

Control Inteligente Usando Optimización por Colonia de Hormigas

Mario A. Muñoz, Jesús A. López, Eduardo F. Caicedo

Grupo de Investigación en Percepción y Sistemas Inteligentes, Universidad del Valle, Cali, Colombia

E-mail: {andremun,jesuslop,ecaicedo}@univalle.edu.co

Abstract

En este artículo se presenta la manera como los algoritmos basados en colonia de hormigas pueden ser aplicados para resolver problemas en el campo del control automático. Los algoritmos basados en colonia de hormigas son una metodología perteneciente a la denominada Inteligencia de Enjambres o Colectiva. En este trabajo se presentan dos aplicaciones de estos algoritmos en el campo del control de procesos: primero se presenta el control adaptativo indirecto del nivel de un tanque y, posteriormente, se presenta la asignación de recursos sobre una grilla de temperatura. Los resultados obtenidos permiten mostrar que la Inteligencia Colectiva y, específicamente, los algoritmos basados en colonia de hormigas son una herramienta prometedora para el desarrollo de controladores inteligentes.

1. Introducción

Uno de los inconvenientes que presenta el control convencional es, además de necesitarse previamente un modelo matemático del proceso a controlar, el exhaustivo trabajo matemático requerido para el diseño de un controlador o compensador. Por otro lado, a pesar de la existencia de metodologías que permiten la sintonización de controladores convencionales, generalmente del tipo PID, de una manera eficiente y de bajo costo, estas metodologías suelen ser de naturaleza heurística por lo requieren un amplio trabajo de ingeniería. En los últimos años se han aplicado las técnicas de Inteligencia Computacional como las Redes Neuronales Artificiales (RNA), los Sistemas de Inferencia Difusa, los Algoritmos genéticos y la Inteligencia de Enjambres o Colectiva al control automático permitiendo diseñar controladores de una manera menos tortuosa para el ingeniero de control [6]. Un ejemplo de esto es el denominado control difuso que ha permitido controlar una gran variedad de procesos sin necesidad de disponer de un modelo matemático

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por Colciencias y la Universidad del Valle, a través de una beca de investigación otorgada a Mario A. Muñoz a través del contrato No. 1106-11-17707.

del sistema bajo control. Otro ejemplo es la manera como se puede sintonizar un controlador tipo PID usando un algoritmo genético logrando mejores resultados que con las técnicas convencionales. Hoy en día la Inteligencia de Enjambres surge como una fuente de nuevas herramientas o metodologías cuya aplicación al control automático se vislumbra bastante prometedora [1, 8].

En este artículo se examinará el uso de algoritmos basados en colonia de hormigas para su uso en el control automático. El artículo está organizado de la siguiente manera: Inicialmente en la sección 2 se describirán los algoritmos utilizados mostrando la inspiración biológica que tienen los mismos. A continuación en la sección 3 se usará el algoritmo de Colonia de Hormigas Adaptativo (*Adaptive Ant Colony Algorithm* - AACA) para el control de nivel de un tanque por medio del control adaptativo indirecto. Posteriormente en la sección 4 se presenta el uso de un algoritmo basado en la búsqueda de alimento realizada por las hormigas para la asignación de recursos de una plataforma multi-zona de temperatura. Finalmente en la sección 5 se presentan algunas conclusiones del trabajo realizado.

2. Optimización por Colonia de Hormigas

2.1. El Sistema de Hormigas

El Sistema de Hormigas (*Ant System* - AS), desarrollado por Colnari, Dorigo y Maniezzo [3, 4], es el primero de varios algoritmos que han conformado una metaheurística denominada optimización por Colonia de Hormigas (*Ant Colony Optimization* - ACO). El AS fue desarrollado para la solución del problema del agente viajero (*Travelling Salesman Problem* - TSP), el cual consiste en encontrar el mejor recorrido que el agente debe realizar para visitar un conjunto de n ciudades o nodos. En la solución del TSP usando AS se define a d_{ij} como la distancia, generalmente euclidiana, entre los nodos i y j . Además, se define a $b_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$, como el número de hormigas en el nodo i en el instante t , y el número total de hormigas corresponde a $m = \sum b_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$. Las hormigas en esta población cumplen las siguientes características:

