

CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO UTILIZANDO MODELOS DIFUSOS PARA LA NEGOCIACIÓN ENTRE AGENTES

L. Fargallo, S. Revollar, M. Francisco, P. Vega, A. Cembellín

Departamento de Informática y Automática. Universidad de Salamanca
luciafargallo@usal.es; srevolla@usal.es; mfs@usal.es; pvega@usal.es; cembe@usal.es

Resumen

En este trabajo se ha desarrollado una técnica de control predictivo distribuido que incluye una negociación basada en lógica borrosa entre los distintos agentes locales que representan a cada subsistema. Se trata de un algoritmo alternativo al de juego cooperativo propuesto en otros trabajos, que utiliza la lógica borrosa para introducir criterios de operación de los procesos en la negociación para determinar la señal de control óptima. Partiendo de un caso en el que cada agente local dispone de varias posibles soluciones de las variables manipuladas, mediante la negociación difusa entre ellos se llega a una solución de compromiso. Cuando el número de agentes es elevado, el sistema difuso propuesto evita la evaluación del coste para cada una de las posibles combinaciones, y además permite introducir criterios económicos u otros de forma cualitativa. La validación de la técnica se ha realizado sobre un modelo del *benchmark* de cuatro tanques acoplados, mostrando un adecuado seguimiento de las referencias y rechazo de perturbaciones.

Palabras Clave: Control predictivo distribuido, juego cooperativo, lógica borrosa, sistema de cuatro tanques acoplados.

1 INTRODUCCIÓN

La industria demanda cada vez más mayor calidad y productividad, optimización de los costes, seguridad y respeto al medio ambiente. Los sistemas de control convencionales que utilizan un control PID solucionan muy bien la mayoría de los problemas de control básico, sin embargo, cuando nos encontramos con problemas más complejos en los que existe interacción se necesitan soluciones más elaboradas y por ello se requiere de sistemas de control avanzados. El control distribuido se presenta como una solución a los problemas complejos a gran escala, al estar formado por varios controladores que controlan individualmente un número de variables, los cuales tienen la capacidad de comunicarse entre ellos al encontrarse interconectados por una red de comunicación (Alvarado et al., 2011; Valencia et al., 2011). Estos controladores son más seguros que los controladores centralizados, ya que estos últimos

concentran todo el problema de control en único elemento (Kouvaritakis y Cannon, 2016). Aunque tradicionalmente se han utilizado controladores PID distribuidos, actualmente se está incluyendo el control predictivo (MPC), ya que es una técnica que aporta eficiencia y flexibilidad y es aplicable además en sistemas multivariables y no lineales. El MPC incorpora un modelo interno del proceso para predecir el comportamiento futuro del proceso, y tiene la ventaja de que se pueden incorporar restricciones de entrada y/o salida en la formulación (Camacho y Bordons, 2004).

Entre las múltiples técnicas de control predictivo distribuido está la de Valencia et al. (2011), Valencia (2012), Alvarado et al. (2011), y Maestre et al. (2011), que plantea un juego cooperativo en el que dos controladores locales diferentes (agentes) se comunican entre sí para obtener la mejor solución para la variable manipulada. Los agentes locales son MPC lineales que proporcionan tres posibles soluciones de la variable manipulada para cada uno de los subsistemas, y mediante la comunicación entre ellos se intercambian esta información, con el fin de llegar a un acuerdo.

En este trabajo se propone una estrategia de control distribuido basándose en Maestre et al. (2011), que incluye un sistema de inferencia difuso (Zadeh, 1974; Yen et al., 1995) en la negociación entre los agentes locales para seleccionar la mejor señal de control en cada periodo de muestreo. Cuando el número de agentes es pequeño, la evaluación del coste de cada una de las posibles combinaciones de variables manipuladas es asumible, pero para un número grande de agentes, el número de combinaciones hace que se deba realizar alguna modificación en el algoritmo. Además, el sistema difuso permite la incorporación de criterios económicos u otros que son difíciles de introducir en el algoritmo del juego cooperativo. Hay que indicar también que en este trabajo se ha estudiado el efecto de las perturbaciones, tanto internas como externas, sobre el caso de estudio elegido.

