

# Algoritmos Bio-inspirados caso: Optimización por enjambre de partículas

Carlos Rojas-Sánchez<sup>1\*</sup> & Aurelio López-López<sup>2</sup>

## Resumen

Este artículo presenta la revisión del algoritmo bio-inspirado llamado optimización por enjambre de partículas (PSO), describe los elementos que lo conforman. Un aspecto importante para que este algoritmo aporte soluciones óptimas es contar con un valor de la variable "peso inercial" adecuado. Se propone un problema de búsqueda y rescate en altamar, como ejemplo de la aplicación en problemas de optimización. Los resultados de la simulación exhiben un buen desempeño del PSO en los diferentes escenarios planteados.

**Palabras clave:** Algoritmos bio-inspirados, optimización, enjambre de partículas.

**Recibido:** 15 de julio de 2020.

## Abstract

This article presents a review of the bio-inspired algorithm called Particle Swarm Optimization (PSO), describing the elements that constitute it. With this algorithm, a key aspect for generating optimal solutions is making sure to have an adequate value for the variable "inertial weight". A search and rescue on the high seas problem is proposed as an example of the application of PSO in optimization problems. The results of the simulations show an acceptable performance in all attempted cases.

**Key words:** Bio-inspired algorithms, optimization, particle swarm.

**Aceptado:** 26 de octubre de 2020.

## Introducción

Para la ciencia informática el surgimiento y uso de los algoritmos es central para el desarrollo de esta área. En este sentido, el algoritmo permite desarrollar programas para computadoras, es decir, se generan soluciones para algún problema en particular del mundo real. De manera general, podemos definir un algoritmo como una secuencia de pasos bien definidos, y finitos, que permiten resolver algún problema específico. Cabe mencionar que un problema puede ser resuelto con diversos algoritmos, pero un algoritmo no puede resolver problemas distintos.

Es importante destacar que gran parte de los algoritmos que hoy día son utilizados, fueron desarrollados imitando procesos de la naturaleza como de la vida diaria. Esta fuente de inspiración ha otorgado a científicos, de diversas áreas de investigación, la capacidad de generar soluciones a problemas que, a primera vista, parecían imposibles o que llevaría mucho tiempo encontrar una solución.

Los algoritmos inspirados en la naturaleza, o también llamados algoritmos bio-inspirados, tienen su origen en el análisis del comportamiento de los seres vivos, desde organismos muy pequeños, como

<sup>1</sup> Instituto de Industrias, Universidad del Mar campus Puerto Escondido. Ciudad Universitaria S/N, km. 2.5 Carretera Federal Puerto Escondido-Sola de Vega, Puerto Escondido 71980, San Pedro Mixtepec, Oaxaca, México.

<sup>2</sup> Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Coordinación de Ciencias Computacionales. Luis Enrique Erro # 1, Tonantzintla, Puebla C.P. 72840, México.

\* **Autor de correspondencia:** solrac@zicatel.edu.mx (CRS)

las células, hasta grandes mamíferos. Estos algoritmos reflejan la toma de decisiones en el ámbito individual como el colectivo. Este documento describe y analiza el algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO, por sus siglas en inglés Particle Swarm Optimization), el cual imita la forma de comunicación y coordinación que realiza un grupo de individuos para localizar objetivos, al mismo tiempo, evadir obstáculos que existan en la trayectoria.

El algoritmo PSO está fundamentado en la observación de grupos de individuos que trabajan en conjunto para mejorar su desempeño, colectiva e individualmente (Simon 2013). Según Muñoz (2008) los cardúmenes y las parvadas fueron los principales grupos en ser analizados. Cabe destacar que dicho algoritmo fue desarrollado por James Kennedy, doctor en psicología social, y Russell Eberhart, doctor en ingeniería eléctrica, en 1995 (Kennedy & Eberhart 1995).

