

3rd INTERNATIONAL
CONFERENCE ON
SOFTWARE
PROCESS
IMPROVEMENT

October 1-3; Zacatecas, México

Universidad Autónoma de Sinaloa

Facultad de Informática Mazatlán

Aplicación de técnicas auto-organizadas para mejorar la distribución de múltiples tareas en sistemas multi-robot

Dra. Alma Yadira Quiñonez Carrillo

Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

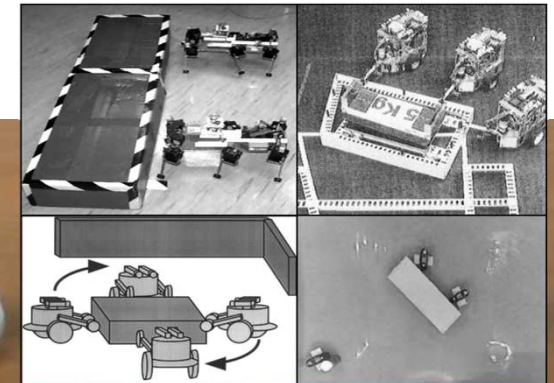
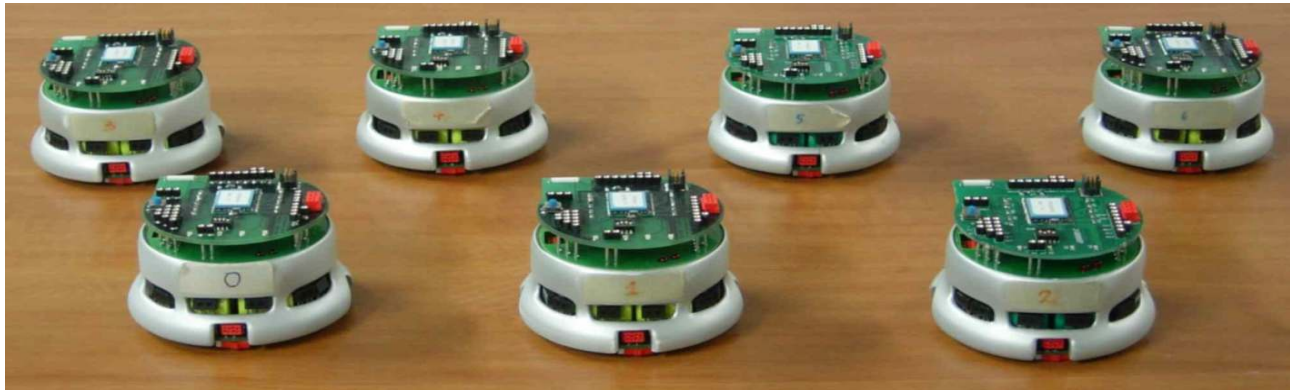
6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Introducción



Nuestro interés por estos tipos de sistemas, es por ser sistemas de muchos robots, donde los problemas que van a resolver es la distribución de tareas, centrándonos principalmente en la autonomía de los robots individuales.

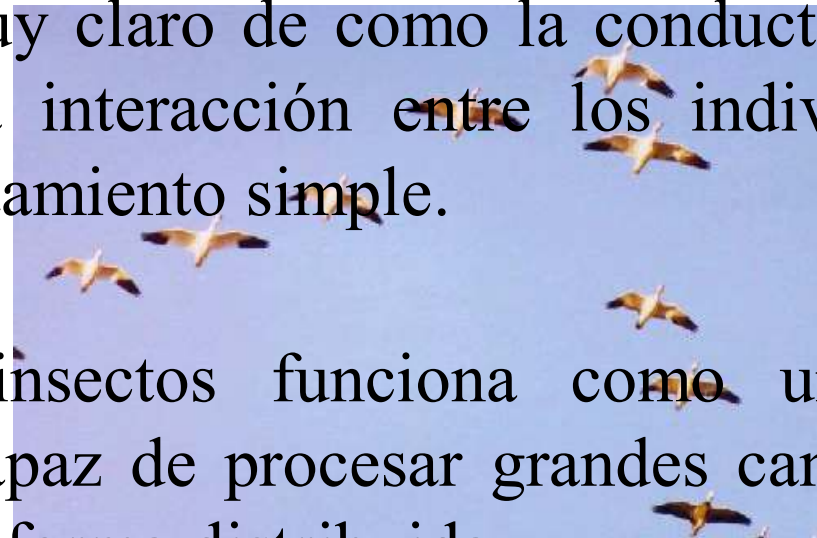


Introducción



- **Los sistemas auto-organizados**

- Son un ejemplo muy claro de como la conducta colectiva puede surgir de la interacción entre los individuos que exhiben un comportamiento simple.
- Una colonia de insectos funciona como una unidad integrada que es capaz de procesar grandes cantidades de información en una forma distribuida.



Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

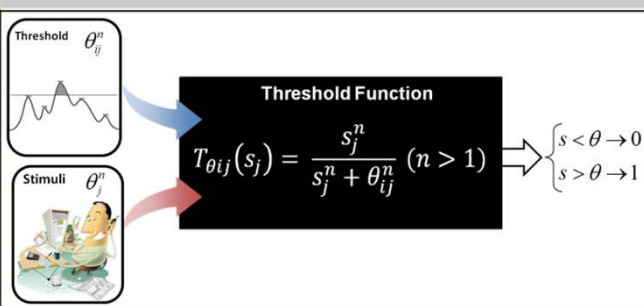
6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

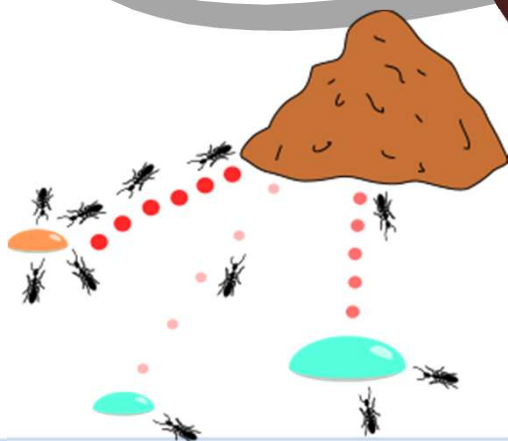
Técnicas auto-organizadas



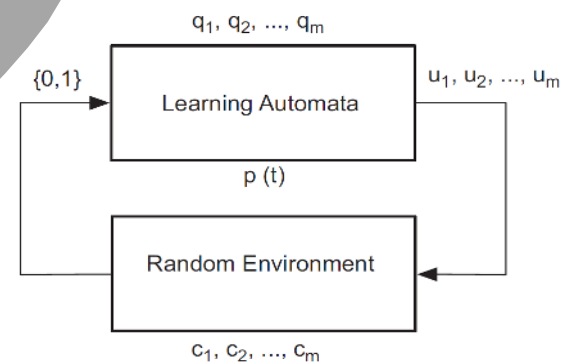
**Modelos
de Umbral**

**Soluciones de
tipo distribuido
no centralizado**

**Optimización
de Colonias
de Hormigas**



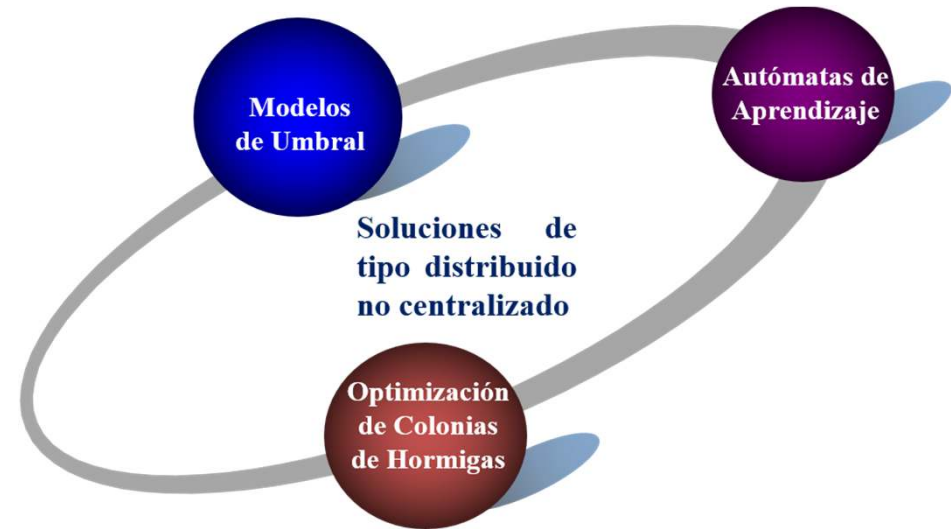
**Autómatas de
Aprendizaje**



Técnicas auto-organizadas



Escenario experimental
Diferentes números de
robots y tareas
Introducir ruido a los
enfoques
Generar tareas dinámicas



Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

6

Resultados Experimentales

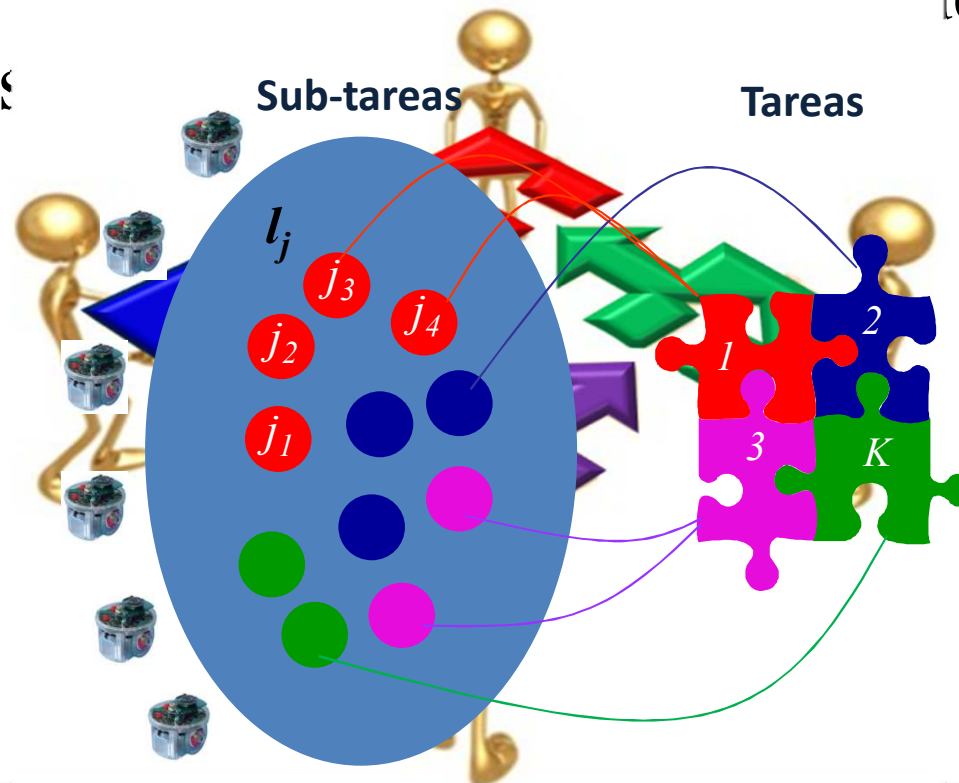
7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Descripción Formal del Problema



- Dado un grupo que de L robots uniformes con N robots heterogéneos, que pueden ser K diferentes tipos de tareas con respectivas cargas. Las cargas pendientes de las K tareas i_k son las cargas que tiene cada tarea.
- Sea $R = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ el conjunto de N robots heterogéneos



Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

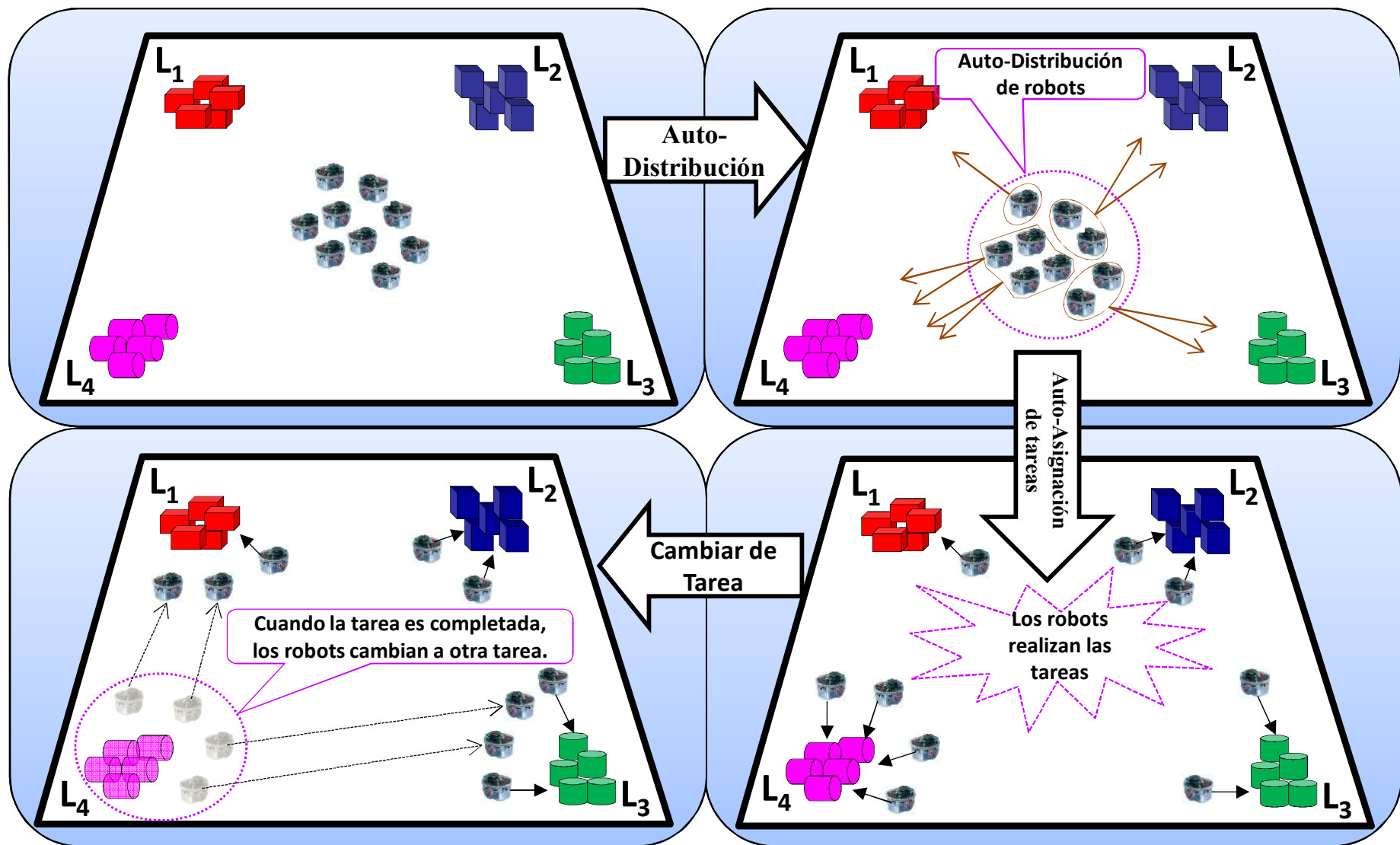
6

Resultados Experimentales

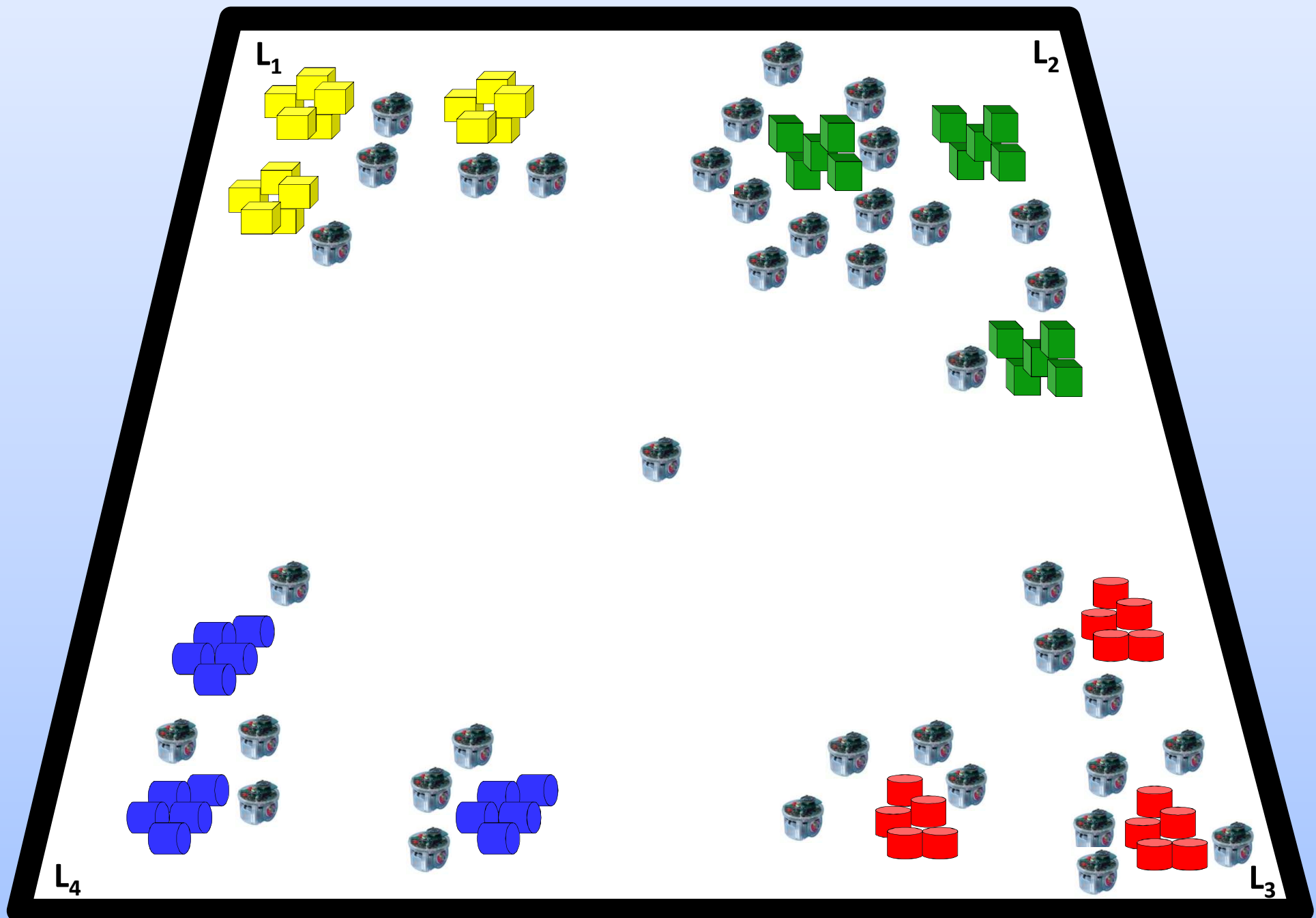
7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Escenario Experimental



