

## Aplicaciones Exitosas de Control Inteligente a Casos Reales

M. Santos <sup>a,1\*</sup>

<sup>a</sup> *Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática, Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, C/ Profesor García Santesmases s/n, 28040, Madrid, España.*

### Resumen

En este trabajo se hace relación a la aplicación de técnicas inteligentes para abordar sistemas complejos de control. El término exitoso no implica necesariamente buenos resultados, sino constatar que es en sí muy positivo el hecho de plantearse resolver problemas que hasta ahora no habían sido tratados por diferentes motivos: falta de información, incertidumbre, complejidad, especificaciones muy restrictivas, etc. Se va a ejemplificar la aplicabilidad de esta técnica avanzada de control mostrando diversos ejemplos que responden a problemas reales, y que se han resuelto de forma satisfactoria.

### Palabras Clave:

Control inteligente, sistemas reales, lógica borrosa, redes neuronales, algoritmos genéticos.

### 1. Introducción

La línea de investigación de Control Inteligente nace con la intención de aplicar al control las técnicas de Inteligencia Artificial, las cuales estaban obteniendo una serie de resultados y se consolidaban como disciplina.

La necesidad de aplicar un tipo de control basado en técnicas que emulan funcionalidades inteligentes de los seres vivos es demandada por muy variados motivos. Entre otros, se pueden enunciar los siguientes (Santos 2011).

- En los umbrales del siglo XXI, la ciencia y la tecnología se enfrentan al reto de encontrar e implementar mejores y más sofisticadas soluciones en el área del control como respuesta a la siempre creciente demanda de la sociedad, de la industria y de la humanidad en general.
- El control de procesos requiere, en muchos casos, la intervención de personal humano para conseguir unos determinados objetivos de alto nivel (seguridad, calidad, producción). La automatización exige que el sistema de control pueda reemplazar al operador en esas tareas -o auxiliarle-, para lo que se precisa gran potencia en el manejo del conocimiento que se tiene del proceso y unas habilidades específicas (Sanz, 1991). En este tipo de situaciones, el Control Inteligente ofrece perspectivas interesantes ya que es capaz de suministrar metodologías que permiten realizar de forma automática algunas de las tareas realizadas típicamente por los humanos.
- Por otro lado, es comúnmente aceptado el hecho de que en el control de sistemas complejos (plantas no lineales de orden elevado, con parámetros internos que varían en el

tiempo, dependientes del entorno, etc.), hay requerimientos que hoy en día no pueden alcanzarse exclusivamente con la teoría del control convencional. Esto es debido, fundamentalmente, a la presencia de la incertidumbre que envuelve a los modelos, mal definidos por falta de información, o a que la descripción analítica exacta de esos sistemas es inabordable o conlleva excesiva complejidad computacional. En muchos procesos reales, la planta es efectivamente tan compleja que es casi imposible o inapropiado describirla con modelos matemáticos convencionales de ecuaciones diferenciales o en diferencias. Incluso si fuera posible formularla con precisión, esta descripción puede hacer el subsiguiente análisis muy difícil o demasiado complejo para ser útil. No hay que olvidar que la complejidad del modelo de la planta depende tanto de la complejidad del sistema físico que representa como de las especificaciones de diseño requeridas (Antsaklis, 1994).

El tratamiento de estos sistemas complejos o con un entorno de incertidumbre, en general no formulables en un riguroso marco matemático, ha conducido al desarrollo de los Controladores Inteligentes.

El diseño de esos controladores se ha planteado intentando emular las funcionalidades “inteligentes” de los seres vivos y, en concreto, el proceso del razonamiento humano. Deberían incluir adaptación y aprendizaje, planificación bajo incertidumbre, tratamiento de gran cantidad de datos e información, etc. De la mano de potentes computadores, las técnicas proporcionadas por la Inteligencia Artificial se han utilizado para conseguir algunos de estos objetivos. El

\* Autor en correspondencia.

Correos electrónicos: [msantos@dacya.ucm.es](mailto:msantos@dacya.ucm.es) (Matilde Santos)

resultado son controladores autónomos y en cierto grado inteligentes.

El desarrollo de los controladores inteligentes requiere significativos esfuerzos de investigación interdisciplinarios para integrar conceptos y métodos de áreas tales como control, identificación, estimación, y teoría de la comunicación, ciencias de la computación, inteligencia artificial e investigación operativa.

El control inteligente no deja de ser sólo una acepción de gran uso en la actualidad (Galán et al. 2000; Sala y Ariño 2009). De la misma forma que el “control moderno” de los años 60 ha pasado a ser actualmente “control convencional”, el control inteligente se podrá llamar simplemente “control” en un futuro no muy lejano. De hecho, en palabras de Werbos (2009), el verdadero control inteligente -control que duplica las más cruciales capacidades de la inteligencia humana- no existe en ningún sistema artificial actualmente.

El campo del control inteligente está ayudando a expandir el horizonte de la teoría del control (RayChaudhuri, Hamey, and Bell, 1996. Parte de esta expansión se debe a la extensión de las fronteras de la tecnología. Desde el microprocesador al impacto del procesamiento en paralelo, vía redes neuronales, o los procesadores borrosos, o en general técnicas de Inteligencia Artificial para el control o la implementación.

