

Tutorial

Un Enfoque Aplicado del Control Inteligente

M. Santos*

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

Resumen

El objetivo de este artículo es presentar una panorámica de soluciones a problemas de control reales utilizando enfoques de control inteligente. No se trata de presentar técnicas y procedimientos de la inteligencia artificial, sino más bien, una recopilación de aplicaciones de control, de una cierta complejidad, en los que estas técnicas se manifiestan como adecuadas y que, en muchos casos, son complementarias de técnicas clásicas de diseño de sistemas de control. Las aplicaciones que se exponen han sido desarrolladas por miembros del Grupo de Investigación ISCAR (Ingeniería de Sistemas, Control, Automatización y Robótica) de la Universidad Complutense de Madrid. Todas ellas responden a problemáticas reales donde el control ha jugado un papel importante para la eficiencia y el buen funcionamiento de los procesos. *Copyright © 2011 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.*

Palabras Clave:

Control inteligente, inteligencia artificial, aplicaciones, sistemas reales.

1. Introducción

La aplicación de la teoría de control durante más de medio siglo ha llevado a denominar de formas distintas a las diversas estrategias de control que han ido desarrollándose a lo largo de décadas, atendiendo a los objetivos que se persiguen, la información disponible en cada caso, la metodología empleada en el diseño del sistema de control, etc. Así por ejemplo al control clásico le sucedió años después el denominado control moderno.

Aunque la mayoría de las metodologías de diseño de sistemas de control parten de una base común, como es el disponer de información sobre el comportamiento de la planta, bien en forma de modelo analítico o bien representando de alguna otra manera su comportamiento, la diversidad de la estructura del modelo o de los requerimientos de operación conducen a distintas soluciones de control.

De este modo surge a finales del siglo XX la línea de investigación denominada Control Inteligente, que nace con la intención de aplicar al control las técnicas de Inteligencia Artificial (IA), las cuales estaban obteniendo una serie de resultados y se consolidaban como disciplina.

Una reflexión interesante resulta de constatar que, de forma un tanto recíproca, también la teoría de control ha influenciado a la investigación en el campo de la inteligencia artificial. De hecho, el concepto de “agente” es muy similar al de “regulador”, y por lo tanto, al hablar de agentes inteligentes estamos de forma indirecta referenciando a los controladores inteligentes.

¿Por qué surge la necesidad de aplicar un tipo de control basado en técnicas que se inspiran en facultades inteligentes de los seres vivos? Los motivos pueden ser muy variados:

- En los umbrales del siglo XXI, la ciencia y la tecnología se enfrentan al reto de encontrar e implementar mejores y

* Autor en correspondencia.

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

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 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).
- Por último, puede existir incertidumbre o cierta falta de concreción en los objetivos y/o las restricciones, por lo que el diseño del controlador requeriría un tratamiento más heurístico que analítico.

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, basados en el conocimiento, 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 resultado son controladores autónomos y en cierto grado inteligentes. Futuros avances se dirigen al desarrollo de controladores que puedan auto-aprender a mejorar su funcionamiento y a planificar sus acciones.

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

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 técnicas heurísticas son además muy flexibles y versátiles, por lo que facilitan la integración y sinergia de unas con otras.

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, etc., hace unas pocas décadas las limitaciones computacionales no lo habían permitido.

El control inteligente no deja de ser sólo una acepción de gran uso en la actualidad. 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; Galán *et al.*, 2000). Parte de esta expansión se debe a la extensión de las fronteras de la tecnología: desde el microprocesador al impacto del procesamiento en paralelo, o la computación “cloud”. Contribuciones recientes apuntan a la hibridación del control convencional y el llamado inteligente, como el mejor camino para implementar potentes sistemas de control.

El objetivo de este artículo es presentar una panorámica de soluciones a problemas de control reales utilizando enfoques de control inteligente. No se trata de presentar técnicas y procedimientos de la inteligencia artificial, sino más bien, una recopilación de aplicaciones de control, de una cierta complejidad, en los que estas técnicas se manifiestan como adecuadas y que, en muchos casos, son complementarias de técnicas clásicas de diseño de sistemas de control. Las aplicaciones que se exponen han sido desarrolladas por miembros del Grupo de Investigación ISCAR (Ingeniería de Sistemas, Control, Automatización y Robótica) de la Universidad Complutense de Madrid (ISCAR 2011). Todas ellas responden a problemáticas reales donde el control ha jugado un papel importante para la eficiencia o el buen funcionamiento de los procesos.

2. Historia y caracterización del control inteligente

Sin hacer un recorrido exhaustivo por la historia del control inteligente ni remontarse a los filósofos mecanicistas del periodo griego, no se pueden dejar de remarcar algunos hitos importantes en el desarrollo del control inteligente (Dorato, 1996).

La idea de desarrollar máquinas autónomas no es nueva. En el siglo XVII, el filósofo John Locke ya se preguntaba si “las máquinas podían saber”. Aunque no dejó de ser una especulación filosófica, recogía una idea que estaba entonces en la sociedad.

En la literatura científica encontramos tres desarrollos que han servido de base para el Control Inteligente:

En el siglo XVII, el también filósofo Gottfried Leibniz propuso construir una máquina capaz de llevar a cabo cualquier proceso de razonamiento por el que se le preguntara. Es decir, planteaba lo que podría ser el precursor del sistema experto tal y como queda descrito en nuestros días.

Saltando al siglo XIX, uno de los más importantes nombres es Charles Babbage, cuyo “ingenio analítico” era capaz de realizar operaciones algebraicas. Además, fue Babbage quien propuso implementar un sistema formal en el cual toda la pluralidad de los fenómenos físicos pudieran ser adecuadamente descritos.

Pasando por el auge de la cibernética, y en el mismo siglo XX, Alan Turing definía en 1936 el concepto de máquina inteligente como aquella que realizara tareas en un dominio específico de forma equiparable a los hombres. Desde entonces el test de Turing se viene aplicando a los más potentes computadores para medir en cierto modo su grado de inteligencia.

Aunque entonces nadie supusiera viable el objetivo común de estos tres proyectos, su relación es hoy día evidente, y se han visto hechos realidad en los sistemas expertos y las calculadoras automáticas.

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).

Desde entonces, el control inteligente sigue vivo, y por lo tanto evolucionando y expandiendo su caracterización con nuevos desarrollos.

2.1 Definiciones de sistema inteligente

La dificultad para definir un sistema inteligente 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 (agente) y adaptarse al entorno (aprendizaje), 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 sub-objetivos 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.

De ahí que una descripción de sistema de control inteligente sea la siguiente:

Un sistema de control inteligente es el diseñado de forma que puede autónomamente conseguir un objetivo de alto nivel cuando sus componentes, objetivos de control, modelos de la planta y leyes de control no están completamente definidos, tanto porque no son conocidos en el momento del diseño como porque cambian de forma inesperada.

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, y adaptativo (con aprendizaje)

3. Metodologías del control inteligente

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 son muy variadas, e 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, programación evolutiva, algoritmos genéticos, optimización heurística, etc.