Para validar la metodología se ha considerado el problema de control de nivel de agua en los dos tanques inferiores de una planta formada por cuatro

tanques acoplados (Johansson, 2000). A pesar de su simplicidad es un sistema muy interesante ya que es un sistema altamente acoplado y con dinámicas complicadas que hacen difícil su control (Mercangöz y Doyle, 2007) En este caso, se evaluó la técnica propuesta frente a cambios de referencia y perturbaciones.

El sistema de inferencia difuso utilizado en el algoritmo propuesto tiene en cuenta la minimización de los costes de bombeo, el cumplimiento de un tiempo de residencia del agua adecuado y la minimización del riesgo de rebose en los tanques superiores como criterios para definir las reglas borrosas.

La estructura del artículo es la siguiente: en la sección 2 se presenta el problema de control distribuido y el algoritmo de juego cooperativo, en la sección 3 se describe la planta y el problema de control a resolver, en la sección 4 se presentan el desarrollo de la estrategia de negociación difusa. Los resultados se presentan en la sección 5 y las conclusiones en la sección 6.

2 MPC DISTRIBUIDO

2.1 CONTROL PREDICTIVO

El Control Predictivo (MPC) es un algoritmo de control que calcula una secuencia temporal discreta de las variables manipuladas sobre un horizonte futuro con el fin de optimizar el comportamiento de un sistema o proceso que se desea controlar. Utilizando un modelo del proceso para predecir las salidas del mismo en un horizonte de predicción N , calcula la secuencia de señales de control mediante la optimización de una cierta función objetivo. Se trata de un algoritmo de horizonte deslizante puesto que el proceso de cálculo se repite en cada instante a medida que se toman nuevas medidas de las variables a controlar. Además, permite tener en cuenta restricciones de operación del proceso (Maciejowski, 2002)

La función de coste o función objetivo es una forma cuadrática que tiene en cuenta tanto los errores de seguimiento en los incrementos de nivel, como los incrementos en la secuencia de control. Depende de las entradas a aplicar en un horizonte. Suponiendo que los horizontes de predicción y control coinciden:

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \left[(x_{refk} - x_k)^T Q (x_{refk} - x_k) + (u_{refk} - u_k)^T R (u_{refk} - u_k) \right] + x_N^T P x_N \quad (1)$$

Donde x_{refk} es el estado de referencia y u_{refk} son las referencias para la variable manipulada.

Las matrices de sintonía Q y R sirven para penalizar más o menos los errores de seguimiento y los esfuerzos de control (entradas) y se utilizarán como parámetros de ajuste del controlador, del mismo modo que el horizonte de control N . La matriz P se añade como coste terminal para asegurar la estabilidad del controlador

El problema de optimización calcula la secuencia de entradas U que minimice la función de coste (1) sujeta a restricciones sobre las entradas y los estados. Este es un problema de programación cuadrática o QP , en el que la función de coste se puede poner en función de U .

2.3 PLANTEAMIENTO DEL MPC DISTRIBUIDO

En el problema de control distribuido para dos subsistemas acoplados por las entradas, cada agente solo tiene información parcial del modelo y de los estados del sistema, por lo que ambos se deben comunicar para encontrar una solución al problema de optimización que proporciona la señal de control. En general, en estos problemas cada agente resuelve en cada tiempo de muestreo un problema de optimización asumiendo una entrada fija para el otro subsistema.

Los modelos de cada subsistema son:

$$x_1(t+1) = A_1 x_1(t) + B_{11} u_1(t) + B_{12} u_2(t) \quad (2)$$

$$x_2(t+1) = A_2 x_2(t) + B_{22} u_2(t) + B_{21} u_1(t) \quad (3)$$

donde $x \in \mathbb{R}^{m_i}$, $i=1, 2$, son los estados de cada subsistema y $u \in \mathbb{R}^{m_i}$ $i=1, 2$, son las diferentes entradas.

Las variables e índices de interés en el problema de control distribuido son las siguientes:

U_i : variables de decisión en la optimización resuelta por los dos agentes.

