

A fast Genetic Algorithm for the Max Cut-Clique Problem

Giovanna Fortez Hitateguy

Tutores de Tesis

Franco Robledo - Pablo Romero

Director Académico

Omar Viera

Instituto de Computación

Facultad de Ingeniería

Universidad de la República

26 de noviembre de 2019

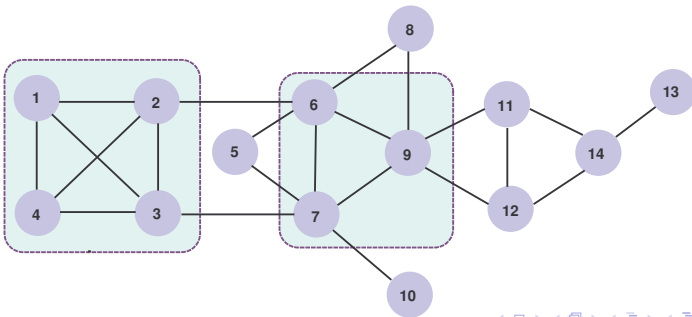
Agenda

- 1 Problema
- 2 Estado del arte
- 3 Complejidad
- 4 Algoritmo
- 5 Resultados
- 6 Conclusiones

Problema

Máximo Clique-Corte (MCC)

Dado un grafo \mathcal{G} simple, se desea encontrar un *Clique* \mathcal{C} tal que el corte inducido por sus nodos tenga máximo cardinal.



Publicaciones

Publicaciones

- Martins, P.(2012). **Cliques with maximum/minimum edge neighborhood and neighborhood density**. Computers And Operations Research, 39(3):594-608.
- Martins, P., Ladrón, A. and Ramalhinho, H. (2014). **Maximun cut-clique problem: ILS heuristics and a data analysis application**. International Transactions in Operational Research, 22(5):775-809.
- Gouveia, L. and Martins, P.(2015). **Solving the maximum edge-weight clique problem in sparse graphs with compact formulation**. Journal on Computational Optimization, 3(1):1-30.

Publicaciones

Publicaciones Locales

- Bourel, M., Canale, E., Robledo, F., Romero, P., and Stábile, L. (2018a). **Complexity and Heuristics for the Max Cut-Clique Problem**. In International Conference on Variable Neighborhood Search. ICVNS 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol. 11328. Springer, pages 28-40.
- Bourel, M., Canale, E., Robledo, F., Romero, P., and Stábile, L. (2018b). **A GRASP/VND Heuristic for the Max Cut-Clique problem**. In International Conference on Machine Learning, Optimization, and Data Science. Lecture Notes in Computer Science, vol. 11331. Springer, pages 357-367.
- Bourel, M., Canale, E., Robledo, F., Romero, P., and Stábile, L. (2019). **Complexity and Heuristics for the Weighted Max Cut-Clique Problem**. International Transactions in Operational Research. Under revision to be published.

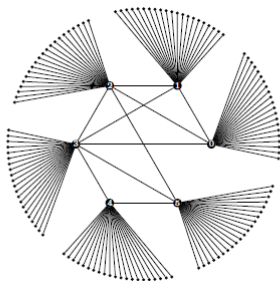
Complejidad

Proposition

El problema MCC pertenece al conjunto de problemas \mathcal{NP} -Completos.

Demostración.

Reducción desde *MAX-CLIQUE*.



Algoritmo Genético

Por la complejidad inherente al problema, se presenta una solución basada en Algoritmos Genéticos.

Algoritmos Genéticos

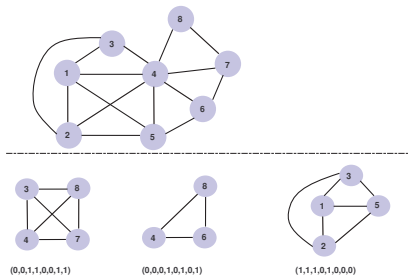
```
1 - Initialize( $P_0$ );  
2 - generation = 0;  
3 - While (notstopCriteria);  
4 -   evaluate( $P(\text{generation})$ );  
5 -   parents  $\leftarrow$  selection( $P(\text{generation})$ );  
6 -   offspring  $\leftarrow$  evolutionaryOperators(parents);  
7 -   newpop  $\leftarrow$  replacement(offspring,  $P(\text{generation})$ );  
8 -   generation ++;  
9 -    $P(\text{generation}) \leftarrow$  newpop;  
Return BestSolutionEverFound;
```

Representación de la solución

Las soluciones factibles del problema, son todos los cliques que se encuentren en $\mathcal{G} = (V, E)$.

