

Sujet de Thèse Variétés et Recherche d'Images

Les techniques d'apprentissage des variétés (dites manifold learning), comme le "graphe laplacien", permettent de résoudre une multitude de problèmes parmi lesquels l'inférence transductive, le clustering spectral et la réduction de dimensionnalité. Dans ce sujet de thèse, on s'intéresse particulièrement à la réduction de dimensionnalité ou l'on suppose que la distribution de probabilité qui génère les données de départ admet une densité par rapport à une mesure canonique sur une sous-variété de l'espace ambiant (c.a.d., l'espace de départ). Notre but est de définir des opérateurs de projections dans ces sous-variétés qui soient robustes le plus possible au bruit, qui conservent localement les distances entre les données [2], tout en capturant leur topologie globale. Cette dernière est déterminée par plusieurs paramètres comme la dimension intrinsèque des données et la variance locale des noyaux de similarités utilisées.

Parmi les objectifs théoriques souhaités dans ce sujet, l'introduction d'une formulation mathématique permettant :

- De retrouver tous les paramètres de topologie des sous-variétés comme la dimension intrinsèque des données, et la variance des noyaux de similarité. Ceci peut être effectué en étendant l'approche de maximum de vraisemblance proposée dans [3] à des données de distributions autres que Poisson.
- De retrouver les opérateurs de projection, des sous-variétés, qui soient robustes au bruit [1].
- Et aussi d'inclure des a priori "sur la sémantique et la dynamique de variation des données" dans les opérateurs de projection, ce qui facilitera l'interprétation des dimensions des sous-variétés sous-jacentes; en s'inspirant par exemple des travaux de [4].

Enfin l'objectif pratique de ce sujet est de mettre en place un outil de visualisation des bases d'images représentées dans des espaces ambiants multi-dimensionnels (tels que l'espace couleur, texture, etc.). Par ailleurs, une des extensions souhaitées, est la mise en place de mécanismes de visualisation, inspirés des interfaces homme machine permettant de représenter les données multi dimensionnelles dans des supports 2D, 2D-1/2, 3D et/ou multi modales facilement interprétables par l'utilisateur.

Quelques Références

- 1 M. Belkin and P. Niyogi. Manifold Regularization: A Geometric Framework for Learning from Examples. *Journal of Machine Learning Research*, 2006.
- 2 S. Roweis and L. Saul. Non linear dimensionality reduction by locally linear embedding, *Science* v 290, N 5500, Dec 22, 2000.
- 3 L. Elizaveta and P. Bickel. Maximum likelihood estimation of intrinsic dimension. In *Advances in NIPS 17*, Eds. L. K. Saul, Y. Weiss, L. Bottou (2005).
- 4 T. Hofmann, Probabilistic Latent Semantic Analysis, in *Uncertainty in Artificial Intelligence*, 1999.

Encadrant : Hichem SAHBI, chargé de recherche CR1 au CNRS à TELECOM ParisTech.