- Eligen el siguiente nodo a visitar con una probabilidad que es función de la distancia d_{ij} y de la cantidad de feromona presente entre el arco que une los nodos (i, j) .
- Para forzar a que realicen recorridos permitidos, las transiciones se restringen a nodos no visitados. Los nodos ya visitados se manejan usando una “lista tabú”.
- Cuando termina un recorrido la hormiga deposita un rastro de feromona en los caminos visitados.

La intensidad de la feromona depositada en el arco (i, j) en un instante t se define como $\tau_{ij}(t)$. Cada hormiga en un instante t elige el siguiente nodo a visitar en $t+1$. Por lo tanto, una iteración del algoritmo AS son los m movimientos realizados por las m hormigas en el intervalo $(t, t+1)$, entonces cada n iteraciones del algoritmo, todas las hormigas habrán completado un recorrido. En este punto la intensidad del rastro de feromona es actualizada según la fórmula

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (1)$$

Donde $\rho \in [0, 1)$ es un coeficiente tal que $(1 - \rho)$ representa la evaporación de la feromona en el tiempo t y $t+n$, que evita una acumulación ilimitada de la misma. $\Delta\tau_{ij} = \sum \Delta\tau_{ij}^k(t)$, $k = 1, 2, \dots, m$, donde $\Delta\tau_{ij}^k$ es la cantidad por unidad de tiempo del rastro de feromona depositado en el arco (i, j) por la k -ésima hormiga entre el tiempo t y $t+n$; la cual está dada por

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L^k(t) & \text{si } (i, j) \in T^k(t); \\ 0 & \text{si } (i, j) \notin T^k(t), \end{cases} \quad (2)$$

Donde Q es una constante y L^k es la longitud del recorrido de la k -ésima hormiga. La intensidad de la feromona depositada en $t = 0$, es una constante positiva pequeña τ_0 , que corresponde a una distribución homogénea de feromona sobre todos los nodos del problema.

Para impedir que una hormiga visite los nodos ya visitados, se asocia a cada hormiga una lista *tabú*, denominada como el vector $tabú_k(s)$, que almacena los s -ésimos nodos visitados hasta el tiempo t por la k -ésima hormiga. Cuando se termina un recorrido, la lista contendrá los nodos visitados por la hormiga de tal manera que la misma se puede utilizar para computar el desempeño de la solución obtenida, correspondiente a la trayectoria seguida por la hormiga, y se reinicia para obtener un nuevo recorrido.

Definiendo la probabilidad de la transición de la ciudad i a la ciudad j para la k -ésima hormiga como

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta}, & \text{si } j \in J_i^k \\ 0 & \text{si } j \notin J_i^k \end{cases} \quad (3)$$

Donde η_{ij} corresponde a la visibilidad del rastro, la cual es inversamente proporcional a la distancia entre dos nodos. $\alpha, \beta \geq 0$ son parámetros que controlan la importancia relativa de la feromona contra la visibilidad. Por lo tanto la probabilidad de transición es una compensación entre la visibilidad, que tiende a seleccionar los nodos cercanos, y la intensidad de la feromona depositada hasta el tiempo t , que tiende a seleccionar el arco que ha sido más transitado.

En el algoritmo AS es posible configurar una “estrategia elitista” la cual consiste en reforzar el mejor recorrido encontrado por todas las hormigas en una iteración determinada. Este refuerzo se logra modificando la feromona depositada en los arcos que conforman el mejor recorrido en una cantidad igual a Q/L^+ , donde L^+ es la longitud del mejor recorrido encontrado T^+ . El objetivo de la estrategia presentada es dirigir la búsqueda de la población hacia una solución en cuya composición aparezcan algunos arcos del mejor recorrido.

