

CÓMPUTO EVOLUTIVO

Proyecto Final

Arturo Márquez Flores

26 junio 2019

<https://github.com/arturomf94/PS0>

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

INTRODUCCIÓN

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 escasa.

BIBLIOGRAFÍA

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

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

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

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

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

TEORÍA

$$v_{t+1}^i = \omega v_t^i + \phi_1 R_{1,t}^i (p_t^i - x_t^i) + \phi_2 R_{2,t}^i (g_t^i - x_t^i)$$

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

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   Inicializar el mejor global:  $g_0 = \operatorname{argmax}_{p_0^j \in P_0} \{f(p_0^j) : j \in N_0^i\}$ 
6 while criterio de terminación no se cumpla do
7   for cada partícula  $i$  en enjambre do
8     Actualizar velocidad con la ecuación 1
9     Actualizar posición con la ecuación 2
10    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 1: sólo considerar posiciones factibles, siguiendo a [HE02].
- Propuesta 2: modificar la topología aumentando el grado de los nodos, siguiendo a [Sug99].

- $v_{t+1}^i = \omega v_t^i + \phi_1 R_{1,t}^i (p_t^i - x_t^i) + \phi_2 R_{2,t}^i (g_t^i - x_t^i)$
- $v_{t+1}^i = \omega v_t^i + \phi_2 R_{2,t}^i (g_t^i - x_t^i)$
- $v_{t+1}^i = \omega v_t^i + r_t^i$

Algorithm 2: PSO

```

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

```

EVALUACIÓN Y RESULTADOS

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

- 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 complejidad 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.
- $c_1 = 0,6$, $c_2 = 0,3$ y $w = 0,4$.

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

RESULTADOS PRELIMINARES

Cuadro 1: Resultados con dimensión = 10

FES	Estadística	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

RESULTADOS PRELIMINARES

Cuadro 2: Resultados con dimensión = 30

FES	Estadística	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

CONCLUSIONES

Algoritmo no sirve para restricciones de igualdad.

Algoritmo no sirve para restricciones de desigualdad complejos.

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

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

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.



Mohammad Reza Bonyadi, Xiang Li, and Zbigniew Michalewicz.
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.

