas superiores de supervisión y coordinación, en las que el tratamiento cualitativo de estas variables proporcionará reglas de actuación a los niveles bajos. De la misma manera, la evaluación, selección, optimización o adaptación del control, llevados a cabo en un entorno borroso, proporcionará resultados que serán fácilmente introducidos en sistemas borrosos de control local. Y, al menos teóricamente, la interacción con el operador, podrá ser más eficiente.

De este modo, cabe considerar el enfoque borroso como un marco de aplicación práctica capaz de integrar distintos enfoques en los varios niveles de control presentes en una planta y de interactuar con subsistemas tanto numéricos como lógicos y humanos.

Aunque quizás los avances en teoría requieran un formalismo que escapa al usuario final, la idea básica de “computar con palabras” debería ser mantenida mientras fuera posible, y es esta idea la que justifica su aplicación en la práctica frente a otras técnicas. Del mismo modo que los PID’s supusieron un gran paso adelante hace ochenta años (aunque la teoría “clásica” en estos momentos busca otros objetivos y representaciones), el concepto de lógica borrosa supuso un paradigma novedoso hace treinta años, que ha dado lugar a resultados teóricos y prácticos que, una vez comprendidas sus limitaciones, como en el caso

de los PID's, están en el proceso de pasar a ser una herramienta de uso habitual, aunque, desde un punto de vista académico, la situación está estabilizada en el sentido de que las nuevas aplicaciones no suelen aportar nuevas conclusiones generales de interés.

7. CONCLUSIONES

A lo largo de esta contribución se ha presentado la metodología de diseño de sistemas de control con lógica borrosa como una opción integradora, permitiendo una más fácil interacción con los diversos problemas de control con los que el usuario se puede encontrar al automatizar una planta compleja. Del mismo modo, también debe tomarse esta perspectiva integradora al evaluar las posibilidades de diseño de sistemas de control.

Así pues, la lógica borrosa no es ni pretende ser una solución universal ("panacea") a los problemas de control, pero si es una interesante alternativa y/o complemento al desarrollo de sistemas de control complejos atendidos por todo tipo de usuarios, no solamente los expertos en control.

