

# METAHEURÍSTICAS

2021-2022



- Tema 1. Introducción a las Metaheurísticas
- Tema 2. Modelos de Búsqueda: Entornos y Trayectorias vs Poblaciones
- Tema 3. Metaheurísticas Basadas en Poblaciones
- Tema 4: Algoritmos Meméticos
- Tema 5. Metaheurísticas Basadas en Trayectorias
- Tema 6. Metaheurísticas Basadas en Adaptación Social
- Tema 7. Aspectos Avanzados en Metaheurísticas
- Tema 8. Metaheurísticas Paralelas

# METAHEURÍSTICAS

## TEMA 4. ALGORITMOS MEMÉTICOS

---

- ¿Qué es un Algoritmo Memético?
- ¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos
- Algoritmos Meméticos: Introducción
- Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos
- Conclusiones

### Bibliografía

- P. Moscato, C. Cotta, "A Gentle Introduction to Memetic Algorithms" . In: F. Glover, G.A. Kochenberber, (Eds.). Handbook of Metaheuristics. Kluwer Academics. (2003) 105-144, Kluwer, Boston MA, 2003.
- P. Moscato, C. Cotta, Una Introducción a los Algoritmos Meméticos. Inteligencia Artificial 19 (2003) 131-148.

# **ALGORITMOS MEMÉTICOS**

## **SUMARIO**

---

- **¿Qué es un Algoritmo Memético?**
- **¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos**
- **Algoritmos Meméticos: Introducción**
- **Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos**
- **Conclusiones**

# ¿Qué es un Algoritmo Memético?

---

**Algoritmo basado en la evolución de poblaciones** que para realizar búsqueda heurística intenta utilizar todo el conocimiento sobre el problema (usualmente conocimiento en términos de algoritmos específicos de búsqueda local para el problema)

**¿Por qué esta hibridación?**

# **ALGORITMOS MEMÉTICOS**

## **SUMARIO**

---

- **¿Qué es un Algoritmo Memético?**
- **¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos**
- **Algoritmos Meméticos: Introducción**
- **Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos**
- **Conclusiones**

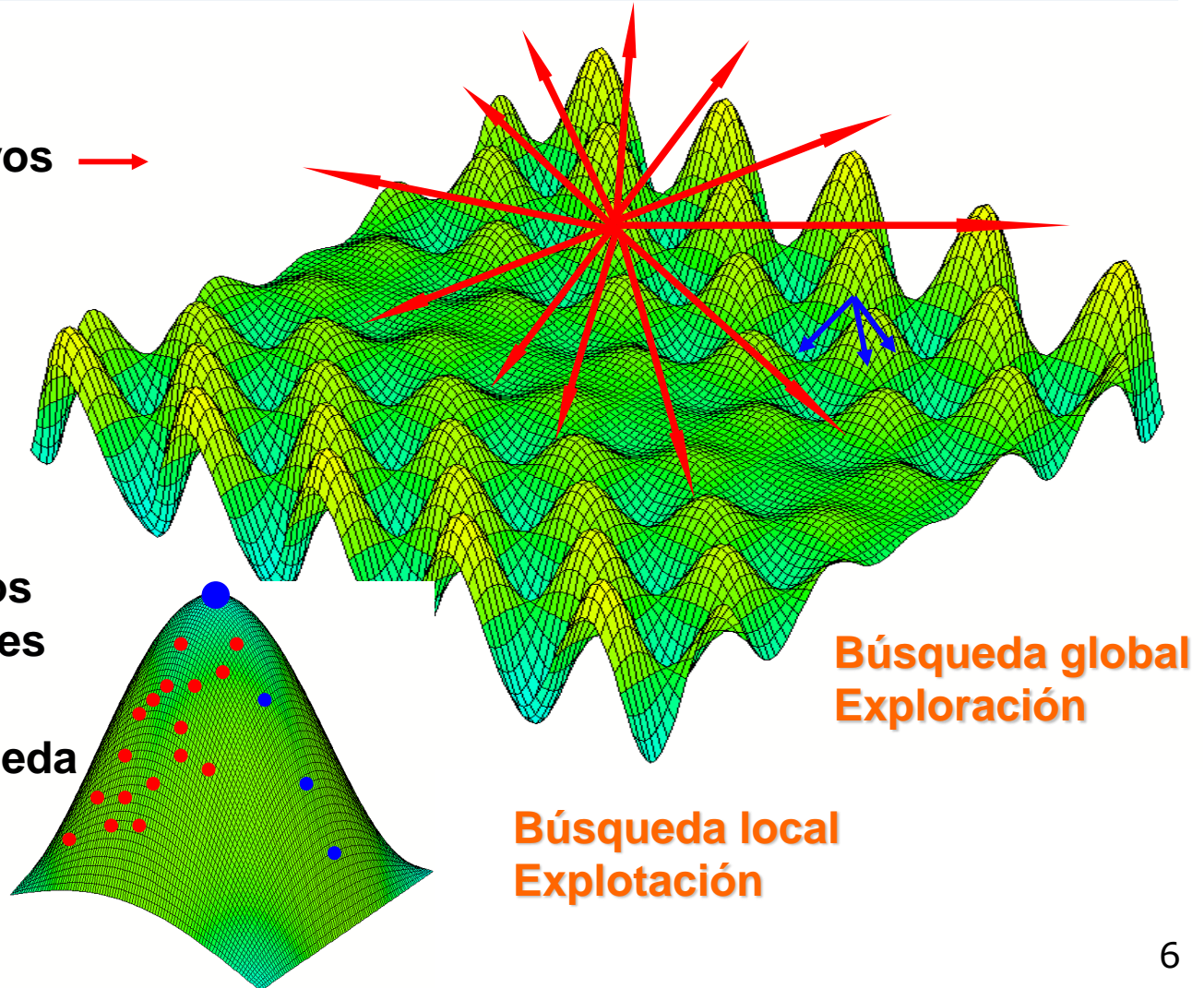
# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

□ Algoritmos evolutivos →  
son buenos  
exploradores

□ Algoritmos de →  
búsqueda local son  
malos exploradores

□ Algoritmos evolutivos  
son malos explotadores

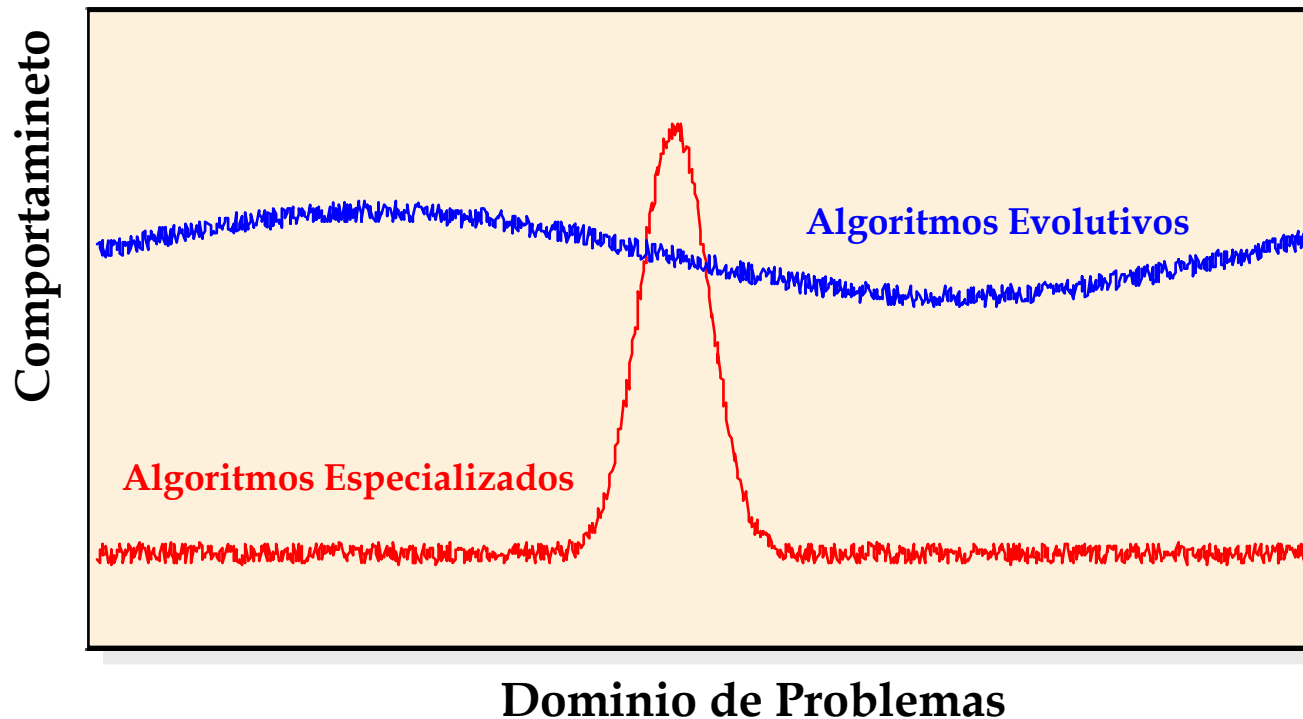
□ Algoritmos de búsqueda  
local son buenos  
explotadores ●



# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

---

## Sobre el Comportamiento de los Algoritmos Evolutivos



# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

## *No Free Lunch Theorem (1995):*

"...for any algorithm, any elevated performance over one class of problems is exactly paid for in performance over another class." **Wolpert and Macready (1997)**

$$\sum_f E(\vec{c} / f, m, a) = \sum_f E(\vec{c} / f, m, b)$$



**David. H. Wolpert**



**William G. Macready**

**No free lunch theorems for optimization**

**Wolpert, D.H.; Macready, W.G.;**

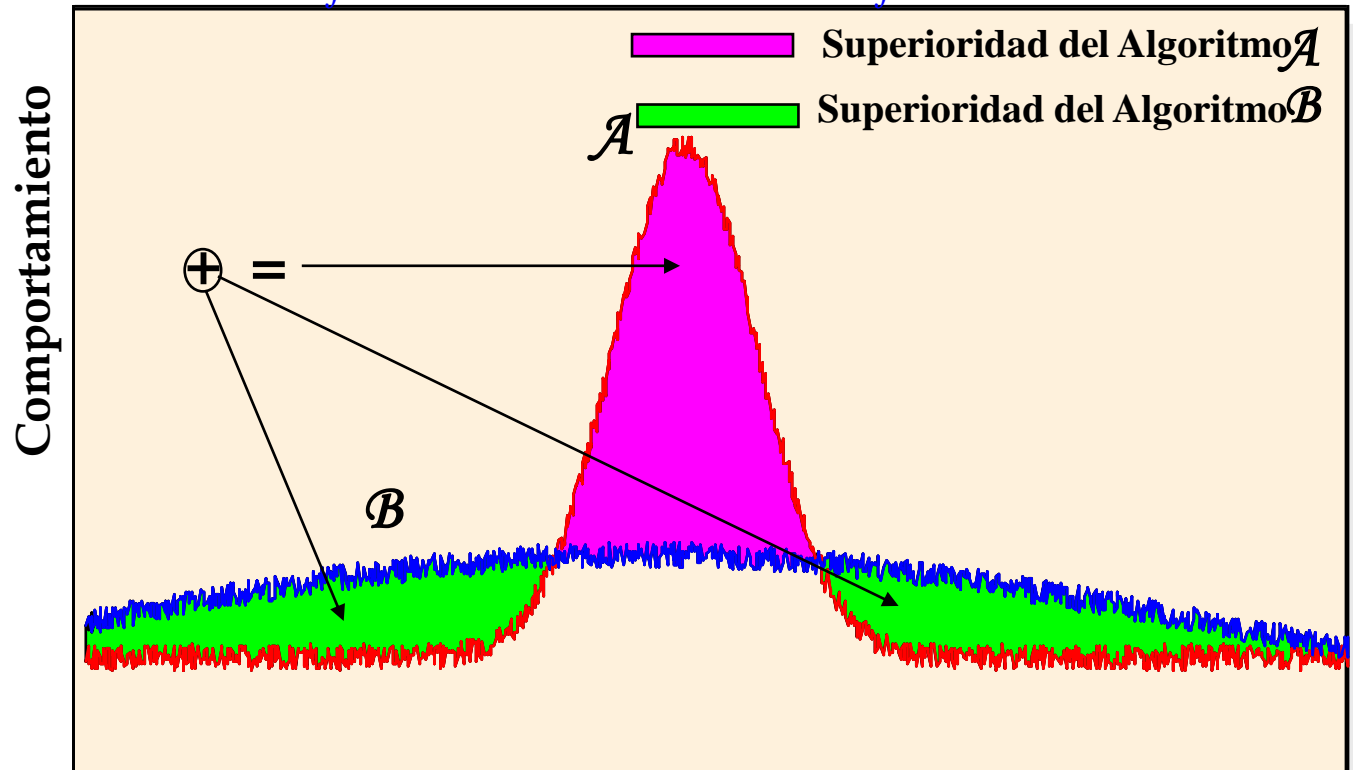
**Evolutionary Computation, IEEE Transactions on 1:1, April 1997, 67 – 82**



# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

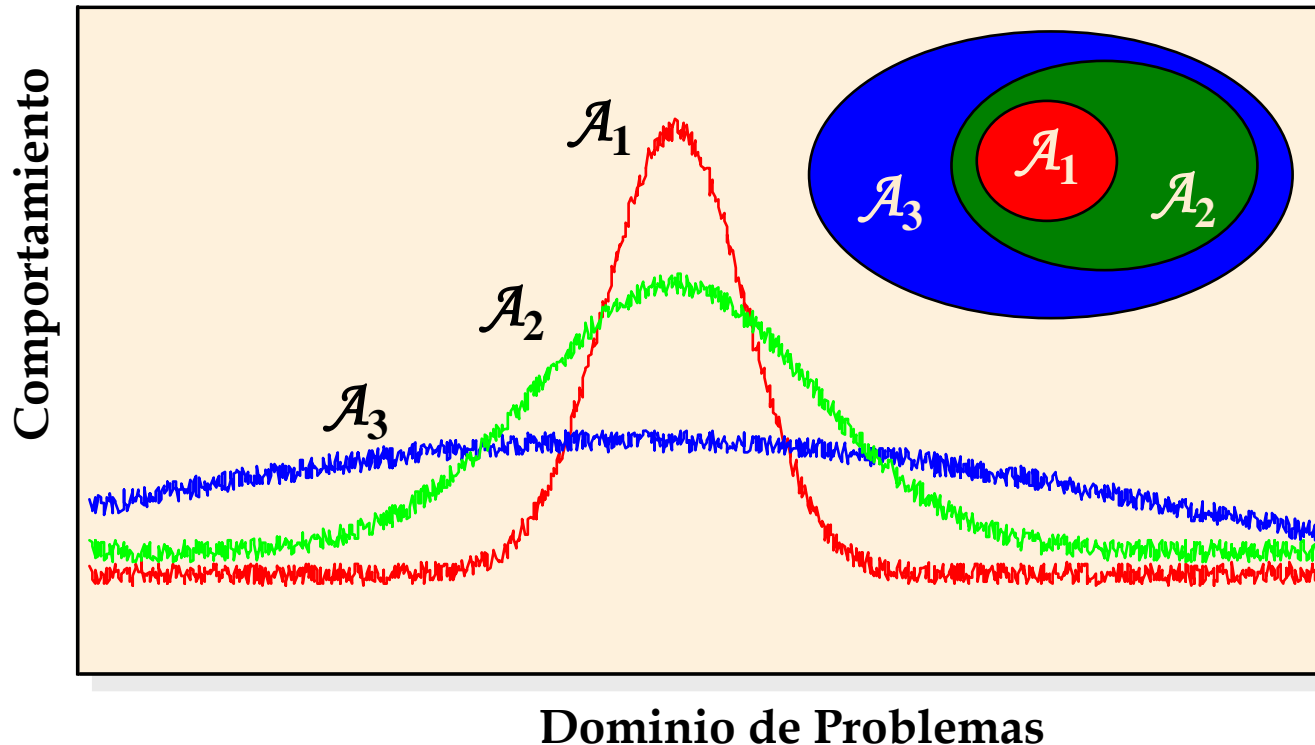
Implicaciones  
de NFL (I)

$$\sum_f E(\vec{c} / f, m, a) = \sum_f E(\vec{c} / f, m, b)$$



# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

**Implicaciones de NFL (II):** Ganar en un cierto dominio implica perder en los restantes



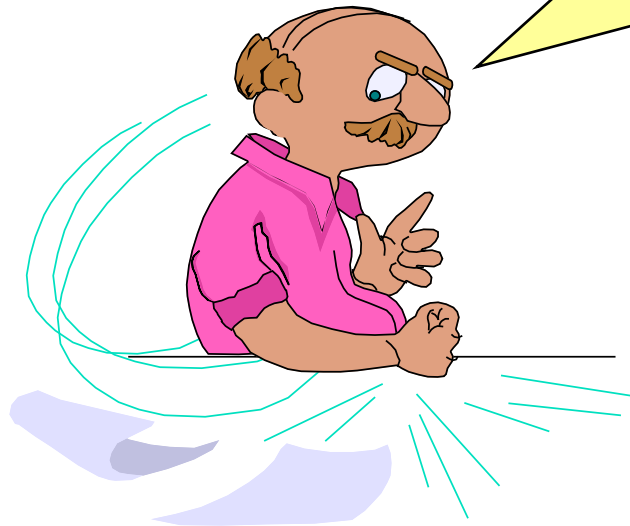
# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