Además, la incorporación de este tipo de estrategias inteligentes al control ha venido de la mano de los avances tecnológicos a nivel electrónico, de hardware, de procesadores, y hace unas décadas las limitaciones computacionales no lo habían permitido.

Por último, se han desarrollado también en los últimos años diversas disciplinas que permiten tratar la información, también con incertidumbre, lo que ha facilitado el diseño de sistemas basados en conocimiento. Estas áreas son además muy flexibles y versátiles, por lo que facilitan la integración y sinergia de unas con otras.

## 2. Sistemas de control inteligente

Un sistema de control consiste en unas estructuras de datos u objetos (modelos de la planta y objetivos de control) y unas unidades de procesamiento o métodos (las leyes de control).

El término “control inteligente” fue introducido a principios de la década de 1950 por el Dr. K. S. Fu, quien inició los estudios en ese área.

En Mayo de 1993, atendiendo a una invitación del “Technical Committee on Intelligent Control” del IEEE Control Systems Society, se creó un grupo de trabajo para definir y caracterizar el “control inteligente”. Como resultado han sido numerosas las aproximaciones dadas a este concepto, dependiendo del punto de vista del enfoque y de los problemas tratados (Antsaklis, 1994).

La dificultad radica en los diversos conceptos de inteligencia.

Es de común consenso que para que un sistema actúe como un sistema inteligente debe emular las funciones de las criaturas vivas en cuanto a algunas de sus facultades mentales. Al menos, la inteligencia requiere la habilidad de percibir y adaptarse al entorno, tomar decisiones y realizar acciones de control. Altos niveles de inteligencia pueden incluir el reconocimiento de objetos y sucesos, la representación del conocimiento en modelos lingüísticos y el razonamiento y la planificación. En grados más avanzados, la inteligencia

proporciona la capacidad de percibir y entender, de elegir razonadamente y de actuar satisfactoriamente bajo una gran variedad de circunstancias, así como de prosperar, sobrevivir y reproducirse en un entorno complejo y a menudo hostil. La inteligencia además crece y evoluciona.

En resumen, un sistema inteligente tiene la habilidad de actuar apropiadamente en un entorno con incertidumbre, donde una acción apropiada es la que aumenta la probabilidad del éxito, y el éxito es la consecución de los subobjetivos de comportamiento que respaldan el último objetivo del sistema.

Desde el punto de vista de la Teoría del Control, la inteligencia puede definirse como la integración del conocimiento y la realimentación en un sistema de control que puede planificar y generar acciones dirigidas a conseguir un objetivo.

El término de control inteligente está estrechamente unido al de autónomo, puesto que típicamente un controlador inteligente debe tener un alto grado de autonomía a la hora de tender hacia sus objetivos de control (Antsaklis, 1995).

El control inteligente es un procedimiento computacionalmente eficiente de dirigir un sistema complejo a un objetivo, con una representación incompleta o inadecuada y/o bajo unas especificaciones imprecisas de cómo hacerlo; es decir, que actúa apropiadamente en un entorno con incertidumbre.

En definitiva, el controlador inteligente es un controlador heurístico, en cierto modo autónomo, no lineal, quizás adaptativo (con aprendizaje)

## 3. Técnicas de la IA aplicadas al control

Los avances en el campo del Control Automático, la Inteligencia Artificial, la Electrónica, sensores, procesamiento de señales, actuadores, etc., proporcionan nuevas herramientas para el control de sistemas complejos.

La metodología de control es el conjunto de técnicas y procedimientos usados para construir y/o implementar un controlador para un sistema dinámico. La metodología puede incluir tanto el diseño del procedimiento de control como el tipo de algoritmos/hardware utilizados para su implementación final (Passino, 1993).

Para muchos sistemas inteligentes de control, la metodología de diseño del controlador es esencialmente heurística y basada en ciertos principios de la Inteligencia Artificial o la investigación operativa. Las metodologías de control inteligente incluyen, por ejemplo, la lógica borrosa, sistemas expertos (control basado en reglas), aprendizaje, sistemas de planificación para control, algoritmos de búsqueda, sistemas híbridos, diagnóstico de fallos y reconfiguración, autómatas, redes de Petri, redes neuronales, algoritmos genéticos, etc. Algunas de las metodologías de control inteligente incluyen o son una síntesis de las desarrolladas para el control convencional.

La Inteligencia Artificial, IA, se puede definir como el estudio de las facultades mentales a través del uso de modelos computacionales. Este término data de los años 1950, y se debe a un grupo de científicos que estudiaron el cerebro humano como modelo natural, integrando la cibernética y los computadores (McCarthy, Minsky, Newell, Simon). Desde entonces, los investigadores en el campo de la IA han generado ideas y técnicas muy útiles para el control de

sistemas, y a su vez, el desarrollo de la IA se ha visto estimulado en su interacción con el control de procesos.