El algoritmo PSO está enfocado a problemas de optimización tales como: generación de horarios personales con o sin restricciones, selección de estilos de enseñanza, diseño de sistemas económicos para maximizar beneficios, mejorar las estrategias de juego y desarrollo de sistemas para el cuidado de la salud que minimicen riesgos de contraer alguna enfermedad, por mencionar algunos (Simon 2013). Para los problemas de optimización no hay una solución definitiva, existen varias alternativas que son generadas a partir de combinación de valores.

Un algoritmo de optimización es un método numérico que encuentra un valor  $\theta_i \in \mathbb{R}^n$ , donde  $\mathbb{R}^n$  es un espacio  $n$ -dimensional de búsqueda, que minimiza o maximiza una función  $J(\theta)$ , por medio de la selección sistemática de valores para  $\theta_i$  posiblemente, con algunas restricciones.

La variable  $\theta_i$  puede ser un escalar o un vector de valores discretos o continuos. La función  $J(\theta)$  es llamada función objetivo y  $\theta_i$  es llamada solución óptima (Muñoz 2008).

La búsqueda de soluciones usando el algoritmo PSO para los problemas expuestos, se realiza utilizando una población de partículas (cada partícula representa cierta combinación) que corresponden a los individuos, cada uno de los cuales representa una solución candidata al problema (Muñoz 2008). Cada partícula tiene asociada dos atributos: una posición espacial y una velocidad de movimiento. Además, las partículas conocen los valores de los atributos de sus vecinas, lo anterior permite, mejorar la posición individual y grupal de las partículas, es decir, propicia la generación de soluciones óptimas.

#### *Optimización por enjambre de partículas*

Con la finalidad de explicar a mayor detalle el surgimiento y la importancia de este algoritmo, la primera versión del PSO es descrita en los artículos de Kennedy & Eberhart (1995) y Schutte & Groenwold (2005). En el primer trabajo, se presenta por primera vez este algoritmo, así mismo se describe la manera en que fue desarrollado, y se mencionan algunas posibles aplicaciones. En el segundo trabajo, se especifica con detalle cada uno de los elementos, además, se proponen los valores recomendables para un buen funcionamiento, y los pasos a seguir para la implementación en algún lenguaje de programación de alto nivel.

El algoritmo PSO, en su primera versión, consta de los elementos que se muestran en la tabla I.

Para  $i=1\dots n$ , donde  $n$  es el número máximo de partículas, y  $k=1\dots m$ , donde

**Tabla 1.** Elementos del algoritmo PSO (Schutte & Groenwold 2005).

$x_k^i$	Posición de la partícula $i$ en el tiempo $k$
$v_k^i$	Velocidad de la partícula $i$ en el tiempo $k$
$p_k^i$	La partícula $g$ tiene la mejor posición de entre todas, en el tiempo $k$
$c_1, c_2$	Constantes, cognitiva y social, para mantener la estabilidad del algoritmo
$r_1, r_2$	Números pseudo-aleatorios entre 0 y 1

$m$  es el número máximo de ciclos del algoritmo PSO, además  $1 \leq g \leq n$ .

Los elementos descritos son utilizados en dos ecuaciones: una para actualizar la posición de la partícula  $i$  (1), y otra para actualizar la velocidad de la partícula  $i$  (2)

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad \text{Ec. 1}$$

$$v_{k+1}^i = v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad \text{Ec. 2}$$

En la siguiente tabla se proporcionan los pasos que sigue el algoritmo PSO para su funcionamiento. En ésta se distinguen tres pasos principales: Inicialización, Optimización y Terminación. En la inicialización se define el número de veces que el algoritmo debe ejecutarse, se definen los valores de las constantes y de los atributos de las partículas, posición y velocidad. En la optimización se evalúan las partículas, usando una función objetivo, que toma como argumento, la posición actual de la partícula, y nos regresa un valor, es decir, una solución. Una vez evaluadas todas las

partículas se busca entre todos los resultados, el menor o mayor valor, los atributos de la partícula con este valor elegido son comunicados al resto. En este mismo paso es posible actualizar los atributos de cada partícula, si y solo si, si el valor obtenido en el tiempo actual es mejor que en el anterior. En la terminación se consulta que partícula(s) fue(ron) la(s) ganadora(s).