$$U_1 = \begin{bmatrix} u_{1,0} \\ u_{1,1} \\ \vdots \\ u_{1,N-1} \end{bmatrix}; U_2 = \begin{bmatrix} u_{2,0} \\ u_{2,1} \\ \vdots \\ u_{2,N-1} \end{bmatrix}$$

n_i : agente vecino del agente i ; es decir $U_{n1}=U_2$ y $U_{n2}=U_1$

J_i : función de coste local del agente i basada en las predicciones de sus estados:

$$J_1(x_1, U_1, U_2) = \sum_{k=0}^{N-1} L_1(x_{1,k}, u_{1,k}) + F_1(x_{1,N}) \quad (4)$$

$$J_2(x_2, U_2, U_1) = \sum_{k=0}^{N-1} L_2(x_{2,k}, u_{2,k}) + F_2(x_{2,N}) \quad (5)$$

donde $L_i(\cdot)$ y $F_i(\cdot)$ con $i = 1, 2$, se definen como sigue, para referencia nula e incluyendo penalización terminal:

$$L_i(x, u) = x^T Q_i x + u^T R_i u \quad (6)$$

$$F_i(x) = x^T P x \quad (7)$$

Con $Q_i, P_i > 0, R_i > 0$ y N el horizonte de predicción.

2.4 MPC DISTRIBUIDO BASADO EN UN JUEGO COOPERATIVO

A continuación, se describe un algoritmo similar al propuesto por J.M. Maestre et al. (2011) basado en un juego cooperativo para resolver el problema de control. Partiremos de este algoritmo a la hora de implementar la coordinación basada en lógica difusa, que sustituirá los pasos 5, 6 y 7 del algoritmo.

Se definen en primer lugar las distintas secuencias de entrada:

$U_i^d(t)$: Secuencia de entrada óptima del agente i en el tiempo t .

$U_i^s(t)$: Secuencia de entrada óptima del agente i desplazada, obtenida a partir de la secuencia óptima de entrada del agente i en el tiempo $t-1$ denotada como $U_i^d(t-1)$

Detalladamente, el algoritmo es el siguiente:

1. En cada instante t , cada agente i recibe del proceso su correspondiente medida del estado parcial $x_i(t)$.
2. Cada agente i minimiza J_i suponiendo que el agente vecino sigue aplicando la trayectoria óptima del paso anterior. El agente 1 resuelve el siguiente problema de optimización:

$$U_1^*(t) = \arg \min_{U_1} J_1(x_1(t), U_1, U_2^s(t)) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} x_{1,k+1} &= A_1 x_{1,k} + B_{11} u_{1,k} + B_{12} u_{2,k} \\ x_{1,0} &= x_1(t) \\ x_{1,k} &\in \mathcal{X}_1, \quad k = 0, \dots, N \\ u_{1,k} &\in \mathcal{U}_1, \quad k = 0, \dots, N-1 \\ x_{1,N} &\in \Omega_1 \end{aligned}$$

Por su parte, el agente 2 resuelve el siguiente problema de optimización:

$$U_2^*(t) = \arg \min_{U_2} J_2(x_2(t), U_2, U_1^s(t)) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} x_{2,k+1} &= A_2 x_{2,k} + B_{22} u_{2,k} + B_{21} u_{1,k} \\ x_{2,0} &= x_2(t) \\ x_{2,k} &\in \mathcal{X}_2, \quad k = 0, \dots, N \\ u_{2,k} &\in \mathcal{U}_2, \quad k = 0, \dots, N-1 \end{aligned}$$

$$x_{2,N} \in \Omega_1$$

En ambos problemas de optimización la variable de decisión es U_i mientras que la trayectoria de entrada vecina U_{ni} es fija.

3. Cada agente i minimiza J_i optimizando la entrada del vecino asumiendo que él aplica la trayectoria de entrada calculada en el problema de optimización anterior $U_i^*(t)$. Es decir, el agente 1 resuelve el siguiente problema de optimización:

$$U_2^w(t) = \arg \min_{U_2} J_1(x_1(t), U_1^*(t), U_2) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} x_{1,k+1} &= A_1 x_{1,k} + B_{11} u_{1,k} + B_{12} u_{2,k} \\ x_{1,0} &= x_1(t) \\ x_{1,k} &\in \mathcal{X}_1, \quad k = 0, \dots, N \\ u_{1,k} &\in \mathcal{U}_1, \quad k = 0, \dots, N-1 \\ x_{1,N} &\in \Omega_1 \end{aligned}$$

y el agente 2 resuelve el siguiente problema:

$$U_1^w(t) = \arg \min_{U_1} J_2(x_2(t), U_2^*(t), U_1) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} x_{2,k+1} &= A_2 x_{2,k} + B_{22} u_{2,k} + B_{21} u_{1,k} \\ x_{2,0} &= x_2(t) \\ x_{2,k} &\in \mathcal{X}_2, \quad k = 0, \dots, N \\ u_{2,k} &\in \mathcal{U}_2, \quad k = 0, \dots, N-1 \\ x_{2,N} &\in \Omega_1 \end{aligned}$$

En este problema de optimización, la variable de decisión es U_{ni} mientras que la trayectoria de entrada U_i es fija.

