

DOSSIER DE CANDIDATURE

Curriculum Vitæ détaillé

BENJAMIN QUOST

LABORATOIRE HEUDIASYC
UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE DE COMPIÈGNE

SOMMAIRE

Fiche récapitulative	2
Curriculum Vitæ	4
Activités d'enseignement	7
Activités de recherche	9
Liste de publications	15
Perspectives	16

FICHE RÉCAPITULATIVE

Benjamin QUOST, ATER
UTC, laboratoire HeuDiaSyC

bquost@hds.utc.fr
<http://www.hds.utc.fr/~bquost>

SITUATION ACTUELLE

Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche (ATER), 61^e section.
Laboratoire HeuDiaSyC, Université de Technologie de Compiègne (UTC).

Docteur en Sciences et Technologies de l'Université de Technologie de Compiègne.
Ingénieur en Génie Informatique de l'Université de Technologie de Compiègne.

Qualifié dans les sections 27 (informatique) et 61 (génie informatique, reconnaissance des formes statistique, classification, traitement du signal et des images) du Conseil National des Universités.

RECHERCHE

Sujet de thèse	« Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. »
	Thèse soutenue le 30 novembre 2006 – mention très honorable.
Mots-clés	Reconnaissance des formes statistique, apprentissage statistique ; classification multi-classes, fusion de classifieurs, fusion de données. Représentation des données imparfaites, imprécises, incertaines, gestion de l'incertain ; théorie de l'évidence, théorie de Dempster-Shafer, Modèle des Croyances Transférables.
Publications	– deux publications dans des revues internationales avec comité de lecture, – une publication dans une revue nationale avec comité de lecture, – trois publications dans des conférences internationales avec actes et comité de lecture, – une publication dans une conférence nationale avec actes et comité de lecture.
Autres	activités de rapporteur pour diverses revues internationales : <i>International Journal of Approximate Reasoning</i> et <i>IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics</i> .

ENSEIGNEMENTS EFFECTUÉS AU COURS DE LA THÈSE

2003, 2004, 2005, 2006	Statistiques pour l'ingénieur 34 heures de TD en 2003, 2004, et 2005 ; 2×34 heures en 2006
2004	Algorithmique et structures de données 34 heures de TD
2005	Optimisation linéaire et non-linéaire 34 heures de TD/TP
2006, 2007	Analyse des données 26 heures de TD en 2006 et 2007
total	290 heures de TD

CURRICULUM VITÆ

Benjamin QUOST
Né le 21/12/1980
Nationalité française

adresse personnelle :
12, rue S^t Antoine
60200 COMPIEGNE

adresse professionnelle :
Université de Technologie de Compiègne
UMR UTC-CNRS 6599 HeuDiaSyC
Centre de Recherches de Royallieu
BP 20529, F-60205 Compiègne cedex
bquost@hds.utc.fr
[http ://www.hds.utc.fr/~bquost](http://www.hds.utc.fr/~bquost)

SITUATION ACTUELLE

Statut actuel	Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche à temps partiel laboratoire HeuDiaSyC, Université de Technologie de Compiègne
Adresse	laboratoire HeuDiaSyC , UMR UTC-CNRS 6599 UTC , Centre de Recherches de Royallieu BP 20529, F-60205 Compiègne Cedex
Téléphone	03.44.23.44.23, poste 42.74
Courriel	bquost@hds.utc.fr
Page web	http ://www.hds.utc.fr/~bquost

FONCTIONS

2006 –	Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche à temps partiel laboratoire HeuDiaSyC, Université de Technologie de Compiègne
2003 – 2006	Allocataire de recherche laboratoire HeuDiaSyC, Université de Technologie de Compiègne Moniteur Centre d'Initiation à l'Enseignement Supérieur (CIES) de la région Nord – Pas-de-Calais – Picardie, antenne d'Amiens

FONCTIONS AU SEIN D'INSTANCES DE L'UNIVERSITÉ

2003 – 2005 Membre élu au Conseil Scientifique (collège 3^e cycle)