Un cambio importante en el algoritmo PSO lo realiza Shi & Eberhart (1998a), la modificación es hecha en la ecuación para actualizar la velocidad de las partículas, se incluye, un valor  $w$  llamada peso inercial (3). Al incluir esta constante en el algoritmo PSO se consigue tener mayor robustez en sus resultados y permite encontrar soluciones óptimas más rápido.

La demostración del buen desempeño del peso inercial se hace en el documento escrito por Shi & Eberhart (1998b). En éste se realizan pruebas de comparación entre las dos versiones del algoritmo PSO, con y sin el peso inercial, considerando dos aspectos: la cantidad de partículas y el tiempo para encontrar una solución óptima. Los resultados favorecieron a la versión que incorpora el peso inercial con un valor de 0.8, pero deja abierta la posibilidad de experimentar con otros valores tanto positivos como negativos. Sin embargo, existen

$$\text{Ec. 3} \quad v_{k+1}^i = w * v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i)$$

**Tabla 2.** Algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (Schutte & Groenwold 2005)

Paso 1 Inicialización	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se asignan los valores para las constantes <math>c_1, c_2</math> y <math>m</math></li> <li>• Se inicializa la posición de las partículas de manera aleatoria</li> <li>• Se inicializa la velocidad de las partículas de manera aleatoria</li> <li>• Se inicializa <math>k = 1</math>.</li> </ul>
Paso 2 Optimización	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Evaluación de cada partícula <math>i</math> dada una función objetivo <math>J</math></li> <li>• Si <math>J_k^i \leq J_k^{p_k^i}</math> entonces <math>p_k^i = x_k^i</math></li> <li>• Si <math>J_k^i \leq J_k^{p_k^g}</math> entonces <math>p_k^g = x_k^i</math></li> <li>• Si la condición de paro es satisfecha entonces ir al paso 3</li> <li>• Actualizar la posición de todas las partículas</li> <li>• Actualizar la velocidad de todas las partículas</li> <li>• Incrementar <math>k</math> en uno</li> <li>• Regresar al punto inicial de este apartado</li> </ul>
Paso 3 Terminación	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se da por terminada la ejecución del algoritmo</li> </ul>

técnicas que continúan adaptándose como son: Algoritmos Genéticos, Lógica Difusa y Programación Evolutiva, que se utilizan para obtener valores de las constantes  $c_1, c_2$  y  $w$  que den un mejor desempeño del algoritmo PSO dado un problema específico.

### Problema propuesto y resultados

Para ejemplificar la aplicación del algoritmo se recurre al ejercicio siguiente:

Uno de los problemas más importantes se da en el contexto de búsqueda y rescate de personas perdidas en mar abierto, en cualquier región del mundo. Esto representa un desafío debido al amplio territorio en que puede buscarse haciendo que, en ocasiones, la localización sea imposible. Otros factores que pueden aumentar la dificultad de esta tarea son las condiciones climáticas y las corrientes marinas. Por ello, el tiempo, es un factor vital en la búsqueda, en este sentido, cuanto más rápido se localicen se puede garantizar la supervivencia.

Para la búsqueda, se propone utilizar varios drones autónomos dispuestos al azar en zonas cercanas a la última posición conocida de los naufragos. El trabajo en equipo, comunicación y coordinación, de estos dispositivos, debe ser lo más preciso posible para obtener los mejores resultados. Además de suponer que la energía y las condiciones climáticas sean favorables para un óptimo rendimiento de los drones, es decir, contar con la suficiente carga y una excelente señal todo el tiempo que dure la búsqueda.

El problema puede plantearse como sigue: sean  $n$  elementos(drones) y  $x$  objetivos(personas) en un área determinada, la meta es que cada uno de los  $n$  elementos se agrupe cerca de alguno de los  $x$  objetivos dados.