4. Ambos agentes se comunican. El agente 1 envía $U_1^*(t)$ y $U_2^w(t)$ al agente 2 y recibe $U_2^*(t)$ y $U_1^w(t)$.
5. Cada agente evalúa la función de coste local J_i para cada una de las nueve diferentes combinaciones posibles; eso es $U_1 \in \{U_1^s(t), U_1^w(t), U_1^*(t)\}$ y $U_2 \in \{U_2^s(t), U_2^w(t), U_2^*(t)\}$.
6. Ambos agentes se comunican y comparten la información del valor de la función de costo local para cada posible combinación de trayectorias de entrada. En esta etapa, ambos agentes reciben suficiente información para tomar una decisión cooperativa.
7. Cada agente aplica la trayectoria de entrada que minimiza $J=J_1+J_2$
8. Debido a que ambos agentes tienen acceso a la misma información después del segundo ciclo de comunicación, ambos agentes eligen los mismos conjuntos de entrada óptimos. El conjunto elegido de trayectorias de entrada se denota: $U_1^d(t), U_2^d(t)$.
9. Se aplica la primera entrada de cada secuencia óptima y se repite el procedimiento el siguiente periodo de muestreo.

Desde el punto de vista de la teoría de los juegos, en cada periodo de muestreo ambos agentes están jugando un juego cooperativo.

3 SISTEMA DE CUATRO TANQUES ACOPLADOS

3.1 DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA Y MODELO MATEMÁTICO

La planta está formada por cuatro depósitos de agua conectados tal y como se indica en la figura 1.

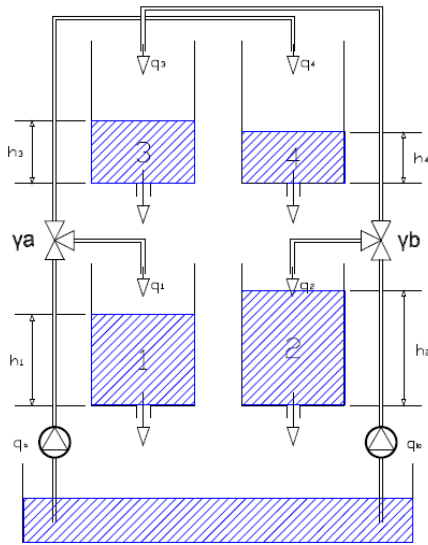


Figura 1: Planta formada por cuatro tanques

Hay dos depósitos inferiores (tanques 1 y 2) y dos superiores (tanques 3 y 4) que desaguan en los tanques inferiores. Los tanques se llenan con dos bombas que proporcionan los caudales q_a y q_b desde un depósito de drenaje situado en la parte más baja de la planta. Estos caudales se dividen en dos ramas, de forma que una fracción γ_a (o γ_b) se envía por una de las ramas y el resto por la otra. Las fracciones γ_a y γ_b se fijan manualmente actuando sobre las válvulas ($\gamma_a = 0.3$, $\gamma_b = 0.4$).

El modelo de la planta se puede obtener mediante balances de masas en cada depósito:

$$\frac{dh_1}{dt} = -\frac{a_1}{S}\sqrt{2gh_1} + \frac{a_3}{S}\sqrt{2gh_3} + \frac{\gamma_1}{S}q_a \quad (12)$$

$$\frac{dh_2}{dt} = -\frac{a_2}{S}\sqrt{2gh_2} + \frac{a_4}{S}\sqrt{2gh_4} + \frac{\gamma_2}{S}q_b \quad (13)$$

$$\frac{dh_3}{dt} = -\frac{a_3}{S}\sqrt{2gh_3} + \frac{(1-\gamma_2)}{S}q_1 \quad (14)$$

$$\frac{dh_4}{dt} = -\frac{a_4}{S}\sqrt{2gh_4} + \frac{(1-\gamma_1)}{S}q_2 \quad (15)$$

donde la superficie de cada depósito es $S = 0.03 \text{ m}^2$, g es la aceleración de la gravedad. La sección equivalente de los orificios de descarga (a_i) es:

$$a_1 = 1.3104 \times 10^{-4} \text{ m}^2; a_2 = 1.5074 \times 10^{-4} \text{ m}^2; \\ a_3 = 9.2673 \times 10^{-5} \text{ m}^2; a_4 = 8.8164 \times 10^{-5} \text{ m}^2$$