Algunas de las metodologías de control inteligente incluyen o comparten características de las desarrolladas para el control convencional. Esta hibridación ha resultado esencial para el control inteligente. La complementariedad entre las estrategias clásicas y heurísticas ha permitido en muchos casos implementar de forma eficaz técnicas inteligentes, o ampliar el rango de aplicación de la teoría clásica de control. Aprovechar esta sinergia se ha relevado muy eficiente en numerosas aplicaciones reales.

Hoy en día, en un problema de control las técnicas de la inteligencia artificial pueden participar en muchas facetas: modelado de la planta, modelado del controlador, de ambos como un solo proceso, modelado de sólo parte o de todo (normalmente no todos los aspectos son desconocidos o sometidos a incertidumbre), etc., y de la parte de control propiamente dicha. Además el enfoque puede ser puramente heurístico, formal o mixto. Esto permite una gran versatilidad en su aplicación.

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.

Actualmente la mayoría de los métodos de la inteligencia artificial están bien delimitados, y muchos de ellos han sido aplicados con éxito al diseño y control de sistemas a nivel industrial, comercial y académico o de investigación. En ocasiones, se ha propuesto una combinación de dos o más de ellos como solución. Cabe destacar por su versatilidad tres de estas técnicas: la lógica borrosa, las redes neuronales y los algoritmos genéticos, que se agrupan bajo la denominación de Computación Suave (“Soft Computing”).

Se van a exponer algunas estrategias inteligentes sin profundizar en detalles, centrándonos más bien en el origen y aplicabilidad de cada una de ellas.

Redes de Petri

En 1962 Carl Adam Petri publicó su tesis doctoral titulada “Kommunikation mit Automaten”, en la que por primera vez se formulaba una teoría general para sistemas discretos paralelos. Las redes de Petri son una generalización de la teoría de autómatas, y utilizan métodos gráficos para representar sistemas como condiciones y eventos. La representación no es puramente secuencial pero sí refleja la

estructura causal de un proceso e incluye relaciones de concurrencia.

Tanto los procesos secuenciales como los no secuenciales pueden ser modelados mediante redes de Petri. Estos últimos a menudo utilizan la varianza como medida de la dependencia entre sucesos. Estos modelos pueden contener elementos estacionarios y transitorios.

Un modelo de red de Petri formula las propiedades de un sistema en el lenguaje de la lógica; de todas formas, también utiliza la representación algebraica. La aproximación es tan abstracta que ha resultado poco atractiva para propósitos de control, pero sin embargo muy útil en el campo del modelado.

Sistemas Expertos

Un campo pionero de la IA, que ha sido muy utilizado, es el de los sistemas expertos (ES). Un sistema experto es básicamente un conjunto de programas de ordenador que aplica el proceso del razonamiento humano al conocimiento de un experto en la solución de tipos específicos de problemas.

Típicamente un sistema experto tiene tres componentes principales: la base de conocimientos, que contiene el conocimiento necesario para entender, formular y resolver los problemas y depende de la adquisición y representación de éste; el motor de inferencia, cerebro del ES que obtiene las conclusiones, y un interface con el usuario para facilitar su utilización, generalmente gráfico y con menús.

Los sistemas expertos o sistemas basados en reglas conllevan un paradigma de solución basado en reglas del tipo *if-then*. Algunas características tanto de la base de conocimientos como del motor de inferencia son: la heurística, el tratamiento simbólico, la toma de decisiones, la memoria, la predicción y la inferencia.

Esta aproximación, que resulta muy útil en la toma de decisión y es una herramienta eficiente en el modelado de sistemas de control, es normalmente muy lenta en sistemas complejos de alta velocidad, presentando además una capacidad de aprendizaje muy limitada ya que carecen de una importante característica de la inteligencia humana: la habilidad para aprender de la experiencia. No obstante, han sido incorporados en gran número en controladores y aplicaciones de control, sobre todo a nivel supervisor y para sintonía de controladores convencionales, o en esquemas de control como el de ganancia programada.

Lógica Borrosa (Fuzzy)

La lógica “fuzzy” o borrosa, una forma matemática de representar la imprecisión inherente al lenguaje natural, fue introducida por Lofti A. Zadeh (1965).

La teoría de conjuntos borrosos resulta muy útil en aquellas situaciones en que los datos y sus relaciones no pueden escribirse en términos matemáticos precisos. Los conjuntos borrosos son una generalización de la lógica clásica y contienen objetos que pertenecen de forma imprecisa o gradual al conjunto. El grado de pertenencia viene definido por una función de pertenencia, que usualmente toma valores entre 0 y 1.

La primera aplicación de la lógica borrosa al control fue realizada por Mamdani, en 1974. Su aspecto novedoso está en

que pretende emular la estrategia de control que seguiría un experto humano en el control manual de un proceso más que el controlador en sí, y en que utiliza información descrita en términos lingüísticos.

Es una de las aproximaciones más populares hoy en día en la industria, especialmente en Japón y se ha ido consolidando aunque más lentamente en USA y Europa.

Tanto la teoría como las aplicaciones de la lógica borrosa siguen actualmente en desarrollo, y ha sido implementada con éxito en numerosas aplicaciones prácticas, si bien sigue siendo también en algunos casos un tema de controversia en la comunidad científica (Sala and Ariño).

Redes Neuronales

En la década de los 80 los investigadores comenzaron a considerar las redes de neuronas artificiales, paradigma computacional cuya estructura emula el proceso biológico del aprendizaje humano. Se ha definido una red neuronal como un sistema compuesto por muchos elementos de procesamiento (neuronas) que operan en paralelo, cuya función es determinada por la estructura de la red, las conexiones y el procesamiento realizado por los elementos computacionales o nodos. Las redes neuronales pueden aprender de datos de entrenamiento, y en realidad son aproximaciones de funciones matemáticas.

Se ha demostrado que las redes neuronales pueden ser usadas con efectividad y precisión para la identificación y el control de sistemas con dinámicas complejas, especialmente para plantas no lineales que varían en el tiempo y que resultan más difíciles de regular con métodos convencionales (Valverde and Gachet 2007). En la vida real la mayoría de los procesos industriales pertenecen a esta categoría, de ahí la necesidad de métodos inteligentes para controlar esos sistemas.

El interés creciente en las redes neuronales se debe a su gran versatilidad y al continuo avance en los algoritmos de entrenamiento de redes y en el hardware, lo que ha sido posible gracias a que cada vez es más fácil disponer de computadores extremadamente rápidos, a un precio competitivo, para implementar estos algoritmos. La mayoría de las aplicaciones desarrolladas hasta ahora lo han sido en áreas de cálculo intensivo. Dentro del control hay también áreas con esos requerimientos como la identificación en tiempo real y el control de grandes estructuras flexibles, o en robótica, donde la aportación de las redes neuronales puede dar un mejor resultado. El desarrollo hardware de redes neuronales puede llevar a una nueva revolución en las aplicaciones del control, similar a la producida con la aparición de los microprocesadores.