---

## Discusión

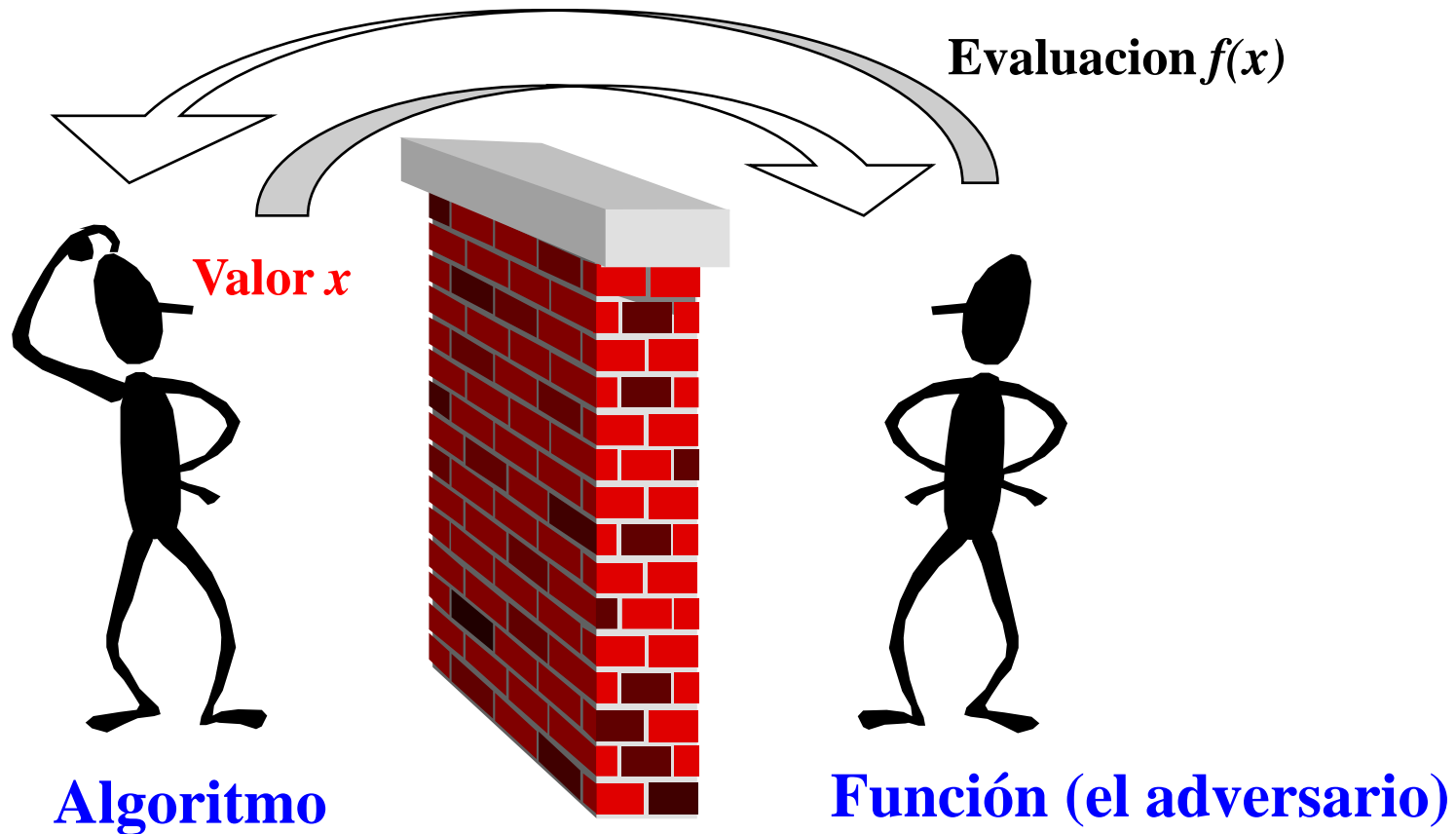
*¿La búsqueda aleatoria se comporta como nuestro algoritmo?*

*¡Hay que discutir algunas cuestiones en el teorema de NFL!*



# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

---



# ¿Por qué hibridar?

## Los límites de los AEs

---

Consideremos los diferentes grados de conocimiento del problema:

1. Conocimiento perfecto
2. **Conocimiento parcial**
3. Poco conocimiento
4. Muy poco conocimiento
5. **Ningún conocimiento**



(NFL)