El modelo lineal en tiempo continuo se utiliza como modelo de predicción es el siguiente:

$$\frac{dx}{dt} = A_c x + B_c u \quad (16) \\ y = C_c x$$

donde:

$$A_c = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_1} & 0 & \frac{1}{\tau_3} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_2} & 0 & \frac{1}{\tau_4} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_4} \end{bmatrix} \quad B_c = \begin{bmatrix} \frac{\gamma_a}{S} & 0 \\ 0 & \frac{\gamma_b}{S} \\ 0 & \frac{(1-\gamma_b)}{S} \\ \frac{(1-\gamma_a)}{S} & 0 \end{bmatrix} \\ C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \tau_i = \frac{S}{a_i} \sqrt{\frac{2h_i^0}{g}}$$

3.2 PROBLEMA DE CONTROL Y CRITERIOS DE COORDINACIÓN

Las variables manipuladas para el sistema de 4 tanques son los caudales proporcionados por las bombas q_a , q_b y las variables controladas en este caso son los niveles de los depósitos inferiores h_1 , h_2 .

El sistema de cuatro tanques interconectados es interesante para la evaluación de estrategias de control distribuido por la interacción entre las variables y por la posibilidad de distinguir claramente subsistemas dentro de la planta. En los trabajos anteriores (Alvarado et al., 2011; Maestre et al., 2011), se han elegido estrategias de control centradas en el seguimiento de referencia y con ciertas consideraciones sobre la economía del proceso asociadas al coste de bombeo. En la implementación que se presenta en este trabajo, se desea aprovechar al máximo las posibilidades de los sistemas difusos de integrar criterios de operación de forma cualitativa. Para ello, se han establecido algunas condiciones de operación para hacer más interesante el problema de control distribuido.

- Se desea minimizar el coste de bombeo (EB), es decir, el coste económico de la energía utilizada para bombear los caudales q_a y q_b a los depósitos.

$$EB = 0.04 * q_a + 0.04 * q_b \text{ [EUR/d]} \quad (17)$$

- Se impone un tiempo de residencia mínimo en los depósitos inferiores

$$T_R = \frac{S \cdot h}{q} \tag{18}$$

Para evaluar este conjunto se compara el tiempo de residencia del tanque 1 (T_{R1}) con el del tanque 2 (T_{R2}) y se escoge el menor que se nombrará como T_R .

- Se define una altura máxima en los tanques superiores. Se considera una penalización económica si las alturas de los depósitos superiores h_3 y h_4 sobrepasa el límite deseado, lo cual es una situación indeseable.

Estas son condiciones hipotéticas que se han establecido para dar mayor complejidad a este caso de estudio, pero son condiciones que podrían existir en sistemas reales, donde se requiera un tiempo de residencia para garantizar la calidad de un producto o el almacenamiento de exceso de producto sea penalizado económicamente.

4 SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO PARA LA NEGOCIACIÓN DE AGENTES

Para definir el sistema de inferencia difuso, es necesario conocer el comportamiento del sistema. Para obtener ese conocimiento, se simuló la respuesta del sistema utilizando la estrategia del juego cooperativo presentada anteriormente. Se definieron tres escenarios de estudio que consisten en tres cambios de referencia en h_1 y h_2 en intervalos de tiempo que permiten alcanzar la condición de equilibrio (Tabla 1).

Tabla 1. Cambios de referencia en los escenarios seleccionados para estudiar el comportamiento del sistema

Referencias		Inicial	200 s	1700 s
Caso 1	h_1 (m)	0.10	0.13	0.15
	h_2 (m)	0.15	0.17	0.19
Caso 2	h_1 (m)	0.10	0.20	0.10
	h_2 (m)	0.15	0.20	0.15

En cada intervalo se calcula la energía de bombeo, el menor tiempo de residencia en los depósitos inferiores T_R y las alturas de los depósitos superiores h_3 y h_4 , cuando se ha alcanzado la referencia deseada para h_1 y h_2 . Estos valores se utilizaron para determinar los límites sobre el tiempo de residencia y la altura de los depósitos superiores y para obtener información del sistema a partir del análisis de la respuesta. En la tabla 2 se presentan los valores de las condiciones de operación para el caso 2. Con esta información se definieron los conjuntos difusos que

describen de forma cualitativa el comportamiento del sistema en función de los criterios seleccionados. Estos son los antecedentes de las reglas difusas.