En particular, el control automático puede hacer efectivo el uso de:

- nuevas técnicas y entornos avanzados de programación
- técnicas para tratar la heurística
- nuevos sistemas hardware
- avances en la electrónica y las comunicaciones

Los procedimientos de modelado, análisis, diseño, simulación, etc., de los sistemas de control son un área natural para la aplicación de los métodos de la IA.

Hoy en día, la mayoría de los métodos de la IA están bien delimitados y muchos de ellos han sido aplicados con éxito al diseño y control de sistemas. En ocasiones, se ha propuesto una combinación de dos o más de ellos como solución (Albertos y Sala 2004; Villagrà et al. 2010).

#### 4. Aplicaciones de control inteligente

Se van a presentar una serie de aplicaciones en ámbitos muy diversos: *¿qué tienen todas ellas en común?*

Por un lado, se trata de procesos complejos, es decir, plantas no lineales, de orden elevado, con parámetros internos variantes en el tiempo y/o dependientes del entorno. Además, suelen presentar un pobre comportamiento con reguladores clásicos. En algunos casos, se trata de sistemas mal definidos (incertidumbre, falta de información), en los cuales se presenta una necesidad de mejorar el funcionamiento (conseguir una especificaciones).

Suelen caracterizarse por la alta complejidad computacional del modelo analítico que los representa, o bien éste no existe. Además se encuentran en entornos cambiantes. Y por último, suele haber disponible un cierto conocimiento, heurística, datos, que se pueden incorporar para controlar mejor al sistema.

Algunos ejemplos se encuentran descritos con un cierto nivel de detalle en Santos, 2011.

##### 2.1 Control inteligente de un criostato

Esta aplicación se realizó en la University of Oxford, UK, en el marco del proyecto con el que se titula. Se trata de controlar la temperatura de un criostato, un dispositivo que trabaja con helio y permite observar propiedades ópticas de diversos materiales (Figura 1).

El control se realiza variando el voltaje aplicado a un calentador eléctrico en el interior del criostato. El rango de temperaturas de funcionamiento es de 4.2 K a 200 K. El flujo se controla variando la posición de una válvula del tubo que conecta el criostato con la bomba de helio.

Se trata de un sistema altamente no lineal, con dinámica más rápida a bajas temperaturas. También la ganancia estimada del sistema aumenta con la temperatura, así como el retardo. Esta ganancia es mayor para flujos de gas bajos. En definitiva, presenta una asimetría para temperaturas por encima de 120 K pero no a bajas temperaturas. Tiene una fuerte dependencia del punto de operación (temperatura).

Se implementó como estructura de control un controlador borroso de ganancia programada. Para las distintas regiones de operación según temperatura se diseñó un controlador PID para cada zona de altas temperaturas (modelo de sistema de 2º orden), y un controlador PI para regiones de baja temperatura (modelo de sistema de 1º orden).

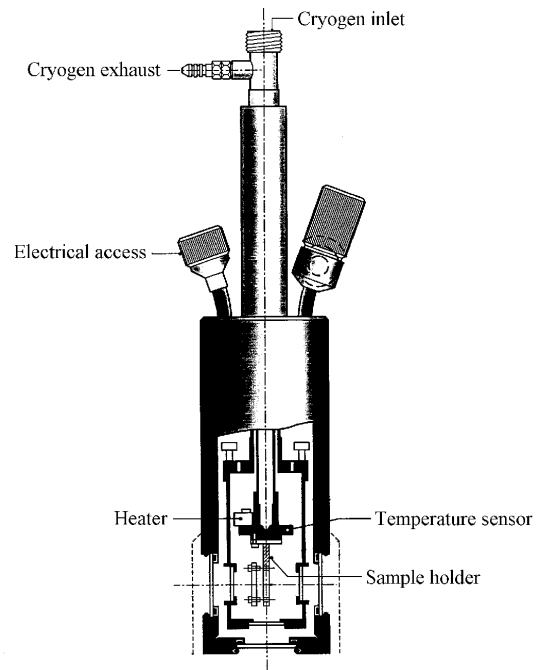


Figura 1. Criostato.

Con el fin de evitar cambios bruscos en los parámetros del PID al pasar de una región a otra, se desarrolló un sistema de reglas borrosas cambia los parámetros de sintonía del PID (Santos, Brandizzi, and Dexter, 2000). Los resultados fueron especialmente buenos a altas temperaturas, donde es más difícil de controlar (Santos and Dexter, 2002).

También se aplicó a este sistema un control *neuro-fuzzy* adaptativo (Santos and Dexter, 2001). En este caso, el controlador hacia adelante era un modelo borroso relacional que aprende la entrada a la planta (control) mediante un algoritmo de aprendizaje para seguir una trayectoria predefinida. El vector de pesos se actualiza mediante técnicas recursivas (Fuzzy Least Mean Square FLMS) que minimizan el cuadrado del error. Se tiene en cuenta la fuerza y frecuencia de particulares combinaciones de valores de entrada que han tenido lugar durante el entrenamiento.