Simulación: auto-distribución y auto-asignación de tareas



Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

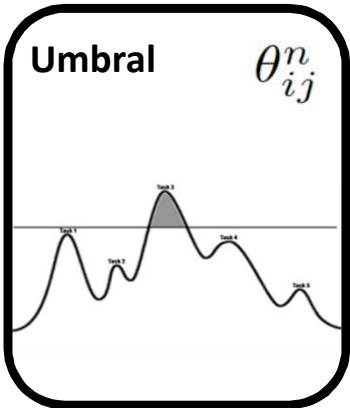
Fundamentación Teórica



Modelos
de Umbral

Umbral

θ_{ij}^n



Estímulos s_j^n



Modelo

$$T_{\theta ij}(s_j) = \frac{s_j^n}{s_j^n + \theta_{ij}^n} \quad (n > 1)$$

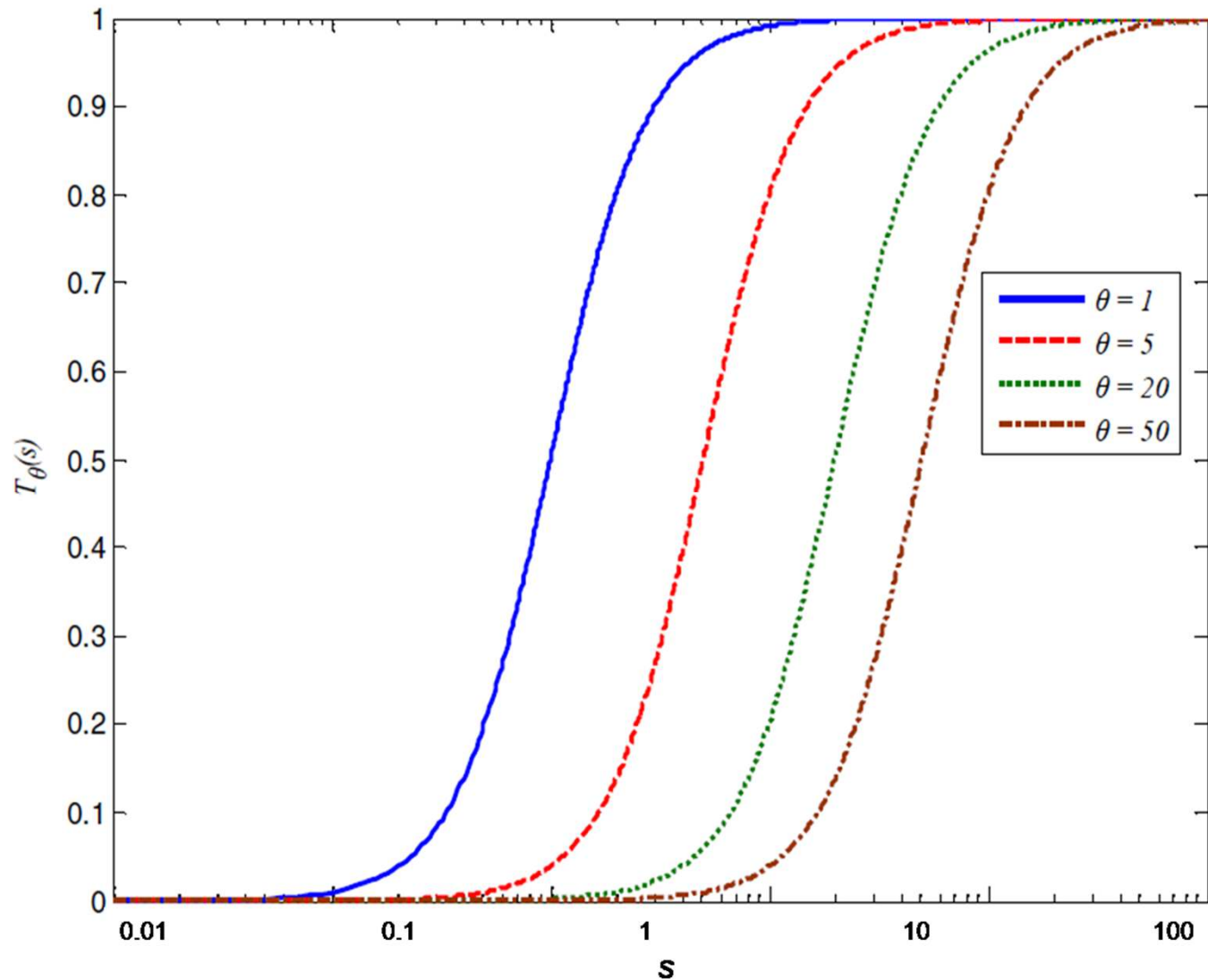
Robot Tarea

$$\begin{cases} s < \theta \rightarrow 0 \\ s > \theta \rightarrow 1 \end{cases}$$

Fundamentación Teórica



Modelos
de Umbral



$$T_{\theta ij}(s_j) = \frac{s_j^n}{s_j^n + \theta_{ij}^n} \quad (n > 1)$$

Mientras que:

$$\begin{cases} s < \theta \rightarrow 0 \\ s > \theta \rightarrow 1 \end{cases}$$

Gráfica con diferentes umbrales ($\theta = 1, 5, 20, 50$) y con $n = 2$

¿Cómo se actualizan los umbrales θ_{ij} ?

Modelos
de Umbral

Cuando un robot está realizando una tarea con carga l_j el umbral asociado a esa tarea disminuye de la siguiente manera: interesante de este algoritmo es que los umbrales cambian $\theta_{i,j}^{new} = \theta_{i,j}^{old} - \delta$ función de cómo se comporta el individuo, es decir, el individuo donde δ es un factor de aumento o disminución, que depende de los estímulos externos y en función de su umbral interior toma o no la tarea.

En caso contrario, para las tareas que el robot no está ejecutando en ese momento, el umbral establecido incrementa de la siguiente manera:

$$\theta_{i,j}^{new} = \theta_{i,j}^{old} + \delta$$

Fundamentación Teórica



Definiciones básicas:

Un autómata de aprendizaje es una séxtupla formada por:

$$\langle x, Q, u, P(t), G, \mathcal{R} \rangle$$

donde:

Autómatas de
Aprendizaje

x es el conjunto finito de entradas,

$Q = \{q_1, q_2, \hat{\quad}, q_m\}$ es un conjunto finito de estados internos,

u es el conjunto de salidas,

$P(t) = \{p_1(t), p_2(t), \hat{\quad}, p_m(t)\}$ es el vector de probabilidad del estado en el instante t ,

$G : Q \rightarrow u$ es la función de salida y

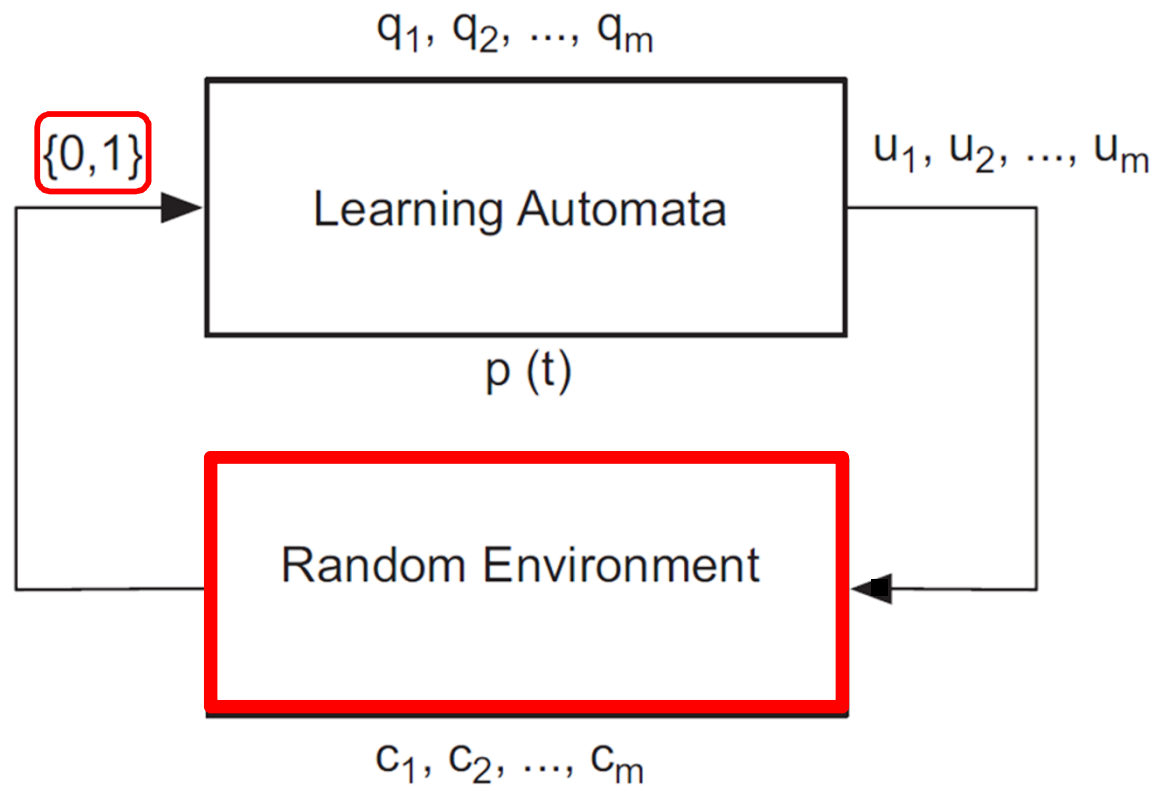
\mathcal{R} es un algoritmo llamado esquema de refuerzo

Fundamentación Teórica



Los parámetros de aprendizaje que miden probabilísticamente la capacidad de castigo de un autómata, los autómatas mediante la penalización de la acción elegida u_i .

