

Nicolas Thome  
Professeur des Universités  
Conservatoire national des arts et métiers (Cnam)  
Laboratoire CEDRIC (EA4629)  
Centre d'Étude et de Recherche en Informatique et Communications  
2, rue Conté  
75003 Paris, France

Fait à Paris, le 4 novembre 2020,

## **Rapport sur le document d'habilitation à diriger des recherches (HDR) de Romain Tavenard**

**Romain TAVENARD** est actuellement maître de conférences à Université de Rennes, et mène ses recherches au laboratoire LETG (Littoral, Environnement, Géomatique, Télédétection). Dans ce mémoire de 46 pages, intitulé « Apprentissage statistique et séries temporelles », monsieur Romain Tavenard présente ses activités de recherche en vue de l'obtention du diplôme d'Habilitation à Diriger des Recherches de l'Université de Rennes 2.

Le mémoire est accompagné d'un CV qui présente le parcours de R. Tavenard. Le candidat est titulaire d'un double diplôme d'ingénieur de l'école Centrale de Lyon (2006) et de l'ENS Cachan (2008), et a réalisé sa thèse de doctorat à l'IRISA (Rennes) sur la thématique de l'indexation de séries temporelles, qu'il a soutenue en 2011. R. Tavenard a ensuite effectué un post-doc de 2 ans à l'IDIAP avant d'obtenir un poste de maître de conférences en 2013 à l'université de Rennes. R. Tavenard a assuré environ 300 heures équivalent TD en moyenne par an depuis son recrutement ; il participe notamment à des enseignements en master sur des contenus d'apprentissage statistique, de recherche par le contenu, de systèmes de recommandation et de bases de données, et des enseignements en licence de programmation Python. R. Tavenard prend également part à l'administration locale des enseignements, il a été notamment directeur adjoint du département d'informatique et statistique de l'Université de Rennes 2 entre 2014 et 2019. R. Tavenard a fait soutenir deux thèses (2018, 2020), et participe à la supervision de deux thèses en cours ; il a également encadré un post-doctorant et plusieurs

étudiants de master. Le candidat prend également part à des projets de recherche collaboratifs notamment à l'ANR (3 en cours), et effectue des charges collectives de relecture pour les conférences et revues du domaine, ainsi que pour des appels à projets. La production scientifique de R. Tavenard est tout à fait significative (~1000 citations), tant par la quantité des publications (20 conférences et 10 revues) que par leur qualité (*e.g.* JLMR, Information Science, ICML, NeurIPS).

Le mémoire d'HDR de R. Tavenard est initié par une présentation générale des travaux de recherche présentés. Le candidat présente le contexte de ses travaux et de ses résultats principaux, structurés dans le document autour de la définition de métriques adaptées aux données structurées et de l'apprentissage de représentations pour les séries temporelles. R. Tavenard précise les encadrements et collaborations dans lesquels ses travaux ont été menés, et mentionne des perspectives guidant ses travaux futurs.

Le second chapitre présente les contributions de R. Tavenard au niveau de la conception de métriques pour les données structurées. Le candidat présente tout d'abord ses résultats par l'utilisation de méthodes à noyau dédiées aux séries temporelles vues comme des caractéristiques temporellement localisées. R. Tavenard a proposé un noyau pour mesurer la similarité entre séries temporelles, qui consiste en un produit de deux termes : le premier représente la similarité des caractéristiques locales, le second leur proximité temporelle. R. Tavenard propose d'approximer le noyau RBF résultant en utilisant la technique standard des « Random Fourier Features », assurant un calcul en ligne efficace. L'approche a été validée pour des séries temporelles décrites par des caractéristiques locales de type SIFT 1D. Le second résultat de R. Tavenard concerne l'utilisation de la déformation temporelle dynamique (« Dynamic Time Warping », DTW) comme mesure de similarité entre séries temporelles. Le candidat a proposé une variante de la DTW contrainte (« Limited warping path length DTW », (LDTW)), qui consiste à imposer des contraintes sur la longueur de l'alignement entre les deux séries temporelles. La méthode permet ainsi de pénaliser des alignements trop éloignés, tout en étant moins rigide que les variantes de la littérature, *e.g.* Sakoe-Chiba band and Itakura parallelogram. Une seconde contribution de R. Tavenard concerne l'utilisation de la DTW comme moyen pour aligner des séries temporelles multivariées, dans un contexte opérationnel d'analyse de phénomènes climatiques où une modalité (ici la décharge Q) peut servir de référence pour aligner l'ensemble des autres modalités. Ainsi, R. Tavenard propose d'appliquer la DTW pour aligner la modalité Q d'un ensemble de séries temporelles avec une série de référence, ce qui permet d'appliquer un ré-échantillonnage pour l'ensemble des modalités. L'alignement permet ensuite d'utiliser des méthodes classiques de clustering pour analyser la dynamique des séries temporelles dans le contexte visé. R. Tavenard présente ensuite ses résultats pour aligner des séries temporelles en optimisant conjointement la mise en correspondance temporelle et entre espaces de représentations des séries (qui peuvent ainsi différer). Le candidat a introduit un algorithme itératif qui s'apparente à la méthode ICT classique en recalage d'images, et qui consiste à alterner entre une étape de recalage temporel en utilisant la DTW et un recalage d'espace de représentation résolu par une décomposition en valeurs singulières. Le candidat propose également d'utiliser une variante lisse de la DTW qui permet d'utiliser des familles plus générales pour le recalage d'espaces de représentations.