El algoritmo utilizado para esta demostración, es el propuesto por Serrato *et al.* (2012a). Este trabajo muestra el seguimiento de múltiples objetivos y la evasión de obstáculos. Para el seguimiento de múltiples objetivos se usó un algoritmo de agrupamiento que permite

distribuir a las partículas en tantos objetivos como se desee. La evasión de obstáculos fue por medio de una técnica de percepción que se aplicó a cada partícula para reconocer los obstáculos en su trayectoria y poder evitarlos. Se realizaron pruebas, considerando el tiempo de agrupamiento y la distancia para detectar obstáculos, el número máximo partículas fue de 500 y se colocaron cuatro obstáculos. Los resultados fueron reportados en el trabajo de Serrato *et al.* (2012b). Estos indican un buen desempeño, es decir, las partículas se distribuyeron equitativamente para seguir a los objetivos y evitaron chocar con los obstáculos puestos en su camino de manera exitosa.

En el problema propuesto se consideran cuatro escenarios (Tabla 3), esto con el fin de mostrar el desempeño del algoritmo PSO con diversas condiciones.

**Tabla 3.** Escenarios

Escenario	Descripción
1	Se busca una persona, la ubicación de esta no cambia en el transcurso de la búsqueda.
2	Se buscan tres personas, la ubicación de estas no cambia en el transcurso de la búsqueda.
3	Se buscan una persona, la ubicación de esta si cambia en el transcurso de la búsqueda.
4	Se buscan tres personas, la ubicación de estas no cambia en el transcurso de la búsqueda

Los resultados obtenidos se describen a continuación.

En el primer escenario se tiene un solo objetivo estático y  $n$  partículas (ver fig. 1; PSO con  $n=100$  y  $x=1$ ). Aquí se considera que ninguna corriente marítima, o condición climática, afecta la posición de la persona extraviada. En la figura 1.a se presenta el estado inicial, los puntos negros, representan los drones y el punto blanco al naufrago. En el tiempo  $k=150$ , Figura 1.b, todos los drones rodean a la persona, esta situación es importante porque se logra una mayor precisión de la ubicación del naufrago. Así mismo, cada dispositivo podría llevar víveres o algún tipo de medicamento que apoye mientras arriban las unidades de rescate.

El segundo escenario considera  $x$  objetivos

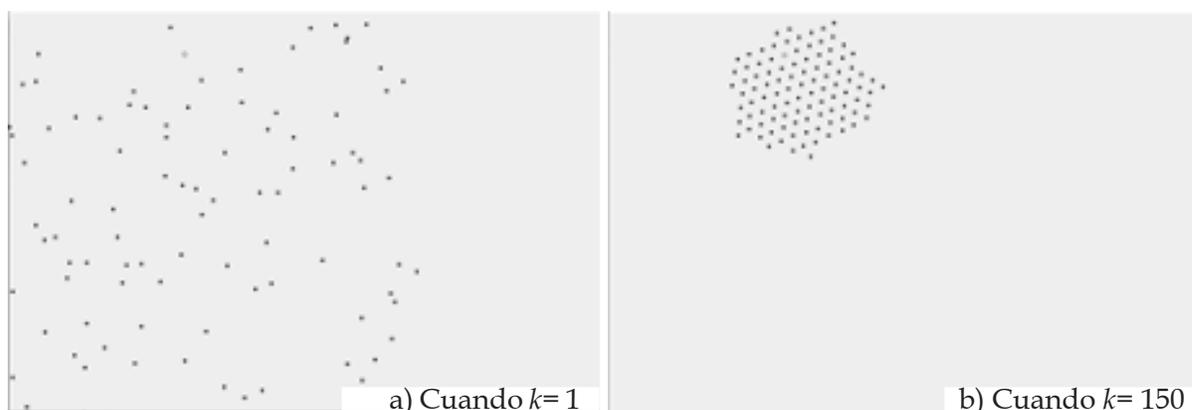


Figura 1. PSO con  $n=100$  y  $x=1$ .

estáticos y  $n$  partículas (Fig. 2; PSO con  $n=100$  y  $x=3$ ). La figura 2a muestra el naufragio de tres personas, círculos blancos, en diferentes lugares, y la dispersión de los drones en su estado inicial. La meta de cada dron es ubicarse junto a la persona más próxima. En el tiempo  $k=100$ , figura 2b, se nota una fase intermedia de la agrupación de los drones. Para el tiempo  $k=300$ , figura 2c, se aprecia que algunos drones se encuentran alejados de los grupos que rodean a los naufragos. Finalmente, en la figura 2d todos han logrado

tener una ubicación deseada.