Autómatas de Aprendizaje



$$c_i = p(0 | u_i)$$

Evaluación
 Acción
 Probabilidades de castigo

Algoritmo de refuerzo:

Autómatas de
Aprendizaje

Supongamos que hay K diferentes tareas especializadas, designaremos mediante $p_{ij}(t)$, la probabilidad de que en el instante t el robot R_i seleccione la tarea j de carga l_j . Así pues:

$$0 \leq p_{ij}(t) \leq 1; \sum_{i=1}^N p_{ij}(t) = 1; i = 1, 2, \dots, N \text{ robots}; j = 1, 2, \dots, K \text{ tasks}$$

Las probabilidades se inicializan en posición de indiferencia:

$$p_{ij}(0) = \frac{1}{K} \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \text{ robots and } j = 1, 2, \dots, K \text{ tasks}$$

Algoritmo de refuerzo:

La actualización de las probabilidades en instante $t+1$ se realiza mediante la siguiente regla convencional:

$$p_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) + \lambda \beta(t) [1 - p_{ij}(t)]$$

Probabilidad anterior

donde $0 < \lambda < 1$ es la tasa de aprendizaje y $\beta(t)$ es la respuesta del medio ambiente:

¿Cómo se genera β ?

$\beta = 1$ Respuesta favorable o recompensa
 $\beta = 0$ Respuesta desfavorable o castigo
If $\{ \#R_j / \#I_j \leq 1 \}$
then recompensa $\beta = 1$
Else
castigo $\beta = 0$
End if

Fundamentación Teórica



Un robot genérico R_i selecciona las tareas de una manera determinista basada en “fuerzas” $f_{ij}(t)$. Estas fuerzas después de haber sido inicializada en posición de indiferencia, se actualizan como sigue:

Optimización
de Colonias
de Hormigas

$$f_{ij}(t+1) = f_{ij}(t) + (1 - \rho) \beta(t)$$

donde $0 < \rho < 1$ es la tasa de aprendizaje habitual y $\beta(t)$ es la señal de recompensa/castigo en el instante t con la misma interpretación que para autómatas de aprendizaje.

Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Resultados Experimentales



Para evaluar el rendimiento del sistema, se han considerado los siguientes parámetros:

- El tamaño del sistema,
- Diferentes cargas $l_j(t)$ para cada tipo de tarea,

- La generación de ruido aditivo, y
- La generación de tareas dinámicas $l_j(t)$.



Resultados Experimentales



✓ Generación de ruido

Se ha perturbando el número de cargas pendientes para simular el error del robot en la estimación del número real de tareas pendientes.

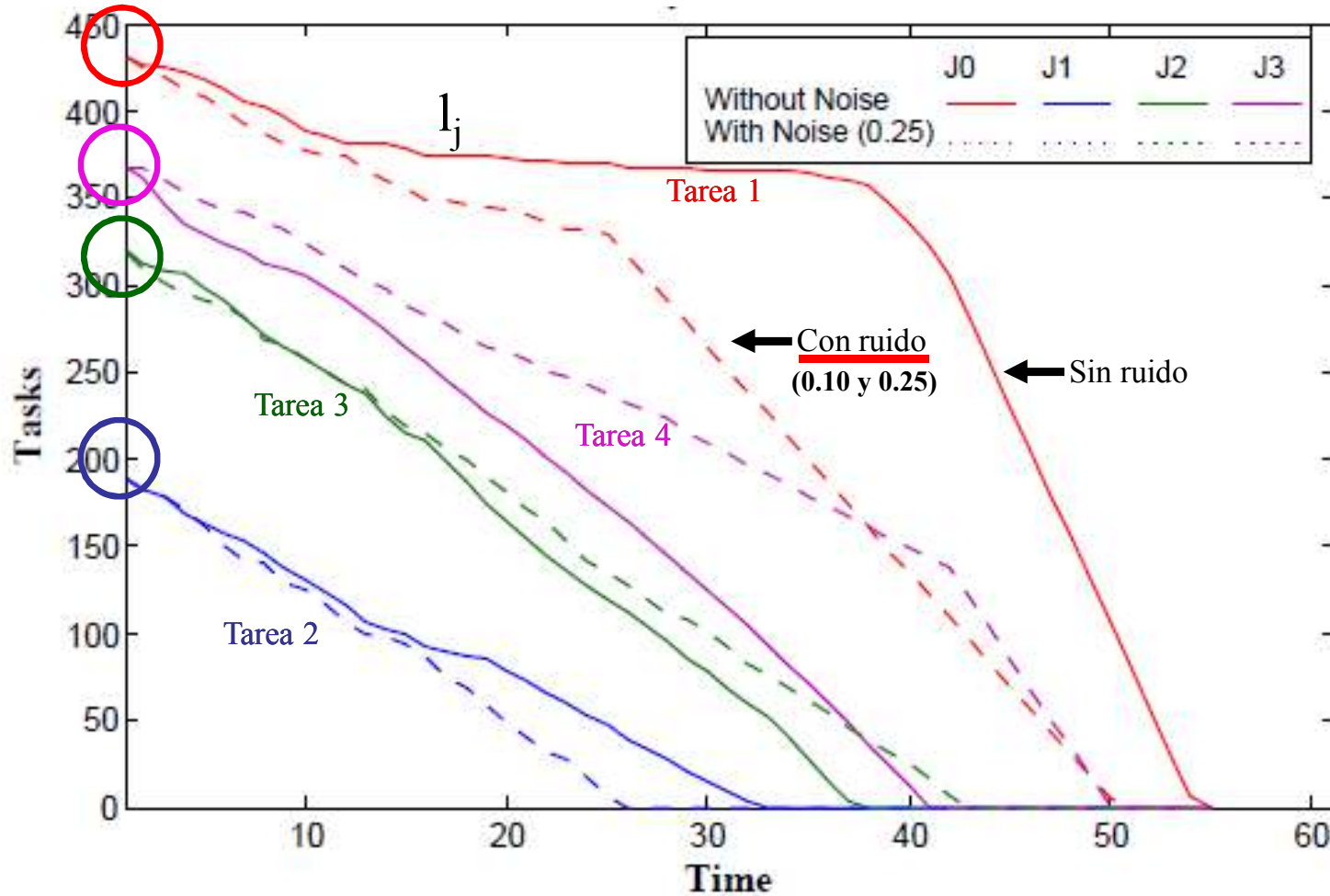
El ruido generado es modelado mediante una distribución normal como sigue:

$$l_j = l_j + \text{Noise}; \text{Noise} = N(0, \sigma)$$

Resultados Experimentales



Presentación de los resultados: Evolución de la carga dinámica pendiente por cada tarea