DIPLÔMES, QUALIFICATIONS

- 2007 qualifié dans les sections 27 (informatique) et 61 (génie informatique : analyse et traitement de données, reconnaissance des formes statistique, classification, traitement du signal et des images) du Conseil National des Universités.
- 2006 Doctorat en sciences et technologies (mention très honorable)
« **Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance** »
Spécialité Technologies de l'Information et des Systèmes
Université de Technologie de Compiègne, laboratoire HeuDiaSyC
- 2003 Master en sciences et technologies (mention très bien)
« **Évaluation du calcul de déplacement des cellules de pluie par corrélation croisée** »
Spécialité Technologies de l'Information et des Systèmes
Université de Technologie de Compiègne
- 2003 Diplôme d'ingénieur en génie informatique
Université de Technologie de Compiègne
- 2000 Diplôme d'études universitaires technologiques (DEU TEC)
Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
- 1998 Baccalauréat scientifique, option mathématiques (mention assez bien)
Lycée Marey, Beaune

RÉCOMPENSES ET PRIX

[Prix de thèse « Guy Deniélou »2007](#) : chaque année, ce prix récompense trois thèses sélectionnées « pour leur excellence scientifique et également pour leur caractère innovant et leur aptitude au transfert ». Les prix sont attribués, au terme d'une première sélection sur dossier, puis d'une présentation orale du travail réalisé, par un jury composé de personnalités des milieux académique et industriel.

MANIFESTATIONS À CARACTÈRE SCIENTIFIQUE

Participation aux « Journées Francophones sur les Fonctions de Croissance »

La [première édition](#) a été organisée par Thierry Dencœur et Philippe Smets, à l'Université de Technologie de Compiègne (avril 2004) ; la [seconde édition](#) a été organisée dans le cadre des séminaires de la [SEE](#), par Alain Appriou et Thierry Dencœur, à Paris (décembre 2005).

Participation à l'école d'été MLSS'04

L'école d'été [MLSS](#) (*Machine Learning Summer School*) permet aux participants d'assister à deux semaines de cours et travaux pratiques sur la théorie de l'apprentissage statistique, les méthodes récentes d'apprentissage (méthodes de noyaux, boosting) et leurs applications.

ACTIVITÉS D'ENSEIGNEMENT

Les activités d'enseignement présentées ci-après ont été effectuées à l'UTC entre septembre 2003 et juillet 2006, dans le cadre d'un contrat de monitorat du CIES Nord – Pas-de-Calais – Picardie ; puis entre septembre 2006 et juillet 2007, dans le cadre d'un contrat d'ATER à temps partiel. Le tableau 1 résume les volumes d'enseignements effectués durant cette période.

Les enseignements ont été dispensés à des étudiants du cycle d'études d'ingénieur : biologie, informatique, mécanique, procédés industriels, systèmes mécaniques, systèmes urbains. La participation à ces activités comprend l'élaboration, la surveillance ou la correction des examens, la correction de TPs, la participation aux jurys sanctionnant la validation des modules ; de plus, un fascicule d'énoncés et de corrections de TDs a été réalisé dans le cadre du module d'optimisation.

TAB. 1 – Enseignements effectués entre septembre 2003 et juillet 2007

semestre	descriptif	volume effectué (equ. TD)
automne 2003, automne 2004, automne 2005, automne 2006	statistiques pour l'ingénieur	4 × 34 h
printemps 2004	algorithmique et structures de données	34 h
printemps 2005	optimisation linéaire et non-linéaire	34 h
printemps 2006, printemps 2007	analyse des données	2 × 26 h
volume total		290 h

STATISTIQUES POUR L'INGÉNIEUR

Enseigné en	automne 2003, automne 2004, automne 2005, automne 2006
Charge	34 heures de TD en 2003, 2004, et 2005 ; 2×34 heures en 2006
Description	étude des concepts et des méthodes de base de la statistique en vue de son utilisation dans les sciences de l'ingénieur.
Mots-clés	estimation, intervalle de confiance, tests d'hypothèses, régression linéaire, analyse de la variance.
Cursus	cycle ingénieur UTC (bac+3)
Responsable	Thierry Denoeux (Pr, UTC)

ALGORITHMIQUE ET STRUCTURES DE DONNÉES

Enseigné au	printemps 2004
Charge	34 heures de TD
Description	présentation des structures de données basiques en informatique ainsi que des algorithmes qui les manipulent ; base des connaissances sur les fichiers.
Mots-clés	structures de données, algorithmes, fichiers.
Cursus	cycle ingénieur UTC (bac+3)
Responsable	Aziz Moukrim (Pr, UTC)

