

**PROGRAMME INTITUTS ET INITIATIVES**

**Appel à projet – campagne 2021**

**Proposition de projet de recherche doctoral (PRD)**

**SCAI - Sorbonne Center of  
Artificial Intelligence**

**Intitulé du projet de recherche doctoral (PRD):      Apprentissage Collaboratif (co-training)  
Robuste**

**Directeur.rice de thèse porteur.euse du projet (titulaire d'une HDR) :**

**NOM :**      **Quost**      **Prénom :**      **Benjamin**

**Titre :**      **Maître de Conférences des  
Universités ou HDR**

**e-mail :**      **Benjamin.quost@hds.utc.fr**

**Adresse professionnelle :**      **Centre de recherches de Royallieu, GI, laboratoire Heudiasyc  
(site, adresse, bât., bureau)      57 avenue de Landshut, 60200 Compiègne**

**Unité de Recherche :**

**Intitulé :**      **Heudiasyc**

**Code (ex. UMR xxxx) :**      **7253**

**École Doctorale de rattachement de l'équipe (future école      ED71 - Sciences pour l'ingénieur UTC  
doctorale du.de la doctorant.e) :**

**Doctorant.e.s actuellement encadré.e.s par la.e directeur.rice de thèse (préciser le nombre de doctorant.e.s,  
leur année de 1<sup>e</sup> inscription et la quotité d'encadrement) : 2 doctorants à 50% (1 début 2019, 1 début 2020)**

-----  
**Co-encadrant.e :**

**NOM :**      **Destercke**      **Prénom :**      **Sébastien**

**Titre :**      **Chargé de Recherche ou      HDR**

**e-mail :**      **sebastien.destercke@hds.utc.fr**

**Unité de Recherche :**

**Intitulé :**      **Heudiasyc**

**Code (ex. UMR xxxx) :**      **7253**

**École Doctorale de rattachement :**      **ED71 - Sciences pour l'ingénieur UTC  
Ou si ED non Alliance SU :**



Doctorant.e.s actuellement encadré.e.s par la.e co-directeur.rice de thèse (préciser le nombre de doctorant.e.s, leur année de 1<sup>e</sup> inscription et la quotité d'encadrement) : 3 (2019 - 50%, 2020 - 50%, 2020 - 100%)

**Co-encadrant.e :**

NOM :

Prénom :

Titre : Choisissez un élément : ou

HDR

e-mail :

**Unité de Recherche :**

Intitulé :

Code (ex. UMR xxxx) :

Choisissez un élément :

École Doctorale de rattachement :

Ou si ED non Alliance SU :

Doctorant.e.s actuellement encadré.e.s par la.e co-directeur.rice de thèse (préciser le nombre de doctorant.e.s, leur année de 1<sup>e</sup> inscription et la quotité d'encadrement) :

**Cotutelle internationale :**  Non  Oui, précisez Pays et Université :

**Selon vous, ce projet est-il susceptible d'intéresser une autre Initiative ou un autre Institut ?**

Non  Oui, précisez Choisissez l'institut ou l'initiative :

## **Description du projet de recherche doctoral (en français ou en anglais) :**

*Ce texte sera diffusé en ligne : il ne doit pas excéder 3 pages et est écrit en interligne simple.*

*Détailler le contexte, l'objectif scientifique, la justification de l'approche scientifique ainsi que l'adéquation à l'initiative/l'Institut.*

*Le cas échéant, préciser le rôle de chaque encadrant ainsi que les compétences scientifiques apportées. Indiquer les publications/productions des encadrants en lien avec le projet.*

*Préciser le profil d'étudiant(e) recherché.*

Ce projet de thèse se propose d'étudier la problématique de l'apprentissage collaboratif au moyen d'outils issus des théories de l'incertain. Il s'inscrit dans les recherches actuelles du laboratoire Heudiasyc et de l'équipe CID, reconnue pour son expertise sur le raisonnement dans l'incertain et l'apprentissage automatique.

Face à un problème de classification, l'approche la plus classique consiste à entraîner un unique classifieur à reconnaître automatiquement la classe des exemples de test. Dans certaines applications, toutefois, le manque d'exemples d'apprentissage étiquetés peut motiver l'utilisation de plusieurs classifieurs : il est ainsi possible d'étiqueter des exemples disponibles pour la phase d'apprentissage mais non-étiquetés, et ainsi d'augmenter la taille de cet ensemble. Cette stratégie, dite d'apprentissage collaboratif [1], est donc un type particulier d'apprentissage partiellement supervisé.

L'apprentissage collaboratif implique généralement d'utiliser des classifieurs complémentaires, chacun tirant parti des avantages de l'autre pour compenser ses propres faiblesses. Formellement, les classifieurs exploitent des vues différentes des mêmes données, c'est-à-dire des ensembles de descripteurs différents observés sur les mêmes exemples. Les travaux antérieurs montrent qu'il est possible d'améliorer les performances (par rapport à l'usage d'un unique classifieur) si les classifieurs collaborant sont (raisonnablement) indépendants les uns des autres. En effet, dans le cas contraire, la collaboration n'apporte qu'un bénéfice restreint (l'information fournie par un classifieur à l'autre n'apportant que peu d'information supplémentaire), voire induit un biais dans l'apprentissage du modèle (dans le cas d'erreurs de classification simultanées) [4].

De manière générale, une stratégie pour éviter de tels biais consiste à ne sélectionner que les exemples pour lesquels l'étiquetage est jugé suffisamment fiable ; néanmoins, cela ne garantit pas que cet étiquetage est juste. D'autres recherches plus récentes proposent de résoudre ce problème en revenant sur les exemples étiquetés [7], ou encore via l'utilisation d'étiquettes de nature probabiliste [8]. Les techniques que nous envisageons explorer dans ce sujet se rapprochent de ces solutions, mais se proposent d'utiliser une quantification d'incertitude plus riche pour en améliorer les résultats.