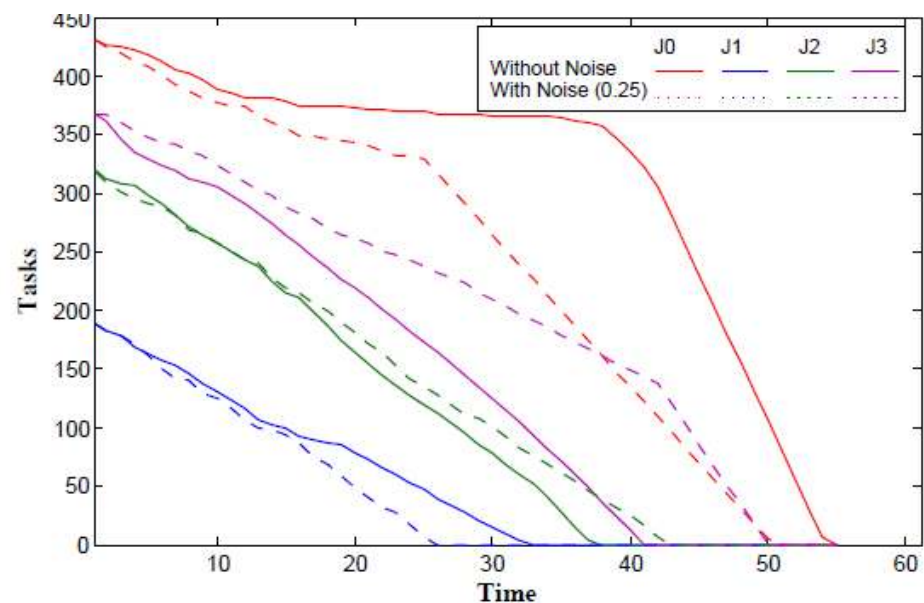
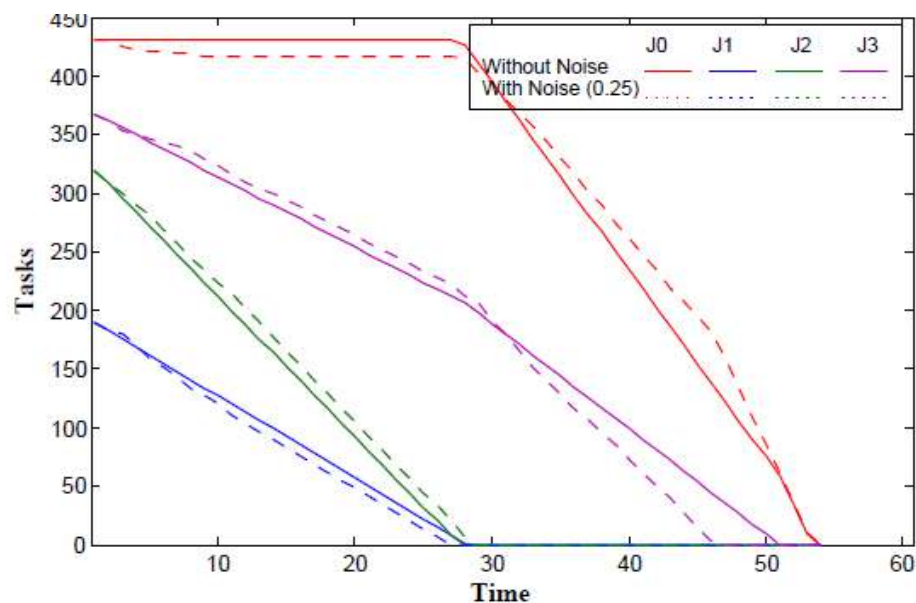
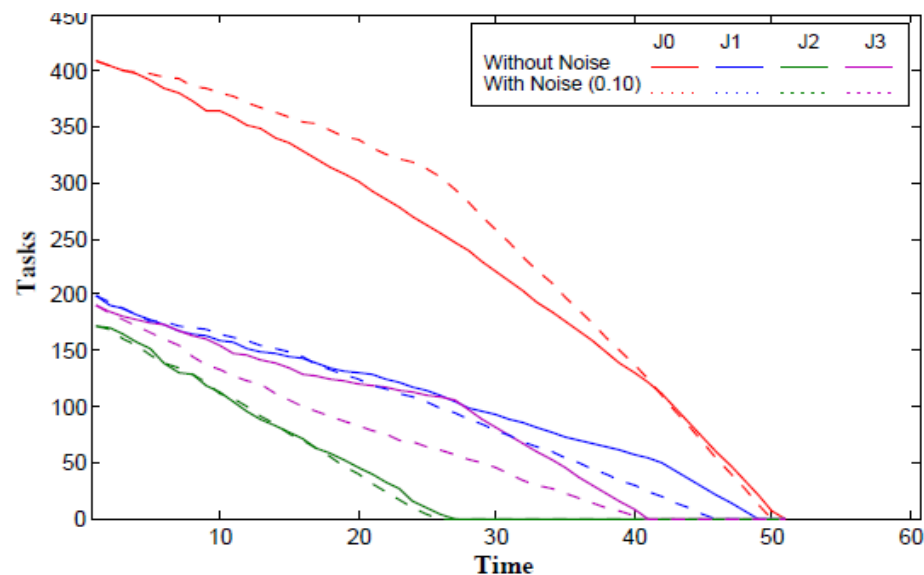
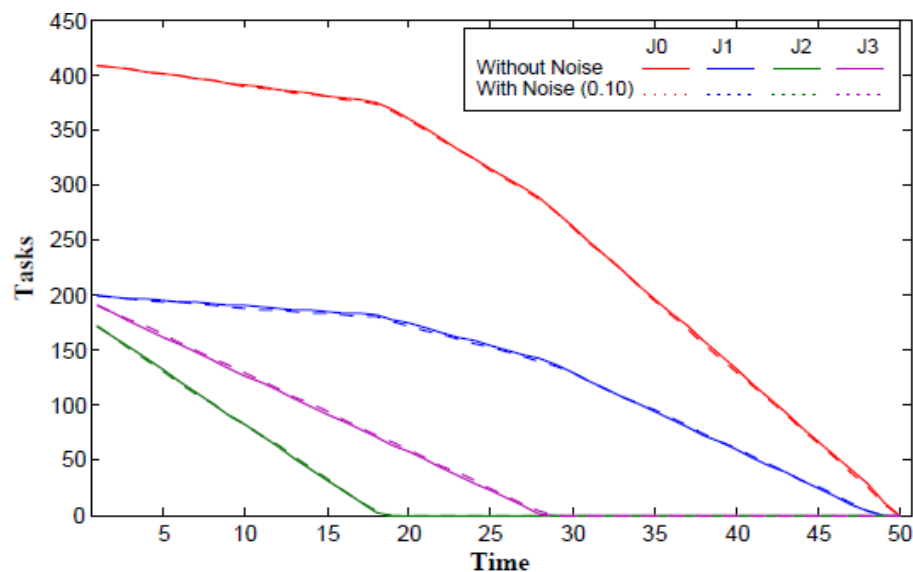


Índice de rendimiento o curvas de aprendizaje

Resultados Experimentales



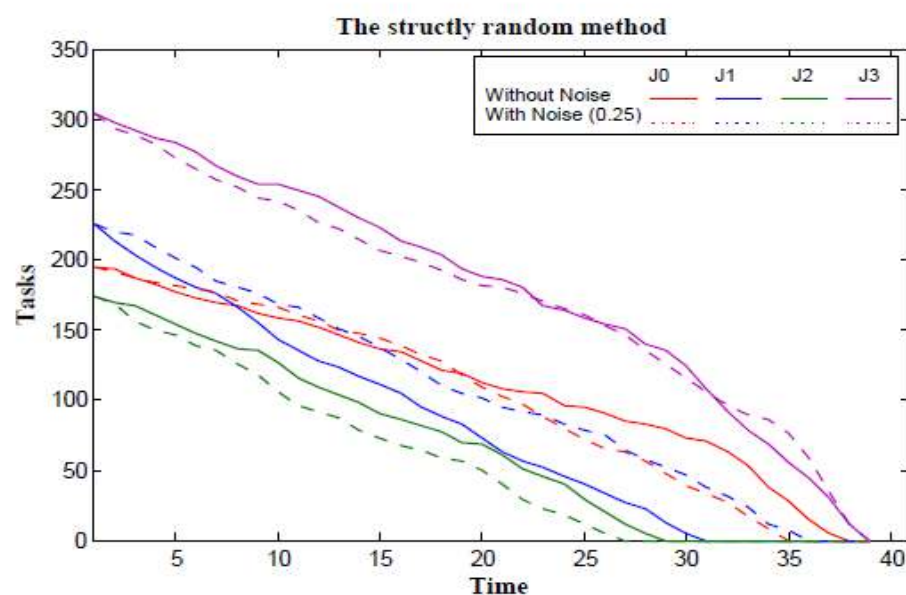
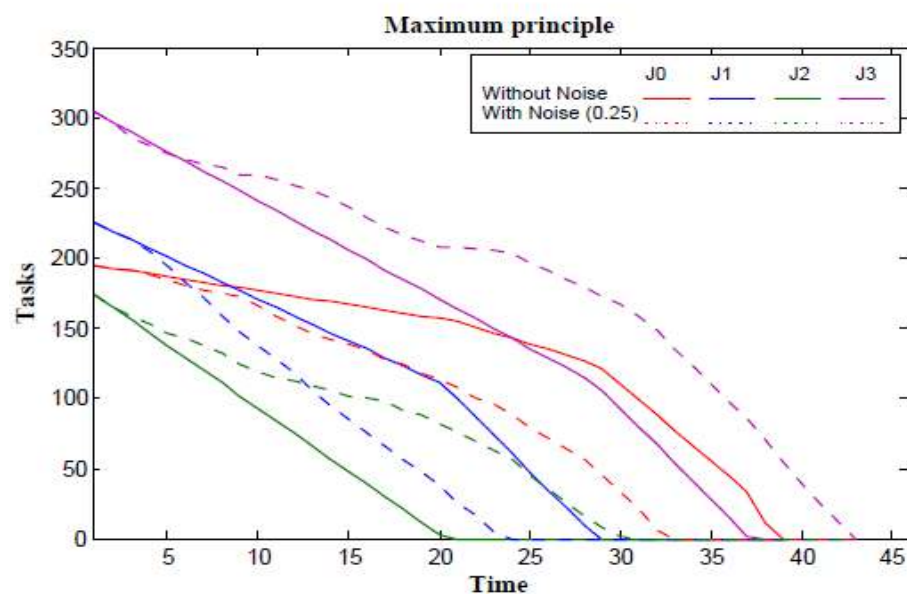
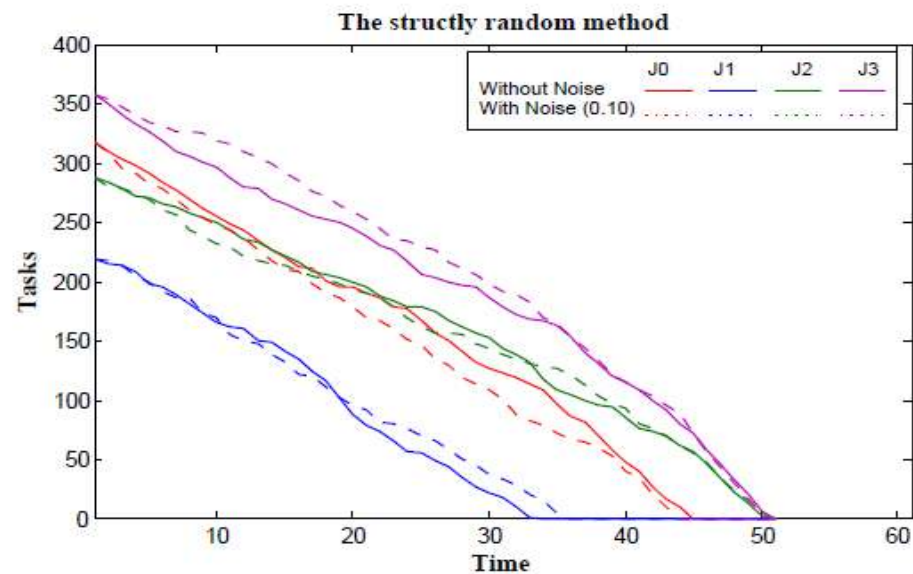
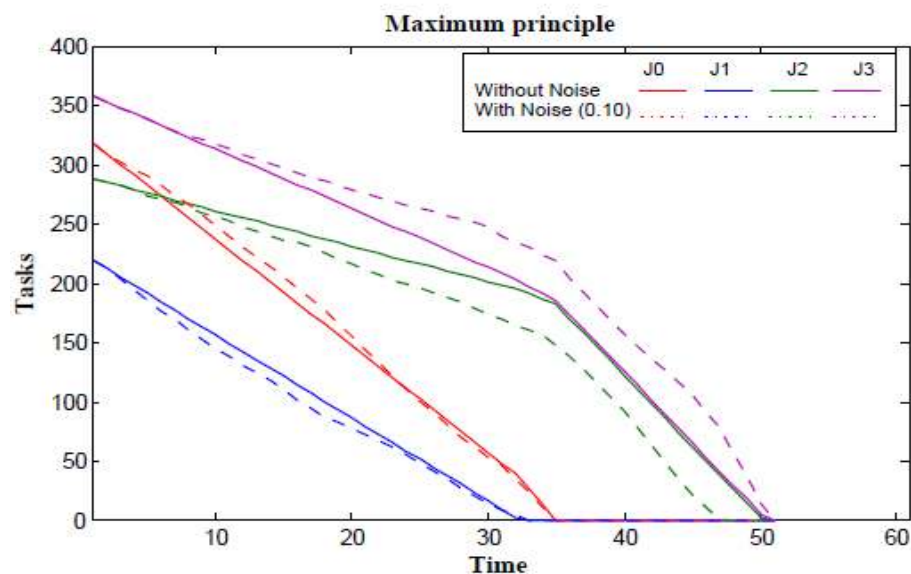
✓ Evolución del índice de rendimiento mediante Modelos de Umbral