OPTIMISATION LINÉAIRE ET NON-LINÉAIRE

Enseigné au	printemps 2005
Charge	34 heures de TD
Description	introduction aux techniques de base en optimisation linéaire et non linéaire.
Mots-clés	programmation linéaire, programmation linéaire en nombres entiers, programmation non linéaire
Cursus	cycle ingénieur UTC (bac+4/+5)
Responsable	Pierre Villon (Pr, UTC)

ANALYSE DES DONNÉES ET DATA MINING

Enseigné au	printemps 2006, printemps 2007
Charge	26 heures de TD en 2006 et 2007
Description	présentation des techniques modernes de l'analyse de grands ensembles de données et développement des outils de base de la fouille de données (data mining).
Mots-clés	analyse exploratoire des données, fouille des données, data mining, classification, visualisation.
Cursus	cycle ingénieur UTC (bac+4/+5)
Responsable	Gérard Govaert (Pr, UTC)

ACTIVITÉS DE RECHERCHE

THÈSE DE DOCTORAT

Énoncé

« Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance ».

Mots-clés

Classification multi-classes, fusion de classifieurs ; théorie de l'évidence, théorie de Dempster-Shafer Modèle des Croyances Transférables.

Directeurs de thèse

[Thierry Dencœur](#) (Pr, laboratoire HeuDiaSyC, UTC) et [Mylène Masson](#) (MCF HdR, laboratoire HeuDiaSyC, UTC – Université de Picardie Jules Verne).

Composition du jury

M ^f Alain APPRIOU	Directeur de recherches, ONERA	rapporteur
M ^{me} Florence D'ALCHÉ-BUC	Professeur, Univ. Evry – Val d'Essone	rapporteur
M ^f Thierry DENŒUX	Professeur, UTC	directeur
M ^f Gérard GOVAERT	Professeur, UTC	président
M ^{elle} Marie-Hélène MASSON	Maître de Conférences HdR, Univ. Picardie	co-directrice
M ^f Patrick VANNOORENBERGHE	Maître de Conférences, Univ. Toulouse	examinateur

Description

1. Combinaison de classifieurs

Le travail réalisé au cours de cette thèse s'inscrit dans le cadre de la classification supervisée : il s'agit de construire un système, ou classifieur, capable d'affecter un individu observé à une classe d'un ensemble Ω . Par exemple, il peut s'agir de prédire la maladie ω d'un patient parmi un ensemble de maladies Ω , sachant qu'un ensemble de symptômes \mathbf{x} a été observé.

La classification par combinaison de classifieurs consiste à résoudre un *unique problème* de classification au moyen d'un *ensemble de classifieurs*. Dans le cas où les classifieurs n'ont qu'une connaissance partielle, incomplète, du problème global, chaque classifieur apporte la solution d'un problème restreint, plus simple. Leur combinaison a pour but de calculer la solution du problème global (plus complexe), en tirant parti de leur complémentarité.

Nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la résolution d'un problème multi-classes par combinaison de classifieurs binaires : en effet, un certain nombre d'algorithmes, comme la régression logistique ou les séparateurs à vaste marge, ont une formulation plus simple lorsque le problème qu'ils sont entraînés à résoudre ne comporte que deux classes.

Nous avons considéré différents schémas de décomposition du problème initial, les classifieurs binaires étant entraînés à distinguer une classe d'une autre, une classe de l'ensemble des autres, ou deux groupes de classes disjoints l'un de l'autre.

2.1 Théorie des fonctions de croyance

Nous avons abordé la combinaison de classifieurs sous l'angle de la théorie des fonctions de croyance. Dans ce formalisme, la connaissance de l'appartenance de \mathbf{x} à une classe de Ω est représentée par une fonction de masse m définie sur Ω , notée m^Ω .

La masse $m^\Omega(A)$ allouée à un élément $A \subseteq \Omega$ représente la croyance que $\mathbf{x} \in A$. La masse allouée à l'ensemble vide \emptyset représente la croyance que \mathbf{x} n'appartient pas à Ω . Si on suppose que \mathbf{x} appartient nécessairement à une classe de Ω , la fonction de masse modélisant la connaissance de cette classe, notée $m^{\Omega*}$, est telle que $m^{\Omega*}(\emptyset) = 0$ (elle est alors dite normale). Une fonction de masse m^Ω peut être normalisée en divisant chaque masse $m^\Omega(A)$ (avec $A \neq \emptyset$) par $1 - m^\Omega(\emptyset)$, et en fixant $m^{\Omega*}(\emptyset)$ à 0 ; l'information de la non-appartenance de \mathbf{x} à Ω est alors perdue.

