

Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA)  
Action de Recherche Coopérative (ARC) 2002–2003

ASPI : Applications Statistiques  
des Systèmes de Particules en Interaction

Équipes participantes :

LSP, Université Paul Sabatier, Toulouse  
LTCI, ENST, Paris  
DTIM, ONERA, Châtillon  
Projet VISTA, INRIA, Rennes  
Projet SIGMA2, INRIA, Rennes

Responsable :

François LeGland  
IRISA / INRIA  
Campus de Beaulieu  
35042 RENNES Cédex  
02 99 84 73 62  
legland@irisa.fr

# 1 Objectifs

Le premier objectif de cette action est de développer de nouveaux éléments méthodologiques concernant les points qui, à notre sens, constituent les limites des connaissances actuelles :

- (i) le développement d’une théorie complète de l’inférence des modèles de Markov cachés, incluant l’estimation paramétrique pour des espaces d’état généraux, la validation et la sélection de modèles, les ouvertures vers la modélisation semi-paramétrique et non-paramétrique,
- (ii) l’approximation numérique des procédures de filtrage optimal via les méthodes particulières, et leur application à la mise en œuvre d’algorithmes statistiques pour les modèles de Markov cachés, par exemple pour les modèles à volatilité stochastique.

Le second objectif est d’établir des liens forts entre les recherches méthodologiques et les applications. Nous avons décidé de retenir comme domaine applicatif privilégié la poursuite et le pistage multi-cible et multi-capteur, y compris la poursuite d’objets dans des séquences d’images (algorithme **CONDENSATION**) et la poursuite de mobiles dans les réseaux cellulaires. Parallèlement, nous nous attacherons aussi pendant la durée de cette action à identifier d’autres domaines applicatifs où les techniques de filtrage particulière pourraient s’avérer utiles.

Enfin, les algorithmes les plus performants seront regroupés dans une boîte-à-outils qui sera mise à la disposition de la communauté.

## 2 Modèles de Markov cachés

Les modèles de Markov cachés (HMM, hidden Markov models), sont à l’origine de quelques unes des plus spectaculaires avancées de ces dernières années dans tous les domaines relevant du traitement et de la communication de l’information (traitement du signal, théorie de l’information, reconnaissance de formes, fouille de données, etc.). Le principe central de cette famille de modèles est de supposer l’existence d’un état caché prenant ses valeurs dans un espace fini ou général (continu, hybride continu / discret, trajectorien), évoluant suivant une dynamique markovienne, les observations étant des fonctions (déterministes ou aléatoires) de cet état caché. Ces modèles sont très flexibles, du fait de l’introduction de variables latentes (non-observées) qui permettent de modéliser des structures de dépendances temporelles complexes, de prendre en compte des contraintes, etc. En outre, la structure markovienne sous-jacente permet d’utiliser des procédures numériques intensives (filtrage particulière, méthodes de Monte Carlo par chaîne de Markov (MCMC), etc.) mais dont la complexité est très réduite. Les HMM sont largement utilisés dans des domaines applicatifs variés, comme la reconnaissance de la parole, l’alignement de séquences biologiques, la poursuite en environnement complexe, la modélisation et le contrôle des réseaux, les communications numériques, etc., voir par exemple le site **Ten years of HMM’s**.

**A — Stabilité et robustesse.** Le premier problème qui se pose est celui de l’estimation récursive de l’état caché, qui passe par le calcul de la distribution de probabilité conditionnelle de l’état sachant les observations. Cependant, avant de chercher à résoudre les équations du filtre optimal, il convient d’étudier certaines de leurs propriétés, et éventuellement comme dans le cas particulier des modèles continus-discrets, d’étudier les schémas de discrétisation des équations différentielles stochastiques sous-jacentes.

**Action proposée :** Nous nous intéresserons en particulier aux problèmes suivants :

- stabilité asymptotique et oubli de la condition initiale par le filtre,
- robustesse des équations par rapport aux incertitudes de modèles, et par rapport aux séquences d’observations.

