

# Algorithme évolutionnaire multi-objectif qui surélève la région d'intérêt

M. Méndez, D. Greiner, B. Galván

Inst. Univ. de Systèmes Intelligents (SIANI), Université de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC) Espagne  
maximo@dis.ulpgc.es, dgreiner@iusiani.ulpgc.es, bgalvan@step.es

**Mots-Clés :** *Algorithmes Evolutionnaires Multi-Objectifs, Aide à la Décision, TOPSIS.*

## 1 Introduction

Une revue de la littérature spécialisée relative aux Algorithmes Evolutionnaires Multi-Objectifs (AEMO), révèle l'intérêt majeur des chercheurs pour des méthodes efficaces orientées à trouver un large front de solutions efficaces et visuellement bien distribuées (e.g. NSGAI [1]). Cependant, le coût élevé en temps de calcul de l'approche et les difficultés pour progresser vers le front optimal de Pareto quand le nombre d'objectifs sont élevés [2], font que d'autres méthodes proposées se concentrent sur l'identification de sous-fronts dans une région d'intérêt préalablement identifiés par un décideur (e.g. R-NSGAI [2]). Dans les deux idées, le décideur utilise le front ou le sous-front trouvé pour adopter une solution selon ses préférences. Toutefois, lorsqu'il s'agit de problèmes discrets les deux approches décrites ci-dessus pourraient ne pas être appropriées. Par exemple, en limitant la taille de la population non-dominée, l'AEMO pourrait ne pas contenir l'ensemble complet de solutions et celui-ci ne serait pas approprié pour la prise de décision. En ce sens nous proposons dans ce papier un AEMO qui atteint un front optimal dans lequel on distingue deux régions différenciées : une (celle d'intérêt du décideur) est surélevée par une densité accentuée de solutions ; l'autre, ébauche le reste du front. Cette dernière pourrait être utile au décideur dans l'hypothèse qu'il change ses préférences.

Pour la mise en œuvre de l'algorithme proposé (nous nous intéressons dans cet article à des problèmes discrets) nous intégrons la méthode d'Aide à la Décision Multicritère (ADM) TOPSIS [3] (l'idée fondamentale de cette méthode est que la solution choisie doit avoir la distance la plus courte de la solution idéale et la distance la plus lointaine de la solution nadir) dans la seconde génération d'AEMO (nous utilisons NSGAI). Avec TOPSIS les préférences sont exprimées pour chaque critère sous forme de poids ( $w$ ), ceux-ci sont l'outil qui utilise la méthode proposée pour localiser la région d'intérêt du décideur. D'autre part l'opérateur crowding-distance [1] de NSGAI est le mécanisme employé pour obtenir l'ébauche du front hors de la région d'intérêt.

## 2 Algorithme proposé

L'algorithme proposé dans ce travail modifie le NSGAI élitiste dans les termes suivants : à chaque itération, un front  $F_i$  qui ne rentre pas au complet dans la nouvelle population est rangé en ordre ascendant selon la fonction similitude [3] de TOPSIS. Ensuite, les solutions avec une plus grande

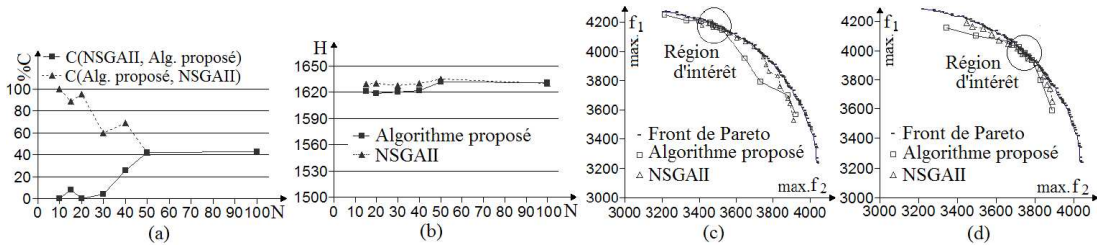


FIGURE 1 – Résultats : (a) métrique C, (b) métrique H. Interprétation des résultats : (c)  $N=15$   $w_1=0.9$   $w_2=0.1$ , (d)  $N=15$   $w_1=0.5$   $w_2=0.5$ .

valeur de similitude s'insèrent dans la nouvelle population jusqu'au pourcentage 20% de la taille du front  $F_i$  (Loi quantitative 20-80 de Pareto); si la population continue sans être complétée, celles qui ont une meilleure classification par crowding-distance seront choisies du reste de solutions de  $F_i$ . Plus tard, pendant la sélection par tournoi, les solutions sont choisies selon : (1) le plus bas rang, (2) des solutions extrêmes, (3a) la plus grande valeur de similitude (si les solutions sont classées par similitude), (3b) au hasard (si les solutions sont classées par crowding-distance) et (3c) la solution classée par similitude (si une solution est classée par similitude et l'autre par crowding-distance).

### 3 Résultats

Nous avons ici comparé notre algorithme avec NSGAI en utilisant comme problème test le problème du sac à dos multidimensionnel multiobjectif en 0-1 (nous avons adopté deux sacs et 100 objets). Les valeurs des paramètres des algorithmes ont été les suivants : taille de la population = 200, taille (variable) du fichier de la population non-dominée  $N = 10, 15, 20, 30, 40, 50, 100$ ,  $P_c = 0.8$ ,  $P_m = 0.01$ , métrique  $p = 2$  et  $n^\circ$  de générations = 500. La figure 1(a) présente les résultats (moyenne sur 10 exécutions indépendantes) avec la métrique C (on compare la région d'intérêt : solutions classées par similitude) et la figure 1(b) montre les résultats (moyenne sur 10 exécutions indépendantes) avec l'hypervolume H (on compare les fronts complets). Des deux figures (a) et (b) on constate qu'il existe un meilleur comportement avec la métrique C (pour des petites tailles de la population non-dominée) de l'algorithme proposé face à NSGAI. Cependant avec la métrique H, NSGAI obtient un certain avantage. Les figures 1(c et d) aident à interpréter ces résultats. Dans la région d'intérêt la méthode proposée converge mieux puisqu'elle atteint une plus grande concentration de solutions que NSGAI, néanmoins hors de la région d'intérêt, NSGAI obtient plus de solutions et remporte le meilleur front.

### Références

- [1] K. Deb and A. Pratap and S. Agrawal and T. Meyarivan. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm : NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197, 2001.
- [2] K. Deb, J. Sundar, R. Bhaskara, S. Chaudhuri . Reference Point Based Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. *International Journal of Computational Intelligence Research*, 2(3):273–286, 2006.
- [3] M. Méndez, B. Galván, D. Salazar and D. Greiner. Multiple-Objective Genetic Algorithm Using the Multiple Criteria Decision Making Method TOPSIS. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, Springer Berlin*, 618:145–154, 2008.