

# KGIC : Intégration de graphe de connaissances pour la classification d'images

Franck Anaël Mbiaya<sup>\*,\*\*</sup>, Christel Vrain<sup>\*</sup>, Frédéric Ros<sup>\*\*</sup>, Thi-Bich-Hanh Dao<sup>\*</sup>  
Yves Lucas<sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup> Univ. Orléans, INSA Centre Val de Loire, LIFO EA 4022, 45067, Orléans, France

<sup>\*\*</sup> Univ. Orléans, PRISME EA 4229, 45067, Orléans, France

prenom.nom@univ-orleans.fr

**Résumé.** Nous présentons une méthode d'apprentissage profond pour la classification supervisée d'images, intégrant des connaissances sous forme de graphe. A ces fins, nous introduisons une fonction de coût combinant à la fois une mesure traditionnellement utilisée en apprentissage profond (entropie croisée) et une mesure originale qui prend en compte la représentation des nœuds après plongement du graphe de connaissances. Les connaissances ne sont utilisées que pendant la phase d'apprentissage et ne sont pas nécessaires pour l'évaluation d'un exemple en mode test. Les expérimentations sur plusieurs bases d'images démontrent l'amélioration en performances de notre méthode par rapport à l'état de l'art : d'une part en comparaison avec des algorithmes classiques d'apprentissage profond et d'autre part avec un algorithme très récent basé aussi sur la connaissance issue d'un graphe.

## 1 Introduction

Ces dernières années, la classification d'images par apprentissage profond a connu un immense succès. Pour améliorer les performances, de nombreux travaux (Khan et al., 2020) ont porté sur le développement de nouvelles architectures. Cependant, ces architectures ont montré leurs limites sur des problèmes plus complexes, parmi lesquels la classification à grains fins (Wei et al., 2021) qui requiert une analyse plus fine des images. Un exemple des jeux de données les plus utilisés pour la classification à grains fins est Caltech-UCSD-2011 (Wah et al., 2011), base de données d'images d'oiseaux regroupés en 200 catégories.

Pour faire face à ces difficultés, de nombreuses solutions ont été proposées, dont l'utilisation de la connaissance a priori pour améliorer le pouvoir de généralisation des architectures profondes (von R. et al., 2021). L'intégration de cette connaissance dans des architectures profondes dépend de la façon dont celle-ci est formalisée (graphe de connaissances, équations, règles logiques . . .). Une manière classique consiste à la considérer comme une nouvelle modalité de données (Yang et al., 2019). Dans les architectures profondes, l'intégration se fait généralement à travers la définition de l'architecture neuronale (Lu et al., 2017). Elle peut aussi être utilisée dans la fonction de perte (Xu et al., 2018) ou pendant la phase de test (Glavaš et Vulić, 2018).