

Peek–Shape–Grab pour approcher efficacement Y_N

Xavier Gandibleux

Université de Nantes, IRCCyN, F-44300 Nantes, France

Xavier.Gandibleux@univ-nantes.fr

Mots-clés : *optimisation discrète multiobjectif, métaheuristiques multiobjectif.*

1 Contexte

On s'intéresse à la résolution de problèmes discrets ou combinatoires comportant plusieurs objectifs à optimiser simultanément (MODCO). Aussi, on suppose que le problème de connaît pas d'algorithme de résolution exact, et que dans l'état actuel des connaissances, seul un algorithme de résolution approché de type métaheuristique multiobjectif (MOMH) permet d'obtenir une approximation Y_{PN} de qualité de l'ensemble Y_N des points non-dominés pour le MODCO considéré.

Dans ce contexte, les algorithmes évolutionnaires multiobjectifs (EMO) ont rencontré un succès depuis le milieu des années 90. NSGA-II [1] est sans contestation la proposition la plus visible dans cette classe d'algorithmes. Toutefois, en présence de variables discrètes, la nécessité de coupler un algorithme EMO avec un autre composant comme une recherche locale, s'est rapidement imposée afin (1) de conférer un comportement plus agressif à la solution algorithmique et (2) de prendre en compte des spécificités des problèmes discrets.

Ainsi, la littérature parle d'*algorithmes mémétiques* (heuristique et recherche locale, voir [9]), d'*algorithmes hybrides* (heuristique combinée avec une autre technique exacte ou approchée, voir [8]), et de *matheuristiques* (collaboration de techniques exactes et heuristiques au sein d'un même algorithme de résolution, voir [5]). L'introduction de ces composants a progressivement modifié le rôle des algorithmes EMO, considérés ci-après comme un composant d'une MOMH.

2 Peek-Shape-Grab

Sur base de nos propositions présentées dans ce contexte depuis [7], une méthodologie en trois étapes, nommée *Peek-Shape-Grab* s'est établie pour approcher efficacement l'ensemble Y_N d'un problème MODCO avec une métaheuristique multiobjectif. Chaque étape est caractérisée par une mission dument identifiée, et s'instancie en un principe algorithmique.

- **Peek** : L'objectif de cette étape est de sonder Y_N afin de *construire une bonne population initiale*. La qualité attendue par cette population est de présenter une bonne couverture de la frontière efficace Y_N , même si l'approximation est creuse. Il est attendu de cette population de la voir agir comme attracteur, amplifiant le mécanisme d'approximation au cours des étapes suivantes. Il n'est pas nécessaire de se donner un objectif de qualité ambitieux pour ces solutions, préférant ici des solutions diversifiées.

Intrant : Une instance numérique du problème MODCO considéré.

Extrant : Y_{PN} non-nécessairement connexe qui représente une bonne couverture de Y_N .

Algorithme : Phase de construction de la métaheuristique GRASP [3] par exemple.

- **Shape** : L'objectif de cette seconde étape est de ventiler la population le long de Y_N afin d'*obtenir une population bien distribuée* sans omettre une partie de la frontière efficace. La qualité attendue ici est de retourner une population connexe et distribuée le long de Y_N , représentant une approximation globale. La génération d'une telle approximation globale, exploitant

l'information génétique disponible, est typiquement le point fort d'un algorithme génétique par son aptitude à explorer l'espace de recherche.

Intrant : une population initiale issue de l'étape "Peek".

Extrant : une approximation globale de Y_N par une population uniformément distribuée.

Algorithme : L'algorithme évolutionnaire NSGA-II [1] par exemple.

• **Grab** : La dernière étape vise à améliorer de manière agressive l'approximation en utilisant toute l'information collectée jusqu'à présent, afin de *produire une approximation de Y_N de très bonne qualité*. Les individus de la population sont localement améliorés de manière à les pousser vers des optima (locaux). Les améliorations locales sont l'apanage des procédures de recherche locales, encadrées par des *ensembles bornants* inférieurs et supérieurs, et guidés par des composants comme un *path-relinking*.

Intrant : Une population élaborée par l'étape "shape"

Extrant : Une approximation de Y_N de très bonne qualité.

Algorithme : Une recherche locale adaptative [2] par exemple.

Cette *méthodologie Peek-Shape-Grab (PSG)* a montré son efficacité sur des problèmes combinatoires de référence [6] comme sur des problèmes réels [4, 10]. L'exposé développera les résultats récents obtenus¹.

Références

- [1] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Samir Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 6(2) :182–197, Apr 2002.
- [2] Jérémie Dubois-Lacoste, Manuel López-Ibáñez, and Thomas Stützle. Adaptive "anytime" two-phase local search. volume 6073 of *LNC3*, pages 52–67. Springer, 2010.
- [3] Thomas A. Féo and Mauricio G.C. Resende. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, 6(2) :109–133, 1995.
- [4] Xavier Gandibleux and Cédric Chamayou. Potential efficient solutions of a bi-objective telecommunication network expansion planning problem. MIC2007 : The Seventh Metaheuristics International Conference. Montréal, Canada, June 25–29, 2007.
- [5] Xavier Gandibleux and Arnaud Fréville. Tabu search based procedure for solving the 0-1 multiobjective knapsack Problem : the two objectives case. *Journal of Heuristics*, 6(3) :361–383, 2000.
- [6] Xavier Gandibleux, Benjamin Martin, Olga Perederieieva, and Sylvain Rosembly. Sur la résolution approchée en trois étapes du sac-à-dos bi-objectif unidimensionnel en variables binaires. ROADEF'2011 (12e congrès annuel de la société française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision). Saint-Etienne, France. 2-4 mars, 2011.
- [7] Xavier Gandibleux, Hiroyuki Morita, and Naoki Katoh. A genetic algorithm for 0-1 multiobjective knapsack problem. In *International Conference on Nonlinear Analysis and Convex Analysis (NACA98) Proceedings, July 28-31 1998, Niigata, Japan*, 1998.
- [8] Andrzej Jaszkiwicz. Multiple objective genetic local search algorithm. volume 507 of *LNEMS*, pages 231–240. Springer-Verlag, 2001.
- [9] Tadahiko Murata and Hisao Ishibuchi. MOGA : Multi-objective genetic algorithms. In *Proceedings of the 2nd IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computing*, pages 289–294, 1995.
- [10] Takfarinas Saber, Anthony Ventresque, Ivona Brandic, James Thorburn, and Liam Murphy. Towards a multi-objective vm reassignment for large decentralised data centres. In *2015 IEEE/ACM 8th Int. Conf. on Utility and Cloud Computing*, pages 65–74, 2015.

1. Avec le concours des étudiants de la promotion 2016-2017 du M2 informatique parcours "optimisation en recherche opérationnelle" de l'Université de Nantes, dans le cadre de l'expérience pédagogique "classe inversée et approche projets" de l'enseignement "Multiobjective Metaheuristics."