Las redes neuronales o métodos conexionistas se han demostrado potentes herramientas para el diseño de sistemas inteligentes de control. El término neurocontrol ha empezado a consolidarse en la literatura científica y está creciendo en popularidad.

Los métodos que combinan la aproximación borrosa con las redes neuronales están también en auge (Marichal *et al.* 2007). El control neuro-borroso es actualmente objeto de numerosas investigaciones y desarrollos.

Computación Evolutiva en Control

Es otro área relativamente reciente de investigación y consiste en el desarrollo de algoritmos computacionales basados en el funcionamiento evolutivo de los sistemas biológicos y su aplicación al control.

Una combinación de redes neuronales y estrategias evolutivas puede ser muy robusta y eficiente para el diseño de controladores adaptativos y auto-organizados.

Hay diversas implementaciones de estas estrategias evolutivas. El paradigma de los Algoritmos Genéticos (GA) es la forma más popular, pero también están los sistemas de enjambres, colonias de hormigas, y en general lo que se denomina sistema computacional inmunizado, basado en la operación de un sistema biológico inmune.

Un algoritmo genético es esencialmente un procedimiento de búsqueda y optimización modelado según los mecanismos genéticos de selección natural de los seres vivos. Los GAs surgieron del estudio de los autómatas celulares llevado a cabo por Holland y colaboradores en la Universidad de Michigan en 1975.

La base de los algoritmos genéticos está en la representación abstracta de las soluciones candidatas dentro de un dominio de conocimiento. Esta representación es denominada un individuo. Un conjunto de individuos forman una población, y sucesivas poblaciones constituyen una generación. Cierta función de ajuste se asigna a cada uno de los individuos de una generación para evaluarlos. A la evaluación de una generación se sigue la creación de la siguiente, y el proceso se repite hasta que se halla una solución. La idea fundamental es que el individuo “mejor” (fenotipo) es el que más contribuye a la siguiente generación.

El éxito de los GAs está en su capacidad de optimizar tanto explorando nuevos puntos en el espacio de búsqueda como explotando la información ya descubierta. Es más, poseen un paralelismo implícito y tienen la habilidad de mantener múltiples soluciones concurrentemente, por lo que son menos susceptibles a mínimos locales y problemas de ruido.

Su aplicación al control se fundamenta en que un proceso complejo se puede a menudo reducir a una aproximación funcional numérica del problema, que se pueden optimizar mediante los algoritmos genéticos.

Sistemas híbridos

Como ya se ha comentado, la flexibilidad de las técnicas que provienen de la inteligencia artificial permite asociarlas a otras estrategias que las complementan y potencian a la hora de solucionar problemas complejos de control.

Así la hibridación de dos o más técnicas inteligentes, o la de alguna o algunas de ellas con el control convencional, han permitido abordar aplicaciones reales con éxito (Albertos and Sala, 2004).

En algunas aplicaciones complejas se ha aprovechado la complementariedad existente entre los controladores convencionales y los sistemas inteligentes para desarrollar estrategias más eficientes. Así, por ejemplo, cuando se habla de reguladores PID inteligentes nos referimos a PID expertos, quizás con un sistema de reglas para su sintonía, u optimizados

con redes neuronales, o con algoritmos evolutivos.... (Villagrà et al. 2010).

Otro caso resulta de abordar los dos aspectos del diseño de un sistema de control con diversas técnicas: la identificación y modelado de la planta por un lado, y el diseño del controlador por otro. Para cubrir ambas áreas se han utilizado las redes neuronales y el Control Adaptativo con Referencia a Modelo (MRAC).

Las redes neuronales proporcionan en la identificación de algunos sistemas modelos más precisos que con métodos convencionales, especialmente para sistemas no lineales con parámetros variables. Aplicarlas a un método adaptativo, como el MRAC, se traduce en que los pesos de las redes se pueden considerar como los elementos del vector de parámetros del controlador, y el proceso de aprendizaje determina un vector de parámetros que optimiza un índice de funcionamiento basado en el error.

En lugar de usar una arquitectura de red neuronal *feedforward* estándar, que es entrenada mediante la estrategia de “*backpropagation*” estática, se suelen preferir las redes recurrentes (dinámicas) para la identificación y el control adaptativo de sistemas no lineales.

La aplicación de redes neuronales al control adaptativo con referencia a modelo es todavía un campo de experimentación relativamente nuevo. Muchas de las investigaciones en curso se centran en la selección y funcionamiento del apropiado algoritmo de aprendizaje para el ajuste adaptativo del controlador, utilizando en algunos casos algoritmos genéticos (Martín-H, de Lope, and Santos 2009).

En este sentido, el campo del control inteligente está ayudando a expandir el horizonte de la teoría de control, pero también el control clásico ha enriquecido al control inteligente proporcionando metodologías de diseño, estrategias de sintonía, etc.

4. Aplicaciones de control inteligente

Todo esfuerzo conducente a tratar problemas hasta ahora insolubles se puede considerar beneficioso en sí, y por lo tanto positivo, independientemente del resultado que se obtenga. Abordar nuevas aplicaciones redundan en un mejor conocimiento tanto del proceso o sistema en sí como de las técnicas que se prueban, así como de sus capacidades y limitaciones.

En este sentido, el control inteligente ha permitido abordar una serie de problemas reales de los que no se contaba con las técnicas adecuadas para resolverlos, en gran medida debido la naturaleza de información que les caracteriza. En algunos casos sí había conocimiento sobre los mismos, pero ese conocimiento era difícil de manejar o de tratar de forma analítica y por lo tanto no se podían utilizar métodos clásicos de control.

Se van a presentar a continuación una serie de aplicaciones de 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 unas especificaciones más restrictivas).

Por lo tanto se caracterizan en general por la alta complejidad computacional del modelo analítico que los representa, o bien éste no existe. Además se encuentran en entornos cambiantes. Junto con esto, suele haber disponible un cierto conocimiento sobre su comportamiento, dado por la experiencia o por un operador experto, que se podría incorporar para controlar mejor al sistema.

Las aplicaciones que se exponen a continuación han sido llevadas a cabo por del grupo ISCAR (Ingeniería de Sistemas, Control, Automatización y Robótica) de la Universidad Complutense de Madrid (ISCAR 2011). De todas ellas, en esta sección se comentan con un cierto nivel de detalle sólo dos que resultan más significativas por su aportación en el ámbito del control inteligente y por haber sido implementadas para sistemas reales, con prototipos físicos o las plantas físicas. Otras aplicaciones de control inteligente realizadas por el grupo de automática de la UCM que también han dado resultados muy satisfactorios se van a comentar muy brevemente en la siguiente sección.

2.1 An adaptive fuzzy control scheme for embedded applications

Esta aplicación se realizó en la University of Oxford, UK, en el marco del proyecto: “An adaptive fuzzy control scheme for embedded applications”. Se trata de controlar la temperatura de un criostato, un dispositivo que trabaja con helio líquido y permite observar propiedades ópticas de diversos materiales.