Ce projet de thèse se propose donc de coupler l'apprentissage collaboratif aux méthodes



d'apprentissage exploitant des étiquettes incertaines, modélisées dans des formalismes qui généralisent les probabilités classiques et enrichissent leur expressivité. L'intérêt de telles étiquettes est de modéliser l'incertitude associée à un classement, c'est-à-dire d'exprimer une connaissance plus ou moins précise et certaine de la classe attribuée à un exemple. C'est par exemple le cas d'une distribution de probabilité sur les classes. Soulignons que certains formalismes (comme la théorie des fonctions de croyance, ou la théorie des probabilités imprécises) permettent de représenter une connaissance plus riche, par exemple en définissant des bornes inférieure et supérieure sur la probabilité de chaque classe.

Plusieurs approches peuvent être envisagées pour apprendre à partir d'exemples avec étiquettes incertaines. Des travaux antérieurs ont considéré les approches à base de cas comme les K-PPV [2,3], les arbres de décision [6], ou encore l'analyse discriminante ou la régression logistique [5]. Dans le cas de l'apprentissage collaboratif, l'approche que nous envisageons permettrait d'utiliser tous les exemples candidats, tout en les pondérant en fonction du niveau d'incertitude sur leur classement. Cela permettrait de limiter le risque de biais induit par leur exploitation, tout en exploitant pleinement la connaissance apportée par leur étiquetage.

L'apprentissage collaboratif est une piste prometteuse pour pallier certains problèmes qui empêchent encore un déploiement de l'IA dans de nombreuses applications, puisqu'il permet d'étiqueter des données lorsque ces dernières manquent, sans avoir recours à une expertise humaine souvent dispendieuse et chronophage — sous réserve que cette dernière soit disponible. Néanmoins, il est important que de telles approches n'apportent pas une fausse impression d'abondance de données fiables, et l'utilisation de techniques avancées de modélisation d'incertitudes, notamment de l'incertitude dite épistémique (issue d'un manque de connaissance), semble pouvoir apporter une réponse à ce défaut possible des approches collaboratives.

Plus précisément, nous nous proposons dans les premiers temps de la thèse d'explorer le schéma suivant:

- Utiliser les algorithmes cités plus haut [2,3,5,6] avec l'ensemble des données pour prédire les étiquettes des données non-encore étiquetées,
- Ré-utiliser, après une étape de sélection (par exemple basée sur le niveau de consistance [9] existant entre les étiquettes incertaines obtenues à l'étape précédente), les étiquettes incertaines pour améliorer la capacité prédictive des modèles collaborant, puis recommencer le processus.

À notre connaissance, le potentiel du co-training avec étiquettes incertaines modélisées par des fonctions de croyance ou des modèles associés n'a pas encore été exploré. Au-delà de la validation empirique du principe, ce dernier pose des questions théoriques intéressantes, comme l'existence d'un point fixe au-delà duquel les étiquettes et les modèles restent inchangés, ou encore à sous quelles hypothèses l'obtention d'un modèle optimal est garantie.

Les deux directeurs de thèse sont bien positionnés pour encadrer ce sujet: Benjamin Quost est un spécialiste de l'apprentissage automatique à partir de données incertaines, en particulier modélisées par des fonctions de croyances, et a développé de nombreuses méthodes pour ce faire. Sébastien Destercke est spécialisé dans la représentation de l'incertain via des approches probabilistes imprécises, et sera donc à même de proposer des outils de comparaisons ou de sélection d'étiquettes incertaines, une fois celles-ci obtenues.

[1] A. Blum, T. Mitchell. Combining labeled and unlabeled data with co-training. Proceedings of the Workshop on Computational Learning Theory, Morgan Kaufmann, 92-100, 1998.

[2] T. Denœux. A K-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory. IEEE



- [3] T. Denœux, L. M. Zouhal. Handling possibilistic labels in pattern classification using evidential reasoning. *Fuzzy Sets and Systems*, 122(3):409-424, 2001.
- [4] M.-A. Krogel, T. Scheffer. Multi-Relational Learning, Text Mining, and Semi-Supervised Learning for Functional Genomics. *Machine Learning*, 57:61-81, 2004.
- [5] B. Quost, T. Denœux, S. Li. Parametric classification with soft labels using the Evidential EM algorithm. *Advances in Data Analysis and Classification*, 11 (4):659-690, 2017.
- [6] N. Sutton-Charani, S. Destercke, T. Denœux . Learning decision trees from uncertain data with an evidential EM approach. *12th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA 2013)*, 2013.
- [7] Ma, F., Meng, D., Xie, Q., Li, Z., & Dong, X. (2017, July). Self-paced co-training. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 2275-2284). PMLR.
- [8] Peng, J., Estrada, G., Pedersoli, M., & Desrosiers, C. (2020). Deep co-training for semi-supervised image segmentation. *Pattern Recognition*, 107, 107269.
- [9] Destercke, S., & Burger, T. (2013). Toward an axiomatic definition of conflict between belief functions. *IEEE transactions on cybernetics*, 43(2), 585-596.



**SORBONNE  
UNIVERSITÉ**

*Fichier envoyer simultanément par e-mail à l'ED de rattachement et au programme :*  
[cd\\_instituts\\_et\\_initiatives@listes.upmc.fr](mailto:cd_instituts_et_initiatives@listes.upmc.fr) avant le 20 février.