Resultados Experimentales



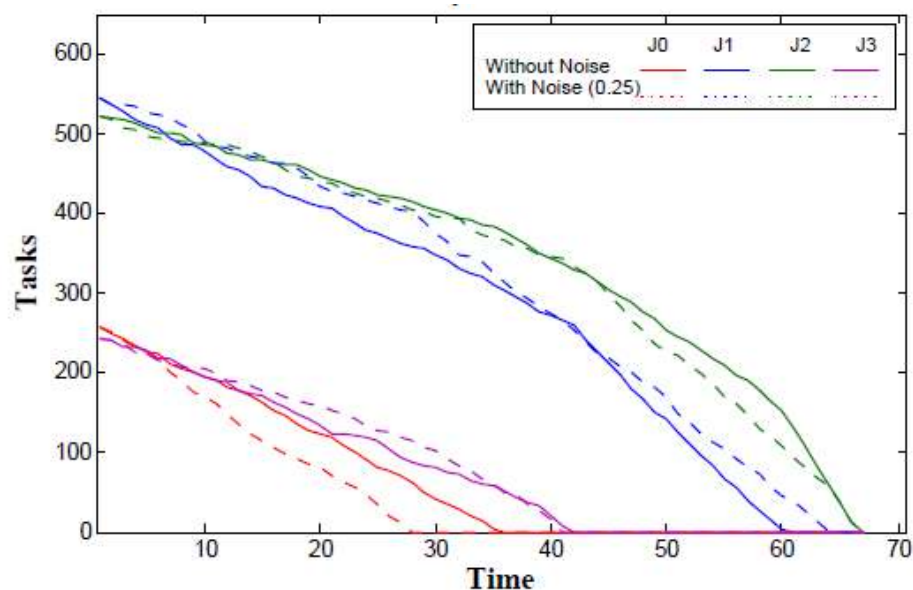
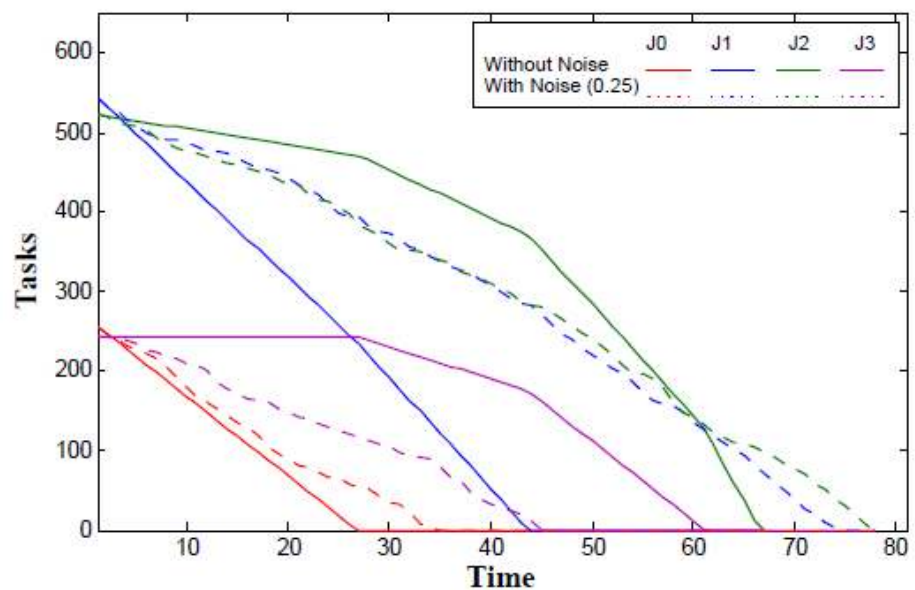
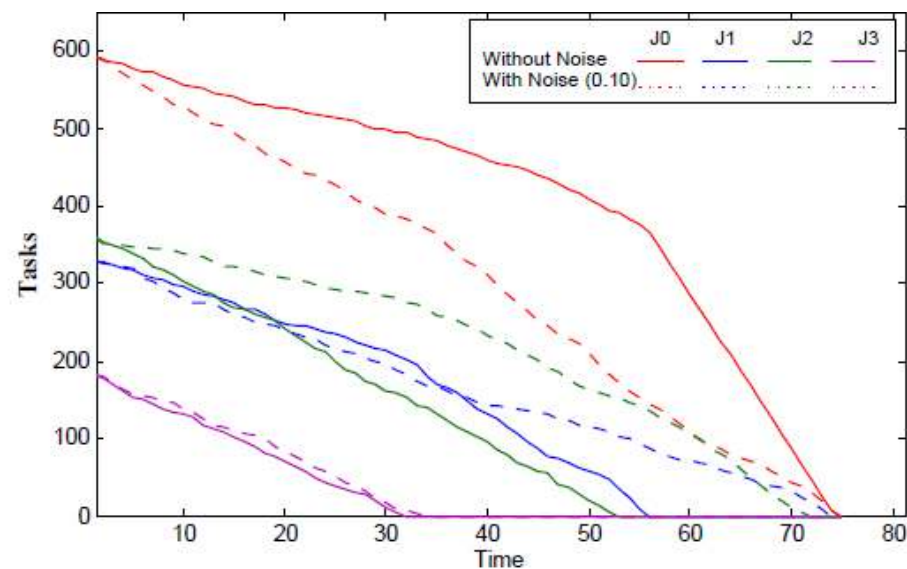
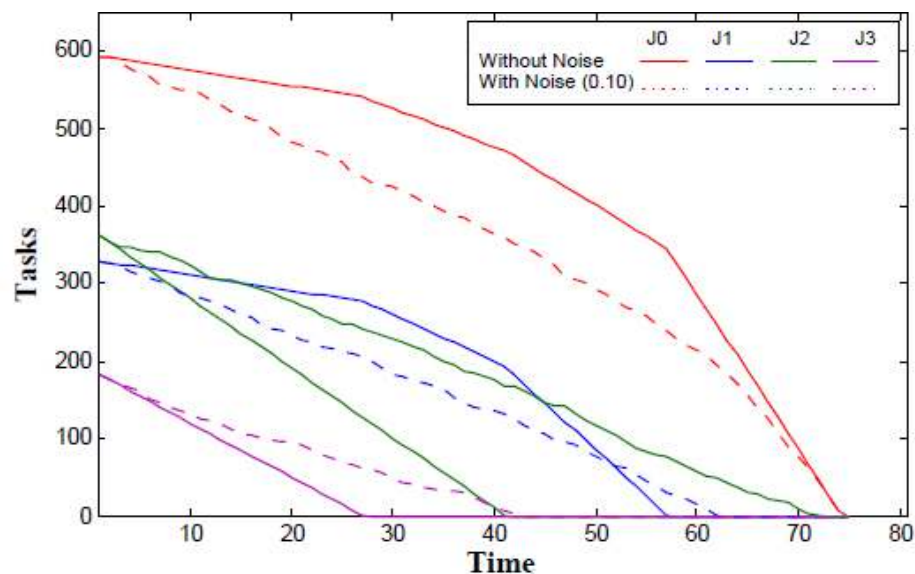
✓ Evolución del índice de rendimiento mediante Autómatas de Aprendizaje