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 (Figura 1).

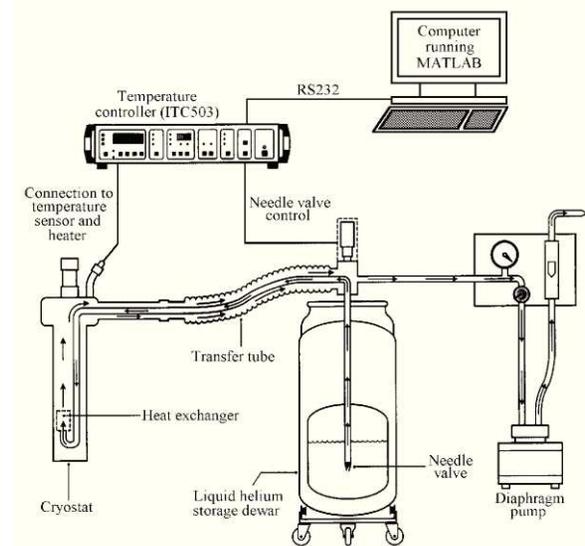


Figura 1: Esquema del sistema del criostato.

Este sistema real es 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 relevante para temperaturas por encima de 120 K y no tan acusada a bajas temperaturas. Por lo tanto, tiene una fuerte dependencia del punto de operación (temperatura).

Como primera aproximación de control se implementó un controlador borroso de ganancia programada (Figura 2). Esta estructura de control muestra la eficiencia de la hibridación de técnicas convencionales e inteligentes.

Para las distintas regiones de operación, según la temperatura, se diseñó un controlador PID para cada zona de altas temperaturas, basándonos en la estimación de un modelo de sistema de 2º orden con retardo, y un controlador PI para regiones de baja temperatura a partir del modelo de 1º orden con retardo del mismo.

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 que cambia de forma suave los parámetros de sintonía del PID (Santos, Brandizzi, and Dexter, 2000).

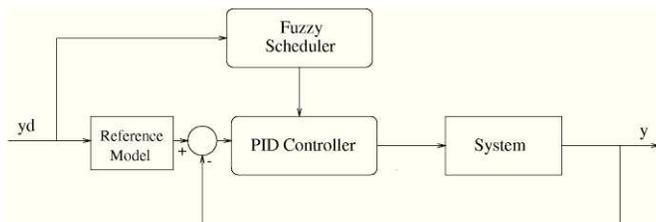


Figura 2: Esquema del control de ganancia programada borrosa.

Este sistema borroso es de tipo Takagi-Sugeno con consecuentes “singleton” (punto borroso o escalar). La entrada es la temperatura deseada, y_d y las salidas los parámetros del regulador, es decir: K_p , T_i , T_d . Se definieron tres bases de n reglas borrosas, una para ganancia. Por ejemplo, para la constante proporcional son del tipo

$$\begin{aligned} \text{if } y_d \text{ is } A_1 \text{ then } K_p \text{ is } w^1_{K_p} \\ \vdots \\ \text{if } y_d \text{ is } A_n \text{ then } K_p \text{ is } w^n_{K_p} \end{aligned}$$

Siendo A_1, \dots, A_n los conjuntos borrosos que cubren el intervalo de discurso correspondiente a esta variable ($[0.25 \ 5]$ V/K) y w el centro de los mismos. Los parámetros iniciales de estas ganancias están relacionados con los modelos estimados en lazo abierto, que también permitieron establecer los rangos de variación de las variables lingüísticas que representan cada uno de esos factores. Las funciones de pertenencia son triangulares con 50% de solapamiento. La inferencia se realiza mediante la suma-producto y para la conversión de la salida de borroso a nítido se usó el método del centro del área.

Este proceso permite obtener para cada parámetro de sintonía su valor mediante una ecuación de la forma:

$$K_p = \mu_m w^m_{K_p} + \mu_{m+1} w^{m+1}_{K_p}$$

Se ha trabajado con un modelo de trayectoria de referencia que sea posible de acuerdo con las restricciones físicas y la dinámica de la planta.

Los resultados (Figura 3) fueron especialmente buenos a altas temperaturas, donde el sistema es más difícil de controlar (Santos and Dexter, 2002).

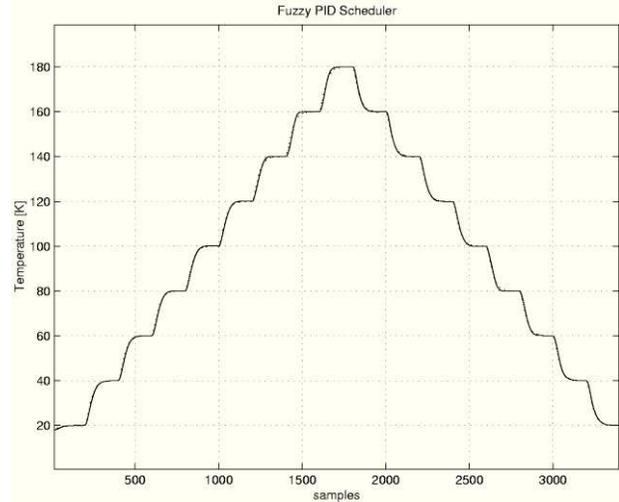


Figura 3: Resultados experimentales del control borroso de ganancia programada.

También se aplicó a este sistema otra estructura de control inteligente, en concreto un control neuro-borroso adaptativo (Figura 4) que combina dos técnicas inteligentes, las redes neuronales y la lógica borrosa (Santos and Dexter, 2001).

El sistema tiene dos lazos. El controlador hacia adelante es 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.

La identificación neuro-borrosa de la inversa del proceso (estimación de la salida de la planta) es el otro bloque, también implementado mediante un sistema neuro-borroso. La salida del modelo borroso es lineal (T-S) en los pesos de las reglas.

El controlador proporcional del lazo interno compensa perturbaciones no medidas y otros posibles errores durante el entrenamiento (se demostró posteriormente que no era necesario ya que el sistema durante el aprendizaje se mantenía estable).

En la Figura 5 se presentan los resultados experimentales, donde se puede ver cómo el sistema aprende rápidamente a seguir la referencia, tanto para bajas como para altas temperaturas.

También se puede observar como en la respuesta (línea de puntos) hay un ligero desajuste con respecto a la referencia (línea continua) durante los primeros cambios de la referencia, hasta que el sistema aprende. Pero en ningún momento llega a ser inestable.

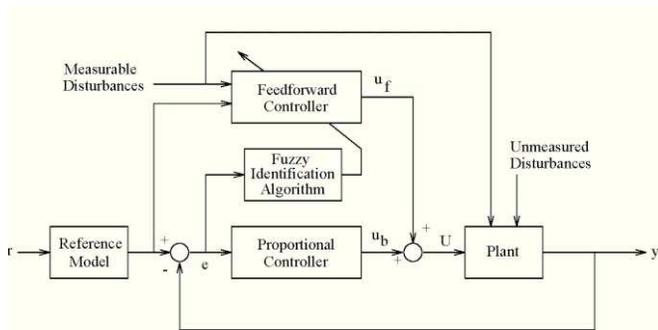


Figura 4: Esquema de control neuro-borroso adaptativo con aprendizaje.