2.2. Sistema de Colonia de Hormigas Adaptativo

Los algoritmos de hormigas han encontrado múltiples usos en la solución de problemas de optimización combinatoria. Sin embargo, la investigación para la solución de problemas en un dominio continuo ha sido poca. Un algoritmo que utiliza conceptos de exploración discreta para resolver problemas continuos se muestra en [11], llamado Algoritmo de Colonia de Hormigas Adaptativo (*Adaptive Ant Colony Algorithm - AACA*), el cual utiliza un árbol binario como espacio de búsqueda.

El algoritmo define las siguientes estructuras:

1. Una cadena binaria $x \Leftrightarrow \{b_N, b_{N-1}, \dots, b_1\}$ donde $b_j \in \{0, 1\}$ para $j = 1, 2, \dots, N$, donde b_1 es el bit menos significativo y b_N es el mas significativo.
2. Un árbol binario $C = (V, S)$ definido como una serie de nodos

$$V = \left\{ \begin{matrix} v_s, v_N^0, v_{N-1}^0, \dots, v_1^0 \\ v_N^1, v_{N-1}^1, \dots, v_1^1 \end{matrix} \right\} \quad (4)$$

y un grupo de arcos dirigidos

$$C = \left\{ \begin{matrix} (v_N^0, v_{N-1}^0), \dots, (v_j^0, v_{j-1}^0), \\ (v_j^0, v_{j-1}^1), (v_j^1, v_{j-1}^0), \\ (v_j^1, v_{j-1}^1), \dots, (v_2^1, v_1^1) \end{matrix} \right\} \quad (5)$$

donde v_s es el único nodo inicial; los nodos v_j^0 y v_j^1 para cada j representan los dos estados del bit b_j respectivamente. Los nodos v_j^0 y v_j^1 para $j = 1, 2, \dots, N$, existen solo arcos que apuntan a los nodos v_{j-1}^0 y v_{j-1}^1 .

Cada hormiga A_i inicia su recorrido por v_s , por el camino creado por los arcos a través de N nodos, formando un camino w_i consistente de la secuencia $\{v_N^{i_N}, v_{N-1}^{i_{N-1}}, \dots, v_1^{i_1}\}$ para $i_N \in \{0, 1\}$ correspondiente a la secuencia binaria x_i , la cual puede ser decodificada por la ecuación:

$$\theta_i = \frac{X_i}{2^N - 1} \cdot (x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (6)$$

donde X_i corresponde al número decimal codificado por la cadena x_i , x_{max} y x_{min} corresponden a los límites del espacio de búsqueda. La asignación de la feromona se realiza por medio de las ecuaciones:

$$\Delta\tau_{i,j}(J_s(t), k) = \frac{1}{1 + e^{\beta \cdot k \cdot J_s(t) \cdot (J_s(t) - (J_{min}(t) + \delta))}} \quad (7)$$

$$\tau(t+1) = \lambda \cdot \tau(t) + (1 - \lambda) \cdot \Delta\tau \quad (8)$$

donde $J_s(t)$ es el costo de la i -ésima hormiga en la iteración t , $J_{min}(t)$ es el costo mínimo durante el experimento hasta la iteración t , $\beta, \delta, \lambda \geq 0$ son el índice de feromona, índice de costo y el factor de evaporación, y k corresponde al nivel del árbol. Además, se realizó una modificación para incluir los conceptos de exploración y explotación del conocimiento, por medio de una decisión probabilística p_{exp} .

3. Control Adaptativo Indirecto de nivel de un Tanque

Los métodos de optimización como los algoritmos de gradiente y mínimos cuadrados recursivos son utilizados para la estimación de modelos o para modificar los controladores en algunos esquemas de control adaptativo [8]. El AACA es un algoritmo que, basado en el comportamiento de las hormigas, nos permite resolver problemas de optimización continuos. Por lo anterior, la utilización de este algoritmo como base para un controlador adaptativo es inmediata.

