

Algorithme basé sur la décomposition fractale appliqué aux problèmes multi-objectifs

Léo Souquet^{1,2}

Amir Nakib¹

El Ghazali Talbi³

¹ Université Paris-Est, Laboratoire LISSI, 122 Rue Paul Armangot, 94400 Vitry sur Seine, France

nakib@u-pec.fr

² Data ScienceTech Institute, DSTI Labs, 950 Route des Colles, Les Templiers, 061410 Biot, France

leo@dsti.co

³ CRISTAL UMR CNRS 9189 and INRIA Lille Nord Europe, Parc Scientifique de la Haute Borne 4 avenue Halley Bât.A, Park Plaza 59650 Villeneuve d'Ascq, France

el-ghazali.talbi@univ-lille1.fr

Mots-clés : *Optimisation continue, Multiobjectif, Conteneur*

1 Introduction

Dans les problèmes d'optimisation multi-objectifs (MOP), l'objectif est d'optimiser au moins deux fonctions objectifs. Cet article traite des problèmes multi-objectifs en utilisant un nouvel algorithme basé sur la décomposition appelé : "Fractal geometric decomposition based algorithm" (FDA). C'est une métaheuristique déterministe développée pour résoudre des problèmes d'optimisation continue à grande échelle [1]. Dans cet article, nous nous intéressons à l'utilisation de FDA pour traiter les problèmes multi-objectifs. FDA décompose l'espace des variables de décision d'un problème mono-objectif en utilisant les hypersphères comme forme géométrique.

Dans cet article, nous cherchons à adapter FDA afin de résoudre des problèmes multi-objectifs. Pour ce faire nous proposons d'étendre FDA en utilisant deux algorithmes différents. Le premier, appelé Mo-FDA-S, est basé sur l'approche de scalarisation utilisant la technique de Tchebycheff pour décomposer l'espace objectif. La scalarisation permet d'agréger les différents objectifs afin de résoudre le problème comme un problème mono-objectif. Cette approche a également été développée pour profiter des avantages d'un environnement multi-nœuds. Cette architecture tire profit des conteneurs, des machines virtuelles légères qui sont conçues pour exécuter une tâche spécifique unique. La deuxième approche, Mo-FDA-D utilise le principe de la dominance afin de trouver le meilleur front de Pareto.

FDA utilise des hypersphères pour diviser le domaine de recherche, car cette forme géométrique s'adapte facilement à mesure que la dimension du problème augmente. FDA utilise 3 phases : phase d'initialisation ; 1) phase d'exploration, 2) phase d'exploitation 3). Pendant la phase d'initialisation, au niveau 0, l'hypersphère courante est décomposée en sous-hypersphères de $2 \times D$ avec D , la dimension du problème.

2 Résultats, Conclusions et Perspectives

Afin d'illustrer les performances de Mo-FDA-S et Mo-FDA-D, 9 fonctions sont présentées, 5 de l'ensemble ZDT et 4 de l'ensemble DTLZ. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux des algorithmes NSGA-II, NSGA-III et MEOA/D ainsi qu'aux approches de l'état de l'art,

GWASFGA, et CDG. Pour mener les différentes expériences, jMetal 5.0 [2], un framework Java populaire dans la littérature a été utilisé.

Pour évaluer les performances des algorithmes d'optimisation multi-objectifs, de nombreuses métriques peuvent être utilisées. Afin d'avoir une meilleure vue d'ensemble des performances de Mo-FDA-S et Mo-FDA-D par rapport aux autres algorithmes, nous avons sélectionné quatre métriques. L'Hypervolume (HV), la mesure de distance générationnelle (GD), la distance générationnelle inversée (IGD) ainsi que le "Spread". Il est important de noter que le but est de maximiser la première métrique et de minimiser les autres. Pour comparer les résultats obtenus par les différents algorithmes, nous avons utilisé la méthode de la somme des rangs de Friedman. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 1.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que Mo-FDA-S et Mo-FDA-D sont plus performants que les autres algorithmes. Mo-FDA-D est le plus efficace sur trois métriques sur quatre mais à une faiblesse sur la quatrième métrique alors que Mo-FDA-S est plus stable sur les 4 métriques. Si l'on considère les autres algorithmes, MOEAD/D est efficace sur l'IGD et le Spread mais pas sur le GD et l'Hypervolume. Par conséquent, l'importance d'utiliser des critères multiples souligne les forces et les faiblesses de chaque algorithme.

	Mo-FDA-S	Mo-FDA-D	NSGA2	NSGA3	MOEAD	GWASGFA	CDG
HV	2	1	3	7	4	5	6
GD	2	1	3	6	5	3	7
IGD	4	1	3	7	2	5	6
S	1	6	3	4	2	4	6
Rang Final :	2.25	2.25	3	6	3.25	4.25	6.25

TAB. 1 – Rangs finaux basés sur les valeurs de la somme des rangs de Friedman pour les 9 fonctions utilisées.

Ce travail a de nombreuses perspectives, en termes de conception algorithmique et d'architectures à grande échelle. Il est évident que les algorithmes proposés peuvent être améliorés pour faire face aux limitations actuelles : Mo-FDA-S ne fonctionne que pour les problèmes à 2 objectives dus à la façon dont les poids sont calculés et Mo-FDA-D peut être amélioré en prenant en compte le Spread pendant la recherche afin d'obtenir une meilleure diversité dans les solutions trouvées.

Références

- [1] A Nakib, S Ouchraa, N Shvai, L Souquet, and EG Talbi. Deterministic metaheuristic based on fractal decomposition for large-scale optimization. *Applied Soft Computing*, 61 :468 – 485, 2017.
- [2] A. Nebro, J. Durillo, and M. Vergne. Redesigning the jmetal multi-objective optimization framework. In *Proceedings of the Companion Publication of the 2015 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, GECCO Companion '15, pages 1093–1100, New York, NY, USA, 2015. ACM.