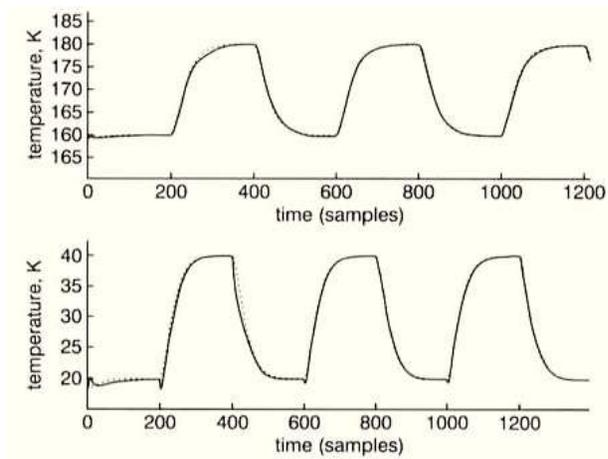


Figura 5: Resultados experimentales del control neuro-borroso con auto-aprendizaje de la temperatura del criostato.

2.2 Control neuro-borroso de las aceleraciones verticales de un barco de alta velocidad

Esta aplicación está enmarcada dentro de dos proyectos nacionales titulados: Control Robusto e Inteligente de Buques de Alta Velocidad (CICYT, TAP97-0607-C03-01) y su continuación, Control en Seis Grados de Libertad de Ferries Rápidos para mejora de la seguridad y confort (CICYT, DPI 2000-0386-C03-01), llevamos a cabo por el grupo de automática de la UCM.

El objetivo principal es reducir las aceleraciones verticales de un barco manteniendo la velocidad, ya que se ha probado que son éstas las principales causantes de la fatiga y el mareo durante la navegación. De hecho, se ha definido un parámetro denominado índice de mareo, MSI (O'Hanlon and McCawley, 1974) relacionado con estas aceleraciones. La repercusión es inmediata en la mejora de la estabilidad, seguridad, y prestaciones en la navegación en general, y en particular en actividades marítimas como cruceros, defensa, etc.

Se ha planteado por lo tanto un problema en el que intervienen los tres paradigmas del control: Modelo + Actuadores + Control. Se han obtenidos diversos modelos del barco basados en técnicas inteligentes cuyos detalles se pueden consultar en (Santos, López, and de la Cruz, 2005b; Santos, López, and de la Cruz, 2006).

El buque de alta velocidad, llamado “Silvia Ana”, es un ferry TF-120, que realiza rutas por el Mar de la Plata y el mar Báltico (Figura 6). Su tamaño es de 119 m de eslora, 14,696 m de manga y 2,405 m de calado. Su peso con carga es de 475 toneladas. Estas grandes dimensiones le permiten llevar hasta 1.250 pasajeros y 250 coches.



Figura 6: Fotografía del ferry Silvia Ana.

Las características de su dinámica son las siguientes. Sus movimientos son de tipo oscilatorio, con grandes inercias debido a sus dimensiones. 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.

La dinámica del buque es compleja ya que tiene seis grados de libertad. Es un sistema no lineal de ecuaciones con coeficientes no constantes y fuertes acoplamientos.

Además hay que considerar y modelar el estado de la mar (SSN), definido por las olas. Las olas regulares se caracterizan por su altura, H (m), y su longitud de onda, λ (m). La mar real, irregular y cambiante, es sin embargo una combinación de olas regulares. Para describirla se usa la frecuencia modal del espectro, w_0 (rad/s), frecuencia dominante, así como la altura significativa, $H_{1/3}$: el tercio de las que son más altas (promedio). Con estas tres medidas: $H_{1/3}$, w_0 , λ , se obtiene un valor entre 0 (mar lisa) y 9 (enorme) de la escala de Douglas que define el estado de la mar según la World Meteorological Organization (WMO).

Para modelarlo se han aplicado técnicas de inferencia borrosa con aprendizaje, basándonos 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 de arfada y las correspondientes aceleraciones.

Además se cuenta con resultados experimentales obtenidos a partir de una maqueta de 1/25 (4.5 m) con la que se han realizado carreras en el Canal de Experiencias Hidrodinámicas de El Pardo (CEHIPAR, Madrid).

Los modelos de inferencia borrosa (FIS) basados en Precal se obtuvieron a partir de señales sinusoidales (a la frecuencia modal), es decir, con olas ideales. Las tres variables de entrada del sistema borroso de inferencia son:

- Altura significativa (frecuencia modal de las olas): [0.9, 7.7] (m)
- Velocidad del buque: [20, 40] (nudos)
- Rumbo proa olas: [0, 180] (°)

Estas entradas están descritas por 5 conjuntos borrosos gaussianos, uniformemente distribuidos. La salida es una función lineal de las variables de entrada (sistema borroso tipo Takagi-Sugeno).

El sistema borroso aplica agrupamiento substractivo para obtener, a partir de los datos, las amplitudes y fases de las señales verticales, en concreto, de las aceleraciones y momentos de arfada y cabeceo (López *et al.* 2002a).

En la figura 7 se muestran resultados del modelo obtenido para la aceleración vertical, a una velocidad de 40 nudos con mar de proa (Santos, López, and de la Cruz, 2006).

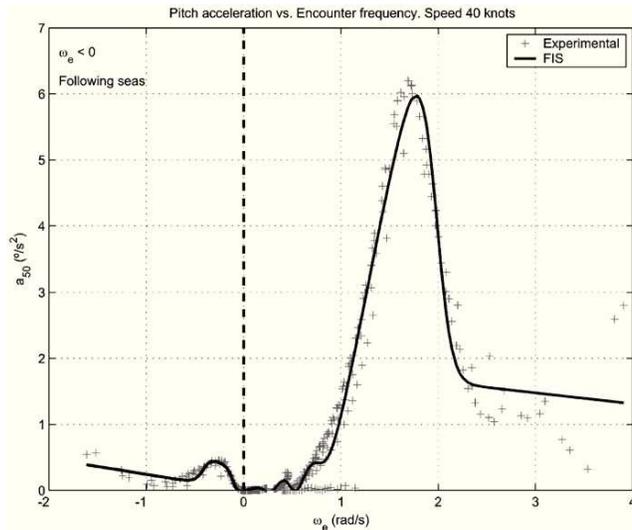


Figura 7: Modelo neuro-borroso del ferry.

También se obtuvieron modelos neuro-borrosos aplicando inferencia a los datos obtenidos en los experimentos con la maqueta en el CEHIPAR. Se contó para el entrenamiento con 45 experimentos con olas regulares, y para la validación con 9 experimentos con olas reales (para comprobar la generalización). De nuevo se obtuvieron modelos de las aceleraciones verticales de arfada y cabeceo.

