# CÓMPUTO EVOLUTIVO

Proyecto Final

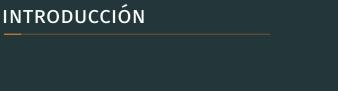
Arturo Márquez Flores

26 junio 2019

https://github.com/arturomf94/PS0

# **CONTENIDO**

- · Introducción
- · Bibliografía
- · Teoría
- · Evaluación y Resultados
- · Conclusiones





La topología de comunicación impacta la tasa de convergencia.



La mayoría de la literatura en PSO se enfoca en problemas sin restricciones.



La literatura que estudia el impacto de la topología en problemas con restricciones es escaza.



# **PRIMER PSO**

Primer modelo en (Kennedy & Eberhart, 1995, [KE95]).

# TOPOLOGÍAS

Primer estudio sobre el impacto de la topología en (Kennedy, 1999, [Ken99]).

## RESTRICCIONES

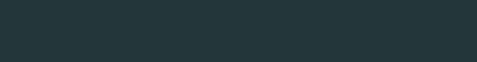
Uno de los primeros estudios sobre PSO con restricciones en (Parsapoulos & Vrahatis, 2002, [PV02]).

# TOPOLOGÍAS DINÁMICAS

Existen varios estudios sobre topologías dinámicas, como [Cle06], [Sug99], [MM13] y [LI14].

# TOPOLOGÍAS DINÁMICAS Y RESTRICCIONES

Topologías dinámicas + Restricciones ([BM14] + [BLM14])



TEORÍA

## **PSO ORIGINAL**

$$v_{t+1}^{i} = \omega v_{t}^{i} + \phi_{1} R_{1,t}^{i} (p_{t}^{i} - x_{t}^{i}) + \phi_{2} R_{2,t}^{i} (g_{t}^{i} - x_{t}^{i})$$

# **GLOBAL BEST**

$$g_t^i = argmax_{p_t^j \in P_t} \{f(p_t^j) : j \in N_t^i\}$$

#### Algorithm 1: PSO

- 1 for cada partícula i en enjambre do
- 2 | Inicializar posición,  $x_0^i$ , generando un vector distribuido uniformemente en  $[p_{lb}, p_{ub}]^d \subseteq S$
- 3 | Inicializar la mejor posición,  $p_0^i$ , evaluando la posición en la función objetivo.
- 4 Inicializar velocidad,  $v_0^i$ , generando un vector distribuido uniformemente en  $[v_{lb},v_{ub}]^d\subseteq S$
- 5 Linicializar el mejor global:  $g_0^i = \operatorname{argmax}_{p_0^j \in P_0} \{f(p_0^j) : j \in N_0^i\}$
- 6 while criterio de terminación no se cumpla do
- 7 for cada partícula i en enjambre do
- Actualizar velocidad con la ecuación 1

  Actualizar posición con la ecuación 2
  - Actualizar mejor posición con la ecuación 3
- 11 Actualizar el mejor global con la ecuación 5
- 12 return  $\operatorname{argmax}_{p_t^j \in P_t} f(p_t^j)$

#### **PROPUESTA**

- Propuesta 1: sólo considerar posiciones factibles, siguiendo a [HE02].
- · Propuesta 2: modificar la topología aumentando el grado de los nodos, siguiendo a [Sug99].

#### **PROPUESTA**

$$\begin{split} \cdot \ v_{t+1}^{i} &= \omega v_{t}^{i} + \phi_{1} R_{1,t}^{i}(p_{t}^{i} - x_{t}^{i}) + \phi_{2} R_{2,t}^{i}(g_{t}^{i} - x_{t}^{i}) \\ \cdot \ v_{t+1}^{i} &= \omega v_{t}^{i} + \phi_{2} R_{2,t}^{i}(g_{t}^{i} - x_{t}^{i}) \\ \cdot \ v_{t+1}^{i} &= \omega v_{t}^{i} + r_{t}^{i} \end{split}$$

```
Algorithm 2: PSO

    Inicializar topología local con grado k = 1

 2 for cada partícula i en enjambre do
       Inicializar posición, x_0^i, generando un vector distribuido uniformemente
         en [p_{lb}, p_{ub}]^d \subseteq S
       if x_0^i es factible then
           Inicializar la mejor posición, p_0^i, evaluando la posición en la función
             objetivo.
       Inicializar velocidad, v_0^i, generando un vector distribuido uniformemente
         en [v_{lb}, v_{ub}]^d \subseteq S
       if N_0^i \neq \emptyset then
           Inicializar el mejor global: g_0^i = \operatorname{argmax}_{p_0^j \in P_0} \{f(p_0^j) : j \in N_0^i\}
 9 for cada generación q, hasta alcanzar G do
       for cada partícula i en enjambre do
11
           if p<sub>+</sub> ha sido inicializada then
                Actualizar velocidad con la ecuación 7
12
           else
13
               if N_t^i \neq \emptyset then
14
15
                   Actualizar velocidad con la ecuación 8
                else
16
                   Actualizar velocidad con la ecuación 9
17
           Actualizar posición con la ecuación 2
18
           if x_{t+1}^i es factible then
19
               Actualizar mejor posición con la ecuación 3
20
           if N_{t+1}^i \neq \emptyset then
21
             Actualizar el mejor global con la ecuación 5
22
       if k + \lceil (N-1)/q \rceil < N-1 then
23
           Aumentar grado topología a k + \lceil (N-1)/q \rceil
24
25
       else
           Aumentar grado topología a N-1
26
27 return \operatorname{argmax}_{p_t^j \in P_t} f(p_t^j)
```