Tabla 2. Resultados de la simulación para la obtención de reglas difusas

Estados de equilibrio	$h_1=0.10$ $h_2=0.15$	$h_1=0.20$ $h_2=0.25$	$h_1=0.10$ $h_2=0.15$
h_3 (m)	0,043	0,125	0,042
h_4 (m)	0,061	0,043	0,06
$q_a \times 10^5$ (m ³ /s)	8,13	13	6,66
$q_b \times 10^5$ (m ³ /s)	7,77	7,77	7,5
T_{R1} (s)	19,7	23,6	21,2
T_{R2} (s)	24,2	36,0	24,7

4.1 ANTECEDENTES Y CONJUNTOS DIFUSOS

En el caso de la energía de bombeo, se considera la variación relativa de la energía de bombeo respecto a la condición inicial para cada cambio de referencia:

$$EB = \frac{EB_a - EB_{ss}}{EB_{ss}} \tag{19}$$

Donde EB_{ss} es la energía de bombeo nominal tras un cambio de referencia y EB_a es la energía de bombeo absoluta. De este análisis se obtienen las particiones que se muestran en la figura 2, para describir el efecto de los movimientos de las variables manipuladas q_a y q_b sobre la energía de bombeo.

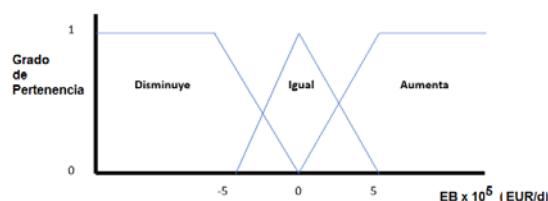


Figura 2: Conjuntos difusos definidos por la energía de bombeo (EB)

En el caso del tiempo de residencia T_R , se ha establecido un requerimiento de $T_R > 20$ segundos a partir del análisis del comportamiento del sistema. Este sería el tiempo necesario de almacenamiento para que el producto cumpla ciertas especificaciones. Los conjuntos difusos estarían definidos simplemente como: {cumple, no cumple}.

En el caso de la altura de los depósitos superiores, del análisis de comportamiento se establece como un límite de 0.12 m. Alturas superiores a ese valor son penalizadas, como producto en exceso almacenado. Se toma como variable de decisión la mayor entre h_3 y h_4 . En la figura 3 se presentan las particiones para esta variable de decisión.

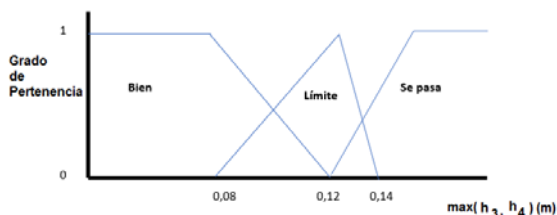


Figura 3: Conjuntos difusos definidos por las alturas h_3 y h_4

4.2 CONSECUENCIAS Y REGLAS DIFUSAS

Los antecedentes se utilizan para generar las reglas difusas que se utilizan para decidir qué señal de control aplicar en cada instante de muestreo. Se consideran 16 reglas difusas que permiten decidir sobre la bondad de la solución evaluada. Una solución buena, es una solución que cumple con los requisitos de T_R y de altura de los depósitos superiores, y cuya energía de bombeo (EB) disminuye o es igual a la del punto de operación. En caso contrario se considera una solución deficiente. Entonces, las reglas difusas se usan para asignar un valor a la calidad de cada posible señal de control, clasificándolas como: {buena, aceptable, mala}, asignando un valor a su importancia en el cálculo de la señal de control a enviar a la planta de 1 para las soluciones buenas, 0.5 para las una aceptables y 0.3 para las malas. Las reglas concretas son las siguientes:

