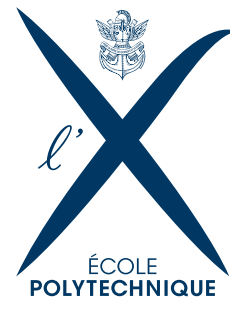


E. Le Pennec  
Professeur  
CMAP  
École polytechnique



22 mai 2020

---

## RAPPORT SUR LE MANUSCRIT DE THÈSE DE WARITH HARCHAOU

E. Le Pennec

---

Le manuscrit de Warith Harchaoui présente les contributions de sa thèse *Learning Representations using Neural Networks and Optimal Transport* faite sous la direction de Charles Bouveyron dans le cadre d'une CIFRE chez oscaro.com. Il a travaillé principalement sur la combinaison de modèle de mélanges et de réseau de neurones pour la classification (clustering). Il a également des contributions autour de l'importance des variables, de la prédiction avec incertitude et de l'initialisation des GANs. L'ensemble constitue un joli travail méthodologique sur des questions importantes en apprentissage statistique.

Le manuscrit de 142 pages est rédigé en anglais. Dans un style très personnel et très agréable à lire, Warith Harchaoui décrit ses contributions à travers 4 chapitres, un appendice et une bibliographie très complète. Le premier chapitre est une introduction de 38 pages qui présente le cadre du travail de Warith. Celui-ci a choisi de donner une vision très personnelle de ce qu'est pour lui l'apprentissage automatique, les réseaux de neurones, le transport optimal et la question des représentations. Il en résulte une introduction passionnante (et passionnée) qui montre un joli recul sur le domaine. Ce chapitre se termine par une présentation spécifique du contexte des trois contributions principales : le clustering, l'importance des variables et la prédiction avec incertitude.

Le chapitre 2 est le chapitre principal de cette thèse : il comporte 32 pages. Il présente deux nouvelles idées pour faire de la classification (clustering) de données à l'aide de modèle de mélanges et de réseaux de neurones.

La première approche est une approche générative : le modèle est celui de l'image d'un mélange de Gaussiennes, devenue une variable latente, par une fonction non linéaire, spécifiée via un réseau de neurones. Afin de régler tous les paramètres, Warith Harchaoui se place dans un cadre d'encodeur-décodeur et propose de comparer les couples (code, donnée) obtenus sur les données

réelles avec les couples (variable latente, décodage) obtenus par le modèle de mélange de Gaussiennes. Il peut ensuite utiliser une approche de type GAN, ici un GAN avec une métrique de Wasserstein, pour optimiser simultanément le décodeur, les paramètres du mélange et le codeur. L'existence d'un codeur lui permet d'utiliser simplement sa méthode sur des données réelles sans avoir à régler un algorithme de discrimination permettant de retrouver le groupe du modèle latent à partir du décodage.

La seconde approche est une approche discriminative : seules les probabilités d'appartenance aux groupes sont modélisées, également via un réseau de neurones. L'objectif est que chaque loi de probabilité d'être dans un groupe soit le plus différent possible de la loi d'être dans le complémentaire de ce groupe. Warith Harchaoui propose ainsi de maximiser la distance de Wasserstein entre ces deux lois. Afin d'éviter des cas dégénérés, Warith Harchaoui maximise une somme de ces distances de Wasserstein pour tous les groupes pondérées par un facteur  $(1 - p_k)p_k$  évitant qu'un groupe soit dégénéré.

Les algorithmes correspondant à ces deux méthodes sont très bien décrits. Ce chapitre se poursuit par des expériences numériques mettant en avant les performances de ces deux méthodes aussi bien sur des données synthétiques que sur des données réelles. Warith Harchaoui présente enfin des perspectives possibles à ses travaux.

Le chapitre 3, un court chapitre de 12 pages, est, comme l'indique lui-même Warith Harchaoui, la présentation d'une direction originale permettant d'évaluer l'importance des variables dans un cadre non supervisé. Elle repose sur une idée de direction de déformation principale. Warith Harchaoui montre que le choix de la métrique y a une importance toute particulière et suggère de l'estimer simultanément. On reste un peu *sur sa faim* à la fin de ce chapitre : l'idée est originale mais, en l'absence de mise en œuvre, il est difficile d'estimer sa pertinence ou non.

Le chapitre 4 décrit, en 22 pages, une méthodologie de prédiction avec incertitude où le résultat de la prédiction est une distribution et non pas une valeur, tout en conservant un principe d'optimisation d'un critère d'attache aux données. Ce principe est très intéressant mais il me semble qu'il est déjà présent dans la littérature des réseaux Bayésien et des modèles variationnels. Alors que l'étude bibliographique était très complète dans les chapitres précédents, il semble qu'elle soit moins aboutie ici. Cela n'enlève rien à l'approche conduite dans ce chapitre : l'idée de remplacer le calcul d'une probabilité par l'estimation d'un intervalle plausible tout en conservant une formulation simple en terme d'optimisation. Les illustrations numériques proposées par Warith Harchaoui mettent en avant l'intérêt de cette approche.

Enfin, un appendice de 6 pages présente l'utilisation d'un autoencodeur pour initialiser les GANs. Il montre que cela permet de gagner du temps, à la manière dont les initialisations plus ou moins supervisées ont permis de gagner

du temps dans les réseaux de neurones classiques avant d'être remplacées par des initialisations aléatoires pour des raisons de simplicité.

En conclusion, le travail de Warith Harchaoui est un bon travail de Mathématiques Appliquées avec des contributions méthodologiques variées. Je recommande donc que Warith Harchaoui soit autorisé à soutenir sa thèse.



Erwan LE PENNEC