Exemple : Prenons l'exemple du diagnostic médical, très simplifié, de la maladie d'un patient se plaignant de douleurs pulmonaires ; les pathologies considérées sont la bronchite ($\{bro\}$), le cancer du poumon ($\{can\}$) et la tuberculose ($\{tub\}$) (on supposera qu'on ne peut observer plus d'une maladie à la fois). Suite à l'examen du patient, un médecin modélise sa connaissance de la maladie par une fonction de masse m_1 , définie par :

$$m_1(\{\emptyset\}) = 0.2, \quad m_1(\{tub\}) = 0.3, \quad m_1(\{bro, tub\}) = 0.4, \quad m_1(\{bro, can, tub\}) = 0.1;$$

il a donc une croyance spécifique de 0.3 dans le fait que le patient souffre de tuberculose et de 0.4 dans le fait qu'il souffre de bronchite ou de tuberculose, un degré d'ignorance totale (« l'affliction est l'une des trois pathologies considérées, mais laquelle ? ») de 0.1, et un degré de croyance de 0.2 dans le fait que l'affliction n'est pas l'une des pathologies considérées. \square

2.2 Référentiels restreints : conditionnements, grossissements

Divers outils permettent de transformer une fonction de masse m^Ω sur un autre référentiel que Ω . Une fonction de masse $m^\Omega[B]$ conditionnelle à $B \subseteq \Omega$ représente une connaissance valide à condition que l'ensemble d'hypothèses $B \subseteq \Omega$ soit vérifié.

Exemple : Reprenons l'exemple ci-dessus ; si l'on considère que la maladie du patient est soit une bronchite, soit une tuberculose, la croyance du médecin peut être modélisée par la fonction de masse conditionnelle suivante :

$$m_1[\{bro, tub\}](\{\emptyset\}) = 0.2, \quad m_1[\{bro, tub\}](\{tub\}) = 0.3, \quad m_1\{bro, tub\} = 0.5;$$

la croyance auparavant allouée par m_1 à $\{bro, can, tub\}$ a été transférée à l'élément $\{bro, tub\}$. \square

Le cadre de discernement peut également être transformé de manière à exprimer une connaissance plus fine, ou moins fine, que celle modélisée sur Ω . Dans le premier cas, un cadre Φ plus fin que Ω peut être obtenu en éclatant certains éléments de Ω ; dans le second, un cadre Θ plus grossier peut être obtenu en agrégeant certains éléments.

Exemple : Un cadre de discernement $\Phi = \{bro_a, bro_c, can, tub\}$ permet de représenter une connaissance plus fine que le cadre Ω : il peut être obtenu en « éclatant » l'élément bro du cadre Ω , de manière à différencier la bronchite aiguë (bro_a) de la bronchite chronique (bro_c).

À l'inverse, le cadre Θ , obtenu en agrégeant les éléments bro et tub du cadre Ω , permet de représenter une connaissance moins fine que ce dernier. Il existe différentes réductions d'une fonction de masse m^Ω sur un tel cadre Θ , comme la réduction extérieure $\bar{\theta}(m^\Omega)$. \square

3.1 Stratégie

Faisons l'hypothèse qu'il existe une fonction de masse m^Ω décrivant l'appartenance de l'individu \mathbf{x} évalué aux différentes classes. Chaque classifieur fournit une fonction de masse définie sur un cadre de discernement plus restreint que Ω : la nature de ce cadre – conditionnel ou grossier – permet de modéliser le caractère partiel de la connaissance qu'a le classifieur du problème global.

La combinaison des fonctions de masse fournies par les différents classifieurs vise à tirer parti de leur complémentarité pour recouvrir la fonction de masse m^Ω . Par exemple, si chaque classifieur est un spécialiste sachant reconnaître, avec une très grande précision, un nombre restreint de maladies, la combinaison de toutes les opinions fournies permet de reconnaître, avec la même précision, un nombre plus important de maladies.