R. Tavenard a montré l'intérêt de l'optimisation globale proposée par rapport à une approche séquentielle, dans le contexte de la prédiction de mouvements humains et de reconnaissance musicale. Enfin, R. Tavenard présente dans ce chapitre ses contributions pour l'utilisation de techniques de transport optimal pour l'analyse de données structurées, *e.g.* des graphes. Le candidat s'est intéressé à définir des mesures de similarité entre graphes reposant conjointement sur l'analyse de la structure du graphe et sur le contenu des nœuds. R. Tavenard a pour cela introduit une mesure de distance couplant la distance de Wasserstein et la distance de Gromov-Wasserstein et dénommée «Fused Gromov-Wasserstein» (FGW), avec un hyperparamètre permettant d'interpoler entre les deux distances utilisées dans la littérature pour mesurer la distance entre le contenu des nœuds et la différence de structure entre graphes. R. Tavenard a par ailleurs proposé une variante de la distance de Gromov-Wasserstein («Sliced Gromov-Wasserstein»), permettant un calcul largement accéléré. Le candidat a montré l'intérêt de la méthode pour calculer des barycentres de graphes, et dans un contexte de classification en utilisant un SVM défini à partir d'un noyau basé sur la distance FGW introduite.

Le troisième chapitre présente les contributions de R. Tavenard au problème de l'apprentissage de représentations pour les séries temporelles. Le candidat présente tout d'abord ses résultats concernant l'utilisation de modèles de processus de Dirichlet hiérarchique, pour lesquels les séries temporelles sont considérées comme des sacs de caractéristiques locales décrites par un ensemble de descripteurs temporels quantifiés. R. Tavenard décrit tout d'abord l'utilisation d'un modèle de «Hierarchical Dirichlet Latent Semantic Motifs (HDLSM)» comme modèle génératif utilisé pour une tâche supervisée de reconnaissance d'actions. R. Tavenard présente ensuite des travaux plus récents et guidés par une problématique d'analyse de trafic maritime. Le candidat s'est en particulier intéressé au clustering de séries temporelles afin de faire ressortir des modes principaux de mouvement. Il s'est appuyé sur un processus en temps continu («Ornstein-Uhlenbeck Process», OUP), et a proposé une stratégie en deux étapes pour en estimer les paramètres. Ces travaux ont été validés qualitativement et R. Tavenard souhaite rendre la base publique pour permettre la comparaison de différentes méthodes sur ces données réelles et large échelle. R. Tavenard décrit ensuite ses travaux concernant l'utilisation de réseaux de neurones convolutifs pour l'analyse de séries temporelles. Le candidat présente tout d'abord des travaux montrant l'importance de l'application de techniques d'augmentation de données pour les séries temporelles, afin d'améliorer les performances de généralisation de réseaux convolutifs. Une seconde contribution consiste à l'introduction d'un réseau de neurone siamois, dont l'objectif est d'apprendre de manière non supervisée des représentations visant à émuler la distance DTW dans l'espace des séries temporelles d'entrée. R. Tavenard s'est également intéressé à conserver de l'information temporelle dans les représentations extraites des séries temporelles. Pour cela, le candidat a proposé d'associer à chaque représentation apprise une information locale de distance et de localisation dans la base de données d'entraînement. Cette information additionnelle a été exploitée dans une méthode d'apprentissage de représentations de type semi-sparse-group-lasso. R. Tavenard présente ensuite ses travaux pour apprendre des représentations interprétables : il a pour cela imposé une fonction de coût adversaire lors de l'entraînement du modèle, imposant le fait que les représentations extraites des séries

