## Reporte. Proyecto Final FGA

Dimitri Semenov Flores No. Cuenta 313308545 Cómputo Evolutivo, Facultad de Ciencias, U.N.A.M.

16 de enero de 2018

# 1. Metodología de comparación y Complicaciones

El objetivo del reporte es presentar los resultados obtenidos de forma experimental que comparan el desempeño del algoritmo genético simple con el del algoritmo genético fluido.

Para comparar los algoritmos se pusieron a prueba en seis instancias distintas del problema de asignación cuadrático, para cada uno de los algoritmos se buscó afinar sus parámetros para cada problema buscando el mejor desempeño posible en cada problema.

No se tomo en cuentra la solución optima definida en la página **QAPLIB** de donde se tomaran las instancias del problema QAP, esto debido a que el costo indicado en la página de la solución optima no concuerda con los valores obtenidos al evaluar la solución con la función objetivo definida.

Supongo que tal vez en la página se considere algún factor extra en la función objetivo que no indican, por lo que se vuelve imposible replicar la función objetivo de la página. Por lo anterior decidí comparar los algoritmos en base a quien proporciona la mejor solución.

#### 2. Afinamiento de Parámetros

Para la afinación del algoritmo genético simple se tomarón tres valores para cada uno de los parámetros, los cuales son:

- Probabilidad de Cruzamiento
- Probabilidad de Mutación

Para cada combinación de los parámetros se realizaron diez experimentos y se condidero la mejor solución que generaron.

Chr12a				
Probabilidad Cruza	Probabilidad Mutación	Mejor solución (costo)		
0,6	0,1	5050		
0,6	0,2	5101		
0,6	0,3	5061		
0,75	0,1	4776		
0,75	0,2	5096		
0,75	0,3	4781		
0,9	0,1	5123		
0.9	0.2	4776		
0,9	0,3	5096		

Chr15b				
Probabilidad Cruza	Probabilidad Mutación	Mejor solución (costo)		
0,6	0,1	5181		
0,6	0,2	4601		
0,6	0,3	4641		
0,75	0,1	4754		
0.75	0.2	4320		
0,75	0,3	4762		
0,9	0,1	5160		
0,9	0,2	5394		
0,9	0,3	4951		

$\mathrm{Esc}16\mathrm{a}$				
Probabilidad Cruza	Probabilidad Mutación	Mejor solución (costo)		
0.6	0.1	34		
0,6	0,2	36		
0,6	0,3	39		
0,75	0,1	35		
0,75	0,2	34		
0,75	0,3	38		
0,9	0,1	34		
0,9	0,2	35		
0,9	0,3	38		

$\mathrm{Esc}32\mathrm{a}$				
Probabilidad Cruza	Probabilidad Mutación	Mejor solución (costo)		
0.6	0.1	82		
0,6	0,2	114		
0,6	0,3	126		
0,75	0,1	87		
0,75	0,2	146		
0,75	0,3	138		
0,9	0,1	83		
0,9	0,2	115		
0,9	0,3	129		

	${ m Had}{ m 20}$	
Probabilidad Cruza	Probabilidad Mutación	Mejor solución (costo)
0,6	0,1	3737
0,6	0,2	3710
0,6	0,3	3736
0,75	0,1	3678
0,75	0,2	3728
0,75	0,3	3711
0.9	0.1	3658
0,9	0,2	3722
0,9	0,3	3691

Para el algoritmo genético fluido se fijo el parámetro **Diversity rate** con el valor de 0.00001 y se escogieron dos valores distintos para cada uno de los parámetros restantes, los cuales son:

- Probabilidad de Cruzamiento
- Global Learning Rate
- Individual Learning Rate

$\operatorname{Chr} 12a$			
Probabilidad Cruza	Global LR	Individual LR	Mejor solución (costo)
0,75	0,1	0,03	9103
0,75	0,1	0,01	8614
0.75	0.2	0.03	7370
0,75	0,2	0,01	9119
0,9	0,1	0,03	8346
0,9	0,1	0,01	8000
0,9	0,2	0,03	8169
0,9	0,2	0,01	8015

