

# Approche NeuroSymbolique et Logique Probabiliste pour la Classification d'Images à Grain Fin

Encadrement : Grégory Bourguin, Arnaud Lewandowski - LISIC

Durée : 6 mois / Financement : ULCO

## 1 Description du sujet :

L'XAI (eXplainable AI) est un domaine de recherche qui vise à rendre les décisions prises par les IA compréhensibles par les humains. Répondant au besoin d'XAI pour les modèles qui utilisent l'apprentissage profond (Deep Learning, DL), l'équipe SysReIC du LISIC développe une approche CBM (Concept Based Model) [2] et NeuroSymbolique [3] en Vision par Ordinateur (Computer Vision, CV) pour la classification automatique d'images [1]. L'architecture proposée marie des modèles d'Apprentissage Automatique à des connaissances sémantiques exprimées par des Ontologies. Selon cette approche, des modèles DL (ex. détecteurs d'objets) sont mis en œuvre pour extraire des images des propriétés qui sont ensuite utilisées par un raisonneur pour proposer une classification basée sur des définitions ontologiques. Ces travaux sont aujourd'hui appliqués sur des images réelles de la faune volante marine issues du Dataset CUB-200-2011<sup>1</sup> qui fait référence dans des tâches de Classification d'Images à Grain Fin [6].

Une problématique majeure des approches CBM est qu'elles sont par essence sensibles à l'extraction de propriétés : une détection erronée peut entraîner une mauvaise classification. L'approche neuro-symbolique et ontologique y est d'autant plus sensible qu'elle utilise un raisonnement déterministe. De fait, si une propriété est manquante, ou si une propriété non désirée a faussement été détecté, un raisonneur ontologique ne peut pas fournir la classification espérée.

Cette problématique est illustrée dans la figure 1 qui utilise une image issue du jeu de données CUB-200-2011 accompagnée de l'expression de classe *CommonTern* qui décrit la classe d'oiseaux correspondante selon la définition des experts en ornithologie. Dans cet exemple, l'extracteur de propriétés a détecté la majorité des propriétés requise pour une classification (pattes, bec, etc.), mais n'a pas pu caractériser le dos de l'animal puisqu'il est caché. Le raisonneur ne peut alors pas inférer la classe désirée. À ce problème de masquage, on peut ajouter que les extracteurs de propriétés issus du DL ne peuvent être considérés comme parfaits. Il est donc possible que des propriétés présentes dans l'image ne soient pas détectés, et/ou que des propriétés soient faussement détectées.

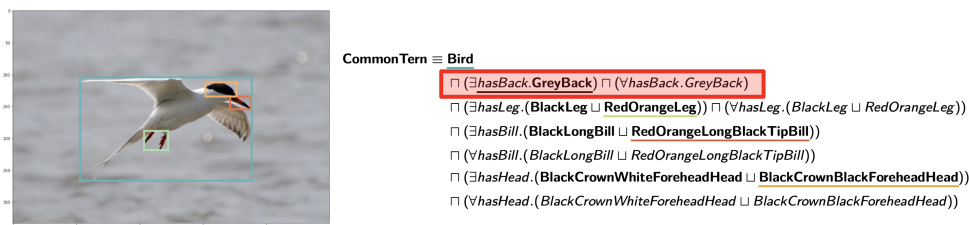


Figure 1: Problème de la détection de propriétés dans une approche ontologique.

Cette problématique implique de considérer la notion d'incertitude concernant la détection des propriétés ontologiques. Une piste naturelle est celle des logiques probabilistes. Parmi les solutions existantes, ce stage propose de s'intéresser à DeepProbLog<sup>2</sup> [3] qui permet de combiner des réseaux DL comme les réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Network, CNN) avec une logique probabiliste. DeepProbLog s'appuie sur ProbLog [4] qui est une extension probabiliste de Prolog. La première partie de ce stage consistera donc à traduire les définitions ontologiques qui caractérisent les classes d'oiseaux en ProbLog, et de combiner ces définitions avec des CNN pour obtenir une classification.