1. Si T_R cumple, EB disminuye y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es buena
2. Si T_R cumple, EB es igual y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es buena
3. Si T_R cumple, EB aumenta y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es aceptable
4. Si T_R cumple, EB disminuye y $\max(h_3, h_4)$ límite es buena
5. Si T_R cumple, EB es igual y $\max(h_3, h_4)$ límite es aceptable
6. Si T_R cumple, EB aumenta y $\max(h_3, h_4)$ límite es mala
7. Si T_R cumple, EB disminuye y $\max(h_3, h_4)$ se pasa es aceptable
8. Si T_R cumple, EB es igual y $\max(h_3, h_4)$ se pasa es aceptable
9. Si T_R cumple, EB aumenta y $\max(h_3, h_4)$ se pasa es mala
10. Si T_R no cumple, EB disminuye y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es aceptable
11. Si T_R no cumple, EB igual y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es aceptable
12. Si T_R no cumple, EB aumenta y $\max(h_3, h_4)$ bien la solución es mala
13. Si T_R no cumple, EB disminuye y $\max(h_3, h_4)$ límite la solución es aceptable

14. Si T_R no cumple, EB igual y $\max(h_3, h_4)$ límite la solución es mala
15. Si T_R no cumple, EB aumenta y $\max(h_3, h_4)$ límite la solución es mala
16. Si T_R no cumple y $\max(h_3, h_4)$ se pasa esta solución es mala

La última regla cubre todas las posibles combinaciones de los conjuntos de energía de bombeo (EB) con la premisa de que el tiempo de residencia deseado no se cumpla (T_R no cumple) y la altura de los tanques superiores sobrepasen el valor deseado.

5 RESULTADOS

En este apartado se muestra el resultado obtenido al controlar el sistema de cuatro tanques utilizando el sistema de inferencia difuso para realizar la negociación entre los agentes que determina la señal de control óptima, y se comparan con el método de juego cooperativo descrito anteriormente en 2.4. Se realizaron simulaciones considerando cambios de referencia y perturbaciones en distintas zonas de la planta y los resultados se muestran en las figuras 4 a 7. Los cambios de referencia corresponden al caso 2 de la tabla 1, y las perturbaciones se simularon como una obstrucción de los orificios de salida de los tanques (reducción del 10% en su área) que ocurre a los 950 s, y la segunda representa una pérdida de presión a la salida de las bombas que reduce el caudal en 10% (ocurre a los 2450 s).