3.2 Classifieurs entraînés à séparer une classe d'une autre

Si un classifieur \mathcal{E}_{ij} est entraîné à reconnaître une classe ω_i d'une autre classe ω_j , les informations qu'il fournit peuvent être modélisées par une fonction de masse m_{ij}^* conditionnelle à $\Omega_{ij} = \{\omega_i, \omega_j\}$. Comme \mathcal{E}_{ij} n'est pas entraîné à reconnaître les classes n'appartenant pas à Ω_{ij} , m_{ij}^* est normale. Plus généralement, m_{ij}^* peut être vue comme le conditionnement normalisé de m^Ω par rapport à Ω_{ij} :

$$m_{ij}^* \simeq m^\Omega[\Omega_{ij}]^*.$$

Les informations fournies par \mathcal{E}_{ij} peuvent être erronées si \mathbf{x} n'appartient pas à Ω_{ij} . La pertinence des informations fournies par le classifieur peut alors être évaluée, en estimant la croyance $m[\Omega_{ij}](\emptyset)$ que \mathbf{x} n'appartienne pas à Ω_{ij} . Cette information permet de dénormaliser la fonction de masse m_{ij}^* . On obtient alors une fonction de masse m_{ij} , qui peut être vue comme le conditionnement non normalisé de m^Ω par rapport à Ω_{ij} :

$$m_{ij} \simeq m^\Omega[\Omega_{ij}].$$

Les fonctions de masse m_{ij} ne sont généralement pas consistantes ; il n'existe alors pas de fonction de masse m^Ω dont les conditionnements $m^\Omega[\Omega_{ij}]$ correspondent exactement aux fonctions de masse m_{ij} . On ne peut donc calculer m^Ω par résolution d'un système d'équations linéaires. De plus, les m_{ij} ne sont pas distinctes les unes des autres (différents classifieurs sont entraînés à reconnaître une même classe) ; on ne peut donc les combiner au moyen des règles usuelles supposant l'indépendance. Nous proposons de rechercher la fonction de masse \hat{m}^Ω la plus proche possible des sorties m_{ij} , par résolution d'un programme d'optimisation quadratique :

$$\hat{m}^\Omega = \arg \min_{m^\Omega} \sum_{\Omega_{ij}} (m^\Omega[\Omega_{ij}] - m_{ij})^2,$$

sous les contraintes :

$$\begin{aligned} m^\Omega(A) &\geq 0, \forall A \subseteq \Omega; \\ \sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) &= 0. \end{aligned}$$

3.3 Classifieurs entraînés à séparer une classe de l'ensemble des autres

Si un classifieur \mathcal{E}_k est entraîné à séparer une classe ω_k de l'ensemble des autres, il est incapable de distinguer les classes de l'ensemble $\overline{\{\omega_k\}}$ les unes des autres. Ses sorties peuvent alors être modélisées par une fonction de masse m_k définie sur un cadre $\Theta_k = \{\theta_k^+, \theta_k^-\}$ plus grossier que le cadre Ω , avec $\theta_k^+ = \{\omega_k\}$, et $\theta_k^- = \overline{\{\omega_k\}}$. Plus généralement, m_k peut être vue comme la réduction extérieure de m^Ω sur Θ_k :

$$m_k \simeq \overline{\theta_k}(m^\Omega).$$

De même que précédemment, les fonctions de masse m_k ne sont ni distinctes ni consistantes. Les classifieurs peuvent donc être combinés en recherchant la fonction de masse \hat{m}^Ω la plus consistante possible avec les m_k , par résolution d'un programme d'optimisation quadratique :

$$\hat{m}^\Omega = \arg \min_{m^\Omega} \sum_{\Omega_k} (\overline{\theta_k}(m^\Omega) - m_k)^2,$$

sous les contraintes :

$$\begin{aligned} m^\Omega(A) &\geq 0, \forall A \subseteq \Omega; \\ \sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) &= 0. \end{aligned}$$

3.4 Classifieurs entraînés à séparer deux groupes de classes l'un de l'autre

Remarquons enfin qu'un classifieur peut avoir été entraîné à séparer deux ensembles de classes θ_i^+ et θ_i^- dont l'union est un sous-ensemble $\Omega_i \subseteq \Omega$. La fonction de masse m_i^* est alors vue comme la réduction extérieure sur $\Theta_i = \{\theta_i^+, \theta_i^-\}$ du conditionnement normalisé sur Ω_i de m^Ω :

$$m_i^* \simeq \bar{\theta}_i(m^\Omega[\Omega_i]^*).$$

L'estimation de la masse $m^\Omega[\Omega_i](\emptyset)$ permet de dénormaliser les fonctions de masse m_i^* ; on dispose alors de fonctions de masse m_i liées à m^Ω par :

