Une méthode à base de population pour le problème de partitionnement dans un graphe biparti

Gérard-Michel COCHARD, Samod ELMI SAMOD, Mhand HIFI, Labib YOUSEF

EPROAD EA 4669, Université de Picardie Jules Verne
7 rue du Moulin Neuf - 80000 Amiens, France
{samod.elmisamod, hifi, labib.yousef}@u-picardie.fr

Mots-clé : heuristique, optimisation combinatoire, partition, population.

1 Introduction

Dans cette étude, nous nous intéressons à la résolution du problème de partitionement de sommets dans un graphe biparti, en k sous-graphes (Faure *et al.* [1], and Gualandi *et al.* [2]). Ce problème (k-Clustering Minimum Bi-clique Completion problem, noté k-CmBCP) fait partie de la famille des problèmes NP-difficile. Une instance de k-CmBCP est représentée par un graphe biparti $G = (S, T, E)$, où S dénote l'ensemble des sommet-services de G, T est l'ensemble des sommets-clients et, E représente l'ensemble des arêtes (i, j) du graphe biparti avec $i \in S$ et $j \in C$. L'objectif du problème consiste à trouver k sous-graphes bi-partis, où chacun de ces sous-graphes doit être complété par d'autres arêtes n'appartenant pas à E, de sorte à minimiser la somme de ces ajouts.

2 Une approche à base de population

La méthode proposés s'appuie sur l'algorithme par essaim particulaire (Kennedy et Eberhart [6]). Afin d'adapter cette méthode au k-CmBCP, nous utilisons les opérations suivantes :

1. Chaque particule dénote une solution probable du problème, qui est caractérisée par :
   — Un vecteur $X_i = \{x_{1,j}, x_{2,j}, ..., x_{2,j}\}$, où $i \in S, j \in \{1, \ldots, k\}$. La qualité de la solution est évaluée par rapport au nombre d'arêtes ajoutées pour former des sous-graphes bipartis complets.
   — Un vecteur $V_i = \{v_1, v_2, .., v_n\}$ représentant la direction et la vitesse de déplacement de la particule i dans l'espace des solutions, et
   — Une mémoire permettant de stocker la meilleure position/solution locale P_{best} de la particule i, ainsi que la meilleure position/solution globale G_{best} atteinte par l'ensemble des particules.
2. Le déplacement dans l'espace de chaque particule i est calculé par les formules classiques suivantes : $V_i^t = w_i \times V_i^{t-1} + c_1 r_1 (P_{best} - X_i) + c_2 r_2 (G_{best} - X_i)$ et $X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^t$.

3 Partie expérimentale préliminaire

Afin d'évaluer la performance de la méthode proposée, nous avons entamé une première étude expérimentale. Cette étude a été menée sur un ensemble d'instances benchmark de la littérature, dont une partie a été extraite de [3] et [4]. La méthode a été testée sur des instances dont le nombre de services et de clients varient entre 50 et 100. Notons que ces instances représentent une partie des instances de taille moyenne, où seules des bornes supérieures sont connues à ce jour.

Comme la méthode par essaim particulaire nécessite certains réglages des paramètres utilisés, nous avons dans un premier temps fait varier la taille de la population, le temps d'exécution pris comme un critère d'arrêt pour l'algorithme, ainsi que la fréquence de la recherche améliorante utilisée par l'algorithme. Dans cette exposé, nous avons juste sélectionné les résultats obtenus par la méthode en fixant la population à 20, une limite sur le temps d'exécution final fixée à une heure, et la fréquence de l'appel pour une éventuelle amélioration de la qualité des solutions fixée à 100. Ce dernier paramètre a été utilisé comme une recherche à voisinage variable.

#Inst	RSBA	ANS	Ce travail
50-50-5-0.3	1315	1319	**1314**
50-50-10-0.3	938	938	**935**
80-80-10-0.3	3188	3202	**3180**
80-80-10-0.5	2570	2571	**2568**
100-100-5-0.3	6247	6248	**6245**
100-100-10-0.7	2644	2644	2644
Moyenne	2817	2820.33	**2814.333**

TAB. 1 – Performence de la méthode par essaim particulaire vs certaines méthodes de la littérature.

La table 1 affiche les bornes réalisées par la méthode proposée (sous la colonne "Ce travail") ainsi que les bornes produites par deux différentes méthodes de la littérature ([3, 4, 5]). Nous avons aussi affiché la moyenne globale réalisée par les différentes méthodes, où l'on voit bien la compétitivité de la nouvelle méthode proposée pour ce problème. En effet, sur les six instances considérées, cinq d'entre elles ont été améliorées, et la moyenne globale montre aussi que la nouvelle méthode réalise une bonne performance.

4 Conclusion

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la résolution du problème de partitionnement des sommets d'un graphe biparti, en k sous-graphes. Une version de la méthode à base de population a été proposée, où le passage d'une solution continue vers une solution discrète, reflétant une solution admissible pour le problème, s'effectue d'une façon très rapide. Ensuite, une procédure d'amélioration de la qualité des solutions a été introduite, où périodiquement une recherche à voisinage variable est introduite. Finalement, une première étude expérimentale a montré la performance et l'efficacité de la méthode sur des instances extraites de la littérature.

Références

[1] Faure, N., Chrétienne, P., Gourdin, E., and Sourd, F. Biclique completion problems for multicast network design. Discrete Optimization, 4, pp. 360–377 (2007)

[2] Gualandi S., Magni C., and Maffioli F. A branch-and-price approach to k-clustering minimum biclique completion problem. International Transactions in Operational Research, 20(1) :101- 117, 2013

[3] Hifi M., and Sadeghsa S. An iterative randomized rounding algorithm for the k-clustering minimum completion problem with an application in telecommunication field. In : Kohei A. (ed), Lecture Notes in Networks and Systems. Intelligent Computing, vol. 283, pp. 410–422, vol 359. Springer, Cham, 2021.

[4] Hifi M., and Sadeghsa S. Adaptation of the rounding search-based algorithm for the k-clustering minimum completion problem. In IEEE, Proceedings of the 7th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT'20), pp. 1150-1155, 2020

[5] Hifi M., Moussa I., Saadi T., and Saleh S. An adaptive neighborhood search for k-clustering minimum bi-clique completion problems. In : Le Thi H., Pham Dinh T., Nguyen N. (eds) Modelling, Computation and Optimization in Information Systems and Management Sciences. Advances in Intelligent Systems and Computing, pp. 15-25, vol 359. Springer, Cham, 2015.

[6] Kennedy J., and Eberhart R. Particle swarm optimization. In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. IV. pp. 1942–1948, 1995.