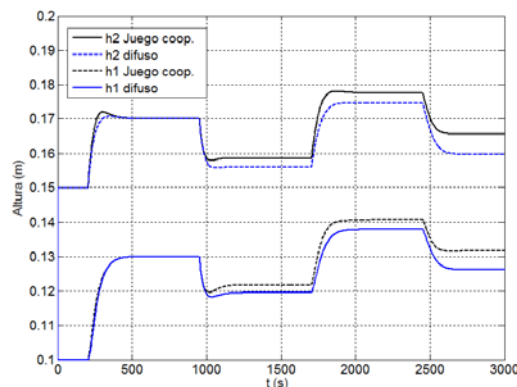


Figura 4: Evolución de las alturas h_1 y h_2

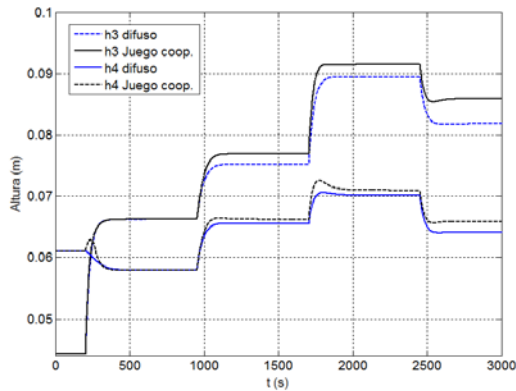


Figura 5: Evolución de las alturas h_3 y h_4

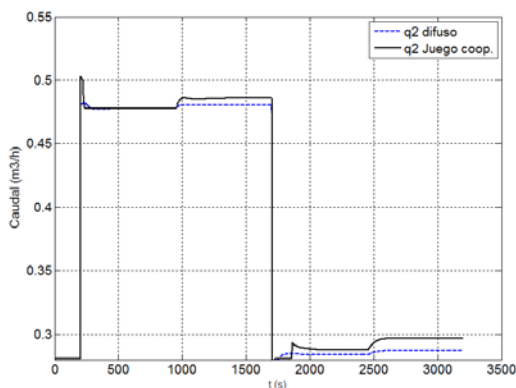


Figura 6: Señales de control q_1

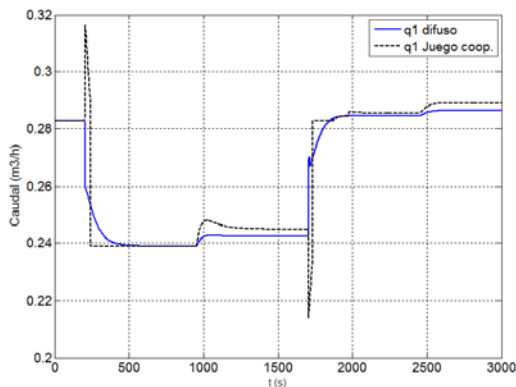


Figura 7: Señales de control q_2

En las figuras 4 y 5 se puede observar que el comportamiento con ambas técnicas presenta ciertas diferencias, que fundamentalmente consisten en que con el algoritmo desarrollado basado en lógica difusa, las señales de control obtenidas son más suaves, con el consiguiente ahorro de energía. Las señales de control obtenidas se pueden observar en las figuras 6 y 7, donde se comprueba que con el método de negociación difusa son de menor magnitud en general, debido a la inclusión de la minimización de los costes de bombeo y la penalización sobre h_3 y h_4 en las reglas difusas. La respuesta a perturbaciones es aceptable aunque algunas producen un error en estado estacionario

debido a la imposibilidad de ambos algoritmos para rechazarlas completamente.

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha implementado un algoritmo alternativo al del juego cooperativo que utiliza la lógica borrosa para introducir criterios de operación en la negociación para determinar la señal de control óptima en un controlador predictivo distribuido. Los resultados son satisfactorios obteniéndose un buen seguimiento de la referencia y rechazo adecuado a perturbaciones con menores esfuerzos de control. La técnica es prometedora debido a la facilidad para introducir nuevas reglas basadas en el conocimiento de los procesos, siendo una técnica extensible a plantas más complejas.

Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación MINECO a través del proyecto DPI2015-67341-C2-1-R y de la Fundación Samuel Solórzano (FS/21 - 2015).

Referencias

- Alvarado, I., Limon, D., Muñoz de la Peña, D., Maestre, J., Ridao, M., Scheu, H., Marquardt, W., Negenborn, R., De Schutter, B., Valencia, F. and Espinosa, J. «A comparative analysis of distributed MPC techniques applied to the HD-MPC four-tank ben.» *Journal of Process Control* 21(5), 2011: 800-815.
- Camacho, E. Bordons C. (2nd edn). Springer: London, England, 2004 . *Model Predictive Control in the Process Industry*. Londres: Springer, 2004.
- Johansson, K.H. «The quadruple-tank process.» *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 8, 2000: 456-465.
- Kouvaritakis, B. and Cannon, M. *Model Predictive Control*. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- Maciejowski, J. M. *Predictive Control with Constraints*. Prentice Hall, (2002).
- Maestre, J.M., D. Muñoz de la Peña, E.F. Camacho. «Distributed model predictive control based on a cooperative game.» *Optimal Control Applications and Methods, Optim. Control Appl. Meth.* 32, 2011: 153-176.
- Mercangöz, M. and Doyle, F. pp.297-308. «Distributed model predictive control of an experimental four-tank system.» *Journal of Process Control*, 17(3), 2007: 297-308.
- Li, S, Zhang Y, Zhu Q. Nash-optimization enhanced distributed model predictive control applied to the shell benchmark problem. *Information Sciences—Informatics and Computer Science* 2005; 170:329–349.
- Valencia, F., Espinosa, J.J., De Schutter, B. and Stanková, K. Feasible-cooperation distributed model predictive control scheme based on game theory. *Proceedings of the 18th IFAC World Congress, Milan, Italy, pp. 386–391, Aug.–Sept. 2011*
- Valencia Arroyave, Felipe. *Game Theory Based Distributed Model Predictive Control: An Approach to Large-Scale Systems Control*. PhD Thesis. Universidad Nacional de Colombia Facultad de Minas, Escuela de Electrónica, Medellín, Colombia 2012

Yen, J., R. Langari, L.A. Zadeh. *Industrial Applications of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*. New York: IEEE Press, 1995.

Zadeh, L.A. «Fuzzy logic and its application to approximate reasoning.» *In: Information Processing 74, Proc. IFIP Congr.*, 1974: 591–594.