

Élicitation possibiliste de préférences avec un regret Minimax

Loïc Adam¹, Sébastien Destercke¹

UMR CNRS 7253 Heudiasyc

Sorbonne Université

Université de Technologie de Compiègne

CS 60319 - 60203 Compiègne cedex, France.

{loic.adam,sebastien.destercke}@hds.utc.fr

Mots-clés : *théorie des possibilités, élicitation de préférences, décision multicritère.*

1 Motivation

L'élicitation de préférences permet d'identifier les préférences d'une agent, pour résoudre un problème de décision multicritère avec un ensemble fini d'alternatives. Avec l'élicitation incrémentale, les informations déjà obtenues sont prises en compte [1]. Dans ce cadre, l'approche robuste, basée sur l'optimisation du regret minimax [3, 2], apporte des garanties très fortes. Néanmoins, elle suppose que l'agent ne commet jamais de faute, et que l'analyste a choisi la bonne famille de modèles d'agrégation de préférences, suppositions toutes deux très fortes.

Nous proposons de l'étendre en utilisant la théorie des possibilités, afin de garder ses garanties tout en relaxant ces deux conditions. Par rapport aux probabilités, notre extension inclut formellement l'approche robuste, qui en devient un cas particulier. De plus, la théorie permet de naturellement représenter l'inconsistance [4], notamment celle de l'agent, ce qui offre un outil pour détecter les incohérences et les erreurs de modèle. Enfin, la théorie est plus simple à comprendre et beaucoup moins complexe computationnellement que les fonctions de croyance, déjà utilisées pour tenter de détecter l'incohérence d'une agent [5].

2 Méthodologie

Le principe de l'approche robuste est de trouver l'ensemble des modèles respectant un ensemble de contraintes dont le vrai modèle ω^* fait partie. L'objectif de l'élicitation est à chaque étape de raffiner l'espace Ω des modèles en demandant à l'agent sa préférence entre deux alternatives. On obtient alors un sous-espace $\Omega' \subseteq \Omega$ où le modèle optimal se trouve nécessairement. Néanmoins, si l'agent se trompe, $\omega^* \notin \Omega'$ et l'élicitation continuera dans le mauvais sous-espace.

Dans notre approche, nous autorisons à l'agent d'indiquer qu'elle n'est pas certaine de sa réponse avec un niveau de confiance $\alpha \in [0, 1]$, 1 exprimant la certitude et 0 l'incertitude totale.

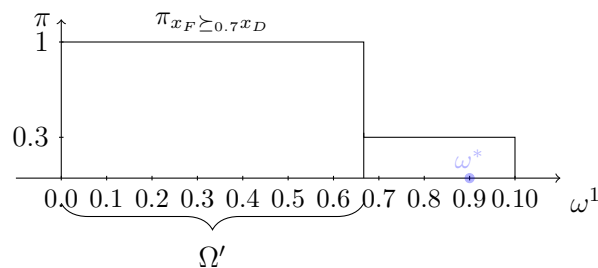


FIG. 1 – Information possibiliste des préférences

Le comportement est illustré sur la figure 1 : nous supposons que l’agent se trompe et indique que sa confiance est $\alpha = 0.7$. Dès lors, la possibilité du sous-espace Ω' est de 1, car aucune information n’indique que le modèle optimal devrait être ailleurs. Par contre, la possibilité de $\Omega \setminus \Omega'$ est de $1 - \alpha = 0.3$, car l’agent a indiqué qu’elle n’était pas certaine que w^* soit dans Ω' . Par conséquent, il demeure toujours possible de trouver w^* , sa possibilité n’étant pas nulle. Notre approche permet de généraliser l’approche robuste. Par rapport aux fonctions de croyance, la théorie des possibilités limite l’augmentation de complexité calculatoire.

3 Résultats

Dans une première expérience, l’agent répondait correctement aux questions 70% du temps, et aléatoirement sinon. Elle donnait un niveau de confiance fixé. Le regret réel est moyenné sur 100 simulations. Les alternatives ont 4 critères et le modèle d’agrégation est une somme pondérée. Nous pouvons voir sur la figure 2 que notre approche permet de stabiliser le regret réel en détectant l’incohérence. Dans l’approche robuste ($\alpha = 1$), l’inconsistance n’est jamais détectée et le regret réel augmente (mauvais espace de recherche).

Dans une deuxième expérience, le modèle optimal est présumé être une somme pondérée, alors qu’en réalité soit l’agent répond aléatoirement, soit elle suit un modèle OWA avec $\omega = (0.85, 0.05, 0.05, 0.05)$, soit un modèle OWA aléatoire généré par une distribution de Dirichlet dont tous les paramètres sont égaux. Nous pouvons voir sur la figure 3 que notre approche permet de détecter le choix d’un mauvais modèle quand celui-ci est très éloigné du bon modèle.

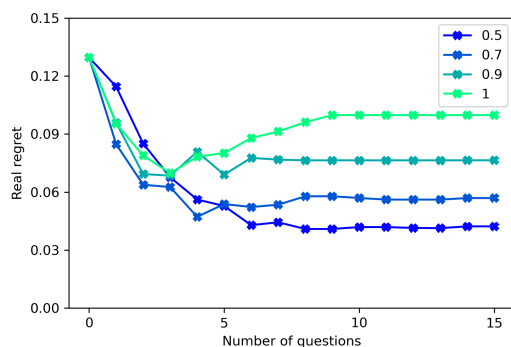


FIG. 2 – Détection de l’incohérence d’un agent

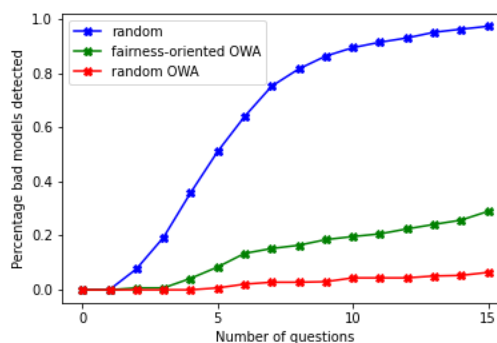


FIG. 3 – Détection d’un mauvais modèle

Références

- [1] Nawal Benabbou, Patrice Perny, and Paolo Viappiani. Incremental elicitation of choquet capacities for multicriteria choice, ranking and sorting problems. *Artificial Intelligence*, 246 :152–180, 2017.
- [2] Nadjat Bourdache and Patrice Perny. Anytime algorithms for adaptive robust optimization with owa and wowa. In *International Conference on Algorithmic Decision Theory*, pages 93–107. Springer, 2017.
- [3] Craig Boutilier. Computational decision support : Regret-based models for optimization and preference elicitation. *Comparative Decision Making : Analysis and Support Across Disciplines and Applications*, pages 423–453, 2013.
- [4] Didier Dubois and Henri Prade. Possibility theory and data fusion in poorly informed environments. *Control Engineering Practice*, 2(5) :811–823, 1994.
- [5] Pierre-Louis Guillot and Sébastien Destercke. Preference elicitation with uncertainty : Extending regret based methods with belief functions. In *International Conference on Scalable Uncertainty Management*, pages 289–309. Springer, 2019.