**Los resultados del teorema NFL son críticos tanto en cuanto (2) es comparado con (5).**

# ¿Por qué hibridar?

## Los límites de los AEs

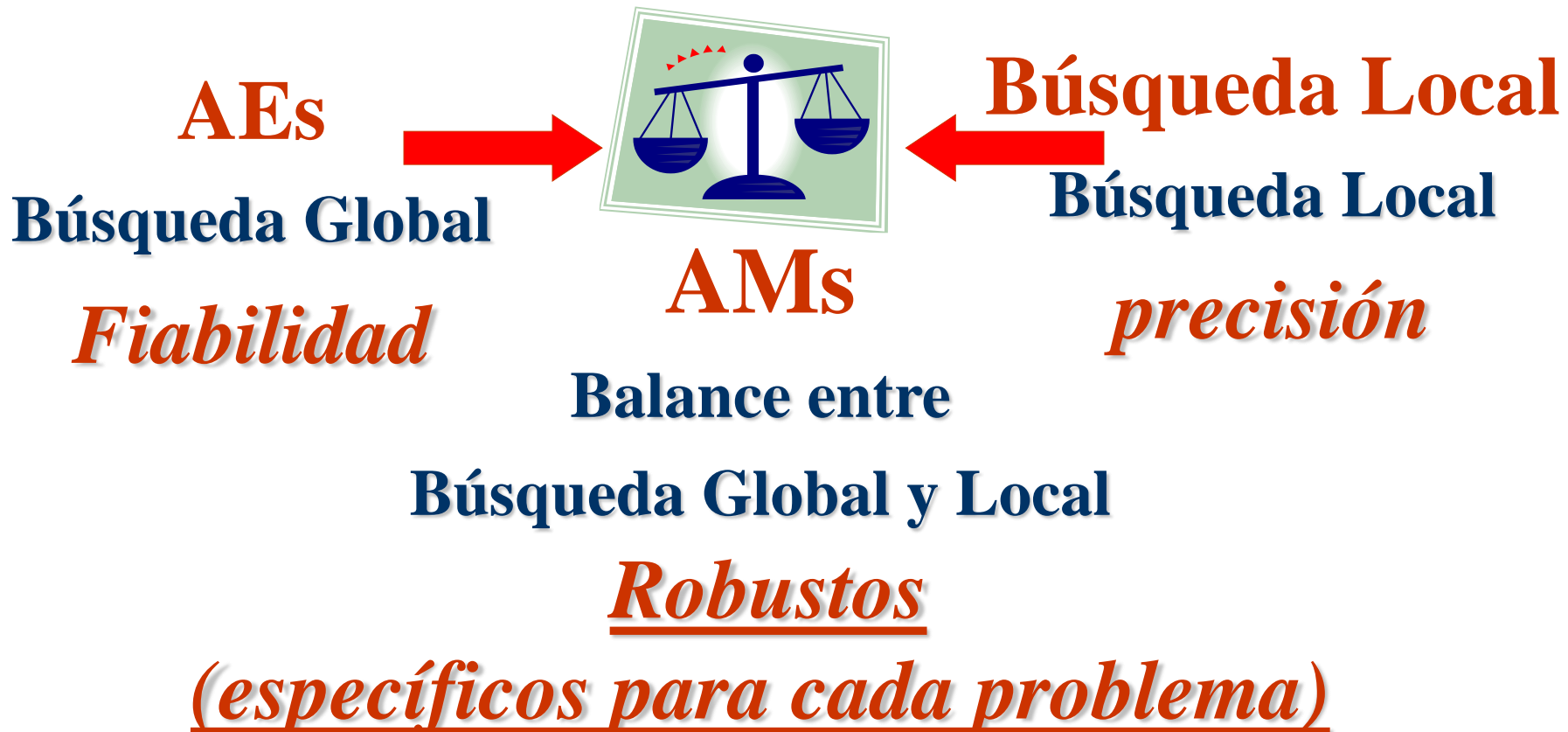
---

**Los AEs pueden mejorar su comportamiento con conocimiento**

- El **conocimiento sobre el problema** debe ser incluido en el algoritmos de búsqueda.
- Lawrence Davis resaltó esta aproximación a finales de los 80 y primeros de los 90:
  - Utilizó representación del problema **ad-hoc**.
  - **Introdujo heurísticas** específicas del problema en los AEs. Se obtiene un **AE híbrido**.
- Usualmente, las heurísticas específicas son algoritmos de búsqueda local.

# ¿Por qué hibridar? Los límites de los AEs

---



# **ALGORITMOS MEMÉTICOS**

## **SUMARIO**

---

- **¿Qué es un Algoritmo Memético?**
- **¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos**
- **Algoritmos Meméticos: Introducción**
- **Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos**
- **Conclusiones**



# Algoritmos Meméticos

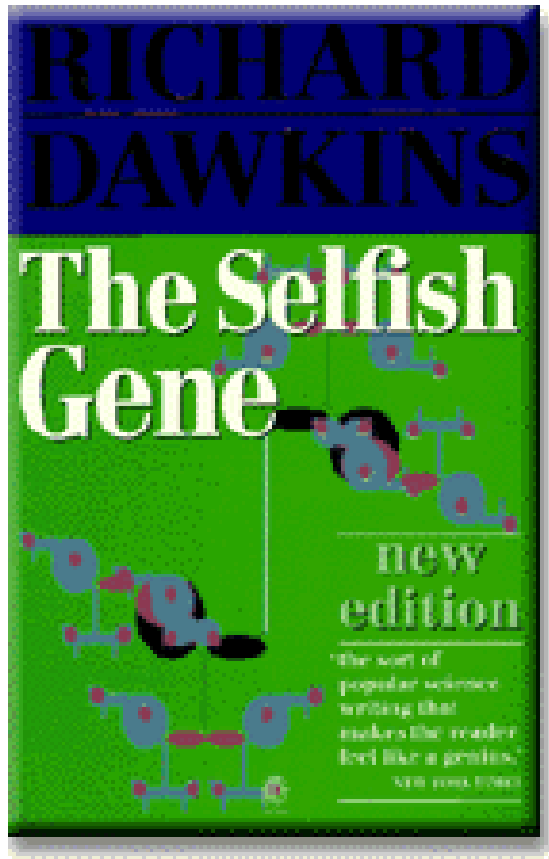
---

- Los **Algoritmos Meméticos** (AMs) se construyen sobre la noción de *meme*.
- Significado: Unidad de imitación, análoga a un gen pero en el contexto de la "evolución cultural"
- El Término fue introducido por Richard Dawkins en el libro "The Selfish Gene" ("El Gen Egoísta") (University Press, 1976)



# Algoritmos Meméticos

---

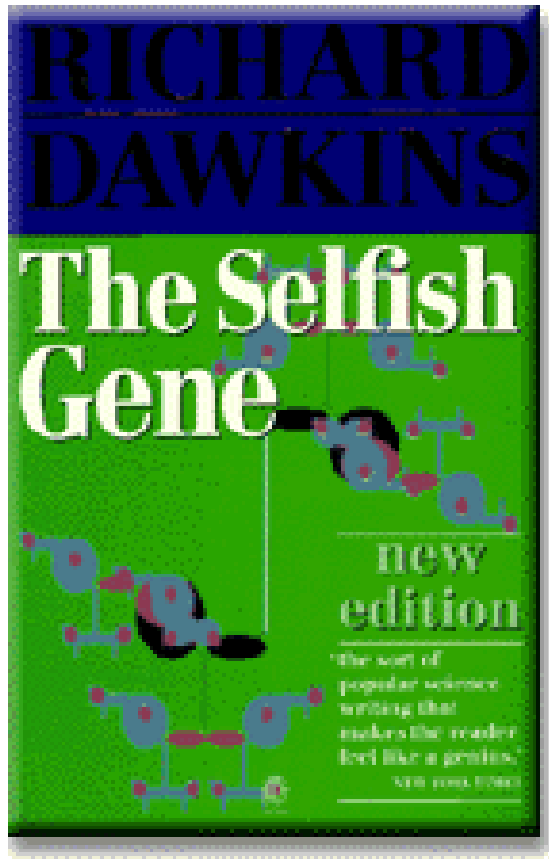


«Examples of **memes** are tunes, ideas, catch-phrases, clothes fashions, ways of making pots or of building arches. Just as genes propagate themselves in the gene pool by leaping from body to body via sperms or eggs, so **memes** propagate themselves in the **meme pool** by leaping from brain to brain via a process which, in the broad sense, can be called imitation.»

R. Dawkins, 1976

# Algoritmos Meméticos

---



«Ejemplos de **memes** son melodías, ideas, frases hechas, modas en la vestimenta, formas de hacer vasijas, o de construir bóvedas. Del mismo modo que los genes se propagan en el acervo genético a través de gametos, los "**memes**" se propagan en el acervo memético saltando de cerebro a cerebro en un proceso que, en un amplio sentido, puede denominarse imitación.»

R. Dawkins, 1976

# Algoritmos Meméticos

---



A **Memetic Algorithm** is a population of **agents** that alternate periods of **self-improvement** (via local search) with periods of **cooperation** (via recombination), and **competition** (via selection).

P. Moscato, 1989

**Moscato, P.A. (1989). On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms. Caltech Concurrent Computation Program Report 826, Caltech, Pasadena, California.**

# Algoritmos Meméticos

---

## TERMINOLOGÍA EN ALGORITMOS MEMÉTICOS

- En los **Algoritmos Meméticos** se utiliza el término de agentes en lugar de individuos ya que se consideran una extensión de los segundos.
- Tanto la selección como la actualización (reemplazo), son procesos puramente competitivos.
- La reproducción es la encargada de crear nuevos agentes (cooperación). Aunque puede aplicarse una gran variedad de operadores de reproducción, existen básicamente dos: Recombinación y Mutación.

# Algoritmos Meméticos

---

## TERMINOLOGÍA EN ALGORITMOS MEMÉTICOS

- Recombinación: Realiza el proceso de cooperación.