##### 2.2 Control inteligente de las aceleraciones verticales de un ferry

Esta aplicación está enmarcada dentro de dos proyectos nacionales titulados *Control Robusto e Inteligente de Buques de Alta Velocidad* y su continuación *Control en Seis Grados de Libertad de Ferries Rápidos para mejora de la seguridad y confort*.

El objetivo es reducir las aceleraciones verticales de un buque de alta velocidad ya que son las principales causantes de la fatiga y el mareo. De hecho, se ha definido un parámetro denominado índice de mareo (MSI) relacionado con estas aceleraciones (O'Hanlon and McCawley 1974). La repercusión es inmediata en la mejora de la estabilidad, seguridad, y prestaciones no sólo en la navegación, sino también para otras actividades como cruceros, defensa, etc.

Se ha definido por lo tanto un problema de control en el que interviene Modelo + Actuadores + Control. Aunque se han obtenidos diversos modelos neuro-borrosos del barco, se va a describir muy brevemente el control.

Las características de su dinámica son las siguientes. Sus movimientos son de tipo oscilatorio, con grandes inercias. Es bastante estable el movimiento vertical con mares de popa pero con mares de proa depende del estado de la mar (altura de las olas) y de una variable denominada frecuencia de encuentro, que cuando está próxima a la frecuencia natural de oscilación, origina valores máximos de la aceleración. Es un sistema no lineal de 6 ecuaciones con coeficientes no constantes y fuertes acoplamientos.

Para modelarlo se han aplicado técnicas de inferencia borrosa con aprendizaje, basándose en los datos obtenidos mediante Precal, un simulador de elementos finitos, que a partir de las ecuaciones de la dinámica del sistema proporciona la relación entre momento de cabeceo y aceleración (López *et al.* 2002a; Santos, López, and de la Cruz, 2005b; Santos, López, and de la Cruz, 2006).

También se cuenta con resultados experimentales obtenidos a partir de una maqueta de 1/25 (4.5 m).

Para diseñar el control de las aceleraciones verticales y disminuir su valor, se han añadido unos actuadores que compensen, con las fuerzas de sustentación que generan, la fuerza de arfada y el momento de cabeceo del barco. Estos actuadores añadidos a la maqueta son un alerón en popa y dos aletas en proa (Figura 2).



Figura 2: Alerones añadidos al prototipo del barco.

Se diseñó e implementó un controlador PID borrosor tipo Sugeno. Las tres entradas son el error, cambio en el error y error acumulado. Para definir el error se ha tratado con la aceleración WVA (Worst Vertical Acceleration), la del pasajero peor situado, es decir, la más alta. La salida es el ángulo de ataque de cada actuador. Además se ha adaptado el control con ganancias no constantes, ajustado mediante algoritmos genéticos (López and Santos 2002c).

Algunos de los resultados obtenidos con el sistema real en el Canal de Experiencia Hidrodinámicas del Pardo se presentan en (Santos, López, and de la Cruz, 2005a; Santos, M., R. López, J.M. de la Cruz, 2003; López *et al.*, 2002b).

El control inteligente aplicado se comparó con otras implementaciones de reguladores convencionales y avanzados, siendo la que redujo en mayor grado las aceleraciones y por lo tanto el índice de mareo.

La conclusión más interesante es que permite ampliar el rango de navegación, a estado de la mar que de otra forma no serían navegables. Esto reporta un beneficio económico directo, así como mayor seguridad y confort para los pasajeros.

### 2.3 Control inteligente de un cuatri-rotor

Otro ejemplo de aplicación de sistema de control inteligente, también enmarcado en un proyecto nacional competitivo, consiste en el control de un helicóptero de cuatro rotores (Figura 3). Este sistema está siendo tratado con diversas aproximaciones de control avanzado (Béjar y Ollero 2008; Yi-Bo *et al.* 2011).

El objetivo final es que este vehículo autónomo aterrice y despegue desde una plataforma móvil, un barco, para tareas de “vigilancia, búsqueda y rescate en el mar mediante colaboración de vehículos autónomos marinos y aéreos”, como se titula el proyecto.



Figura 3: Cuatrirotor disponible en el grupo ISCAR de la Universidad Complutense de Madrid.

En este caso, se han diseñado cuatro controladores PID-borrosos para la altura y los tres ángulos que definen la trayectoria de estos vehículos (ángulo de alabeo, ángulo de cabeceo y ángulo de arfada). Las expresiones que implementan las correspondientes acciones de control son las siguientes:

$$\mu = \mu_z + \Delta\mu_{ROLL} + \Delta\mu_{PITCH} + \Delta\mu_{YAW}$$

ALTURA :

$$\mu_z = f_1 + f_2 + f_3 + f_4 = 4f_z$$

ROLL:

$$f_2 = f_z - \Delta_{ROLL} \quad f_4 = f_z - \Delta_{ROLL}$$

PITCH:

$$f_1 = f_z + \Delta_{PITCH} \quad f_3 = f_z - \Delta_{PITCH}$$

YAW:

$$f_3 = f_z + \Delta_{YAW} \quad f_4 = f_z - \Delta_{YAW}$$

donde  $f_1, f_2, f_3$  y  $f_4$  son las fuerzas aplicadas a cada uno de los motores, y  $f_z$  la correspondiente a la altura.

