

Métaheuristiques pour l'apprentissage de modèles de classement basés sur des profils de références

Yann Jourdin¹, Arwa Khannoussi², Patrick Meyer¹, Alexandru-Liviu Olteanu³

¹ IMT Atlantique, Lab-STICC, UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France.
{yann.jourdin, patrick.meyer}@imt-atlantique.fr

² IMT Atlantique, LS2N, UMR CNRS 6004, F-4430 Nantes, France.
arwa.khannoussi@imt-atlantique.fr

³ Lab-STICC, UMR 6285, CNRS, Université Bretagne Sud, Lorient, France.
alexandru.olteanu@univ-ubs.fr

Mots-clés : aide multi-critère à la décision, profils de références, apprentissage, métaheuristiques

1 Modèle de classement basé sur des profils de références (RMP) et son apprentissage

L'aide multi-critère à la décision vise à aider des décideurs à évaluer des alternatives ou à faire des choix parmi ces alternatives, lorsqu'elles sont décrites par des critères multiples. Pour cela, différentes méthodes cherchent à modéliser les préférences des décideurs. Dans ce cadre, nous nous intéressons à un modèle de préférences utilisant des profils de références pour ordonner ces alternatives, nommé *Ranking based on Multiple reference Profiles (RMP)* [6].

Cette méthode construit une relation de préférence sur les alternatives ($a \succ b$ signifie que a est strictement préféré à b , $a \sim b$ signifie que a est considéré comme indifférent à b). Les alternatives ne sont pas comparées entre elles, mais par rapport à des profils de références p^1, \dots, p^k , qui se dominant entre eux. Pour un profil p^h , soit A_h (resp. B_h) le sous-ensemble de critères sur lesquels a (resp. b) est au moins aussi bonne que p^h , on a $a \succeq_h b$ (a est au moins aussi bonne que b par rapport à p^h) si et seulement si A_h est au moins aussi important que B_h . À partir de ces k relations de surclassement $\succeq_1, \dots, \succeq_k$, une relation de préférence est construite, en suivant un ordre lexicographique σ sur les profils, c'est-à-dire que $a \succ b \iff \exists j, \forall i < j, a \sim_{\sigma(i)} b$ et $a \succ_{\sigma(j)} b$; sinon $a \sim b$. Un modèle plus simple, *Simple RMP (SRMP)*, considère l'importance d'un sous-ensemble de critères comme la somme des poids desdits critères.

Pour utiliser le modèle de préférences RMP, trois paramètres doivent être calibrés : les profils de références, la relation d'importance sur les sous-ensembles de critères, et l'ordre lexicographique sur les profils de références. Or, le calibrage de ces paramètres nécessite d'avoir une connaissance pointue du modèle, ce qui n'est pas toujours le cas des décideurs. Dans ce cas, les paramètres du modèle peuvent être inférés à partir d'un ensemble de comparaisons effectuées par le décideur sur des paires d'alternatives d'un ensemble d'entraînement. Ces paramètres peuvent être inférés à l'aide d'une formulation SAT [1], ou, dans le cadre du SRMP, d'un programme linéaire en nombres entiers [5], ou d'une métaheuristique évolutionnaire [3].

Ce travail vise à d'approfondir cette dernière piste, en s'intéressant à d'autres métaheuristiques, comme le recuit simulé [4], tout en généralisant le cadre d'étude aux modèles RMP.

2 Métaheuristiques pour l'apprentissage

Nous nous sommes principalement intéressés aux métaheuristiques à recherche locale, car celles-ci demandent généralement moins d'hyperparamètres à calibrer. Les voisinages utilisés

sont les suivants :

- Le voisinage sur les profils de références modifie l'évaluation d'un profil sur un critère. Pour être certain que la modification du profil induise un changement sur le nombre d'alternatives dominant celui-ci, les seules valeurs disponibles pour le profil sur ce critère sont celles situées à mi-distance entre deux alternatives de l'ensemble d'entraînement. Ensuite, les évaluations de tous les profils sont réarrangées entre eux pour garder la dominance entre les profils.
- Le voisinage sur la relation d'importance sur les sous-ensembles de critères modifie l'importance d'un sous-ensemble vis-à-vis des autres sous-ensembles. Pour modéliser ce changement, on utilise, comme dans l'intégrale de Choquet [2], une fonction ν monotone sur les ensembles, appelée *capacité*, à la différence que, dans notre cas, son espace d'arrivée est $\llbracket 0, 2^m - 1 \rrbracket$, avec m le nombre de critères. Une modification de la relation d'importance correspond alors à changer $\nu(A)$ de ± 1 pour un sous-ensemble de critères A , tout en respectant la contrainte de monotonie.
- Le voisinage sur l'ordre lexicographique sur les profils de références modifie celui-ci en échangeant de place deux profils adjacents dans l'ordre.

Ces trois voisinages permettent d'avoir directement un espace de recherche discret, sans quoi l'espace de recherche aurait dû être discrétisé à l'aide d'hyperparamètres contrôlant la finesse de la discrétisation. À partir de ces trois voisinages, nous avons utilisé le recuit simulé pour sa simplicité d'implémentation et son faible nombre d'hyperparamètres.

Pour tester les performances de cette méthode, nous testons celle-ci en suivant le protocole d'expérimentation mis en place dans [5], c'est-à-dire qu'un modèle RMP initial Mo à retrouver est généré aléatoirement, puis, à partir d'un ensemble BC de paires de comparaisons, déterminées en utilisant le modèle Mo sur un ensemble d'alternatives d'entraînement A_{tr} , on construit à l'aide du recuit simulé le modèle Me en respectant au mieux les paires de comparaisons dans BC . L'objectif est ensuite que les deux modèles Mo et Me trouvent le même classement sur un ensemble d'alternatives de test A_{te} . Les deux ensembles d'alternatives A_{tr} et A_{te} sont générés aléatoirement.

Les résultats montrent, comparativement à la métaheuristique évolutionnaire [3] qui possède au minimum 5 hyperparamètres, une meilleure capacité à retrouver le modèle initial, ainsi que des temps de calculs en moyenne plus courts, notamment sur de grosses instances. Ces performances se retrouvent également dans le cadre des modèles RMP, avec toutefois un nombre de critères inférieur, du fait du nombre exponentiel de paramètres à apprendre.

Références

- [1] Khaled Belahcène, Vincent Mousseau, Wassila Ouerdane, Marc Pirlot, and Olivier Sobrie. Ranking with Multiple Reference Points : Efficient SAT-based learning procedures. *Computers & Operations Research*, 150 :106054, February 2023.
- [2] Gustave Choquet. Theory of capacities. In *Annales de l'institut Fourier*, volume 5, pages 131–295, 1954.
- [3] Arwa Khannoussi, Alexandru-Liviu Olteanu, Patrick Meyer, and Bastien Padeloup. A metaheuristic for inferring a ranking model based on multiple reference profiles. Accepté dans *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, <https://imt-atlantique.hal.science/hal-04017642/document>.
- [4] Scott Kirkpatrick, C Daniel Gelatt Jr, and Mario P Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598) :671–680, 1983.
- [5] Alexandru-Liviu Olteanu, Khaled Belahcene, Vincent Mousseau, Wassila Ouerdane, Antoine Rolland, and Jun Zheng. Preference elicitation for a ranking method based on multiple reference profiles. *JOR*, 20(1) :63–84, March 2022.
- [6] Antoine Rolland. Reference-based preferences aggregation procedures in multi-criteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 225(3) :479–486, March 2013.