

Un algorithme génétique pour l'apprentissage d'un modèle de rangement multi-critère à base de profils de références

Arwa Khannoussi¹, Patrick Meyer², Alexandru-Liviu Olteanu³, Bastien Padeloup²

¹ ERIC EA 3083, Université de Lyon, Université Lumière Lyon 2

`arwa.khannoussi@univ-lyon2.fr`

² IMT Atlantique, Lab-STICC, UMR CNRS 6285, Brest F-29238, France

`{patrick.meyer, bastien.padeloup}@imt-atlantique.fr`

³ Lab-STICC, UMR 6285, CNRS, Equipe Decide, Université Bretagne Sud

`alexandru.olteanu@univ-ubs.fr`

Mots-clés : *élicitation des préférences, SRMP, algorithme génétique*

1 Introduction et état de l'art

Lorsque des points de vue (ou critères) multiples interviennent dans la comparaison ou l'évaluation d'alternatives, les décisions qui en découlent sont généralement complexes et nécessitent un effort cognitif conséquent du décideur. La discipline de l'Aide Multi-Critère à la Décision (AMCD) propose des algorithmes et des modèles permettant de faciliter cette prise de décision. On y distingue en général trois problématiques de décision : le choix, le rangement et le tri.

Ce travail se situe dans la problématique du rangement, et nous nous plaçons plus particulièrement dans le cadre d'une version particulière du modèle des préférences appelé *Ranking with Multiple Profiles* (RMP) [6, 2], dans laquelle l'importance des critères est représentée par des poids additifs. Le modèle RMP appartient à la classe des modèles de *surclassement* dans lesquels les alternatives sont en général comparées entre elles selon des règles majoritaires. Dans RMP cependant, au lieu de comparer directement les alternatives entre elles, chaque alternative est comparée à un ensemble de profils de référence prédéfinis, avec comme objectif de construire un préordre sur l'ensemble des alternatives, représentant les préférences du décideur.

Pour être utilisé en pratique, le modèle de rangement RMP doit d'abord être configuré de manière à refléter avec précision les préférences du décideur. Cette configuration s'effectue lors d'une interaction entre un analyste et un décideur, appelée *élicitation des préférences*, visant à définir les valeurs des paramètres du modèle de préférences. L'approche d'élicitation *directe* exige que le décideur fournisse des valeurs numériques précises pour ces paramètres, tandis que l'approche *indirecte* apprend les valeurs des paramètres à partir d'informations *holistiques*, fournies par le décideur [3]. Dans le cadre de ce travail, ces informations holistiques correspondent à des comparaisons préférentielles de paires d'alternatives.

Dans la littérature, l'inférence des paramètres d'un modèle RMP se fait généralement au travers d'approches de résolution exactes (par exemple [5] ou [1]) qui nécessitent des ressources informatiques et des temps de calcul importants. A notre connaissance, seul [4] propose une métaheuristique pour identifier les paramètres préférentiels.

Dans ces travaux, nous proposons et étudions une métaheuristique évolutionnaire afin de rendre le processus d'inférence plus compatible avec des applications réelles. Nous étendons également les études précédentes de la littérature en considérant des instances de problèmes de taille plus importantes.

2 Représentation de la solution et algorithme génétique

Soit \mathcal{A} un ensemble fini d’alternatives évaluées sur m critères. On notera a_j l’évaluation de l’alternative $a \in \mathcal{A}$ sur le critère $j \in \{1, \dots, m\}$. Le modèle RMP que nous étudions ici se configure au travers d’un certain nombre de paramètres :

- un ensemble k de profils de référence : $\mathcal{P} = \{P^h\}_{h=\{1, \dots, k\}}$; On notera p_j^h l’évaluation du profil p^h sur le critère j ;
- un ordre lexicographique des profils : cet ordre est représenté ici par une permutation σ sur $\{1, \dots, k\}$;
- les poids $w \in \mathbb{R}^m$ des critères, où $w_j \geq 0$ est le poids du critère j , avec $\sum_{j=1}^m w_j = 1$.

L’objectif de l’algorithme génétique que nous proposons est donc de déterminer les valeurs de ces paramètres à partir d’informations préférentielles holistiques fournies par le décideur. Cette information prend la forme de comparaisons préférentielles par paires d’alternatives, i.e., des paires $(a, b) \in A \times A$ au sujet desquelles il ou elle exprime que a est préférée à b , b est préférée à a , ou qu’à ses yeux a et b sont indifférentes. Une solution de l’algorithme génétique est donc composée de 3 parties (les profils, l’ordre lexicographique et les poids).

3 Expérimentations

Afin d’étudier la méta-heuristique proposée, nous générons une base de données synthétique de problèmes. À cette fin, nous générons d’abord aléatoirement un décideur (i.e., une configuration des paramètres recherchés), et nous utilisons ce décideur pour générer les paires d’apprentissage à travers un modèle RMP. Ces paires servent ensuite à notre algorithme génétique comme entrée, en vue de déterminer une configuration d’un modèle RMP compatible avec les préférences du décideur considéré. Un second jeu d’alternatives, indépendantes du premier, est aussi utilisé pour évaluer la capacité du modèle inféré à généraliser à des données non vues durant l’entraînement, garantissant l’applicabilité du modèle appris à des problèmes réels.

Nous étudions plusieurs variantes de cet algorithme génétique. En premier lieu, nous proposons des opérateurs de mutation/croisement agissant sur les paramètres indépendamment ou simultanément, et étudions leur pertinence pour parvenir à une bonne estimation de la solution. En second lieu, nous étudions plus généralement les autres méta-paramètres de l’algorithme génétique afin d’arriver à un paramétrage optimal de la méta-heuristique. Enfin, nous étudions l’intérêt d’une sélection aléatoire des opérateurs de mutation/croisement pendant le processus d’exploration de l’espace des solutions.

Références

- [1] K. Belahcène, V. Mousseau, W. Ouerdane, M. Pirlot, and O. Sobrie. Ranking with multiple reference points : Efficient elicitation and learning procedures. in Proceedings from multiple criteria Decision aid to Preference Learning (DA2PL), 2018.
- [2] D. Bouyssou and T. Marchant. Multiattribute preference models with reference points. *European Journal of Operational Research*, 229(2) :470–481, 2013.
- [3] E. Jacquet-Lagrèze and Y. Siskos. Preference disaggregation : 20 years of mcda experience. *European Journal of Operational Research*, 130(2) :233–245, 2001.
- [4] J. Liu, Wassila Ouerdane, and Vincent Mousseau. Metaheuristic approach for preference learning in multicriteria ranking based on reference points. in Proceeding of the 2nd workshop from multiple criteria Decision aid to Preference Learning (DA2PL), 2014.
- [5] A-L. Olteanu, K. Belahcène, V. Mousseau, W. Ouerdane, A. Rolland, and J. Zheng. Preference elicitation for a ranking method based on multiple reference profiles. *4OR : A Quarterly Journal of Operations Research*, 2021.
- [6] A. Rolland. Reference-based preferences aggregation procedures in multi-criteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 225(3) :479–486, 2013.