Se han utilizado controladores inteligentes tipo Mamdani. También se ha desarrollado un bloque agregador mediante lógica borrosa para calcular la salida final (Figura 4), es decir, la que promedia de forma borrosa la fuerza de cada motor. Hasta ahora los resultados obtenidos en simulación son muy prometedores, y se espera realizar experimentos con el prototipo pronto.

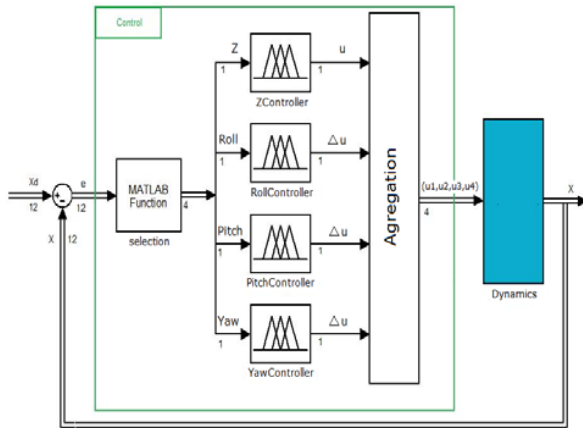


Figura 4: Implementación en simulink del control del cuatrirotor.

## 2.4 Control inteligente de satélites en los puntos de Lagrange

También se ha desarrollado el control de posición de satélites en los 5 puntos de libración de Lagrange del sistema Tierra-Luna mediante técnicas inteligentes, en concreto, reguladores P y PD borrosos (Alonso Zotes and Santos, 2011). Se ha trabajado con un modelo que incluye efectos complejos como el viento solar, la no esfericidad de los planetas y la deriva de la órbita lunar. Sobre los satélites se ejerce una propulsión continua

Los puntos de Lagrange L4 y L5 presentan un equilibrio estable idealmente. L1, L2 y L3 son puntos “de silla”, inestables.

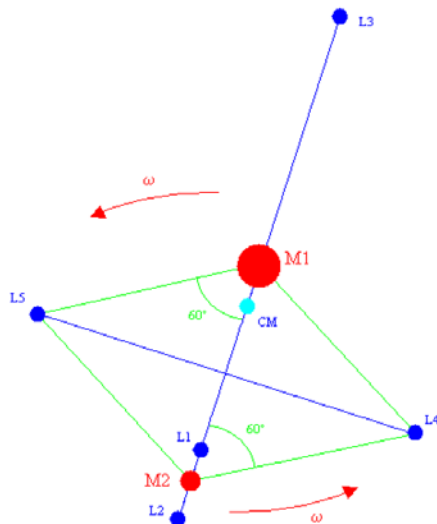


Figura 5: Puntos de Lagrange de un sistema binario.

Para cada satélite, y para cada una de las dos direcciones del plano, se ha controlado el error de posición (km) y su derivada (km/s): alejamiento y acercamiento. La salida es la propulsión (fuerza) aplicada o la no-propulsión: cuando el error de posición o su derivada tienen valores por debajo de cierto umbral.

Los resultados se muestran en la Tabla 1. Se puede apreciar como los errores son realmente muy pequeños en comparación con las dimensiones del entorno.

**Tabla 1. Errores de posición (m) de los satélites en los puntos de Lagrange con distintos controladores**

	P	PD	Fuzzy-P	Fuzzy-PD
L1	2	2	0.02	0.4
L2	0.02	0.08	0.02	0.04
L3	40	12	1.5	2.5
L4	0.12	0.12	0.012	0.025
L5	0.12	0.12	0.012	0.025
Transitorio	1.106 s	No hay	1.106	No hay

## 2.4 Control inteligente en agricultura de precisión

Otro problema abordado mediante control borroso, en este caso multivariable, es el ajuste de tratamientos en agricultura de precisión, es decir, el ajuste adecuado de la dosis de fitosanitario que requiere el desarrollo de un sistema en tiempo real, acoplado al tractor que lo va derramando (Burgos-Artizzu, Ribeiro, and Santos, 2007).

Para ello es necesario un sistema de visión que detecte la mala hierba durante el recorrido y en función de ese valor y del índice de cobertura determine en cada instante la cantidad óptima a aplicar, abriendo y cerrando las distintas secciones de la barra del tractor por la que sale el líquido.

El sistema de visión artificial genera dos mapas: uno del estado de crecimiento del cultivo (EC) y otro de cobertura de malas hierbas (IC), que serán las entradas al controlador borroso (Figura 6).

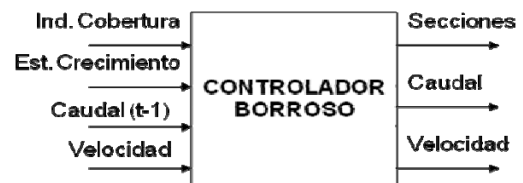


Figura 6: Control borroso para control de dosificación.