Por último se ensayó un modelo neuro-borroso predictivo, basándose en una serie de hipótesis (Santos, López, and de la Cruz, 2005b). Se asume que el momento de cabeceo y de arfada, a velocidad constante del barco U , depende de cómo han sido las olas en n instantes anteriores definidos por un periodo de muestreo Δt . Así, por ejemplo, se puede predecir el momento de cabeceo M_5 a partir de la expresión:

$$M_5(t) = f(ola(t - n \times \Delta t), ola(t - (n - 1) \times \Delta t), \dots \cdot \Delta t)$$

Donde para la identificación de la función f se utiliza un FIS con 10 entradas, las últimas 10 medidas anteriores de la elongación de la ola (ola), obtenidas a intervalos de 1.5 s (el cálculo de n y de Δt determinó estos valores como óptimos). Se entrenó el sistema de inferencia borroso con los datos experimentales disponibles.

En la Figura 8 se muestra la respuesta del modelo frente a los datos experimentales para el momento de arfada, con

velocidad de 40 nudos, estado de la mar 5 y olas de proa. El modelo sigue bien la dinámica del sistema.

Una vez obtenidos diversos modelos del sistema, se abordó el problema del control del mismo, bajo el paradigma del control inteligente.

El objetivo principal era disminuir el valor absoluto de las aceleraciones verticales, para aumentar la seguridad y el confort en la navegación.

Para ello se añadieron unos actuadores que compensaran, 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 9). El alerón tenía un ángulo máximo de movimiento de 15°, y las aletas se movían entre -15°/+15°. El control debe diseñarse para mover esos actuadores de forma que ofrezcan la máxima superficie al frente de olas, atendiendo al ángulo de encuentro.

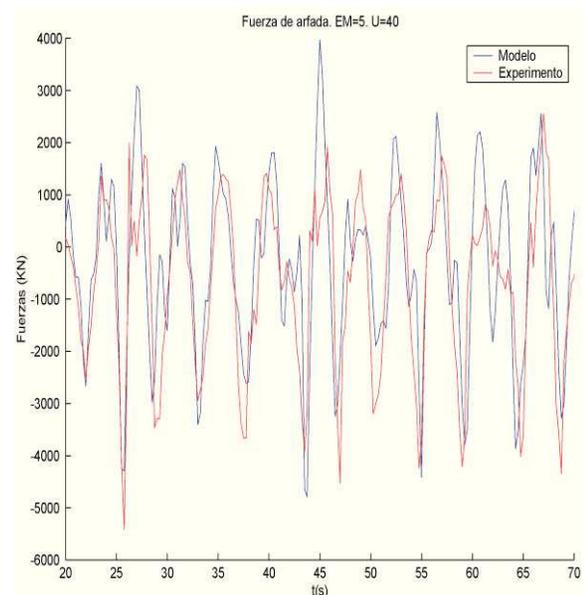


Figura 8: Modelo predictivo del momento de arfada.

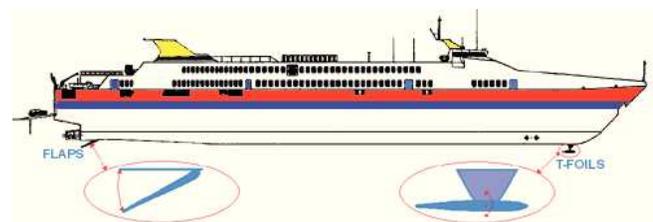


Figura 9: Alerones añadidos al prototipo del barco.

Se implementaron varias estrategias de control, tanto convencional como inteligente, para luego poder compararlas.

En primer lugar se diseñó e implementó un controlador PID borroso tipo Sugeno. Las tres entradas son, por lo tanto, el error, cambio en el error y error acumulado. Puesto que el control va a perseguir que el error sea nulo, se ha definido el error como la aceleración WVA (“Worst Vertical Acceleration”), es decir, la que experimenta el pasajero peor

situado, por lo tanto la más elevada, con el objetivo de que el regulador la disminuya lo más posible. La salida es el ángulo de ataque de cada actuador. Además se ha adaptado el control con ganancias no constantes. El efecto de aplicar una ganancia a una variable lingüística es equivalente a desplazar o modificar las funciones de pertenencia de esa variable. Estas ganancias se han ajustado mediante algoritmos genéticos (López y Santos, 2002c).

Algunos de los resultados obtenidos con el sistema real en el Canal de Experiencia Hidrodinámicas del Pardo se muestran en la figura 10 y en la Tabla 1, donde se generaron olas a lo largo del canal para probar distintos controladores.

En la figura 10 se puede observar como la aceleración vertical de cabeceo (*pitch*) se reduce incluso para altas velocidades y estados de la mar fuertes cuando se aplica el control borroso (Santos, López, and de la Cruz, 2005a; Santos, López, and de la Cruz, 2003; López *et al.*, 2002b).

Además este tipo de control se comparó con otras implementaciones de reguladores convencionales y avanzados, siendo la aproximación basada en lógica borrosa la que redujo en mayor grado las aceleraciones y por lo tanto el índice de mareo.

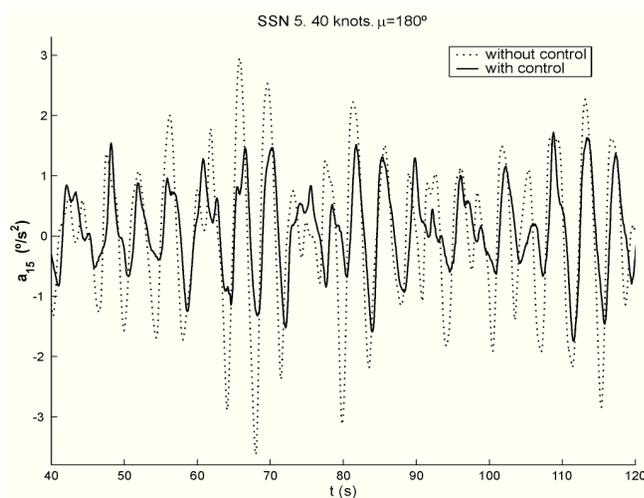


Figura 10: Reducción de la aceleración de cabeceo mediante el control borroso.

La Tabla 1 muestra la reducción de la máxima aceleración vertical (WVA), tanto por el hecho de introducir unos alerones que incluso sin control, por el rozamiento, disminuyen la inestabilidad, como por la aplicación del control borroso para variar el ángulo de ataque de estos alerones según el modelo de las olas. También se puede ver cómo el índice de mareo MSI baja en un % elevado para altas velocidades.

La conclusión más interesante es que permite ampliar el rango de navegación a estados 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.

Tabla 1: Resultados experimentales de la aplicación del control borroso en la aceleración vertical y el índice de mareo.