En este trabajo se considera un controlador adaptativo indirecto donde se busca aprender el modelo de una planta durante la operación de un sistema de control. El aprendizaje se puede visualizar como la búsqueda de buena información del modelo (p.e. información que es realista y útil para alcanzar los objetivos). El "modelo de identificación" utilizado es un modelo parametrizado de la planta en cual el algoritmo AACA realizará la búsqueda dentro del espacio de parámetros de este modelo. Se define el índice de desempeño J como la sumatoria de las últimas $N = 100$ muestras del error cuadrático entre la salida del modelo y la salida de la planta. El problema a resolver es el control de nivel de un tanque, donde se utiliza un modelo discretizado.

$$\frac{dh(t)}{dt} = \frac{-\bar{d}\sqrt{2gh(t)}}{A(h(t))} + \frac{\bar{c}}{A(h(t))}u(t) \quad (9)$$

donde $h(t)$ es el nivel del líquido (saturado así no puede ser menor de cero), $u(t)$ es la entrada (también saturada), \bar{c} y \bar{d} son constantes, y $A(h(t)) = \bar{a}h(t) + \bar{b}$, con \bar{a} y \bar{b} también constantes, es el valor desconocido de la área de la sección (creando la necesidad de estimar la dinámica de la planta para su compensación). El modelo parametrizado a identificar es el siguiente:

$$\bar{h}(t) = \bar{\alpha}(t-1)h(t-1) + \bar{\beta}(t-1)u(t-1) \quad (10)$$

donde $\bar{\alpha}$ y $\bar{\beta}$ son los parámetros a identificar. La ley de control utilizada es

$$u(t) = \frac{1}{\bar{\beta}(t)} (\bar{\alpha}(t)h(t) + r(t)) \quad (11)$$

Con el algoritmo AACA se busca dentro del espacio de parámetros por valores que permitan minimizar el índice de desempeño J . Lo anterior se hace seleccionando a cada instante el mejor modelo que las hormigas han encontrado y usando el mismo para especificar un controlador. Para el estudio se utilizó un tiempo de muestreo de $T = 0,1$. Los parámetros del algoritmo fueron los siguientes: población de 10 individuos, profundidad del árbol 12 bits, $\lambda = 0,8$, $\beta = 0,1$, $\delta = 0$ y $p_{exp} = 0,65$.

Con este algoritmo se obtuvieron los resultados mostrados en fig. 1. En la gráfica, se puede observar que toma muy poco tiempo, luego de que las primeras muestras son tomadas, para que el controlador se adapte y obtenga un buen desempeño. El controlador presenta algunos picos al inicio de los pulsos. La estimación del parámetro $\bar{\alpha}$ es buena, a pesar de mantener cierta cantidad de error, sin embargo, el parámetro $\bar{\beta}$ converge al valor mínimo.

4. Asignación Dinámica de Recursos Basada en el Ant System

El segundo algoritmo es una adaptación del Sistema de Hormigas (*Ant System -AS*) probado sobre la Plataforma de Experimentación de Temperatura Multizona (MuTEP) [7]. Esta plataforma posee una etapa de proceso correspondiente a una cuadrícula de temperatura, la cual exhibe algunos efectos difíciles de modelar, en especial, fuertes interacciones entre las zonas. Por lo tanto, requiere el uso de algunas estrategias particulares de control. La etapa de proceso se muestra en la Fig. 2.

