

Vers un algorithme évolutionnaire multiobjectif ad-hoc pour l'optimisation multidisciplinaire

Benoît Guédas^{1,2}, Philippe Dépincé¹, Xavier Gandibleux²

¹ IRCCyN – École Centrale de Nantes, 1, rue de la Noë, BP 92 101, 44321 Nantes Cedex 03 – France.
{Benoît.Guédas,Philippe.Depince}@irccyn.ec-nantes.fr

² LINA – Université de Nantes, 2, rue de la Houssinière, BP 92 208, 44322 Nantes Cedex 03 – France.
{Benoit.Guedas,Xavier.Gandibleux}@univ-nantes.fr

Mots-Clés : *algorithmes génétiques, optimisation multiobjectif, optimisation multidisciplinaire.*

1 Problématique

L'optimisation multidisciplinaire fait référence à la conception et l'optimisation de problèmes d'ingénierie complexes (avions, bateaux...), nécessitant l'intervention simultanée d'au moins deux disciplines, chacune pouvant également avoir plus d'un objectif à optimiser. Par exemple, la conception d'une aile d'avion nécessite la collaboration d'au moins deux disciplines qui sont l'aérodynamique et le calcul de structure, l'aérodynamique voulant à la fois maximiser la portance et minimiser la traînée, tandis que la structure veut minimiser le poids et la déflexion.

Les méthodes usuelles d'optimisation multidisciplinaires [6] n'abordent pas le cas où chaque discipline a un problème d'optimisation multiobjectif à résoudre. Des méthodes ont été récemment proposées [4, 5], transformant le problème d'optimisation multidisciplinaire en un problème d'optimisation multiobjectif. Dans ce contexte, les réponses en optimisation reposent sur des technologies de type algorithmes évolutionnaires multiobjectif. Cependant, l'ensemble des solutions obtenues ne reflète pas le regroupement des objectifs en disciplines. En effet, des solutions peuvent être globalement efficaces alors qu'elles sont localement dominées dans une ou plusieurs disciplines.

En nous basant sur les propriétés des relations d'ordre dans l'espace des objectifs, nous avons proposé [3] quatre définitions de compromis entre disciplines qui tiennent compte du regroupement des objectifs en disciplines. Nous présentons ici une analyse expérimentale de ces compromis que nous avons intégrés dans un algorithme évolutionnaire multiobjectif. Nous montrons quels sont les aspects des algorithmes évolutionnaires à prendre particulièrement en compte pour y intégrer de tels compromis. Plusieurs variantes sont comparées sur les différents types de compromis pour analyser leur impact.

2 Mise en œuvre et expérimentations

Deux versions de solveurs dérivée de NSGA-II [2] ont été développées. Elles reposent sur l'opérateur de croisement SBX, la mutation polynomiale [1] et la sélection par tournoi binaire. L'activation de la distance phénotypique dans la sélection des individus est une option laissée au choix de l'utilisateur.

La première version du solveur est un algorithme génétique classique gardant une taille de population constante. La différence avec NSGA-II vient principalement de l'évaluation des individus qui se fait par un calcul de rang propre à chaque compromis. Un comportement non souhaité de ce solveur sera relevé lors de la phase d'expérimentation. En effet, la répartition des individus dans la population influence fortement la mesure d'intérêt des solutions produite par la relation d'ordre. Par conséquent, la convergence de l'algorithme peut être significativement modifiée entre deux générations, biaisant le processus de recherche de solutions.

Pour pallier ce problème, la seconde version du solveur utilise une archive qui mémorise l'ensemble des individus calculés au cours des générations. Cette archive a une fonction de rémanence au niveau des calculs de la relation d'ordre. La mesure d'intérêt des solutions est ainsi plus stable au fil des générations.

Les deux solveurs sont évalués sur plusieurs problèmes avec différents jeux de paramètres (tailles de population, nombre de génération, activation de la diversité phénotypique...). Afin d'apprécier le comportement des solveurs, la discussion repose sur une comparaison entre les solutions obtenues par ces solveurs et un ensemble de solutions de référence.

3 Conclusions et perspectives

Les différentes expériences menées donnent des indications sur la sensibilité des algorithmes dans différentes configurations. Elle permettent d'exhiber l'intérêt d'utiliser une définition de compromis spécialement proposée pour être intégrée dans un algorithme évolutionnaire multiobjectif. Dans cette étude, nous nous sommes intéressés à une classe de problèmes d'optimisation multidisciplinaire. Ces algorithmes doivent encore être évalués sur d'autres classes de problèmes incluant des variables locales et des fonctions de couplages entre les disciplines.

Références

- [1] Kalyanmoy Deb and Ram Bhusan Agrawal. Simulated Binary Crossover for Continuous Search Space. *Complex Systems*, 9(2) :115–148, 1995.
- [2] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and T. Meyarivan. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm : NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2) :182–197, April 2002.
- [3] Benoit Guédas, Xavier Gandibleux, and Philippe Dépincé. A weak product on partially ordered sets to define a compromise between multiobjective optimization problems. 20th International Conference on MCDM, Chengdu, China. 7–10, June 2009.
- [4] S. Gunawan, Ali Farhang-Mehr, and S. Azarm. *Multi-level Multi-objective Genetic Algorithm Using Entropy to Preserve Diversity*, volume 2632 of *Lecture Notes in Computer Science*, page 10. Springer Berlin / Heidelberg, January 2003.
- [5] Sébastien Rabeau, Philippe Dépincé, and Fouad Bennis. Collaborative optimization of complex systems : a multidisciplinary approach. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*, 1(4) :209–218, November 2007.
- [6] Simon Tosserams, L. F. Pascal Etman, and J. E. Rooda. A classification of methods for distributed system optimization based on formulation structure. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 38(online first), January 2009.