Para el tercer escenario, se tiene un solo objetivo en movimiento y  $n$  partículas (Fig. 3; PSO con  $n=100$  y  $x=1$ ). En la inicialización de la prueba, ver Figura 3a, se nota que un dron está cerca del naufragio. Esta situación cambia, en el tiempo  $k=70$ , Figura 3b, cuando la posición del objetivo es afectado por algún tipo de factor climático o corriente marina. A pesar de este cambio el objetivo queda cerca de otro dron el cual comunicará al resto la

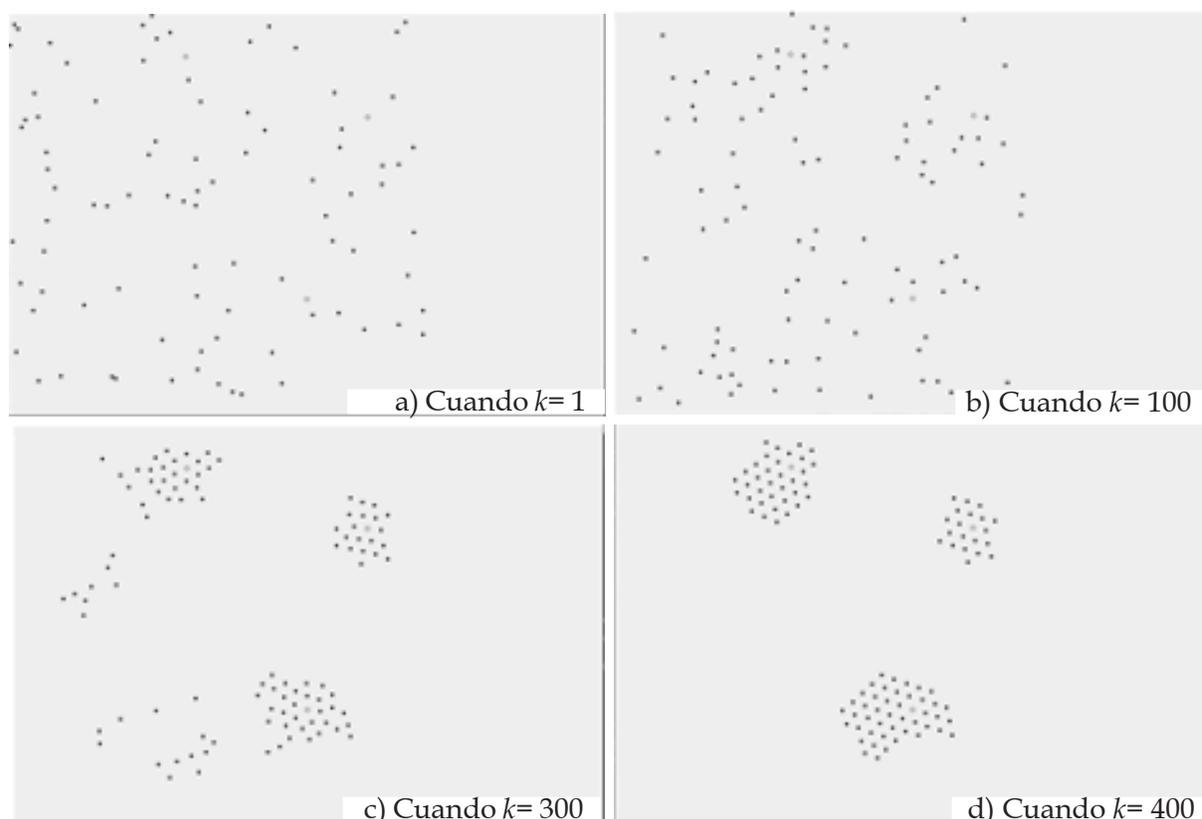


Figura 2. PSO con  $n=100$  y  $x=3$ .

nueva ubicación del objetivo. En la figura 3c, se nota que el objetivo se ha desplazado con mayor rapidez que los drones; sin embargo, estos aún lo siguen. En la figura 3d, se puede observar que esta persecución continúa gracias a la comunicación constante, de tal forma que, si algún dron percibe cerca al objetivo lo comunica al resto.