# EVALUACIÓN Y RESULTADOS

# DISEÑO

Se utilizará el benchmark del **reporte técnico** en [WMS16]

#### **BENCHMARK**

- · 28 COPs
- · Dimensiones 10, 30, 50 y 100.
- · 2000D, 10000D y 20000D evaluaciones en la función objetivo.
- · 25 corridas
- · Número de violaciones a las restricciones para diferentes grados de tolerancia (1, 0.01 y 0.0001).
- · Tasa de factibilidad y la comlpejidad del algoritmo

- · C01, C03, C04, C06, C07, C11, C13 y C19
- · Dimensiones 10 y 30.
- · Límites de evaluaciones en la función objetivo en 2,000, 10,000 y 20,000

- · 200 partículas.
- · 100 iteraciones.
- $\cdot c_1 = 0.6$ ,  $c_2 = 0.3$  y w = 0.4.

- · Los resultados pueden replicarse en este colab
- · la librería utilizada se encuentra en este repositorio

Cuadro 1: Resultados con dimensión $= 10$										
FES	Estadistica	C01	C03	C04	C06	C07	C11	C13	C19	
2x10^3	Mejor	1728.45	inf	110.44	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	5111.24	inf	196.47	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	3675.8	inf	151.51	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	3875.8	inf	146.77	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	963.4	inf	23.37	inf	inf	inf	inf	inf	
10x10^3	Mejor	13.09	inf	66.24	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	579.09	inf	99.96	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	163.93	inf	82.18	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	132.38	inf	81.05	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	122.05	inf	8.62	inf	inf	inf	inf	inf	
20x10^3	Mejor	8.60	inf	53.82	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	220.06	inf	99.00	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	75.88	inf	73.61	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	60.97	inf	73.61	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	61.06	inf	9.46	inf	inf	inf	inf	inf	

Cuadro 2: Resultados con dimensión $= 30$										
FES	Estadistica	C01	C03	C04	C06	C07	C11	C13	C19	
2x10^3	Mejor	14148.54	inf	403.90	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	36858.93	inf	567.68	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	24310.30	inf	493.71	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	24310.30	inf	499.35	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	5271.50	inf	34.58	inf	inf	inf	inf	inf	
10x10^3	Mejor	640.94	inf	275.07	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	2580.97	inf	366.10	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	1501.79	inf	327.44	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	1313.43	inf	334.75	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	622.95	inf	23.64	inf	inf	inf	inf	inf	
20x10^3	Mejor	454.26	365255.92	269.90	inf	inf	inf	inf	inf	
	Peor	2174.91	inf	347.04	inf	inf	inf	inf	inf	
	Media	962.57	inf	314.55	inf	inf	inf	inf	inf	
	Mediana	840.84	inf	327.52	inf	inf	inf	inf	inf	
	Des. Est.	397.25	inf	24.18	inf	inf	inf	inf	inf	



## **COMENTARIOS**

Algoritmo no sirve para restricciones de igualdad.

## **COMENTARIOS**

Algoritmo no sirve para restricciones de desigualdad complejos.

## **COMENTARIOS**

Algoritmo no es competitivo en restricciones de desigualdad (en general).

# **MEJORAS**

El último punto puede arreglarse encontrando mejores parámetros y mejorando los límites del experimento.

# **MEJORAS**

Los primeros dos puntos podrían atacarse si primero se buscan las regiones factibles mediante la minimización del valor absoluto de las restricciones, tanto de igualdad como de desigualdad.



A hybrid particle swarm with a time-adaptive topology for constrained optimization.

Swarm and Evolutionary Computation, 18:22 – 37, 2014.

Mohammad reza Bonyadi and Zbigniew Michalewicz.
Locating Potentially Disjoint Feasible Regions of a Search Space with a Particle Swarm Optimizer, pages 205–230.

12 2014.

M. Clerc. Standard pso 2006. Technical report, 2006.

🔋 Xiaohui Hu and R Eberhart.

Solving constrained nonlinear optimization problems with particle swarm optimization.

Citeseer, 2002:203-206, 01 2002.

James Kennedy and Russell C. Eberhart. Particle swarm optimization.

In Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pages 1942–1948, 1995.



J. Kennedy.

Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance.

In Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406), volume 3, pages 1931-1938 Vol. 3, July 1999.



Wei Hong Lim and Nor Ashidi Mat Isa.

Particle swarm optimization with increasing topology connectivity.

Engineering Applications of Artificial Intelligence, 27:80 – 102, 2014.



Yannis Marinakis and Magdalene Marinaki.

A hybridized particle swarm optimization with expanding neighborhood topology for the feature selection problem. In María J. Blesa, Christian Blum, Paola Festa, Andrea Roli, and Michael Sampels, editors, Hybrid Metaheuristics, pages 37–51, Berlin, Heidelberg, 2013. Springer Berlin Heidelberg.

Konstantinos E. Parsopoulos and Michael N. Vrahatis. Particle swarm optimization method for constrained optimization problems.

In In Proceedings of the Euro-International Symposium on Computational Intelligence 2002, pages 214–220. IOS Press, 2002.

P. N. Suganthan.

Particle swarm optimiser with neighbourhood operator. In Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406), volume 3, pages 1958–1962 Vol. 3, July 1999.

Guohua Wu, Rammohan Mallipeddi, and Ponnuthurai Suganthan.

Problem definitions and evaluation criteria for the cec 2017 competition and special session on constrained single objective real-parameter optimization.

10 2016.