

Lettre de recommandation
de la thèse d'HECTOR KOHLER intitulée:
« Interpretability, Decision Trees, and Sequential Decision Making »
pour le prix de thèse AFIA

Le travail de thèse d'Hector Kohler se situe dans le contexte de l'apprentissage par renforcement, c'est-à-dire l'apprentissage de comportements rationnels (appelés politiques) par essai-erreur. Il aborde plus précisément la question de l'obtention de politiques interprétables pour un humain sous la forme d'arbres de décision, alors qu'il est plus courant aujourd'hui d'employer des réseaux de neurones (profonds), réputés peu interprétables.

Ce sujet le conduit à trois contributions complémentaires.

- D'abord, Monsieur Kohler étudie la question de l'apprentissage par renforcement direct « d'arbres politiques », alors que les approches courantes passent par l'intermédiaire d'un réseau de neurone qui ne sera que « imité » par un arbre de décision. Il reprend ensuite des travaux expérimentaux de Topin et al. comparant des méthodes d'apprentissage d'arbres politiques soit via des réseaux de neurones intermédiaires, soit directes. Cette étude illustre la difficulté de l'apprentissage direct, lequel produit parfois de bonnes politiques, mais souvent des arbres dégénérés à une seule action. Monsieur Kohler montre que l'apprentissage direct d'arbres politiques est en fait équivalent à un apprentissage sous observabilité partielle, des résultats de complexité permettant ainsi de justifier de la difficulté de cet apprentissage.
- Monsieur Kohler aborde ensuite un sujet presque inverse, expliquant que l'induction d'arbres de décision peut être abordée comme la résolution d'un MDP (processus de décision markovien) particulier. Cela l'amène à proposer un algorithme de programmation dynamique pour cette tâche, lequel fait nécessairement aussi bien qu'un algorithme glouton, et s'avère un bon compromis entre algorithmes gloutons et algorithmes optimaux (très coûteux).
- Enfin, prenant du recul sur son sujet initial, Monsieur Kohler soulève le problème de l'évaluation de politiques interprétables sans avoir à s'appuyer sur des humains. Il s'appuie sur la notion de *simulabilité*, laquelle évalue l'interprétabilité d'une politique en la transformant en un programme dans un langage lisible avant d'en considérer (1) le coût d'inférence (de calcul) et (2) la taille. Une expérimentation large est conduite comparant des politiques de formes diverses obtenues pour une variété de bancs d'essais avec plusieurs algorithmes. On observe ainsi par exemple que les arbres de décision s'avèrent meilleurs en temps de calcul et les réseaux de neurones en termes de tailles, ce qui souligne la complémentarité des deux critères.

Chacune de ces trois contributions est un travail de recherche des plus aboutis, du positionnement par rapport à l'état de l'art aux évaluations expérimentales des ap-

proches proposées en passant par l'analyse théorique du problème et des approches. Chacune de ces trois contributions constitue une réelle avancée scientifique. Ces travaux ont d'ailleurs déjà été présentés dans le cadre de workshops et conférences internationales (EWRL 2024 (Kohler *et al.*, 2024), PRL 2025 (Kohler *et al.*, 2025c,b), et KDD 2025 (Kohler *et al.*, 2025a)). Monsieur Kohler a d'ailleurs conduit un effort significatif de développement et de partage de son code pour l'usage de la communauté, en notant en particulier le travail fait pour l'évaluation *in silico* de l'interprétabilité de politiques. Enfin, j'ajoute que le mémoire très complet et pédagogique illustre d'ailleurs la maîtrise de son sujet par Monsieur Kohler.

Pour toutes ces raisons, je soutiens vivement la candidature d'Hector Kohler au prix de thèse AFIA.

À Nancy, le 21 janvier 2026,



Olivier Buffet
Chargé de recherche INRIA, HDR

Références

- Hector KOHLER, Riad AKROUR et Philippe PREUX : Breiman meets Bellman : Non-greedy decision trees with MDPs. In Luiza ANTONIE, Jian PEI, Xiaohui YU, Flavio CHIERICHETTI, Hady W. LAUW, Yizhou SUN et Srinivasan PARTHASARATHY, éditeurs : *Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, V.2, KDD 2025, Toronto ON, Canada, August 3-7, 2025*, pages 1207–1218. ACM, 2025a. URL <https://doi.org/10.1145/3711896.3736868>.
- Hector KOHLER, Quentin DELFOSSE, Riad AKROUR, Kristian KERSTING et Philippe PREUX : Interpretable and editable programmatic tree policies for reinforcement learning. 2024. Proceedings of the 17th European Workshop on Reinforcement Learning (Toulouse, France).
- Hector KOHLER, Quentin DELFOSSE, Waris RADJI, Riad AKROUR et Philippe PREUX : Evaluating interpretable reinforcement learning by distilling policies into programs. *CoRR*, abs/2503.08322, 2025b. URL <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.08322>.
- Hector KOHLER, Waris RADJI, Quentin DELFOSSE, Riad AKROUR et Philippe PREUX : Evaluating interpretable reinforcement learning by distilling policies into programs. In *Proceedings of the RLC 2025 workshop on Programmatic Reinforcement Learning (PRL)*, 2025c.