Según los valores de estas variables, en primer lugar se ajusta la apertura/cierre de sección. Después se ajusta el caudal y la velocidad para alcanzar una cierta dosis, ya que a mayor caudal, más cantidad aplicada, y cuánto más rápido va el tractor menos tiempo pasa por encima de la mala hierba y por lo tanto echará menos herbicida (Tablas 2 y 3). Por lo tanto tenemos un sistema indirecto de conseguir la acción deseada mediante reglas borrosas.

**Tabla 2. Reglas para determinar la dosis de fitosanitario en función de las variables de entrada IC y EC.**

IC/EC	Poco	Medio	Alto
Nada	0	0	0
Poco	1/2	1/2	1/4
Medio	1	1	1/2
Mucho	1	1	1

**Tabla 3. Reglas para determinar la velocidad y el caudal para cubrir una dosis determinada.**

Velocidad	Caudal	Herbicida
Baja	Bajo	1/2
Baja	Medio	1/2
Baja	Alto	1
Media	Bajo	1/4
Media	Medio	1/2
Media	Alto	1/2
Alta	Bajo	1/4
Alta	Medio	1/2
Alta	Alto	1/2

Los resultados de las simulaciones indican que según este esquema de control, el 11,5 % de las veces cambia la velocidad y sólo el 3,8% el caudal. Es decir, es una estrategia no invasiva y actúa más sobre la velocidad que sobre el caudal (Figura 7). Además, el 77,5% de las veces sólo se usa media dosis, por lo que en simulaciones se ha llegado a ahorrar hasta un 93% de herbicida (Figura 8).

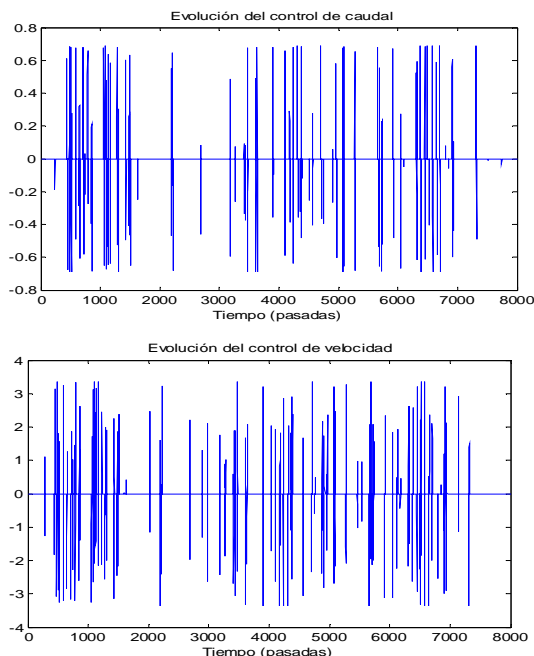


Figura 7: Control del caudal y velocidad.

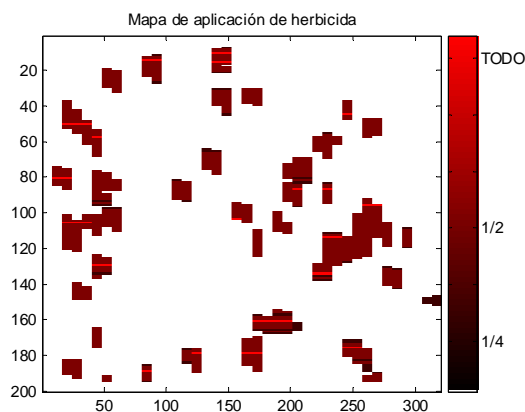


Figura 8: Mapa de aplicación del herbicida.

## 2.5 Control inteligente de un puente grúa

Por último, se describe muy brevemente otra aplicación que en este caso aplica exclusivamente una de las estrategias de la inteligencia artificial como son las redes neuronales. Consiste en el control de posición de una grúa pórtico o puente grúa. Un puente grúa consiste en una viga móvil que se desplaza en la dirección  $x$  sobre unos raíles. Además, un carro se desplaza a lo largo de la viga, en la dirección  $y$  y perpendicular a  $x$ . Del carro cuelga un cable que sostiene la carga, pudiendo ésta ser izada o bajada a lo largo del eje  $z$ . De esta forma, es posible posicionar la carga en cualquier punto del espacio de trabajo  $xyz$  de la grúa (3D).

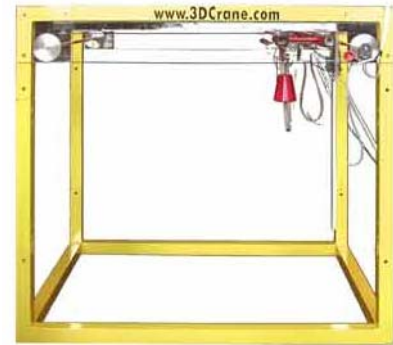


Figura 9: Grúa pórtico o puente grúa.

Es un sistema complejo, multivariable y no lineal. La identificación y el control se realizan mediante linealización por realimentación del sistema usando redes neuronales. Se han utilizado para ellos Layered Digital Dynamic Network, es decir, redes de tipo perceptrón multicapa con una línea de retardos para que sean dinámicas (Valverde y Gachet 2007). Se entrenaron mediante retropropagación con el algoritmo de Levenberg-Marquardt.