En el cuarto escenario se tienen  $x$  objetivos en movimiento y  $n$  partículas (Fig. 4; PSO con  $n=100$  y  $x=3$ ). Del tiempo  $k=1$ , figura 4a, hasta  $k=200$ , figura 4b, se muestra como las personas y los drones toman una misma dirección. En el tiempo  $k=400$ , figura 4c, y  $k=700$ , figura 4d, puede notarse que la velocidad de los objetivos es mayor al de las partículas pero éstas no pierden la dirección correcta.

Es necesario establecer que cada escenario tomó el valor final de  $k=700$ . No obstante, puede observarse que en los escenarios uno y dos la meta se logró antes. En los escenarios tres y cuatro la meta se logra en tiempos parciales debido al constante movimiento de los objetivos.

## Conclusiones

Bajo esta lógica, se concluye que el uso del algoritmo PSO permite resolver problemas de búsqueda, como quedó expuesto en el ejercicio. Sin embargo, hoy día, se buscan nuevas aplicaciones del algoritmo en otras áreas del conocimiento. Una de estas es la medicina, específicamente en el tratamiento del cáncer, donde se lleva a a cabo la localización de células cancerígenas por medio de nanos robots que son introducidos al cuerpo humano y que son dirigidos por medio del algoritmo PSO (Ezzart *et al.* 2018). Al mismo tiempo se hacen comparaciones con métodos de optimización con el objetivo de saber cuál es el mejor, respecto al tiempo en que encuentran soluciones óptimas.

Finalmente es necesario colegir que los valores ideales de las constantes en los algoritmos de optimización, es quizá, el reto más importante. De tal manera que, contar con estos datos, podrá garantizar resultados óptimos en poco tiempo, independientemente, del problema a solucionar. Además, garantizarían resultados que den las mejores ganancias o el mínimo de pérdidas según sea el caso.