El algoritmo diseñado sigue la estrategia mostrada en [9] y [10], donde el algoritmo busca la zona con la menor temperatura y le asigna el recurso, correspondiente al tiempo de

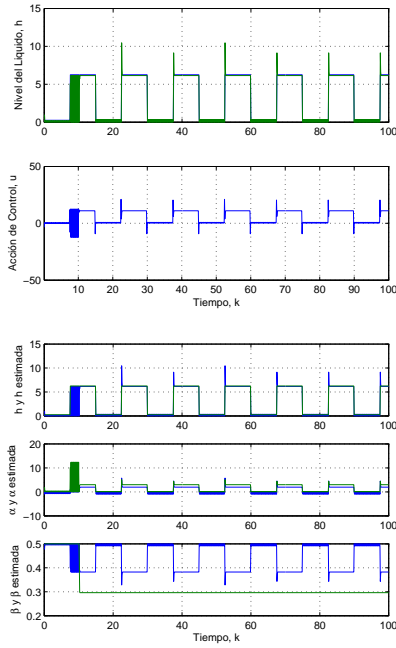


Figura 1. Respuesta en lazo cerrado del controlador adaptativo. Nivel del líquido y acción de control (Superior), y estimaciones de la planta, $\hat{\alpha}$ y $\hat{\beta}$ (Inferior).

encendido de un bombillo incandescente. Cuando el bombillo se encuentra encendido, produce un calentamiento sobre el aire circundante, incrementando la temperatura. Al seleccionar las zonas con la menor temperatura, se busca incrementar la temperatura en ellas y al mismo tiempo se intenta mantenerla uniforme, utilizando un número limitado de actuadores sobre un periodo de tiempo.

Para relacionar el paradigma descrito por el *Ant System*, se definió los nodos a visitar como los actuadores de la plataforma y se utilizó un número limitado de agentes correspondientes al número de actuadores a encender. Las pruebas se hicieron con una, dos y cuatro hormigas. La selección del próximo estado esta basado en la solución del TSP. Se relaciona la distancia de los nodos con la temperatura, siendo así, que aquel nodo con menor temperatura será el más “cercano”. La feromona inicial corresponde al promedio de la temperatura inicial de las zonas, calculado como:

$$\tau_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{16} T_i}{16} \quad (12)$$

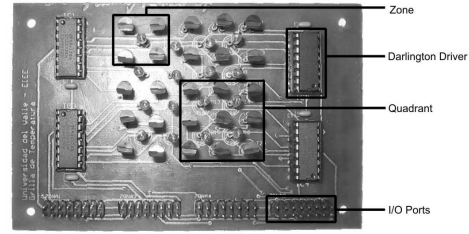


Figura 2. Etapa de Proceso de la Plataforma de Temperatura Multizona (MuTEP)

La actualización de la feromona es realizada por medio de un factor que es inversamente proporcional a la temperatura de esa zona. Las nuevas ecuaciones de actualización son:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{T_{ij}^\beta} \quad (14)$$

En nuestra implementación, $\beta = 2$. Nótese que solamente se realiza una actualización local de la feromona. Una actualización global es innecesaria, ya que no existe un recorrido propiamente dicho como en el TSP.

Este algoritmo, además, utiliza reglas probabilísticas para la exploración o explotación del conocimiento [2]. Una explotación selecciona como próximo estado a aquel que posee la mayor cantidad de feromona, una exploración utiliza una selección basada en una lotería, donde la probabilidad de selección es basada en la feromona.

En cada muestra, las hormigas seleccionan la siguiente zona a visitar. Cuando una hormiga visita esta zona, enciende el bombillo e incrementa la temperatura en ella. Los recorridos de estas hormigas están limitados a seis zonas. Para evitar las colisiones y la repetición de estados se hace uso de una lista tabú. Con estas consideraciones, el algoritmo desarrollado es el siguiente [5]:

1. La feromona inicial es evaluada como el promedio de las temperaturas iniciales. Ecuación 12.
2. En el principio de un recorrido, las listas tabú son inicializadas en ceros. Cada hormiga es localizada en una zona. El número de hormigas por zona es restringido a uno.
3. Para cada zona se obtiene un vector de temperaturas correspondiente a las temperaturas actuales de las zonas, con el valor de la zona actual puesto en cero.