Para representar un clique se define una tupla binaria de largo $n = |V|$, como:

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{si nodo } i \in \mathcal{C} \\ 0 & \text{si no} \end{cases}, \forall i \in V$$



Función de Adecuación

- Coincide con la función objetivo
- Busca maximizar la cantidad de aristas en el corte generado por el clique \mathcal{C}

Función de Fitness

$$|\delta(\mathcal{C})| = \sum_{v \in \mathcal{C}} \deg(v) - |\mathcal{C}| \times |\mathcal{C} - 1|$$

Cruzamiento

Cruzamiento de 2 puntos

Padres
Progenitores



Puntos de Corte



Individuos a cruzar

Hijos
Descendientes



Puntos de Corte

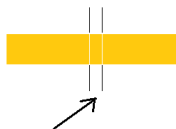


Nuevos individuos

Mutación

Mutación Simple

Individuo ANTES



Alelo a mutar



Individuo DESPUÉS



Individuo con alelo mutado

Tratamiento

Se utiliza algoritmo de corrección basado en la etapa de construcción del GRASP/VND, luego de las siguiente etapas.

- inicialización la población
- aplicación del operador de Cruzamiento
- aplicación del operador de Mutación

Ajuste de Parámetros

Instancias utilizadas

Instancia	$ V $	$ E $	Densidad	$ E(C) $
p_hat300-1	300	10933	0.244	789
MANN_a9	45	918	0.9273	412
keller4	171	9435	0.649	1140

Resultado de la calibración

Parámetro	Valor
tamaño población	200
prob. cruzamiento	0.8
prob. mutación	0.1

Instancias de prueba

Caracterización instancias

Instancias	Características de las instancias			
	$ V $	$ E $	Densidad	$ E(C) $
c-fat200-1	200	1534	0.071	81
c-fat200-2	200	3235	0.163	306
c-fat200-5	200	8473	0.426	1892
c-fat500-1	500	4459	0.036	110
c-fat500-2	500	9139	0.073	380
c-fat500-5	500	23191	0.186	2304
c-fat500-10	500	46627	0.374	8930
p_hat300-2	300	21928	0.489	4637
p_hat300-3	300	33390	0.744	7740
keller5	776	225990	0.752	15184
MANN_a27	378	70551	0.990	31284
c125_9	125	69632	0.899	236406

Resultados obtenidos

Instancias	GRASP/VND		Algoritmo Genético		GAP (%)
	$ E(C) $ prom.	$T(s)$ prom.	$ E(C) $ prom.	$T(s)$ prom.	
c-fat200-1	81	0.37	81	6.4	0.0
c-fat200-2	306	0.81	306	7.5	0.0
c-fat200-5	1892	4.94	1892	12.5	0.0
c-fat500-1	110	2.46	110	16.15	0.0
c-fat500-2	380	5.83	380	14.3	0.0
c-fat500-5	2304	10.85	2304	20.36	0.0
c-fat500-10	8930	65.74	8930	32.59	0.0
p_hat300-2	4636.2	3659.39	4633.40	171.9	≈0.0
p_hat300-3	7726.8	3992.42	7387.27	279.8	0.04
c125_9	2766	253.25	2737.2	5.0	0.01
keller5	15183.24	1167.64	12382	50.57	0.18
MANN_a27	31244.10	548.54	30405	46.49	0.03

Conclusiones

Conclusiones

- Aplicaciones diversas en diferentes áreas.
- Se demuestra la \mathcal{NP} -Compleitud.
- Solución competitiva con las existentes y con tiempos de ejecución muy buenos.

Trabajo Futuro

Trabajo Futuro

- Aplicaciones reales en grandes superficies.
- Explorar la versión con pesos en las aristas, (WMCC).

Gracias

Fin

Gracias por su atención.