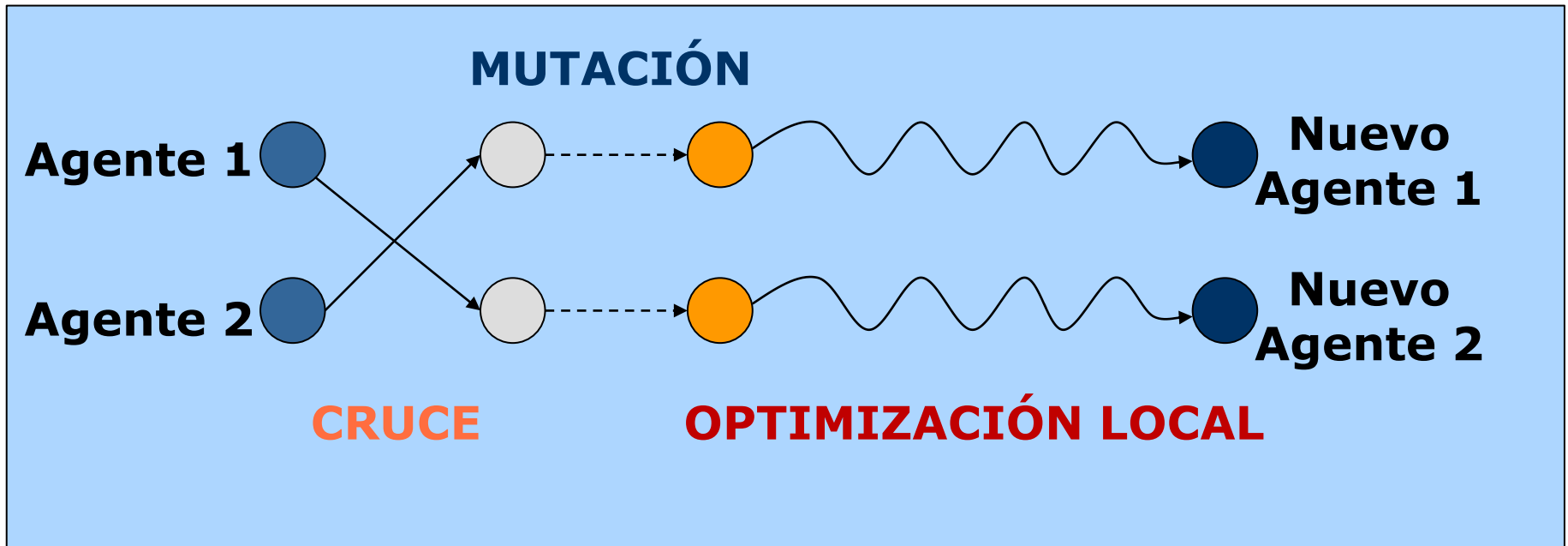
Crea nuevos agentes utilizando principalmente la información extraída de los agentes recombinados.

Se suele hablar de combinación inteligente de información.

- Mutación: Permite incluir información externa creando nuevos agentes mediante modificación parcial del agente mutado.

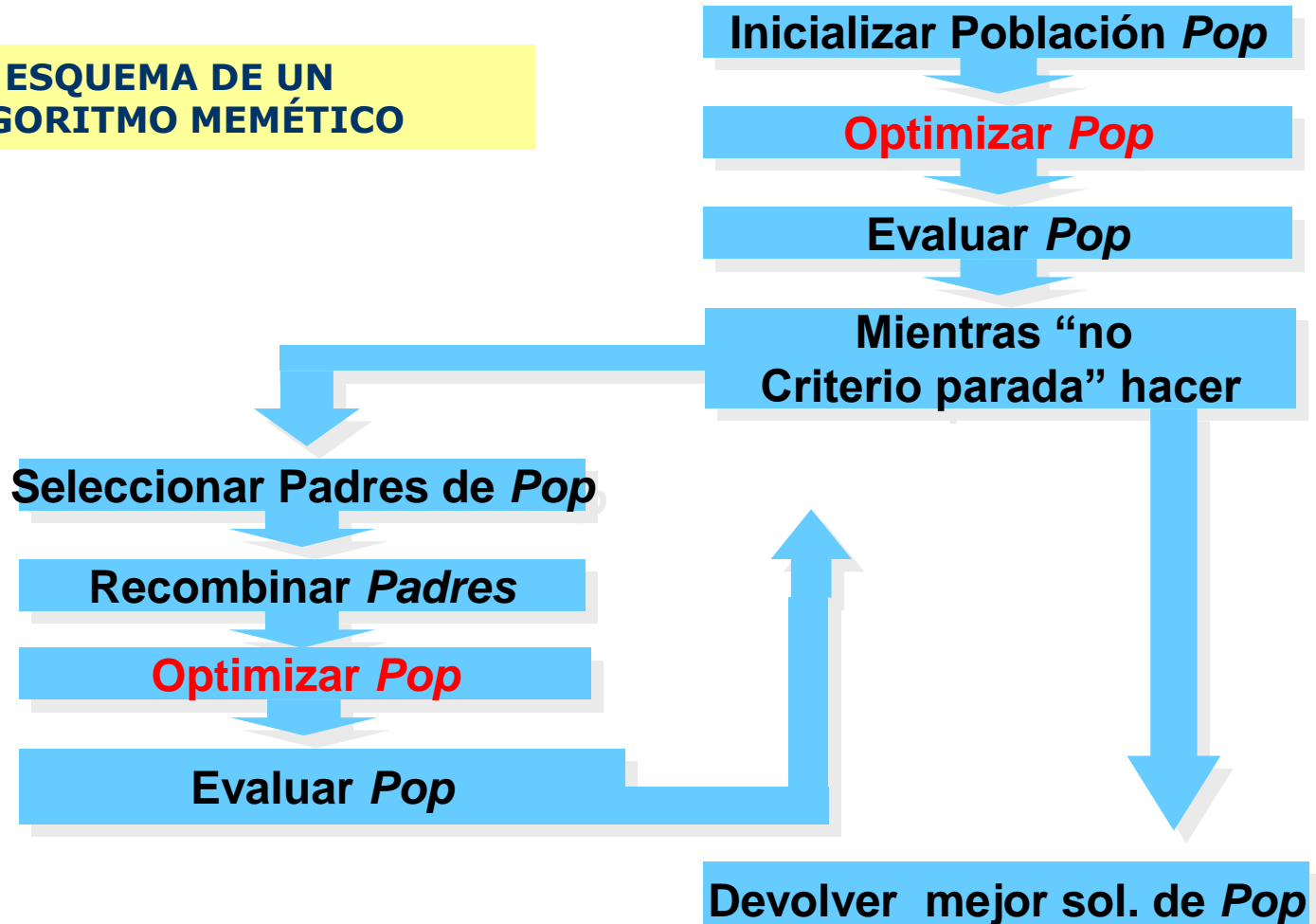
# Algoritmos Meméticos

---



# Algoritmos Meméticos

ESQUEMA DE UN  
ALGORITMO MEMÉTICO





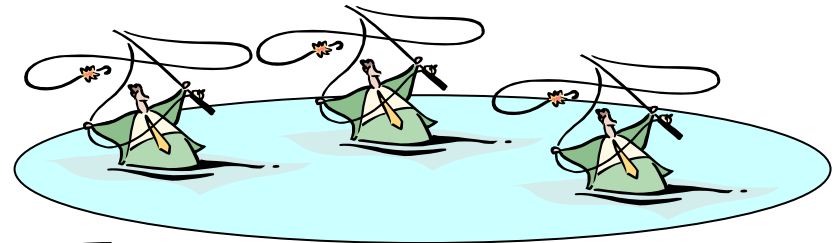
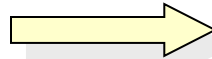
# Algoritmos Meméticos

OBJETIVO: ¡Ir con los mejores!

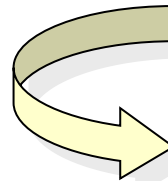


## Algoritmos de Búsqueda Local

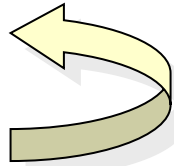
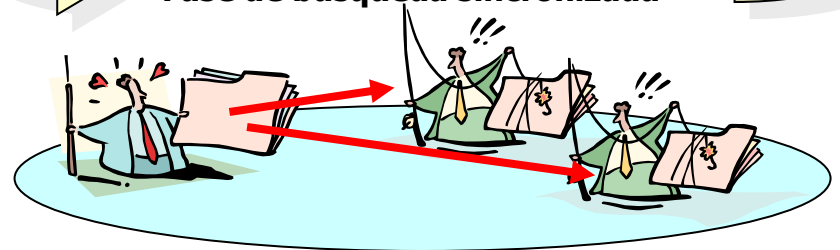
- Tabu search
- Simulated annealing
- ...



Fase de búsqueda independiente



Fase de búsqueda sincronizada



# ALGORITMOS MEMÉTICOS

## SUMARIO

---

- ¿Qué es un Algoritmo Memético?
- ¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos
- Algoritmos Meméticos: Introducción
- **Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos**
- Conclusiones

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

---

- Cuando se aborda el diseño de un AM efectivo para un cierto problema, hay que partir de la base de que no existe un procedimiento sistemático para tal fin (de lo contrario entraría en conflicto con los resultados del Teorema NFL).
- Únicamente pueden considerarse heurísticas de diseño, que probablemente resultarán en un AM efectivo, pero que obviamente no lo pueden garantizar.