REFERENCIAS

- Albertos, P. y A. Sala (2002a). Fuzzy expert control systems: Knowledge base validation. In: *UNESCO Encyclopedia of Life Support Systems* (H. Unbehauen, Ed.). p. 6.43.25.3. EOLSS publishers. Oxford, UK, eolss.net.
- Albertos, P. y M. Olivares (2000). On line learning control of a gantry crane. In: *Proc. 15th Int. Symp. Intelligent Control ISIC'00*. IEEE. Patras, Greece. pp. pp. 157–162.
- Albertos, P. y Sala, A., Eds. (2002b). *Iterative Identification and Control*. Springer.
- Apkarian, P. y R.J. Adams (1998). Advanced gain-scheduling techniques for uncertain systems. *IEEE Trans. Control Syst. Techn.* **6**, 21–32.
- Aracil, J. y Gordillo, F., Eds. (2000). *Stability Issues in Fuzzy Control*. Physica-Verlag (Springer).
- Becerril, J.L. y de Pablo, E., Eds. (1992). *la inteligencia artificial y el control en tiempo real*. Colección Ensayo. Repsol. Madrid.
- Bonivento, C., Fantucci, C. y R. Rovatti, Eds. (1998). *Fuzzy Logic Control: Advances in Methodology*. World Scientific. Singapore.
- Boyd, S., L. Gaoui, E. Feron y V. Balakrishnan (1994). *Linear Matrix Inequalities in Systems and Control Theory*. SIAM. Philadelphia.
- Brown, M. y C.J. Harris (1991). A nonlinear controller: comparison between fuzzy logic and neurocontrol. *IMA Journal of Mathematical Control and Information* **8(3)**, 239–265.
- Carrasco, E.F. y J. Rodríguez et. al. (2004). Diagnosis of acidification states in an anaerobic wastewater treatment plant using a fuzzy-based expert system. *Control Engineering Practice* **12(1)**, 59–64.
- Casanova, V., J. Sanchis, P. Albertos y A. Sala (1997). Fuzzy learning techniques for an agricultural robot. In: *Proc. of IFSA'97*. Vol. IV. Academia Publishers. Prague (CZ). pp. 355–360.
- Cayrac, D., D. Dubois y H. Prade (1996). Handling uncertainty with possibility theory and fuzzy sets in a satellite fault diagnosis application. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* **4(3)**, 251–269.
- Cordón, O., F. Gomide, F. Herrera, F. Hoffman y L. Magdalena (2004). Ten years of genetic fuzzy systems: current framework and new trends. *Fuzzy Sets & Systems* **141**, 5–31.
- Diez, J.L., J.L. Navarro y A. Sala (2004). Control con planificación de ganancia con modelos borrosos. *Rev. Iberoam. Automática e Informática Industrial* **1(1)**, 29–40.
- Dubois, D. y H. Prade (1988). *Possibility Theory—An Approach to Computerized Processing of Uncertainty*. Plenum. New York.
- El Gahoui, L. y Niculescu, S.I., Eds. (2000). *Advances in Linear Matrix Inequality Methods in Control*. SIAM. Philadelphia.
- Evsukoff, A., S. Gentil y J. Montmain (2000). Fuzzy reasoning in co-operative supervision systems. *Control Engineering Practice* **8(4)**, 389–407.
- Harris, C.J., C.G. Moore y M. Brown (1993). *Intelligent Control. Aspects of Fuzzy Logic and Neural Nets*. World Scientific. Singapore.
- Holmblad, L.P. y J.J. Ostergaard (1982). Control of a cement kiln by fuzzy logic. In: *Fuzzy Information and Decision Processes* (M.M. Gupta y E. Sanchez, Eds.). pp. 398–409. North-Holland. Amsterdam.
- Johansson, M., A. Rantzer y K.E. Arzen (1999). Piecewise-quadratic stability of fuzzy systems. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems* **7(6)**, 713–722.
- Morant, F., P. Albertos, M. Martinez, A. Crespo y J.L. Navarro (1992). RIGAS: An intelligent controller for cement kiln control. In: *Proc. IFAC Symp. Artif. Intelligence in Real Time Control*. Delft.
- Ordóñez, R., J. Zumbergue, J.T. Spooner y K. Passino (1997). Adaptive fuzzy control: experiments and comparative analysis. *IEEE Trans. Fuzzy Systems* **5(2)**, 167–188.
- Ordóñez, R. y K. Passino (2003). Control of discrete time nonlinear systems with a time-varying structure. *Automatica* **39(3)**, 463–470.
- Palm, R. (1998). Fuzzy sliding mode control. In: *Fuzzy Logic Control, Advances in Methodology* (C. Bonivento, C. Fantuzzi y R. Rovatti, Eds.). pp. 75–110. World Scientific. Singapore.
- Röbenack, K. y O. Vogel (2004). Computation of state and input trajectories for flat systems using automatic differentiation. *Automatica* **40(3)**, 459–464.
- Rubio, F.R., M. Berenguel y E.F. Camacho (1995). Fuzzy logic control of a solar power plant. *IEEE Trans. Fuzzy Systems* **3(4)**, 459–468.
- Sala, A. (1998). Validación y aproximación funcional en sistemas de control basados en lógica borrosa

- (in Spanish).. PhD thesis. DISA. Univ. Politécnic Valencia.
- Sala, A. y P. Albertos (1998). Fuzzy systems evaluation: The inference error approach. *IEEE Trans. on Syst. Man & Cybernetics* **28B**(2), 268–275.
- Sastry, S.S. y A. Isidori (1989). Adaptive control of linearizable systems. *IEEE Trans. on Automatic Control* **34**, 1123–1131.
- Spooner, J.T. y K.M. Passino (1996). Stable adaptive control using fuzzy systems and neural networks. *IEEE Trans. Fuzzy Systems* **4**, 339–359.
- Sutton, R.S. y A. G. Barto (1998). *Reinforcement Learning: an introduction (Adapt. Computation and Machine Learning Series)*. Cambridge. London.
- Takagi, T. y M. Sugeno (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics* **15**(1), 116–132.
- Tanaka, K. y H.O. Wang (2001). *Fuzzy Control Systems Design and Analysis: a LMI approach*. Wiley. NY.
- Tong, R.M., Beck M.B. y A. Latten (1980). Fuzzy control of the activated sludge wastewater treatment process. *Automatica* **16**(6), 695–701.
- Verbruggen, H.B. y Babuska, R., Eds. (1999). *Fuzzy Logic Control: Advances in Applications*. World Scientific. Singapore.
- Walter, E. y L. Pronzato (1997). *Identification of Parametric Models from Experimental Data*. Springer.
- Wang, L.-X. (1994). *Adaptive Fuzzy Systems and Control*. Prentice-Hall. Englewood Cliffs, NJ.
- Zadeh, L.A. (1973). Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Trans. on Systems, Man & Cybernetics* **3**, 28–44.
- Zhao, Z.Y., M. Tomizuka y S. Isaka (1993). Fuzzy gain scheduling of PID controllers. *IEEE Trans. on Systems, Man & Cybernetics* **23**(5), 1392–1398.
- Zhou, C. y Q. Meng (2003). Dynamic balance of a biped robot using fuzzy reinforcement learning agents. *Fuzzy Sets and Systems* **134**(1), 169–187.