4. La probabilidad de transición es calculada usando la ecuación 3.
5. Una selección entre la exploración y la explotación es realizada, determinando el siguiente movimiento de la hormiga.
6. Si se realiza la explotación se selecciona el estado con máxima feromona. De lo contrario, se realiza una selección probabilística.
7. La lista tabú es actualizada para evitar la repetición de estados.
8. La actualización de la feromona es realizada con las ecuaciones 13 y 14. En esta implementación $\rho = 0,8$.
9. Cada hormiga realiza los pasos 3 a 8 hasta que la secuencia de visitar seis zonas es finalizada.
10. Se repiten todos los pasos desde el 2.

El algoritmo se aplico con poblaciones de una, dos y cuatro hormigas. Como ejemplo, se muestra el resultado obtenido en un experimento para una y cuatro hormigas en las figuras 3 y 4.

Este método utiliza más los actuadores ubicados en las esquinas de la superficie. Esta situación es similar a la descrita en [10]. Además, el incremento de la temperatura es relacionado con el número de agentes usados al existir al mismo tiempo un mayor número de actuadores encendidos en un instante. Se puede observar de las figuras superiores, que existe una tendencia a seleccionar los actuadores de la primera columna. Los actuadores centrales son utilizados en una proporción equitativa, que puede ser relacionada con el componente aleatorio del algoritmo. Las figuras inferiores muestran que existe un menor incremento de temperatura sobre los bordes de la superficie, y una rápida estabilización de la temperatura obtenida.

Para la evaluación de los resultados una serie de parámetros fueron definidos para determinar si se cumplió el objetivo. Estos son:

- Temperatura Máxima Promedio ΔT : Corresponde a la máxima variación de la temperatura promedio de la superficie. Con $T_p(t)$ siendo la temperatura promedio en el instante cero y $T_p(t_{fin})$ la temperatura promedio al final del experimento ΔT esta definido por la ecuación 15.

$$\Delta T = t_p(T_{fin}) - T_p(t) \quad (15)$$

- Tiempo de establecimiento t_{est} : Corresponde al tiempo tomado en alcanzar la máxima temperatura.

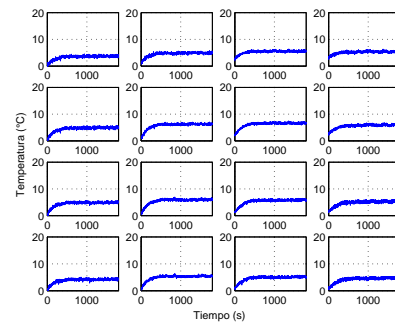
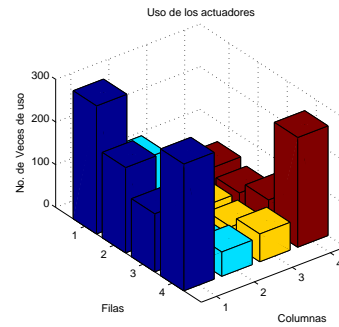


Figura 3. Resultados del experimento con una hormiga: (superior) muestra el número de veces un actuador es usado, (inferior) muestra las temperaturas de las zonas en el experimento

- Dispersión de la temperatura de establecimiento σ : Corresponde al error de la superficie con respecto a la temperatura promedio.
- Porcentaje de dispersión $\% \sigma$: Es la comparación de la dispersión obtenida y la temperatura promedio obtenida.
- Promedio de la acción de control CA : Corresponde al promedio de actuadores usados en una muestra. Permite calcular el esfuerzo de control usado para elevar la temperatura, por medio de la ecuación 16.

$$CA = \frac{1}{t_{fin}} \sum_{i=0}^{t_{fin}} \sum_{j=1}^L u_j(i) \quad (16)$$

Los resultados de estos parámetros son comparados con los obtenidos en [7] y se muestran en el cuadro 1.