		SSN4 40 nudos	SSN5 30 nudos	SSN5 40 nudos
WVA (°/s ²)	sin control	0.6069	0.9031	0.9900
	simulación	0.2962		0.7705
	experimento	0.2079	0.6673	0.5832
mejora (%)		65.7	26.1	41.1
MSI	sin control	4.0844	27.5710	27.5444
	simulación	0.5924		19.2531
	experimento	0.1843	17.7692	12.0813
mejora (%)		95.5	35.6	56.1

Sobre este mismo sistema, y basándonos en el modelo no lineal del mismo, se diseñaron dos Sistemas de Inferencia Borrosa de tipo Mamdani para controlar la amplitud y la fase del movimiento de los alerones (Figura 11). Esta aproximación borrosa se basa en reglas y mejora la interpretabilidad del regulador.

Se estableció una estrategia de control para la apertura del actuador, en cascada con otro regulador de la frecuencia de oscilación de esos alerones.

El control en amplitud tiene como variables de entrada:

- Estado de la mar $\omega_0 = \{1.19 \text{ a } 0.41\}$ (rad/s). Se han asignado 5 conjuntos borrosos etiquetados con el nivel de la mar, SN_i , $i = SSN$
- Velocidad y ángulo de encuentro en una variable que es $Ucos\mu = \{-40 \text{ a } 40\}$ (nudos). Se han definido 8 etiquetas para esta variable que van desde MA (muy alta), A (alta), MD (media), B (baja), en mares de proa, y las mismas MAP, AP, MDP y BP, con mares de popa

Como variable de salida se ha tomado el máximo ángulo de apertura de los actuadores, al que se han asignado cuatro conjuntos borrosos: Ninguna (sin corrección), Pequeña, Mediana, y Grande, no uniformemente distribuidas.

Las reglas están basadas en el estudio cualitativo del sistema y resultan del análisis de la corrección que pueden proporcionar los actuadores al moverse.

De igual forma se ha diseñado un regulador de fase para cambiar la frecuencia del actuador:

- Incrementando el ángulo máximo de apertura, reduce la frecuencia de oscilación.
- Reduciendo el ángulo de apertura aumenta la frecuencia de oscilación.

Por lo tanto, las entradas de este controlador son:

- error en la fase, $\delta\theta = \{-360, 360\}$ (°). Se han asignado 5 etiquetas a los conjuntos borrosos: Muy avanzado, Avanzado, Correcto, Retrasado, y Muy retrasado.
- máxima apertura, ϕ_i (que como se observa en la Figura 11 es la salida control de amplitud).

Como variable de salida se obtiene el máximo ángulo de apertura de los actuadores, de igual forma que para la amplitud.

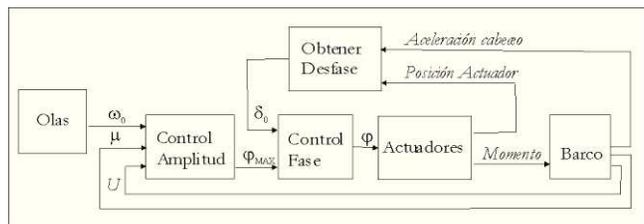


Figura 11: Esquema de control borroso en cascada para los actuadores del barco.

Este controlador se validó en simulaciones. Lo que interesa destacar del mismo es la estructura del control borroso en cascada.

5. Otras aplicaciones

Al hilo de diversos proyectos, tanto de investigación fundamental como aplicada o con la industrial, el grupo ISCAR ha tenido ocasión de probar la eficiencia del control inteligente en numerosas aplicaciones reales en distintos campos. En algunos casos estos desarrollados se han llevado a cabo conjuntamente con otros grupos de investigación.

Así, por ejemplo, otra aplicación de control inteligente, también enmarcado en un proyecto nacional competitivo actualmente en desarrollo (CICYT, DPI 2009-14552-C02-01), consiste en el control de un helicóptero de cuatro rotores. El objetivo final es que este vehículo autónomo aterrice y despegue desde una plataforma móvil, típicamente un barco, para tareas de “vigilancia, búsqueda y rescate en el mar mediante colaboración de vehículos autónomos marinos y aéreos”. El empleo de técnicas de control inteligente para estos vehículos ya se apunta en (Béjar y Ollero, 2008; Yi-Bo, Zhen and Zhang, 2011).

En este caso se han diseñado cuatro controladores PID-borrosos tipo Mamdani (lingüísticos) para la altura y los tres ángulos que definen la trayectoria de estos vehículos (ángulos de alabeo, cabeceo y de arfada). La salida es la potencia de cada uno de los cuatro motores. Para considerar el acoplado que existe entre los motores se ha diseñado un módulo de agregación, también con lógica borrosa, que implementa este acoplamiento y calcula la potencia final necesaria de los motores. Hasta ahora los resultados obtenidos en simulación son muy prometedores.

También se ha desarrollado el control de posición de satélites en los cinco puntos de libración de Lagrange del sistema binario Tierra-Luna mediante técnicas inteligentes, en concreto, reguladores P y PD borrosos (Alonso y Santos, 2011). Los puntos de Lagrange L4 y L5 presentan idealmente un comportamiento estable, pero L1, L2 y L3 son puntos “de silla”, por lo tanto inestables.

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.

Para cada satélite, y para cada una de las dos direcciones del plano (la variación en altura se considera despreciable), se ha controlado el error de posición (km) y su derivada (km/s):

alejamiento y acercamiento. La salida es la propulsión (fuerza) o la no-propulsión: cuando el error de posición o su derivada tienen valores por debajo de cierto umbral.

Los resultados obtenidos en simulación son relevantes para misiones en el ámbito aeroespacial.

Otro problema abordado junto con miembros del Instituto de Automática Industrial del CSIC, también mediante control borroso en este caso multivariable, es el ajuste de tratamientos en agricultura de precisión. En concreto, el ajuste adecuado de la dosis de fitosanitario de un sistema dosificador, acoplado al tractor que lo va derramando sobre el terreno, en tiempo real. 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.

Este sistema de visión artificial genera dos mapas: uno del estado de crecimiento del cultivo (EC), y otro de cobertura de malas hierbas (IC). 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.

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 ya que actúa más sobre la velocidad que sobre el caudal. 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 (Burgos-Artizzu, Ribeiro, and Santos 2007).

Por último se describe muy brevemente otra aplicación que en este caso aplica exclusivamente una de las estrategias de la inteligencia artificial, 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). El prototipo de este sistema se encuentra disponible en algunos laboratorios de automática de diversas universidades, por lo que tiene un claro interés docente.

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.

El modelo no lineal de la grúa se diseñó utilizando la formulación Lagrangiana con tres entradas (los tres motores), cinco salidas, y diez 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 (Fernández Villaverde y Santos, 2006).

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. Algunas de las realizadas por miembros del grupo ISCAR de la UCM se enuncian a continuación.