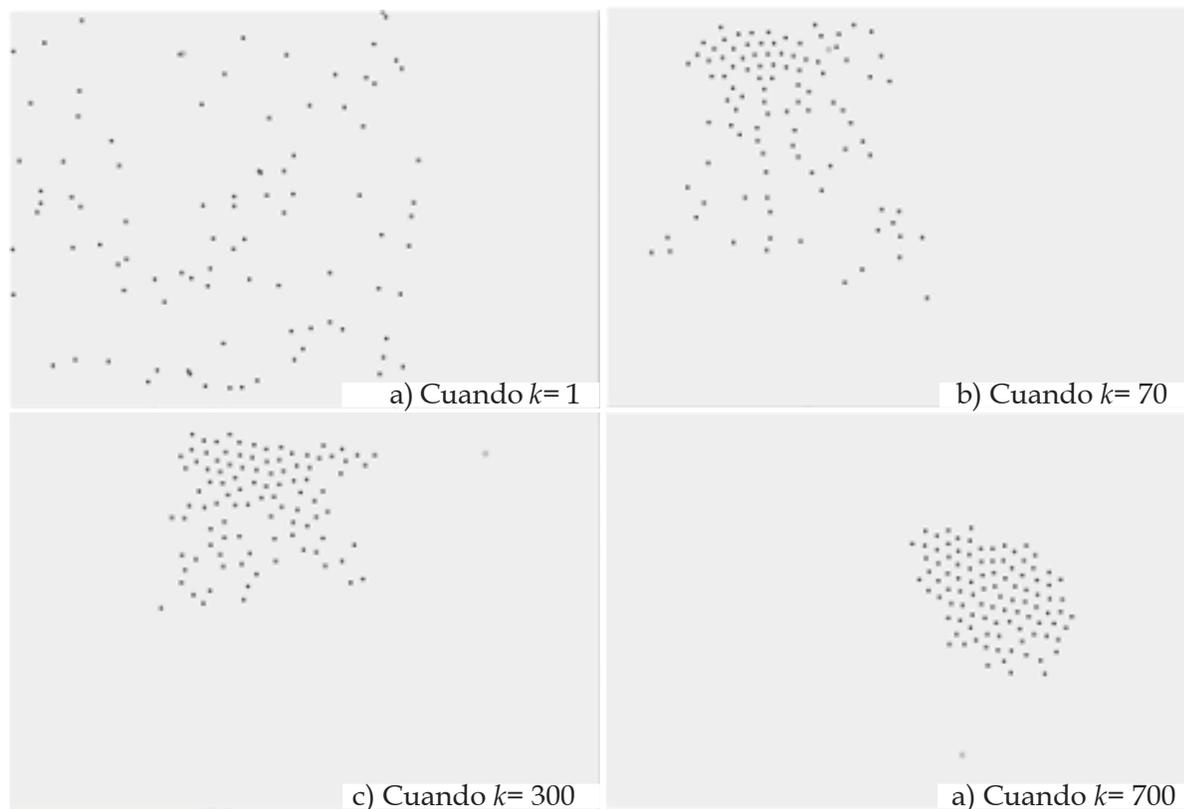


Figura 3. PSO con  $n= 100$  y  $x= 1$ .

