

Apprentissage de représentation et géométrie hyperbolique

Localisation :

- Équipe MLIA, LIP6, Sorbonne Université

Encadrants :

- Nicolas Baskiotis <nicolas.baskiotis@lip6.fr>
- Olivier Schwander <olivier.schwander@lip6.fr>

L'apprentissage de représentation est intimement lié à un a priori sur les données. Plusieurs travaux ces dernières années démontrent que la représentation dans une géométrie hyperbolique plutôt que euclidienne est plus appropriée pour des données structurées en graphe ou en hiérarchie. En effet, les propriétés des distances géodésiques dans cette géométrie permettent de représenter sans distorsion les relations entre les nœuds d'un arbre ce qui n'est pas possible en géométrie euclidienne [NickelK17]. De nouvelles méthodes d'optimisation ont commencé à être développées pour ces espaces telles que les réseaux de neurones hyperboliques [Ganea18] ou des méthodes de descente de gradient [Becigneul18]. Cependant, l'exploitation de ces espaces reste encore limitée du fait des difficultés de l'optimisation dans ces espaces, moins maîtrisée que dans les espaces euclidiens.

Un premier travail mené dans l'équipe [Gerald20] a permis de montrer l'intérêt de l'apprentissage de représentation dans le cadre de la classification à très grand nombre de classes (*extrem classification*). Dans ce contexte, les exemples (et les classes) respectent souvent une hiérarchie latente qu'il est difficile de reconstruire naïvement à partir des données. Les algorithmes développés permettent d'obtenir une représentation des exemples qui exhibent de bonnes similarités locales, cohérentes avec le jeu de données et qui permet d'atteindre presque l'état de l'art avec une classification de type plus proches voisins.

Le premier objectif du stage est d'explorer les méthodes de reconstruction de hiérarchie à partir de représentations hyperboliques. Réussir à extraire la sémantique de l'espace appris en termes de relation entre exemples et labels permettrait d'exploiter cette information afin de construire par exemple des classifieurs hiérarchiques pour le problème multi-classe et obtenir un gain substantiel en temps de traitement et précision de l'inférence. Une piste de recherche concomitante est d'explorer des méthodes d'optimisation directement dans l'espace hyperbolique pour pouvoir profiter de la richesse des représentations apprises.

Dans un deuxième temps, dans la continuité de la problématique de reconstruction d'hiérarchie à partir de représentations, nous souhaiterions explorer l'usage des espaces hyperboliques pour l'apprentissage par renforcement et plus spécifiquement pour la représentation des états. En effet, très souvent dans les problèmes de renforcement les états suivent un graphe creux (chaque état a peu de transitions vers d'autres états) ce qui est semble adéquat pour une représentation hyperbolique. L'objectif serait d'explorer si de telles représentations permettent de développer des approches model-free plus efficaces que celles existantes, par exemple dans les jeux de type *sokoban* où la planification est jusqu'à maintenant un élément clé de la résolution.

Références

- [1] M. Nickel and D. Kiela, *Poincaré Embeddings for Learning Hierarchical Representations.*, NIPS 2017
- [2] O. Ganea, G. Becigneul and T. Hofmann *Hyperbolic Neural Networks*, NIPS 2018
- [3] G. Bécigneul and O. Ganea, *Riemannian Adaptive Optimization Methods*, ICLR 2019
- [4] T. Gérard, *Representation Learning for Large Scale Classification*, PhD dissertation, <http://webia.lip6.fr/~gerald/manuscrit.pdf>, 2020