- Aplicaciones de la inteligencia artificial a los sensores y biosensores
- 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 borrosa
- Sistema de ayuda a la toma de decisiones basado en Árboles Borrosos de Decisión
- Aplicación de técnicas inteligentes para reconocimiento de patrones y clasificación en señales de fusión (Santos and Cantos 2010) y diagnóstico médico (Farias, Santos and López 2010)
- Razonamiento borroso en una red de nodos sensorizados para vigilancia y control medioambiental: aplicación a polígonos industrializados
- Optimización inteligente de trayectorias interplanetarias con asistencias gravitacionales
- 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
-

Estas y otras aplicaciones de control inteligente se encuentran descritas con detalle en las publicaciones asociadas, que se pueden consultar en la página web del grupo ISCAR (<http://www.dacya.ucm.es/area-isa/>), o en <http://www.dacya.ucm.es/msantos/>.

Por último, un campo muy interesante de investigación lo constituye la sintonía de controladores borrosos, que dada la falta de una metodología general para el diseño de los mismo, sigue siendo un tema abierto y en donde la complementariedad de la teoría de control clásica y las técnicas inteligentes están dando buenos resultados (Santos, Dormido, and de la Cruz 1996).

6. Aplicaciones del Control Inteligente de diversos grupos de investigación

Sería una tarea totalmente imposible el recopilar, incluso de forma muy somera, los trabajos realizados en el área de las aplicaciones del Control Inteligente por grupos nacionales o internacionales. Esto se puede interpretar como un índice de la alta productividad de los investigadores en este campo y de la salud de este paradigma de control.

Dentro del panorama nacional, cabe remarcar, como prueba de ésto, la publicación de una Sección Especial en la Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial (vol. 4, no. 2, 2007) titulada: Control Inteligente y sus Aplicaciones. En este número de la revista se recogen diez trabajos de aplicaciones muy variadas, en los que las técnicas de la Inteligencia Artificial y el Control han contribuido a la solución de problemas en ámbitos muy diversos: medioambientales, agrícolas, industriales, de navegación aérea y terrestre, etc.

En general, la mayoría de los grupos nacionales que pertenecen al grupo Control Inteligente del Comité Español de Automática (CEA) han llevado a cabo con éxito aplicaciones de las diversas técnicas de la inteligencia artificial en el control de sistemas. En Madrid, además del grupo ISCAR de la UCM (<http://www.dacya.ucm.es/area-isa/>), en la Universidad Politécnica el grupo de investigación Control Inteligente (www.intelligentcontrol.es) centra su investigación en robótica móvil y control de procesos aplicando estas estrategias. La Universidad de Valencia da cobijo a varios grupos de investigación, como el de Control Predictivo y Optimización Heurística (CPOH) (ctlpredictivo.upv.es), y especialmente el grupo de Control de Sistemas Complejos (GCSC) (www.isa.upv.es/gcsc), que centra sus estudios en el modelado y control de sistemas dinámicos que presentan incertidumbre, no linealidades y distintos modos de comportamiento. El grupo de investigación de Inteligencia Artificial e Ingeniería del Conocimiento (AIKE) (<http://perseo.inf.um.es/~aike>) de la Universidad de Murcia, desarrolla actividades relacionadas con la aplicación de técnicas de ingeniería y gestión del conocimiento dominios diversos como la medicina, la agricultura, la evaluación de recursos medioambientales o el diagnóstico y mantenimiento de equipos de plantas industriales, empleando la lógica borrosa como herramienta en muchas de sus investigaciones. En la Universidad Politécnica de Cataluña, el grupo de Robótica Inteligente y Sistemas (<http://grins.upc.es>), trabaja en el estudio, evaluación y desarrollo de sistemas robóticos con estas herramientas. No se pueden dejar de mencionar el Instituto de Automática e Informática Industrial (<http://www.ai2.upv.es>), de la Universidad de Valencia, ya que posee varias líneas de investigación sobre control de procesos en las que aportan características inteligentes y predictivas a la consecución de soluciones tecnológicas. La división de Automatización y Control de Procesos de la fundación CARTIF de Valladolid (<http://www.cartif.es>), y el CARS (anteriormente Instituto de Automática Industrial del CSIC) destacan por la utilización de estas herramienta inteligentes para la consecución de sus objetivos de investigación aplicada,

desarrollo tecnológico e innovación de procesos, productos y sistemas.

Destacar también las incursiones en aplicaciones reales del Grupo de Robótica de la Universidad de La Laguna, del Grupo de Diseño Integral de la Universidad de la Rioja (http://www.unirioja.es/dptos/dim/investigacion_idg.shtml), el Grupo de Control Inteligente de la Universidad del País Vasco (<http://www.ehu.es/gici>) y el Grupo de Sistemas Avanzados de Control (SAC) de la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC).

En la comunidad andaluza existen muchos grupos de investigación que trabajan con lógica borrosa, redes neuronales y algoritmos genéticos, algunos tratando de ampliar y mejorar la teoría en torno a estos campos y otros empleándolas como herramientas para la resolución de problemas complejos. Por citar algunos ejemplos, los grupos Ingeniería Automática y Robótica y el de Robótica, Visión y Control (<http://grvc.us.es>) de la Universidad de Sevilla. En Granada el grupo de investigación “Soft computing” y sistemas de información inteligentes (<http://sci2s.ugr.es>) posee múltiples líneas de investigación sobre estas técnicas y sus aplicaciones. En la Universidad de Málaga, el grupo de Ingeniería de Sistemas y Automática (<http://www.isa.uma.es>) también emplea la lógica borrosa en aplicaciones de control y robótica.

Por último, mencionar que entre las líneas de investigación del grupo Control y Robótica de la Universidad de Huelva (<http://www.uhu.es/diesia/html/controlrobotica.html>), se encuentran la modelización y simulación de procesos industriales, el aprendizaje automático y el control inteligente, empleando como herramientas la lógica borrosa y los algoritmos evolutivos.

7. Conclusiones

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

Los ejemplos que se han presentado en este artículo, desarrollados por miembros del grupo ISCAR de la Universidad Complutense de Madrid, y los resultados que lo avalan dan buena prueba de ello.

La diversidad de tecnologías, su potencialidad y flexibilidad hacen que esta línea tenga numerosas posibilidades de aplicación y que siga siendo un campo abierto a la investigación.

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

English Summary

An Applied Approach of Intelligent Control.

Abstract

The purpose of this paper is to show how intelligent control can solve real control problems. Several complex control applications are described. Intelligent techniques, in some cases combined with classical controllers, are applied and have been proved successful for these applications. These developments have been carried out by the people of the ISCAR (System Engineering, Control, Automation and Robotics) Research Group, at the Complutense University of Madrid.

Keywords:

Intelligent control, artificial intelligence, applications, real systems.

Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación 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.
- Dorato P. 1996. Control History from 1960. Preprints vol. G, 13th World Congress of IFAC, San Francisco, CA, USA.
- Farias G., Santos M., López V. 2010. Making decisions on brain tumour diagnosis by soft computing techniques. *Soft Computing*, 14, 1287-1296.
- 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
- 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.

- Marichal G. N., González E. J., Acosta L., Toledo J. 2007. Aproximación Neuro-Fuzzy para Identificación de Señales Viales Mediante Tecnología Infrarroja, *RIAI*, 4, 2, 26-31.
- 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.
- 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*
- Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy sets, *Information and Control*, 8, 338-352.