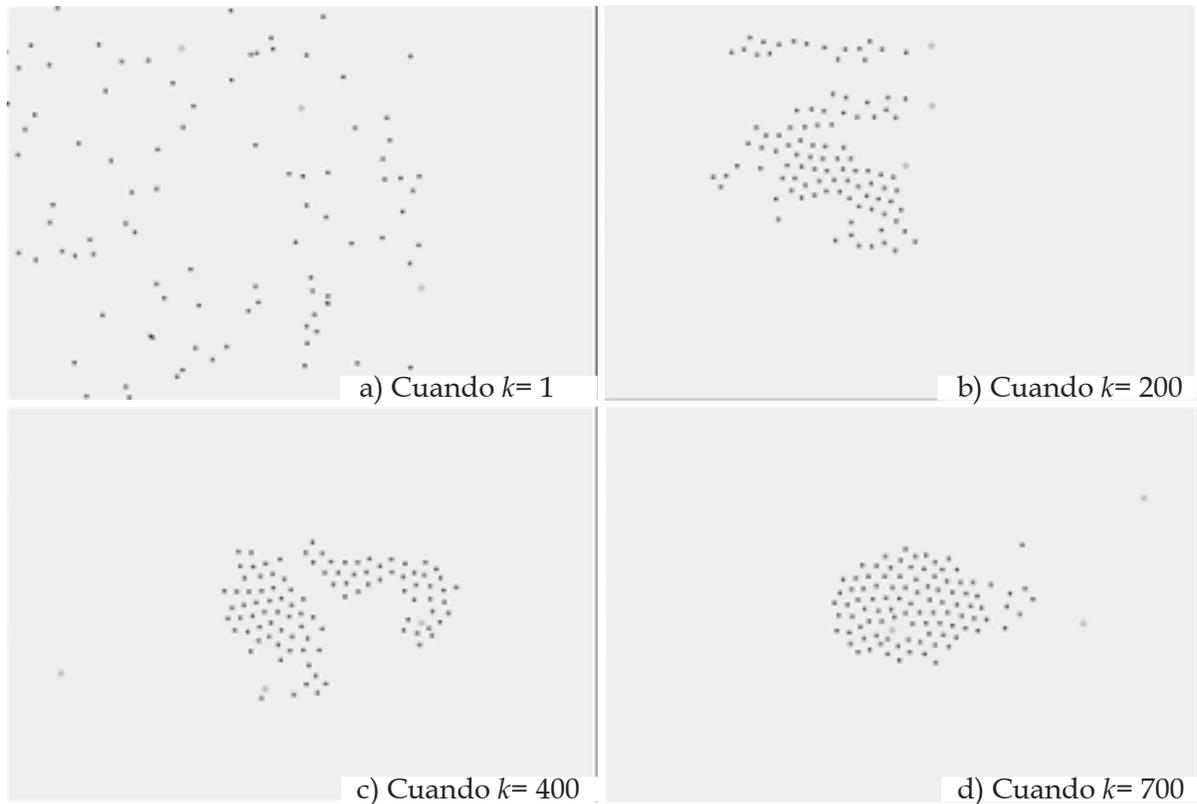


Figura 4. PSO con  $n=100$  y  $x=3$ .

## Agradecimientos

Ala coordinación de Ciencias Computacionales del Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, por el apoyo en la realización de la estancia de investigación de la cual se deriva este trabajo. Al Lic. Anastacio Rodríguez por el apoyo incondicional en la redacción del presente trabajo. A dos revisores anónimo quienes proporcionaron comentarios para mejorar el presente trabajo.

## Referencias

- Ezzart, D., S. El-Sayed-Amin, H. A. Shedeed & M. F.-Tolba. 2018. Directed Particle Swarm Optimization Technique for Delivering Nano-robots to Cancer Cells. 13th International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES): 80-84.
- Kennedy, J. & R. Eberhart. 1995. Particle Swarm Optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks 4: 1942-1947.
- Serrato-Barrera, A., A. López-López & G. Rodríguez-Gómez. 2012a. Multitarget Flocking for Constrained. En Advances on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems. Advances in Intelligent and Soft Computing (155) : 181-190.
- Serrato-Barrera, A., A. López-López & G. Rodríguez-Gómez. 2012b. Demonstration of Multitarget Flocking. Advances on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems. Advances in Intelligent and Soft Computing (155): 287-290.
- Shi, Y. & R. Eberhart. 1998a. A Modified Particle Swarm Optimizer. IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence: 69-73.
- Shi, Y. & R. Eberhart. 1998b. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization. International Conference on Evolutionary Programming. Lecture Notes in Computer Science 1447: 591-600.
- Muñoz, M., J. A. López & E. F. Caicedo. 2008. Inteligencia de enjambres: sociedades para la solución de problemas (una revisión). Revista Ingeniería e Investigación 28 (2) :119-130.
- Schutte, J. & A. A. Groenwold. 2005 . A Study of Global Optimization Using Particle Swarms. Journal of Global Optimization 31: 93-10
- Simon, D., 2013. Evolutionary Optimization Algorithms: Biologically Inspired and Population-Based Approaches to Computer Intelligence, Wiley.

# UNIVERSIDAD DEL MAR

Campus Huatulco

División de Estudios de Posgrado



## Maestría en Relaciones Internacionales: Medio Ambiente

Líneas de Investigación:

- Conflictos Internacionales y Medio Ambiente
- Consecuencias socio-ambientales del cambio climático
- Delitos ambientales internacionales
- Legislación y normatividad internacional
- Política ambiental internacional



## Maestría en Mercadotecnia Turística

Líneas de Investigación:

- Nuevas Tendencias del Turismo
- Mercadotecnia de Destinos Turísticos
- Perfil del Turista en Bahías de Huatulco
- Ética del Turismo



## Maestría en Derecho Internacional Penal

Líneas de Investigación:

- Crímenes Internacionales
- Jurisdicción Universal
- Instancias Internacionales y Procedimientos Penales Internacionales
- Problemas Actuales de Derecho Internacional Penal, Dogmática y Perspectiva Político-Criminal
- Responsabilidad Internacional por Incumplimiento al Derecho Humanitario

## Informes

Dr. Miguel Ángel Ahumada Sempoal  
Jefe de la División de Estudios de Posgrado  
Tel. (958) 584 3057 Ext. 111  
Fax. (958) 584 3078  
posgrado@huatulco.umar.mx

[www.umar.mx](http://www.umar.mx)