Resultados Experimentales



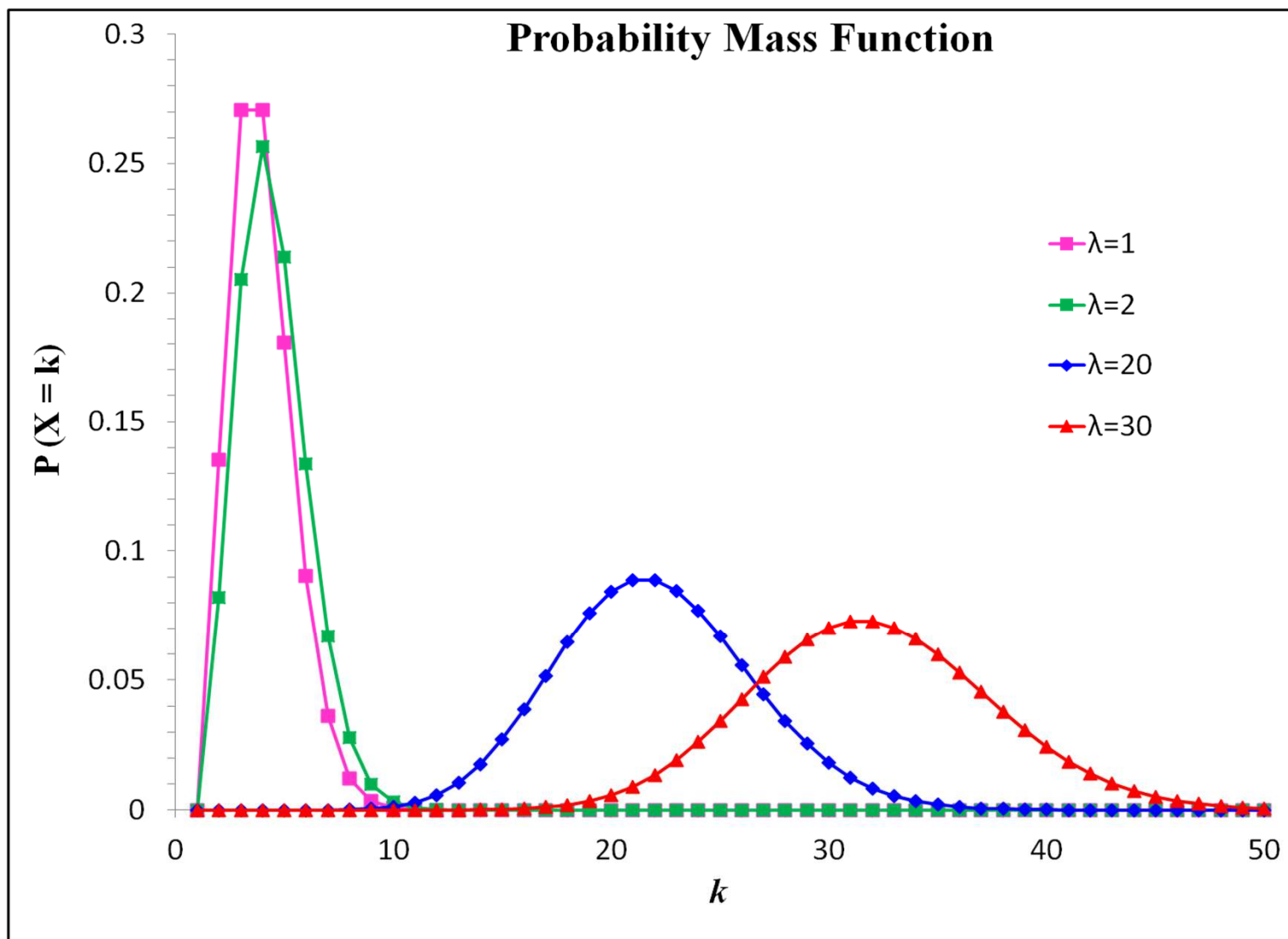
✓ Evolución del índice de rendimiento mediante ACO



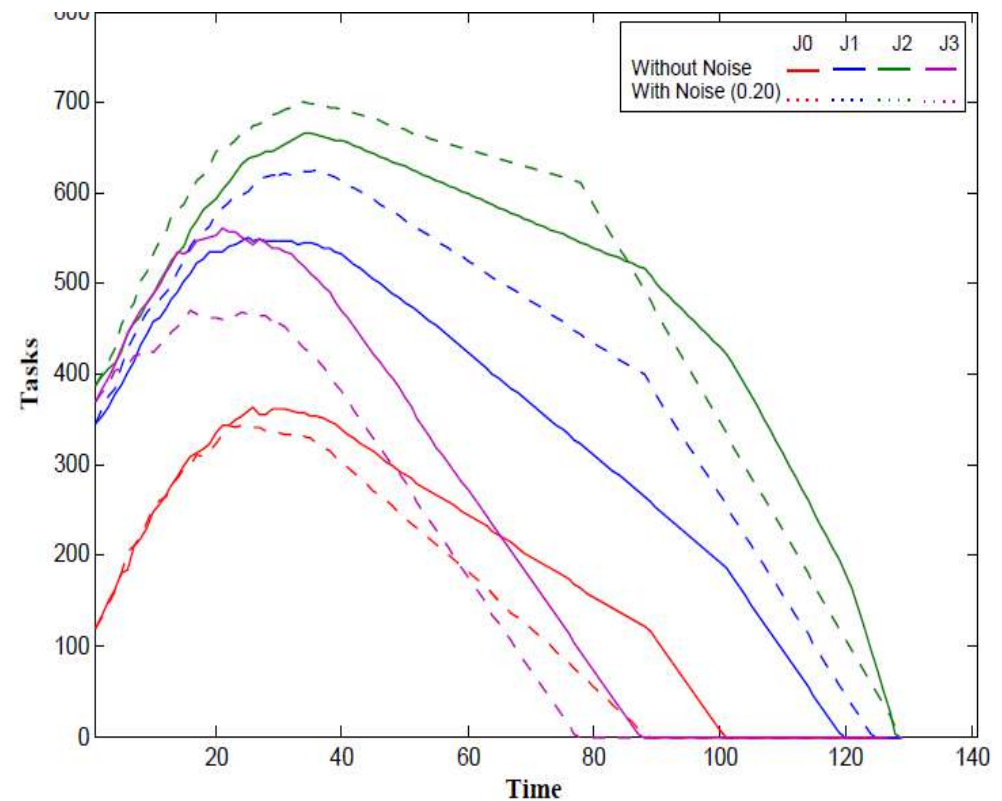
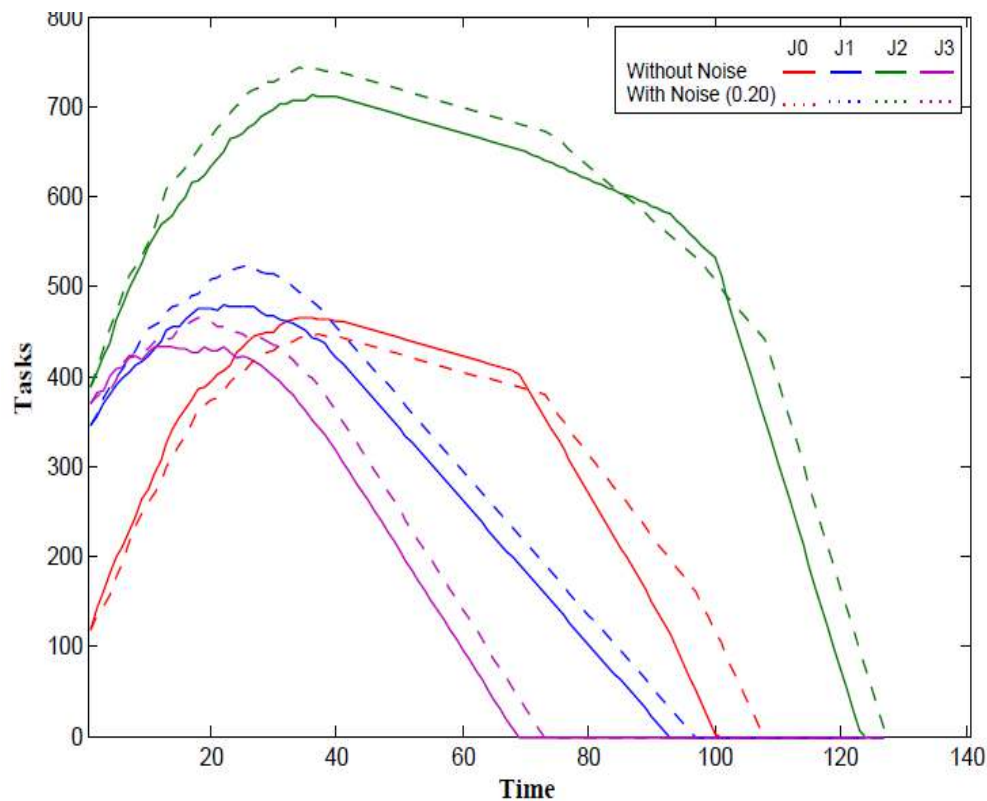
Resultados Experimentales