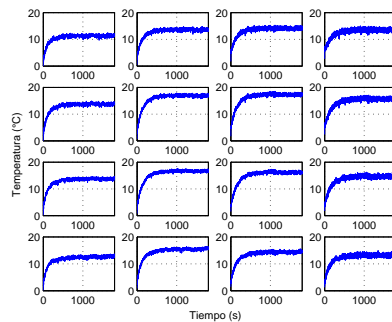
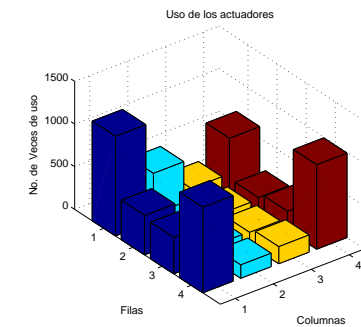


Figura 4. Resultados del experimento con cuatro hormigas: (superior) muestra el número de veces un actuador es usado, (inferior) muestra las temperaturas de las zonas en el experimento

5. Conclusiones

Los resultados obtenidos en ambos experimentos, muestran que los algoritmos de hormigas presentan una inteligencia emergente que los hace capaces de obtener buenos resultados frente algunos problemas relacionados con el control de procesos. El sistema de control adaptativo implementado mostró una rápida convergencia a valores adecuados, permitiendo el seguimiento de la referencia casi al iniciar el periodo de adaptación. En el caso de la asignación dinámica de recursos se presentaron resultados que, aunque no superaron los obtenidos por las estrategias simple y distribuida, presentan una sustancial mejora frente a los encontrados con selecciones secuenciales y aleatorias. El desarrollo dentro de la teoría de control de estos algoritmos requiere el estudio comparativo frente a otras técnicas de sintonización y el análisis de estabilidad de los controlado-

Método	ΔT	t_{est}	σ	$\% \sigma$	CA
Secuencial	5,1808	699	1,2579	24,28	1,0000
Aleatorio	4,8320	388	1,1621	24,05	0,9339
Simple	5,2275	609	0,3568	6,83	1,0000
Distribuido	12,4800	482	0,5748	4,61	3,1189
1 Hormiga	4,4483	534	0,7532	16,93	1,0000
2 Hormigas	8,2744	831	1,2089	14,61	1,9872
4 Hormigas	13,5954	448	1,6402	12,06	3,7740

Tabla 1. Parámetros de evaluación del Experimento

res obtenidos.

Referencias

- [1] J. M. Andújar, A. J. Barragán, J. M. Córdoba, and I. F. de Viana. Diseño de sistemas de control borroso: Modelado de la planta. *Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, 3(1):75–81, 2006.
- [2] M. Dorigo and L. M. Gambardella. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53–66, 1997.
- [3] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colomi. Positive feedback as a search strategy. Technical Report 91-016, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [4] V. Maniezzo, L. M. Gambardella, and F. de Luigi. *Ant Colony Optimization*, chapter 1, pages 101–117. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004.
- [5] M. A. Muñoz. Asignación dinámica de recursos con técnicas bio inspiradas para un sistema de control de temperatura mimo. Technical report, Universidad del Valle, 2005.
- [6] M. A. Muñoz, E. F. Caicedo, and J. A. López. Control inteligente de un tanque con agitación continua. In *11º Congreso Latinoamericano de Control Automático, X Convención Internacional y Feria Informática 2004*. CITMATEL, 2004.
- [7] M. A. Muñoz, J. A. López, and E. F. Caicedo. Implementation of a distributed control experimentation platform. In *IEEE 2005 Conference on Industrial Electronics and Control Applications*, 2005.
- [8] K. M. Passino. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *IEEE Control Systems Magazine*, 22(3):52–67, 2002.
- [9] N. Quijano. Experiments and technologies for decentralized temperature control. Master's thesis, The Ohio State University, 2002.
- [10] N. Quijano, A. E. Gil, and K. Passino. Experiments for dynamic resource allocation, scheduling and control. *IEEE Control Systems magazine*, pages 63–79, 2005.
- [11] L. Yan-jun and W. Tie-jun. An adaptative ant colony system algorithm for continuous-space optimization problems. *Journal of Zhejiang University SCIENCE*, 4(1):40–46, 2003.