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

---

- ¿Cuándo se aplica el Algoritmo de Búsqueda Local?
- ¿Sobre qué agentes se aplica?
- ¿Qué uso se hace del agente optimizado?
- ¿Cómo se aplica el optimizador local? (Intensidad de la aplicación)
- Uso de conocimiento: Otras hibridaciones
- ¿Qué Algoritmo de Búsqueda Local se utiliza?  
**Depende del problema a optimizar**

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

---

## ¿Cuándo y sobre qué agentes se aplica?

- Los optimizadores locales, considerados como un operador más, pueden aplicarse de diferentes formas:
  - En la fase de inicialización de la población
  - En cada generación o cada cierto número de ellas
  - Como fin del ciclo reproductivo o durante los operadores de recombinación
  - ...

**NOTA:** Para que un algoritmo híbrido sea considerado AM, la Búsqueda Local siempre debe aplicarse dentro del proceso evolutivo.

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

---

## ¿Cuándo y sobre qué agentes se aplica?

- A toda la población, o
- sólo a un subconjunto de ella
  - sobre el mejor.
  - sobre representantes de clases tras un proceso de agrupación).
  - Se puede utilizar una probabilidad de actuación de la búsqueda local.
- Sobre los agentes resultantes de la reproducción o sobre los agentes de la población globalmente.
- ...

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

---

## ¿Qué uso se hace del agente optimizado?

Dos modelos (clásicos)

- **Lamarkiano**
  - El agente resultante del proceso de optimización local se introduce en la población (cede su genotipo) y reemplaza en la población al agente sobre el que se inició el proceso o al más cercano.
- **Baldwiniano**
  - El agente inicial del proceso de optimización local recibe el fitness del agente final pero no su genotipo (cede su fitness)

# Sobre el diseño de Algoritmos Meméticos

## ¿Cómo se aplica el optimizador local?

- Al aplicar los optimizadores locales, es esencial regular adecuadamente el equilibrio entre
  - anchura (**frecuencia de aplicación del optimizador**)  
(uso de probabilidad de actuación de la Búsqueda Local:  $p_{LS}$ )
  - profundidad (**intensidad del optimizador**)
    - AMs baja intensidad (pocas iteraciones del optimizador local/alta frecuencia)
    - AMs alta intensidad (muchas iteraciones del optimizador local/baja frecuencia)



# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63.

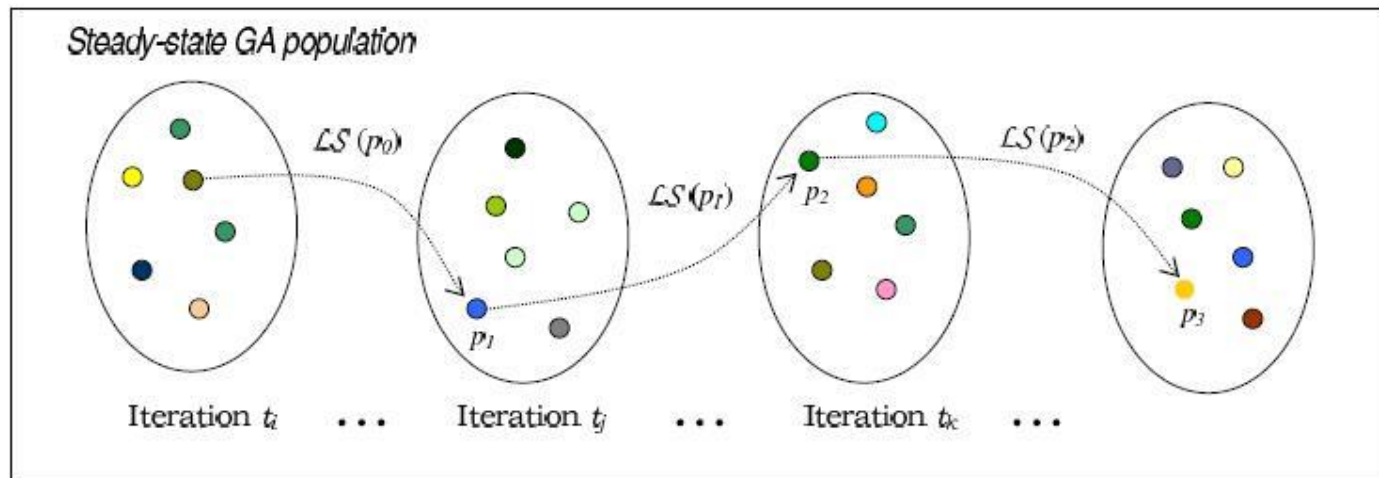


Figure 3: Example of LS chain.  $p_{i+1}$  is the final parameter value reached by the LS algorithm when it started with a value of  $p_i$ .  $p_0$  is the default value for the strategy parameter

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

Every time the LS algorithm is applied to refine a particular chromosome, a fixed LS intensity should be considered for it, which will be called *LS intensity stretch* ( $I_{str}$ ). In this way, a LS chain formed throughout  $n_{app}$  LS applications and started from solution  $s_0$  will return the same solution as the application of the continuous LS algorithm to  $s_0$  employing  $n_{app} \cdot I_{str}$  fitness function evaluations.

After the LS operation, the parameters that define the current state of the LS processing are stored along with the reached final individual (in the steady-state GA population). When this individual is latter selected to be improved, the initial values for the parameters of the LS algorithm will be directly available. For example, if we employ the Solis and Wets' algorithm as LS algorithm, the stored strategy parameter may be the current value of the  $p$  parameter. For the more elaborate CMA-ES, the state of the LS operation may be defined by the covariance matrix ( $C$ ), the mean of the distribution ( $\sim m$ ), the size ( $\sigma$ ), and some additional variables used to guide the adaptation of these parameters.

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

1. Generate the initial population.
2. Perform the steady-state GA throughout  $n_{freq}$  evaluations.
3. Build the set  $S_{LS}$  with those individuals that potentially may be refined by LS.
4. Pick the best individual in  $S_{LS}$  (Let's  $c_{LS}$  to be this individual).
5. if  $c_{LS}$  belongs to an existing LS chain then
6.   Initialise the LS operator with the LS state stored together with  $c_{LS}$ .
7. else
8.   Initialise the LS operator with the default LS state.
9. Apply the LS algorithm to  $c_{LS}$  with an LS intensity of  $I_{str}$  (Let's  $c_{LS}^r$  to be the resulting individual).
10. Replace  $c_{LS}$  by  $c_{LS}^r$  in the steady-state GA population.
11. Store the final LS state along with  $c_{LS}^r$ .
12. If (not termination-condition) go to step 2.

Figure 4: Pseudocode algorithm for the proposed MACO model

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

### MA-LSCh-CMA

Steady-state GA.

**BLX- $\alpha$ .**

**Negative Assortative Mating.**

**BGA Mutation Operator.**

**Standard replacement strategy**

**CMA-ES as Continuous LS algorithm.**

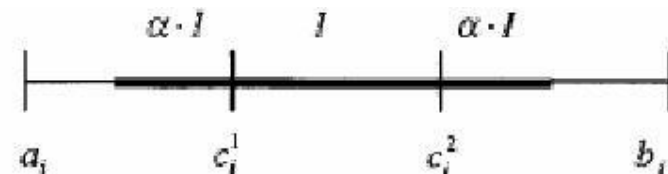


Figure 5: BLX- $\alpha$

Hansen, N. and Ostermeier, A. (2001). Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary Computation* 9(2): 159–195.

Parameter setting. For the experiments, MA-LSCh-CMA applies BLX- $\alpha$  with  $\alpha = 0.5$ . The population size is 60 individuals and the probability of updating a chromosome by mutation is 0.125. The  $n_{ass}$  parameter associated with the negative assortative mating is set to 3. The value of the L G ratio,  $r_{L/G}$ , was set to 0.5, which represents an equilibrated choice. Finally, a value of  $1e-8$  was assigned to the  $\delta_{min}$  LS threshold.