✓ Generación de tareas dinámicas



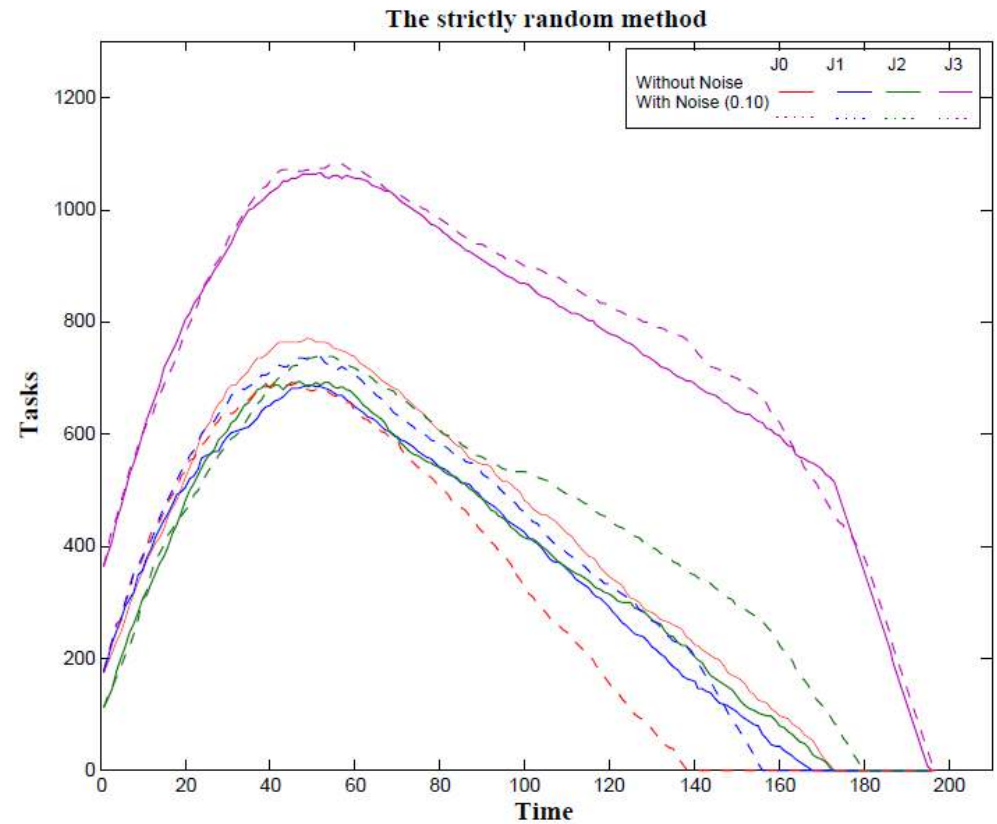
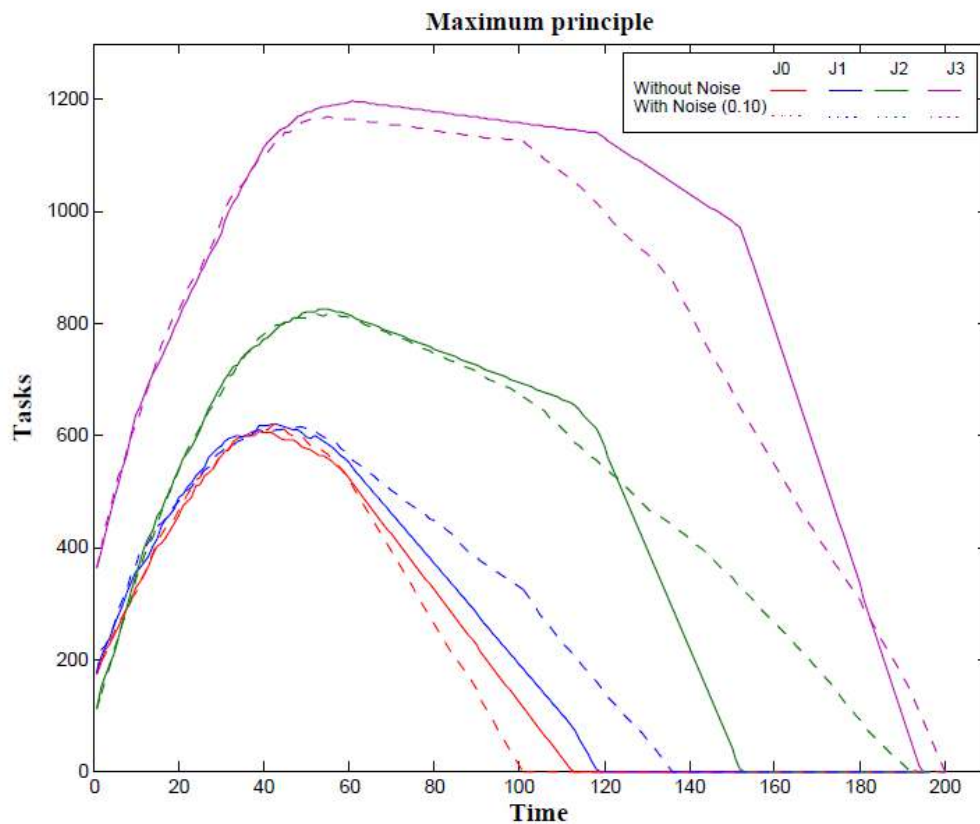
✓ Evolución del índice de rendimiento mediante Modelos de Umbral



Resultados Experimentales



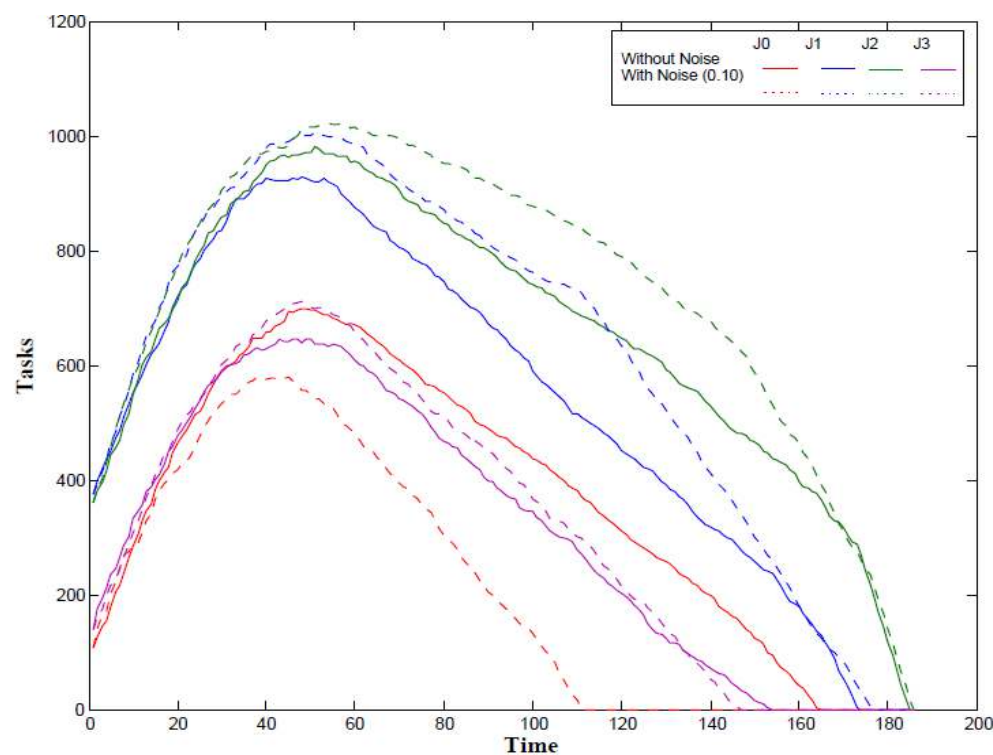
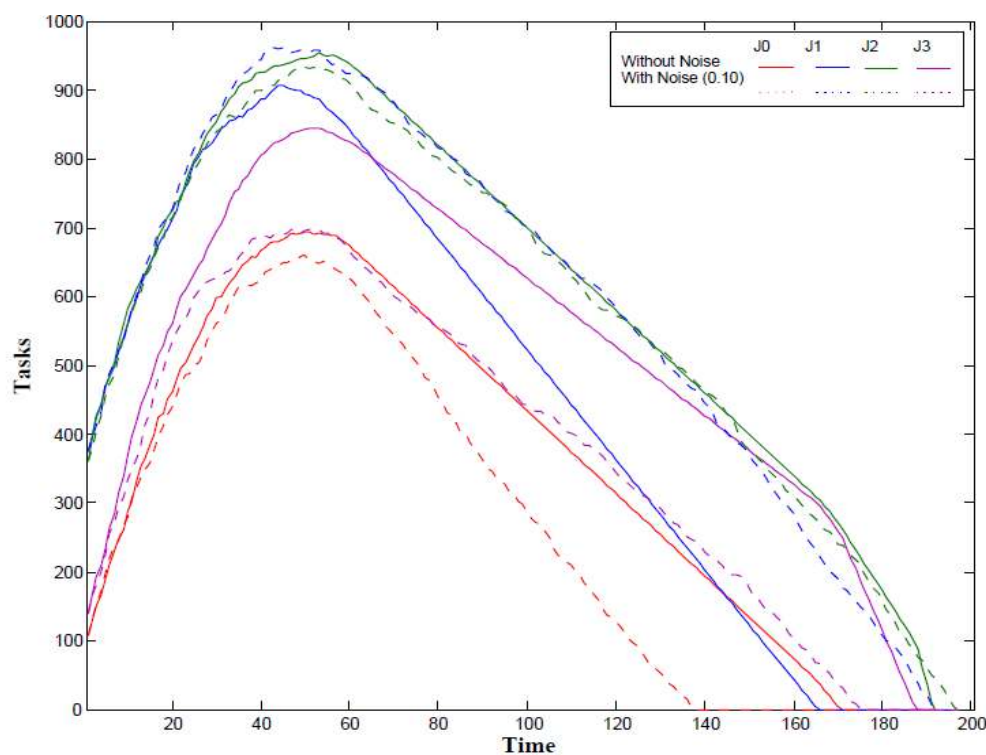
✓ Evolución del índice de rendimiento mediante Autómatas de Aprendizaje



Resultados Experimentales



✓ Evolución del índice de rendimiento mediante ACO



Contenido



1

Introducción

2

Técnicas auto-organizadas

3

Descripción Formal del Problema

4

Escenario Experimental

5

Fundamentación Teórica

6

Resultados Experimentales

7

Conclusiones y Trabajos Futuros

Se ha evaluado la solidez de los enfoques introduciendo ruido, de acuerdo con los resultados obtenidos, el ruido generado no afecta el rendimiento del sistema, en ocasiones se obtienen mejores resultados.

Optimalisatie van de Gidsrijds: de Hormigas:

- El ruido no afecta, ni produce un fátiga por eso a algunas personas más ruidas por más que estén en el mismo espacio se les da la impresión de los ambientes de estar más ruidosos que en otros ambientes más tranquilos por lo que se debe de estar más pendiente de las situaciones que se están dando para poder definir un nivel de ruido que sea aceptable para el ambiente que se está tratando de definir.

Trabajos Futuros



- ✓ Estudiar y aplicar estos resultados en algunos simuladores robóticos, así como en robots reales.



TurtleBot





3rd INTERNATIONAL
CONFERENCE ON
SOFTWARE
PROCESS
IMPROVEMENT

October 1-3; Zacatecas, México

Universidad Autónoma de Sinaloa

Facultad de Informática Mazatlán

Aplicación de técnicas auto-organizadas para mejorar la distribución de múltiples tareas en sistemas multi-robot

Dra. Alma Yadira Quiñonez Carrillo