$$m_i \simeq \bar{\theta}_i(m^\Omega[\Omega_i]).$$

Les classifieurs sont alors combinés en recherchant la fonction de masse \hat{m}^Ω la plus consistante possible avec les m_i , par résolution d'un programme d'optimisation quadratique :

$$\hat{m}^\Omega = \arg \min_{m^\Omega} \sum_{\Omega_i} (\bar{\theta}_i(m^\Omega[\Omega_i]) - m_i)^2,$$

sous les contraintes :

$$\begin{aligned} m^\Omega(A) &\geq 0, \forall A \subseteq \Omega; \\ \sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) &= 0. \end{aligned}$$

4. Conclusion

L'analyse des résultats obtenus sur plusieurs jeux de données de la littérature mettent en évidence la robustesse des méthodes développées. Remarquons en outre que les méthodes de combinaison proposées ne se limitent pas à la simple combinaison de classifieurs binaires : lorsque les informations disponibles sont exprimées sur des domaines différents, comptant un nombre quelconque d'éléments, elles peuvent aisément être modélisées par des fonctions de croyance, dont le domaine de définition peut être obtenu à partir de Ω en utilisant les opérateurs de conditionnement et de réduction appropriés.

Dans la mesure où la théorie des fonctions de croyance généralise la théorie des probabilités et la théorie des possibilités, ces méthodes de combinaison peuvent donc être utilisées pour combiner des classifieurs définis dans ces deux formalismes. En conclusion, le travail réalisé a permis de proposer plusieurs méthodes de combinaison permettant de fusionner des sources d'informations hétérogènes, non indépendantes, pouvant modéliser une connaissance imprécise ou incertaine.

Énoncé

« Évaluation du calcul de déplacement des cellules de pluie par corrélation croisée ».

Directeur de stage

Thierry Dencœur (Pr, laboratoire HeuDiaSyC, UTC).

Description

Le programme CALAMAR a été développé par la société RHEA pour effectuer le calcul précis des précipitations sur des bassins versants à partir de données radar et pluviométriques. Ce calcul passe par une analyse d'images radar, permettant notamment de se prêter à une étude précise de l'évolution de la pluie au cours d'un *événement*.

Ce programme traite des images acquises par un radar à différents instants. Pour deux images successives, les échos correspondant aux cellules de pluie sont tout d'abord identifiés, puis appariés d'une image à l'autre : le programme associe si possible à un écho de l'image à l'instant t un écho de l'image à l'instant $t + \delta t$. Le vecteur vitesse correspondant au déplacement est ensuite évalué à partir de cet appariement.

Naturellement, la manière de déterminer l'origine et l'extrémité du vecteur vitesse conditionne la "reconstruction" du déplacement et par conséquent influe sur la modélisation du déplacement de la pluie. Actuellement, deux méthodes de détermination du vecteur vitesse ont été proposées :

- La méthode du *centre de gravité* consiste à représenter un écho par centre de gravité, de manière à disposer d'un couple de points définissant les extrémités du vecteur vitesse.
- La méthode de *corrélation croisée* consiste à superposer à l'écho observé sur l'image à l'instant $t + \delta t$ l'écho observé sur l'image à l'instant t (par translation de ce dernier), en recherchant la superposition maximisant la corrélation entre les deux échos.

La seconde méthode constitue *a priori* une solution aux problèmes liés à l'évolution de la densité des échos : cette densité n'étant pas homogène, sa variation induit un déplacement du centre de gravité de l'écho, et peut donc introduire un biais dans le calcul du vecteur vitesse.

Une comparaison de ces deux méthodes avait été réalisée, sur la base d'une comparaison visuelle entre des graphiques issus des données obtenues par l'une et l'autre lors du traitement de neuf événements, issus de trois radars différents. Les objectifs de l'étude réalisée étaient :

1. de compléter cette évaluation par une analyse quantitative basée sur différents critères de comparaison, voire en l'appuyant par une analyse visuelle de graphiques,
2. d'analyser les événements pour lesquels une éventuelle dégradation des performances par la méthode de corrélation croisée serait observée, afin d'en déterminer les causes.