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

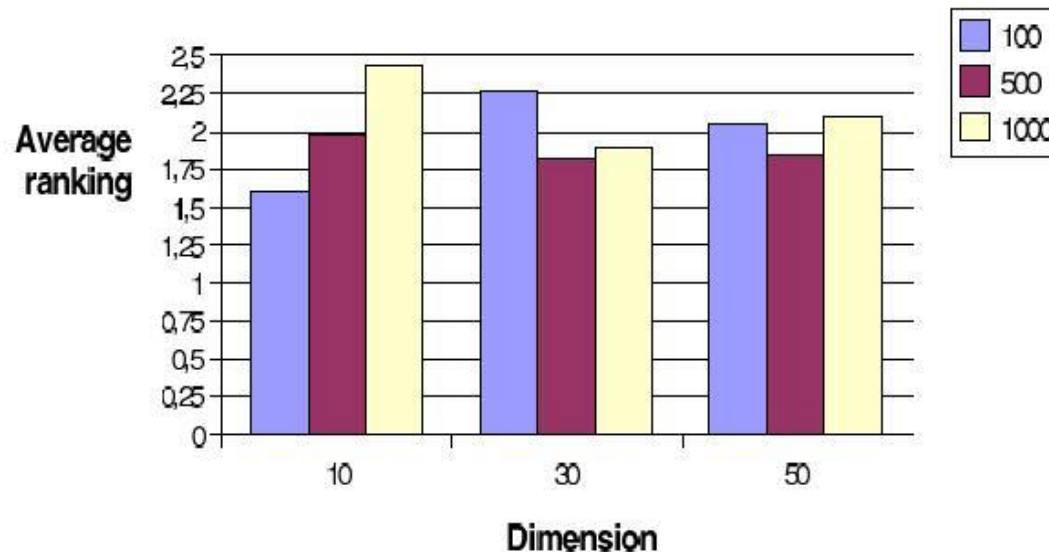


Figure 6: Rankings obtained by MA-LSCh-CMA instances with different  $I_{str}$  values

**$I_{str} = 500$  is the best choice**

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

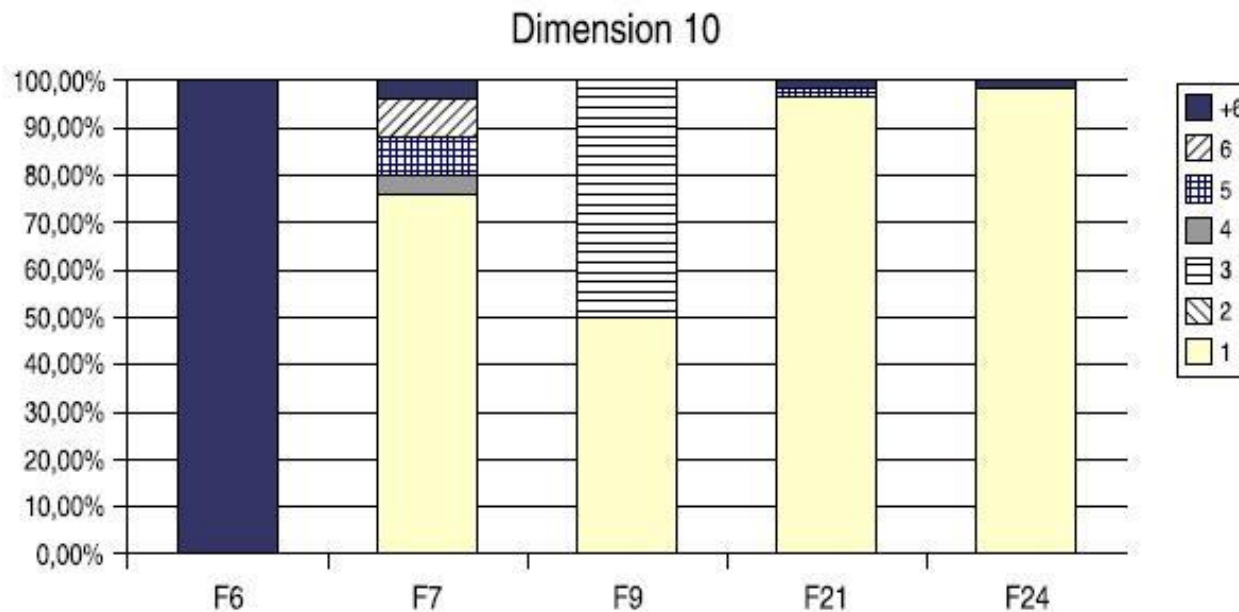


Figure 7: Percentages of LS chains with different lengths ( $D = 10$ )

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

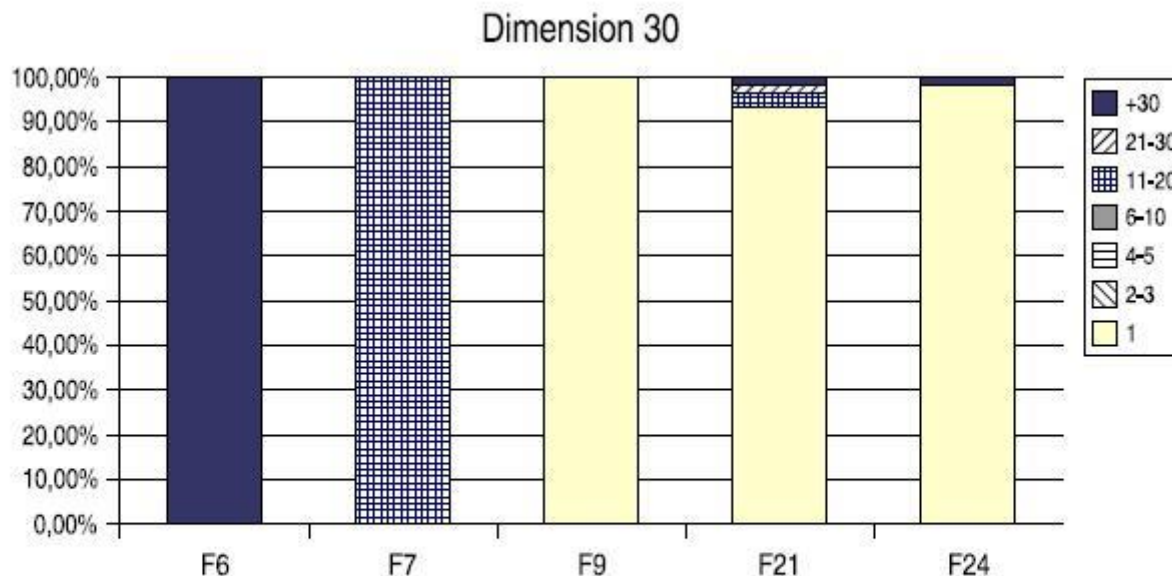


Figure 8: Percentages of LS chains with different lengths ( $D = 30$ )