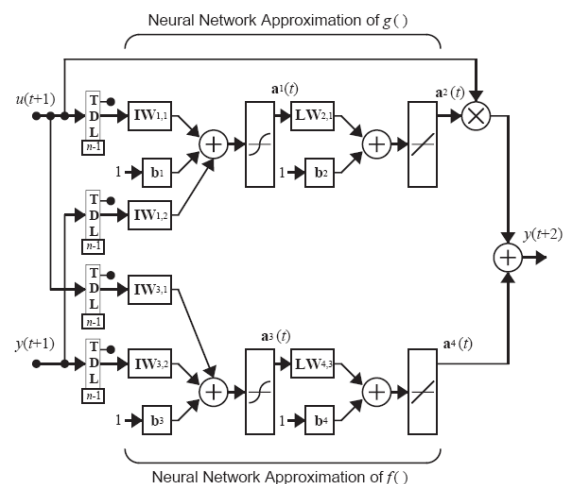


Figura 10: Implementación del control neuronal.

El modelo no lineal de la grúa se diseñó utilizando la formulación Lagrangiana con 3 entradas (los 3 motores), 5 salidas, y 10 estados. Se añadieron bloques NARMA-L2 (uno por cada eje de la grúa), donde se implementa una red neuronal que identifica y controla un eje de la grúa,



aproximando las funciones  $f$  y  $g$ . A partir de estas aproximaciones se obtiene directamente la señal de control (Figura 10) (Fernández Villaverde and Santos, 2006).

Se han suministrado diferentes entradas al sistema (escalón, senoide, etc.) y se ha comprobado en simulación con sigue a la referencia (Figura 11) y el control es una señal que cumple con las restricciones físicas de la planta.

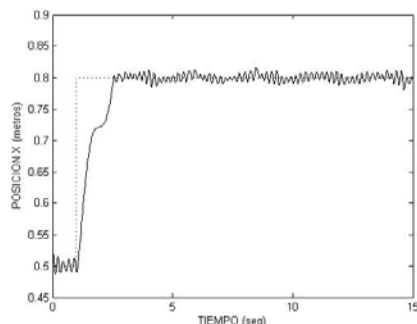


Figura 11. Respuesta a escalón en la viga (eje X)

## 2.1 Otras aplicaciones

Son numerosas las aplicaciones que se podrían referenciar, donde se muestra la eficiencia de las técnicas del control inteligente para abordar problemas complejos en muy variados campos. Algunas de las que se pueden encontrar en la literatura se enuncian a continuación, sin ser exhaustivos; muchas de ellas realizadas por miembros del grupo de investigación ISCAR (Ingeniería de Sistemas, Control, Automática y Robótica) de la Universidad Complutense de Madrid (2011), (Santos 2011).

- Evaluación de técnicas de inteligencia artificial para toma de decisiones y optimización de estrategias
- Sistema inteligente reconfigurable para el control eficiente del alumbrado en carreteras, basado en lógica borrosa y redes sensoriales de bajo consumo
- Cálculo de la demora en carreteras convencionales mediante lógica fuzzy
- Sistema de ayuda a la toma de decisiones basado en Árboles de Decisión Fuzzy
- Aplicación de técnicas inteligentes para reconocimiento de patrones y clasificación en señales de fusión (Santos y Cantos 2010)
- Aplicaciones en robótica (Martín-H, Lope y Santos 2009)
- Razonamiento borroso en una red de nodos sensorizados para vigilancia y control medioambiental: aplicación a polígonos industrializados
- Control de helicópteros basado en autoestructuras y optimización con algoritmos genéticos
- Sistema borroso para aparcar de forma autónoma vehículos
- Sistema borroso para calcular el riesgo de la conducción en carreteras
- Control borroso del flujo en una columna de destilación
- Ejemplo de control inteligente: confort en el transporte ferroviario
- Sistema borroso para el control de semáforos
- Sintonía de controladores borrosos (Santos, Dormido y de la Cruz, 1996)

## 5. Conclusiones

El área del control inteligente ha demostrado ser una aproximación eficiente para aplicaciones de ámbito muy variado: industrial, medio ambiente, espacial, químico,...

La diversidad de tecnologías, su potencialidad y flexibilidad hacen que esta línea tenga numerosas posibilidades de aplicación.

Su facilidad de diseño y en algunos casos simplicidad computacional permite resolver problemas complejos en tiempo real.

## Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo del proyecto CICYT DPI2009-14552-C02-01.