<sup>1</sup>[https://www.vision.caltech.edu/datasets/cub\\_200\\_2011](https://www.vision.caltech.edu/datasets/cub_200_2011)

<sup>2</sup><https://github.com/ML-KULEuven/deepproblog>

D'un point de vue XAI, l'approche neuro-symbolique est particulièrement intéressante, car elle permet de combiner des connaissances expertes avec des modèles DL pour former des systèmes réputés interprétables. Toutefois, même si les approches probabilistes telles que DeepProbLog sont prometteuses pour intégrer à la fois la logique du domaine et la prise en compte de l'incertitude, elles soulèvent des questions quant à l'interprétabilité des explications basées sur la logique probabiliste, en particulier pour des utilisateurs non spécialistes de l'IA [5]. La seconde partie de ce stage consistera donc à commencer à étudier comment des explications construites à partir des résultats fournis par DeepProbLog peuvent être rendues plus compréhensibles pour des utilisateurs non spécialistes de l'IA. Ce travail exploratoire consistera à exposer les résultats obtenus par DeepProbLog sur CUB-200-2011 à des experts en ornithologie partenaires du LISIC.

## 2 Contexte et Objectifs du Stage

Le stage se déroulera au sein du LISIC. Il s'inscrit dans le cadre du projet TRIDA, financé par l'Office National de la Biodiversité (OFB), et développé depuis 2 an en partenariat avec les entreprises Écosphère<sup>3</sup> (Antenne Nord Littoral) et Prodrone<sup>4</sup>.

Les étapes de déroulement du stage seront les suivantes :

- Prise en main d'un sous-dataset issu de CUB-200-2011 développé au LISIC (4 classes).
- Traduction des expressions de classes ontologiques du sous-dataset en expressions logiques utilisables dans DeepProbLog.
- Mise en oeuvre de DeepProbLog et évaluation des résultats de classification.
- Génération d'explications simples pour premiers échanges avec les ornithologues.

## References

- [1] BOURGUIN, G., LEWANDOWSKI, A., BOUNEFFA, M., AND AHMAD, A. Towards Ontologically Explainable Classifiers. In *Artificial Neural Networks and Machine Learning - ICANN 2021 - 30th International Conference on Artificial Neural Networks, Bratislava, Slovakia, September 14-17, 2021, Proceedings, Part II* (2021), I. Farkas, P. Masulli, S. Otte, and S. Wermter, Eds., vol. 12892 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 472–484.
- [2] KOH, P. W., NGUYEN, T., TANG, Y. S., MUSSMANN, S., PIERSON, E., KIM, B., AND LIANG, P. Concept bottleneck models. In *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning (2020-07-13/2020-07-18)*, H. D. III and A. Singh, Eds., vol. 119 of *Proceedings of Machine Learning Research*, PMLR, pp. 5338–5348.
- [3] MANHAEVE, R., DUMANCIC, S., KIMMIG, A., DEMEESTER, T., AND RAEDT, L. D. DeepProbLog: Neural Probabilistic Logic Programming. In *Advances in Neural Information Processing Systems 31: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2018, NeurIPS 2018, December 3-8, 2018, Montréal, Canada* (2018), S. Bengio, H. M. Wallach, H. Larochelle, K. Grauman, N. Cesa-Bianchi, and R. Garnett, Eds., pp. 3753–3763.
- [4] RAEDT, L. D., KIMMIG, A., AND TOIVONEN, H. ProbLog: A Probabilistic Prolog and Its Application in Link Discovery. In *IJCAI 2007, Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Hyderabad, India, January 6-12, 2007* (2007), M. M. Veloso, Ed., pp. 2462–2467.
- [5] VIDAL, G. Explaining Explanations in Probabilistic Logic Programming. In *Programming Languages and Systems* (Singapore, 2025), O. Kiselyov, Ed., Springer Nature, pp. 130–152.
- [6] WEI, X.-S., SONG, Y.-Z., AODHA, O. M., WU, J., PENG, Y., TANG, J., YANG, J., AND BELONGIE, S. J. Fine-Grained Image Analysis With Deep Learning: A Survey. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 44, 12 (2022), 8927–8948.

---

<sup>3</sup><https://www.ecosphere.fr/>

<sup>4</sup><https://www.prodrones.fr/>