temporelles soient similaires aux données d'entraînement. La dernière partie de ce chapitre concerne les contributions de R. Tavenard à la problématique de la classification précoce de séries temporelles. Les travaux s'appuient sur une méthode de la littérature (Dachraoui *et.al.*, 2015), qui consiste à définir une fonction de perte comportant un terme lié et à la qualité de la prédiction et un second favorisant les prédictions rapides. Le candidat analyse tout d'abord une limitation intrinsèque de l'approche, et propose d'étudier un cas limite de la méthode où le problème est surmonté, *i.e.* lorsque le nombre de clusters correspond au nombre de séries. Il introduit également un schéma de décision en deux étapes permettant une prédiction efficace, et consistant à décider d'abord si une décision doit être prise avant d'en déterminer la classe. Enfin, R. Tavenard propose un modèle unifié pour répondre à cette tâche de classification précoce : à partir d'une représentation de taille fixe apprise à partir du passé de la série temporelle (*e.g.* encodée par un réseau récurrent), il propose un entraînement multitâches pour apprendre la décision de classer à cette étape et la classe prédite le cas échéant. R. Tavenard introduit une fonction objectif permettant la coopération effective des deux objectifs d'entraînement ; il montre l'intérêt de l'apprentissage joint des deux tâches par la capacité de l'approche à dépasser l'état de l'art en fonction du compromis entre la précision du modèle et la précocité de la décision.

Le quatrième chapitre présente les directions de recherche que R. Tavenard souhaite poursuivre dans les années à venir. Le candidat discute tout d'abord de la conception de mesures de similarité sur des séquences d'objets quelconques ; il présente les motivations principales au niveau de l'alignement au niveau temporel et des représentations des séries temporelles, et mentionne l'analyse de graphes dynamiques. R. Tavenard discute des verrous à lever pour atteindre ces objectifs, notamment au niveau de la complexité du calcul de la similarité pour ces structures complexes, et des approximations reposant par exemple sur l'apprentissage pour les surmonter. R. Tavenard discute ensuite de la problématique de l'adaptation de domaine sur les séries temporelles, et mentionne différents niveaux croissants de contraintes pour formuler le problème, et les pistes envisagées pour chacun d'entre eux. Enfin, R. Tavenard conclut le mémoire par des pistes plus exploratoires de recherche, comme l'apprentissage de mesure de similarité, pour laquelle il souhaite explorer des pistes pour aller au-delà des approches naïves d'ensembling, et l'exploitation de la structure des données comme signal pour guider les méthodes d'apprentissage faiblement supervisé ou auto-supervisé.

**Avis général sur le mémoire :**

Dans ce mémoire d'HDR, R. Tavenard présente ses contributions au domaine de l'apprentissage statistique pour des données structurées, notamment les séries temporelles ou les graphes.

On peut saluer la richesse et la variété des contributions méthodologiques, qui couvrent à la fois des aspects algorithmiques pour la conception de mesures de similarité ou d'architecture profondes dédiées, apportent des solutions à des problèmes d'optimisation, ou encore des garanties théoriques sur les modèles proposés. R. Tavenard a de plus pu montrer l'intérêt de ses recherches dans des contextes applicatifs variés, allant des problématiques de classification d'actions ou de reconnaissance musicale à des applications de détection de crues ou d'analyse du trafic maritime.

Avec deux thèses soutenues et plusieurs en cours, R. Tavenard présente un bon niveau d'encadrement doctoral et démontre sa capacité à encadrer des étudiants et à diriger des travaux de recherche. Le mémoire traduit également le rayonnement du candidat par son implication active dans le montage et le pilotage de projets collaboratifs. Au-delà de la production scientifique académique, on peut souligner les efforts déployés par R. Tavenard pour rendre publics les résultats de ces travaux et émuler l'intérêt de la communauté, notamment par la mise à disposition de bases de données publiques, ou par la création et le maintien de la librairie « tslearn » pour l'apprentissage sur séries temporelles, dont il est l'un des contributeurs principaux.

Sur le plan de la forme, le mémoire est synthétique mais bien rédigé et agréable à lire. Le document permet de bien rendre compte des différentes contributions scientifiques, même si une mise en perspective à des niveaux différents (*e.g.* entre l'introduction et les perspectives) ou un état de l'art plus structuré aurait permis de mieux situer les résultats principaux et le programme de recherche.

Pour toutes ces raisons, j'émet un avis très favorable à ce que monsieur Romain Tavenard soit autorisé à soutenir publiquement ses travaux en vue de l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches (HDR) de l'Université de Rennes 2.

Nicolas Thome