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

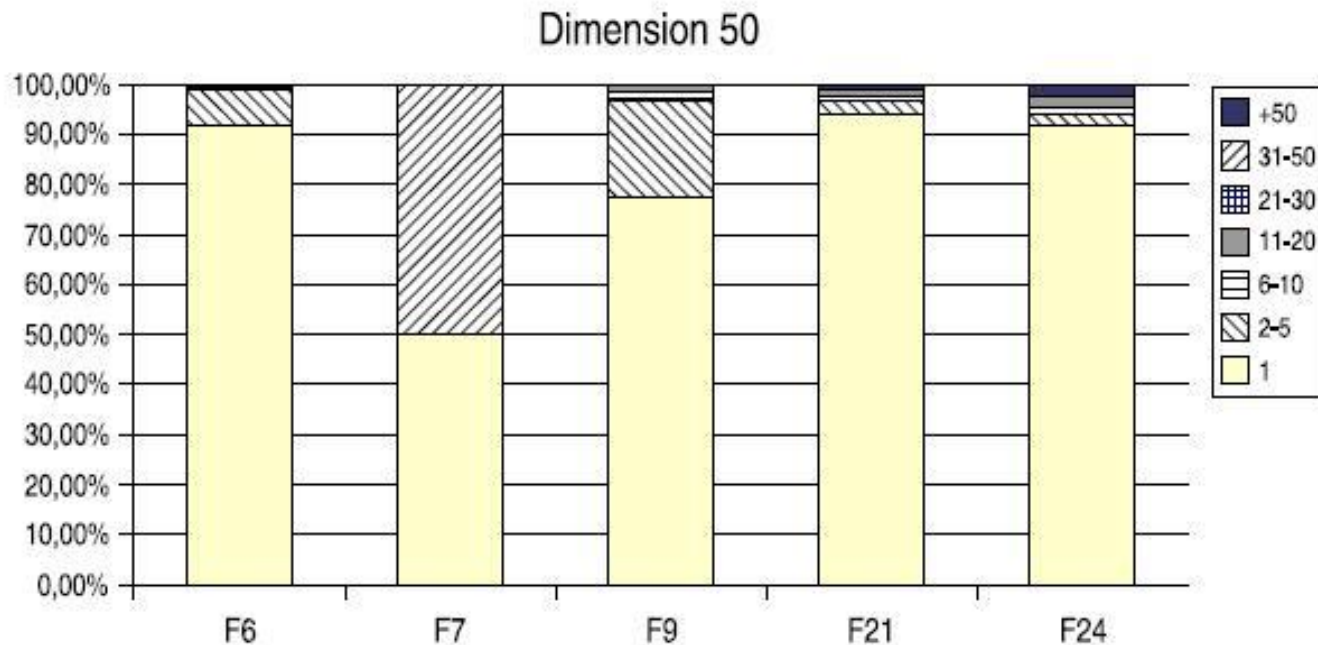


Figure 9: Percentages of LS chains with different lengths ( $D = 50$ )



# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

## Comparison with State-of-the-Art MACOs

$D$	$R+$ (MA-LSCh-CMA)	$R-$ (DEahcSPX)	Critical value	Sig. differences?
10	135	75	52	No
30	169.5	40.5	52	Yes
50	176.5	33.5	52	Yes

Table 7: DEahcSPX versus MA-LSCh-CMA (Wilcoxon's test with  $p$ -value = 0.05)

**Noman, N. and Iba, H. (2008). Accelerating differential evolution using an adaptive local search. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 12:1 (2008)107–125.**

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

## Comparison with the Winner of the CEC2005

$D$	$R+$ (MA-LSCh-CMA)	$R-$ (G-CMA-ES)	Critical value ( $p=0.05/p=0.1$ )	Sig. dif? ( $p=0.05$ )	Sig. dif? ( $p=0.1$ )
10	32.5	177.5	52/60	Yes	Yes
30	139	71	52/60	No	No
50	154	56	52/60	No	Yes

Table 8: G-CMA-ES versus MA-LSCh-CMA (Wilcoxon's test with  $p$ -value = 0.05 and  $p$ -value=0.1)

**Auger, A. and Hansen, N. (2005a). A restart CMA evolution strategy with increasing population size. In *Proc. of the 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 1769-1776.**

**S. García, D. Molina, M. Lozano, F. Herrera, A Study on the Use of Non-Parametric Tests for Analyzing the Evolutionary Algorithms' Behaviour: A Case Study on the CEC'2005 Special Session on Real Parameter Optimization. *Journal of Heuristics*, [doi: 10.1007/s10732-008-9080-4](https://doi.org/10.1007/s10732-008-9080-4), 15 (2009) 617-644**

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

### Comparison with the Other CEC2005 competitors

Algorithm	$R+$ (MA-LSCh-CMA)	$R-$ (CEC2005)	Critical value	Sig. differences?
BLX-GL50	92.5	117.5	52	No
BLX-MA	79	131	52	No
CoEvo	157	53	52	No
DE	122	88	52	No
DMS-L-PSO	54.5	155.5	52	No
EDA	98	112	52	No
K-PCX	128	82	52	No
L-SaDE	48.5	161.5	52	Yes
SPC-PNX	95	115	52	No

Table 9: Comparison of MA-LSCh-CMA with CEC2005 competitors for  $D = 10$  (Wilcoxon's test with  $p$ -value = 0.05)

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Adaptación de la Búsqueda Local

D. Molina, M. Lozano, C. García-Martínez, F. Herrera, **Memetic Algorithms for Continuous Optimization Based on Local Search Chains**. *Evolutionary Computation*, 18(1), 2010, 27–63

### Comparison with the Other CEC2005 competitors

Algorithm	$R+$ (MA-LSCh-CMA)	$R-$ (CEC2005)	Critical value	Sig. differences?
BLX-GL50	166	44.5	52	Yes
BLX-MA	198	11.5	52	Yes
CoEvo	210	0	52	Yes
DE	199.5	10.5	52	Yes
K-PCX	174	36	52	Yes
SPC-PNX	169.5	40.6	52	Yes

Table 10: Comparison of MA-LSCh-CMA with CEC2005 competitors for  $D = 30$  (Wilcoxon's test with  $p$ -value = 0.05)

# Algoritmos Meméticos: Adaptación LS

## Paquete en R (CRAN)



*Journal of Statistical Software*

December 2016, Volume 75, Issue 4.

doi: 10.18637/jss.v075.i04

Memetic Algorithms with Local Search Chains  
in R: The Rmalschains Package

Christoph Bergmeir  
Monash University

Daniel Molina  
University of Cádiz

José M. Benítez  
University of Granada

**Package ‘Rmalschains’**

November 29, 2016

<https://cran.r-project.org/web/packages/Rmalschains/index.html>

# **ALGORITMOS MEMÉTICOS**

## **SUMARIO**

---

- **¿Qué es un Algoritmo Memético?**
- **¿Por qué hibridar? Los límites de los Algoritmos Evolutivos**
- **Algoritmos Meméticos: Introducción**
- **Sobre el Diseño de Algoritmos Meméticos**
- **Conclusiones**

# ALGORITMOS MEMÉTICOS

## Comentarios finales

---

- Los AMs son técnicas de optimización que **explotan el conocimiento disponible** de un problema embebido en un modelo de evolución de poblaciones.
- No son un paradigma “purista” u “ortodoxo”. **Tienen muchos grados de libertad para el usuario.**
- Cuando se aborda el diseño de un AM efectivo para un cierto problema, hay que partir de la base de que **no existe un procedimiento sistemático para tal fin.**
- Han demostrado ser **más eficaces** que los AGs para diferentes problemas.

# ALGORITMOS MEMÉTICOS

---

## Bibliografía Básica

- P. Moscato, "Memetic Algorithms: A short introduction", *New Ideas in Optimization* (pp. 219-234), Corne D., Dorigo M., Glover F., McGraw-Hill-UK, 1999
- P. Moscato, C. Cotta, "A Gentle Introduction to Memetic Algorithms", *Handbook of Metaheuristics*, F. Glover, G. Kochenberger (eds.), pp. 105-144, Kluwer Academic Publishers, Boston MA, 2003
- P. Moscato, C. Cotta, "Una Introducción a los Algoritmos Memeticos", *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de IA, No. 19,2003, 131-148.*
- W E Hart, N Krasnogor and J E Smith. "Memetic Evolutionary Algorithms", *Recent Advances in Memetic Algorithms*, Hart, William E.; Krasnogor, N.; Smith, J.E. (Eds.) 2005, 3-27.
- N. Krasnogor and J.E. Smith.  
A tutorial for competent memetic algorithms: model, taxonomy and design issues.  
IEEE Transactions on Evolutionary Computation 9(5):474- 488, 2005.
- Y.S. Ong and M.-H. Lim and N. Zhu and K.W. Wong.  
Classification of Adaptive Memetic Algorithms: a Comparative Study  
IEEE Transactions on System, Man. and Cybernetic. Part B. 36:1, 141-152, 2006.
- J. E. Smith. Coevolving Memetic Algorithms: A Review and Progress Report. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics. Part B: Cybernetics 37:1, 2007, 6-17.



# METAHEURÍSTICAS

2021 - 2022



- Tema 1. Introducción a las Metaheurísticas
- Tema 2. Modelos de Búsqueda: Entornos y Trayectorias vs Poblaciones
- Tema 3. Metaheurísticas Basadas en Poblaciones
- Tema 4: Algoritmos Meméticos
- Tema 5. Metaheurísticas Basadas en Trayectorias
- Tema 6. Metaheurísticas Basadas en Adaptación Social
- Tema 7. Aspectos Avanzados en Metaheurísticas
- Tema 8. Metaheurísticas Paralelas