Marche par exploration partielle de voisinage : une stratégie simple et prometteuse pour l'optimisation multiobjectif

Matthieu Basseur[1] Arnaud Liefooghe[2]

[1] Laboratoire d'Informatique Signal et Image de la Côte d'opale, UR 4491, 62228 Calais, France
matthieu.basseur@univ-littoral.fr
[2] Univ. Lille, CNRS, Inria, Centrale Lille, UMR 9189 CRIStAL, F-59000 Lille, France
arnaud.liefooghe@univ-lille.fr

1 Introduction

Les métaheuristiques pour l'optimisation multiobjectif ont connu un essor important depuis la fin des années 90. Elle se révèlent particulièrement adaptées pour traiter les nombreuses problématiques liées aux objectifs multiples rencontrés dans les problèmes réels. Les algorithmes évolutionnaires, basés sur une population de solutions, sont très largement étudiés, en partie parce que le but est de trouver une population de compromis entre les objectifs. Pour faire évoluer la population de solutions, la phase de sélection à vu apparaître des mécanismes qui se sont imposés au fil du temps : élitisme, utilisation de la dominance de Pareto ou d'indicateurs de qualité, archivage des solutions non-dominées, mécanismes de diversification dans l'espace des objectifs, etc. Ainsi, plusieurs algorithmes références performants sont apparus au fil de ces avancées, parmi lesquels MOEA/D (*multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition*) [3].

L'objectif ici est de proposer une méthode simple de résolution approchée de problèmes d'optimisation multiobjectif. Celle-ci se démarque des algorithmes populaires de la littérature par plusieurs aspects. L'efficacité de l'algorithme n'est réellement dépendant que d'un seul paramètre : λ. Ce paramètre se determine de manière très intuitive, car il définit directement la balance opérée entre l'intensification et la diversification de la recherche.

2 Une marche par échantillonnage pour l'optimisation multiobjectif

Étant donné un paysage de recherche (X, N, f), où X représente un espace de recherche, N une relation de voisinage $X \leftarrow 2^X$ et f une fonction objectif, la marche par échantillonnage SW [1] a été proposée dans un cadre mono-objectif. Il s'agit d'une marche simple où, à chaque pas, la solution sélectionnée correspond au meilleur voisin de la solution courante parmi un échantillon de λ voisins. Une fois un critère d'arrêt atteint, la meilleure solution rencontrée jusqu'ici est retournée par l'algorithme.

Bien qu'extrêmement simple dans sa réalisation, la marche SW permet d'atteindre de très bonnes solutions. Elle s'avère particulièrement compétitive en comparaison à des méthodes plus complexes telles que des recherches Tabou ou des recherches locales itérées. Cette simplicité est également reflétée par le besoin de fixer un seul paramètre (λ), d'autant que l'intervalle des valeurs de λ sur lequel SW est efficace est relativement large en pratique [1].

L'idée principale ici est d'appliquer ce principe au cadre multiobjectif. Pour cela, nous réalisons des marches par échantillonnage sur un panel de fonctions objectif (des sous-problèmes), déterminées par différentes agrégations des fonctions objectif originales du problème. Ces sous-problèmes sont définis par la décomposition de Chebyshev, comme cela est réalisé dans l'algorithme MOEA/D. Cette marche par échantillonnage multiobjectif est notée MOSW.

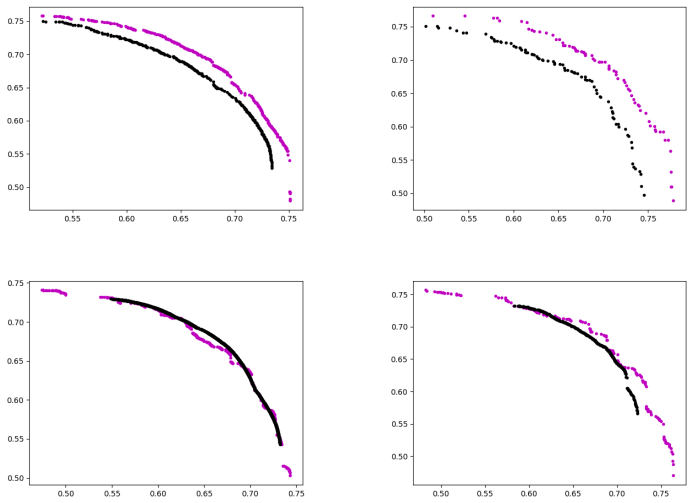

FIG. 1 – Quelques exemples obtenus pour $\lambda = 32$ (MOEA/D en noir, MOSW en violet) pour $N = 128$ (à gauche) et $N = 512$ (à droite) et pour $K = 2$ (en haut) et $K = 10$ (en bas).

3 Résultats et perspectives

L'algorithme MOSW a été expérimenté sur les paysages ρMNK [2] et confronté à l'algorithme MOEA/D, pour lequel nous avons sélectionné le paramétrage le plus efficace. La figure 1 illustre quelques résultats sur des valeurs variées de N (la dimension) et de K (le degré de non-linéarité). De manière générale, l'algorithme MOSW se montre très efficace, en particulier sur les instances difficiles, lorsque le degré de corrélation entre les variables K est élevé.

La qualité des résultats obtenus combinée à la simplicité de l'algorithme ouvre la voie à de nombreuses perpectives d'améliorations :

— L'efficacité de MOSW dépend essentiellement de λ, qui peut être déterminé automatiquement durant la recherche.
— Les marches effectuées sont indépendantes et leur parallélisation est évidente.
— Les préférences du décideur peuvent être facilement prises en compte durant l'exécution de l'algorithme.
— L'algorithme est facilement adaptable, pour des voisinages divers, voire infinis, et donc aussi pour l'optimisation continue.
— Les fonctions d'agrégations utilisées peuvent permettent de limiter fortement le coût de l'archivage des solutions non-dominées.
— La simplicité de l'algorithme permet d'y intégrer d'autres mécanismes classiques de la littérature (liste Tabou, croisements, heuristiques, hybridation, ...).

Enfin, il faut noter que les solutions obtenues, bien que de très bonne qualité, ne sont généralement pas des optima locaux, et pourraient être facilement améliorées par des algorithmes de descente multiobjectif (tels que *Pareto local search*).

Références

[1] Sara Tari, Matthieu Basseur, Adrien Goëffon. Sampled Walk and Binary Fitness Landscapes Exploration. Artificial Evolution, 2017.

[2] Sébastien Verel, Arnaud Liefooghe, Laetitia Jourdan, and Clarisse Dhaenens. On the structure of multiobjective combinatorial search space : MNK-landscapes with correlated objectives. European Journal of Operational Research, 227 (2), p. 331–342, 2013. `https://gitlab.com/aliefooghe/mocobench`

[3] Qingfu Zhang, Hui Li. MOEA/D : A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 11(6), p. 712–731, 2007.