LISTE DE PUBLICATIONS

REVUES INTERNATIONALES AVEC COMITÉ DE LECTURE

- 2006 **Benjamin Quost**, Thierry Dencœux and Mylène Masson
« Pairwise Classifier Combination using Belief Functions »
Pattern Recognition Letters, Volume 28, Issue 5 , Pages 644-653, 2007
- 2006 David Mercier, **Benjamin Quost** and Thierry Dencœux
« Refined modelling of sensor reliability in the belief function framework using
contextual discounting »
to appear in Information Fusion, 2007

REVUES NATIONALES AVEC COMITÉ DE LECTURE

- 2006 **Benjamin Quost**, Thierry Dencœux and Mylène Masson
« Combinaison crédibiliste de classifieurs binaires »
à paraître dans Traitement du Signal, 2007

CONFÉRENCES INTERNATIONALES AVEC ACTES ET COMITÉ DE LECTURE

- 2006 **Benjamin Quost**, Thierry Dencœux and Mylène Masson
« One-against-all Classifier Combination in the Framework of Belief Functions »
Proceedings of IPMU'2006, Vol I, pages 356-363, Paris, France, July 2006
- 2005 **Benjamin Quost**, Thierry Dencœux and Mylène Masson
« Pairwise Classifier Combination in the Framework of Belief Functions »
Proceedings of FUSION'2005, Philadelphia, PA, USA, July 2005
- David Mercier, **Benjamin Quost** and Thierry Dencœux
« Contextual Discounting of Belief Functions »
Proceedings of ECQSARU'2005, pages 552-562, Barcelona, Spain, July 2005

CONFÉRENCES NATIONALES AVEC ACTES ET COMITÉ DE LECTURE

- 2004 **Benjamin Quost**, Thierry Dencœux et Mylène Masson
« Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre du modèle des croyances trans-
férables »
Actes de LFA'2004, pages 123-130, Nantes, France, novembre 2004

PERSPECTIVES

RECHERCHE

Le travail réalisé au cours de ma thèse s'est effectué à la croisée de deux domaines différents : l'apprentissage automatique, et la représentation des connaissances. J'ai eu l'occasion d'étudier les méthodes d'apprentissage les plus récentes, comme les SVM et plus généralement les méthodes à noyaux. Parallèlement, les méthodes de représentation des connaissances, particulièrement lorsqu'elles permettent de gérer l'imprécision ou l'incertitude (comme notamment la théorie des fonctions de croyance) me semblent être des outils puissants pour la constitution de systèmes de décision flexibles et interprétables.

L'application de telles méthodes à des problèmes d'apprentissage, supervisé (boosting) ou non supervisé (détection de nouveauté, analyse de données imparfaites), à la fusion d'informations (comme la combinaison d'opinions d'experts), à la modélisation, au traitement de données hétérogènes, au traitement du signal ou des images, me semblent être des sujets d'études particulièrement riches et intéressants.

De même, l'étude des méthodes d'apprentissage actuelles, leur application au traitement de problèmes complexes, de grands ensembles de données, suscitent mon intérêt. La combinaison de classifieurs me semble n'avoir pas livré tous ses secrets, notamment en ce qui concerne la réduction de la complexité du problème traité (par exemple grâce à la sélection de variables).

ENSEIGNEMENT

Dans un domaine où la transdisciplinarité est de plus en plus présente, les qualités pédagogiques me semblent être essentielles au maître de conférences. Enseignant, il est amené à s'adresser à un public souvent hétérogène, de par la formation comme les centres d'intérêts. Chercheur, il est régulièrement confronté à la nécessité de communiquer sur son travail et ses résultats, à des collaborateurs qui n'ont pas toujours la même culture scientifique que lui.

Mon cursus universitaire m'a permis d'acquérir une large culture scientifique et technique, me rendant apte à enseigner une vaste palette de connaissances et compétences à des étudiants issus de cursus différents, à divers niveaux d'étude. Ma formation d'ingénieur m'a conduit à m'intéresser aussi bien aux bases de données et à la programmation, qu'aux statistiques, au traitement du signal et des images, à la synthèse d'images, à l'optimisation. Par la suite, j'ai étudié l'analyse et le traitement des données, et les méthodes de représentation des connaissances.

L'enseignement des connaissances acquises dans ces domaines me permettra de les compléter et de les approfondir ; ayant pu constater qu'enseigner, c'est aussi apprendre, je suis également intéressé par de nouvelles disciplines, quel que soit leur lien à mes domaines d'intérêt.