$\operatorname{Chr} 15\mathrm{b}$			
Probabilidad Cruza	Global LR	Individual LR	Mejor solución (costo)
0,75	0,1	0,03	11082
0,75	0,1	0,01	11866
0,75	0,2	0,03	10662
0,75	0,2	0,01	12392
0,9	0,1	0,03	14279
0.9	0.1	0.01	10 601
0,9	0,2	0,03	11499
0,9	0,2	0,01	12079

Esc16a			
Probabilidad Cruza	Global LR	Individual LR	Mejor solución (costo)
0,75	0,1	0,03	39
0.75	0.1	0.01	37
0,75	0,2	0,03	40
0,75	0,2	0,01	40
0,9	0,1	0,03	41
0,9	0,1	0,01	42
0,9	0,2	0,03	40
0,9	0,2	0,01	41

$\mathrm{Esc}32\mathrm{a}$			
Probabilidad Cruza	Global LR	Individual LR	Mejor solución (costo)
0,75	0,1	0,03	158
0,75	0,1	0,01	160
0,75	0,2	0,03	151
0.75	0.2	0.01	150
0,9	0,1	0,03	164
0,9	0,1	0,01	162
0,9	0,2	0,03	161
0,9	0,2	0,01	164

${ m Had}{ m 20}$			
Probabilidad Cruza	Global LR	Individual LR	Mejor solución (costo)
0.75	0.1	0.03	3651
0,75	0,1	0,01	3657
0,75	0,2	0,03	3704
0,75	0,2	0,01	3713
0,9	0,1	0,03	3694
0,9	0,1	0,01	3694
0,9	0,2	0,03	3705
0,9	0,2	0,01	3701

#### 3. AGS vs FGA

La siguiente tabla muestra el desempeño de cada algoritmo en cada instancia del problema QAP utilizando los parámetros afinados obtenidos para cada problema.

FGA  vs  AGS			
AGS	FGA	Problema	
4776	7370	chr12a	
4320	10601	chr15b	
34	37	esc16a	
82	150	esc32a	
3658	3651	had20	

En base en la tabla anterior encontrarmos que el FGA queda siempre atras del algoritmo genético simple en casi todos los problemas y en la mayoría es superado con un margen considerablemente alto, esto tal vez se deba al No free lunch theorem.

La única instancia donde el FGA mostro un mejor desempeño fue en la instancia Had20 pero por un margen mínimo.

### 4. Conclusiones

En base a los experimentos encontramos que el FGA, a pesar de ser más rapido y permitir un control considerablemente más alto sobre la convergencia de las soluciones en la población, genera soluciones considerablemente peores o marginalmente mejores para instancias del QAP, lo cual creo no es un "trado of" deseado.

Una de las principales que jas que tengo con en el fluid genetic algoritm es que en los cromomsomas cuando la probabilidad de predisposición se acerca al valor 0.0, esa celda del cromosoma simplemente nos dice Estoy bastante seguro de que en esa posición el fenotipo del individuo no debe ser [valor].

Otro problema es que dada la población de cromosomas es complicado obtenter el mejor de ellos, ya que necesitariamos evaluarlos en base a sus predisposciones y es posible que el mejor cromosomas tenga  $un\ mal\ día$  y genere un individuo pésimo.

Lo cual puede ser exactamente el caso opuesto o para problemas como el Esc32 que tiene 32 valores posibles simplemente nos dice que puede ir alguno de los otros 31 valores, pero no nos da alguna pista sobre cual de esos valores podria ser el adecuado. Este problema se acentua debido a que en base a las pruebas realizadas una gran cantidad de cromosomas tienen varias celdas con predisposiciones cercanas a 0.0, generando varias **huecos** de información sobre la solución optima.

Quizas si consideramos el teorema de *No free lunch theorem* puede suceder que el fluid genetic algorithm se desempeñe mejor que el algoritmo genético simple en otros problemas

Faltaría realizar un analisis más profundo del funcionamiento y desempeño del fluid genetic algorithm, pero al menos con los resultados iniciales decepcionantes obtenidos se visualiza un panorama poco emocionante para el fluid genetic algorithm