## Referencias

- Albertos P., Sala A. 2004. El control borroso: una metodología integradora. *RIAI* 1, 2, 22-31.
- Alonso Zotes F., M. Santos, 2011. Modelado, simulación y control de satélites situados en los puntos de Lagrange del sistema Tierra-Luna. *RIAI*, 8, 204-215.
- Antsaklis, P.J. 1994. Defining intelligent control, *IEEE Control Systems*, June, 4.
- Antsaklis, P.J. 1995. Intelligent learning control, *IEEE Control Systems*, 15 (3), pp. 5-7.
- Béjar M., A. Ollero. 2008. Modelado y control de helicópteros autónomos. Revisión del estado de la técnica. *RIAI*, 5, 4, 5-16.
- Burgos-Artizú, X.P., A. Ribeiro, M. Santos. 2007. Controlador borroso multivariable para el ajuste de tratamientos en agricultura de precisión. *RIAI*, 4, 2, 64-71.
- Fernández Villaverde A., M. Santos. 2006. Control de una grúa pórtico mediante redes neuronales. *Actas XXVII Jornadas de Automática*, 1006-1011.
- Galán R., Jiménez A., Sanz R., Matía F., 2000. Control Inteligente, *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 4, 10, 43-48.
- ISCAR 2011 (Ingeniería de Sistemas, Control, Automatización y Robótica), [www.dacya.ucm.es/area-isa](http://www.dacya.ucm.es/area-isa)
- López, R., M. Santos, J. Aranda, S. Esteban. 2002a. Neuro-Fuzzy modelling of a fast ferry vertical motion. 15th IFAC World Congress.
- López, R. M. Santos, O. R. Polo, S. Esteban, 2002b. Experimenting a fuzzy controller on a fast ferry, *IEEE CCA*, 2, 1082-1086.
- López, R., M. Santos. 2002c. Neuro-Fuzzy system to control the fast ferry vertical acceleration. 15th IFAC World Congress.
- Martín-H J.A., de Lope J., Santos M. 2009. A Method to Learn the Inverse Kinematics of Multi-link Robots by Evolving Neuro-Controllers. *Neurocomputing*, 72, 13, 2806-2814.
- O'Hanlon, J. F., McCawley, M. E. 1974. Motion sickness incidence as a function of acceleration of vertical sinusoidal motion. *Aerospace Medicine*, 45, 4, 366-369.
- Passino, K.M. 1993. Bridging a gap between conventional and intelligent control, *IEEE Control Systems*, June.
- RayChauduri, T., L.G.C. Hamey, R.D. Bell, 1996. From conventional control to autonomous intelligent methods. *IEEE Control Systems*, October, 78-84.
- Sala A., Ariño C.V. 2009. Reduciendo distancias entre el control borroso y el control no lineal: luces y sombras, *RIAI*, 6, 2, 26-35.
- Santos M., Dormido S., de la Cruz J.M. 1996. Derivative action in PID-Fuzzy controllers. *Cybernetics and Systems*, 27, 5, 413-424.
- Santos, M., J. Brandizzi, A.L. Dexter. 2000. Control of a Cryogenic Process using a Fuzzy PID Scheduler. *IFAC Workshop on Digital Control. Past, present and future of PID Control*, 401-405.
- Santos M., Cantos A.J. 2010. Classification of plasma signals by genetic algorithms, *Fusion Science and Technology*, 58, 706-713.

- Santos M., A.L. Dexter. 2001. Temperature control in a liquid helium cryostat using a self-learning neurofuzzy controller, IET Proc.-Control Theory Appl. 148, 3, 233-238.
- Santos M., A.L. Dexter. 2002. Control of a cryogenic process using a Fuzzy PID Scheduler. Control Engineering Practice, 10, 1147-1152.
- Santos, M., R. López, J.M. de la Cruz, 2003. Amplitude, phase and frequency fuzzy controllers of a fast ferry vertical motion. Proc. ECC'03.
- Santos, M., R. López, J.M. de la Cruz. 2005a. Fuzzy Control of the vertical acceleration of fast ferries. Control Engineering Practice. 13/3. 305-313.
- Santos, M., R. López, J.M. de la Cruz, 2005b. Modelo Predictivo Neuro-Borroso de la Aceleración de Cabeceo de un buque de alta velocidad. RIAI, 2, 3, 39-47.
- Santos, M., R. López, J.M. de la Cruz, 2006. A Neuro-Fuzzy Approach to Fast Ferry Vertical Motion Modelling. Engineering Application of Artificial Intelligence, 19, 313-321.
- Santos, M. 2011. Un enfoque aplicado del control inteligente. RIAI, in press.
- Sanz, R., A. Jiménez, R. Galán y E. A. Puente, 1991. Introducción al control inteligente de procesos, Informática y Automática, vol. 24-1.
- Valverde R., Gachet D. 2007. Identificación de Sistemas Dinámicos Utilizando Redes Neuronales RBF, RIAI, 4, 2, 32-42.
- Villagrà J., Milanés V., Pérez J., de Pedro T. 2010. Control Basado en PID Inteligentes: Aplicación al Control Robusto de Velocidad en Entornos Urbanos, RIAI, 7, 4, 44-52.
- Werbos P.J. 2009. Intelligence in the brain: A theory of how it works and how to build it. Neural Networks, 22, 3, 200-212.
- Yi-Bo L., Li Zhen, Zhang Xiao-Dong, 2011. Status and trends of unmanned aerial vehicle flight control techniques. Flight Dynamics

↑ Intente igualar las dos columnas en la última página ↑