Les résultats existant à ce jour ne sont que partiellement satisfaisants car ils ont été obtenus sous des hypothèses restrictives de mélange uniforme de la chaîne de sous-jacente, voir par exemple [12, 15, 18] et [38], impliquant essentiellement la compacité de l’espace d’état, ou ne s’appliquent pas à des modèles trajectoriels. De la même manière, la robustesse des équations est établie le plus souvent sur des horizons finis, et doit être validée par des estimations uniformes dans le temps. L’un de nos objectifs est d’étudier ces questions et d’apporter de nouvelles conditions d’application plus proches des problèmes pratiques.

**B — Evaluation de performance.** Dans les applications, il est extrêmement important de disposer à l’avance d’outils (par exemples des bornes inférieures sur l’erreur d’estimation) pour pouvoir évaluer les performances des divers estimateurs proposés. Dans le cas de l’estimation de paramètres supposés constants, on dispose des bornes de Cramér–Rao, utilisant la matrice d’information de Fisher. Dans les problèmes de filtrage, l’état caché est aléatoire et on dispose en général d’un modèle a priori pour décrire son évolution : il s’agit donc d’un cadre bayésien et l’outil adéquat semble être les bornes de Cramér–Rao a posteriori, obtenues récemment dans le cas des modèles d’état en temps discret [57, 53].

**Action proposée :** Nous nous proposons d’étudier les bornes de Cramér–Rao a posteriori pour l’évaluation de performance dans des cas généraux :

- chaînes de Markov cachés à espace d’état fini, hybride, etc.
- modèles mal spécifiés,
- problèmes multi-pistes.

**C — Inférence statistique des modèles de Markov cachés.** Au-delà de l’estimation récursive de l’état caché à partir d’une suite d’observations, le problème se pose de l’inférence statistique des HMM à espace d’état général, incluant l’estimation des paramètres du modèle, la surveillance et le diagnostic précoce de petits changements dans les paramètres du modèle, etc. Une approche qui s’est avérée récemment très fructueuse consiste à remarquer qu’il est facile d’exprimer la fonction de log-vraisemblance, le critère des moindres carrés conditionnels, et d’autres processus de contraste classiques, ainsi que leurs dérivées par rapport au paramètre, comme des fonctionnelles additives d’une chaîne de Markov étendue, dont l’état inclut (i) l’état caché, (ii) l’observation, (iii) le filtre de prédiction (c’est-à-dire la distribution de probabilité conditionnelle de l’état caché sachant les observations aux instants précédents), et éventuellement (iv) la dérivée du filtre de prédiction par rapport au paramètre. La démarche générale proposée consiste à étudier les propriétés asymptotiques de la chaîne de Markov étendue quand la durée d’observation tend vers l’infini, et d’en déduire les propriétés asymptotiques des estimateurs et des tests statistiques. Dans cette approche, tout découle de la propriété de stabilité exponentielle du filtre optimal : les résultats existant à ce jour ne sont cependant que partiellement satisfaisants car ils ont été obtenus sous les mêmes hypothèses restrictives déjà mentionnées plus haut de mélange uniforme de la chaîne de sous-jacente, hypothèse mécaniquement vérifiée pour des chaînes à espace d’état fini [39, 35, 36, 37] ou à espace d’état compact [19, 20], mais qui s’avère très restrictive pour des chaînes à états continus, tout particulièrement lorsque l’espace d’état est non-compact.

**Action proposée :** Un de nos objectifs principaux dans cette action sera de parvenir à une théorie de l’inférence paramétrique complète et permettant de prendre en compte les espaces d’état non-compacts. Les extensions au cas non-compact tireront parti des études concernant la stabilité asymptotique des filtres non-linéaires. L’étude des propriétés de contraction pour le filtre optimal et les filtres dérivés a été identifiée plus haut comme la principale difficulté qui subsiste actuellement, et fait partie du programme de recherche de cette action.

### 3 Filtrage particulaire

L’étude des HMM à état général soulève immédiatement la question du calcul, fût-il seulement approché, du filtre optimal et de quantités connexes, comme par exemple la dérivée du filtre optimal par rapport à un paramètre inconnu du modèle (plus généralement, le filtre optimal linéarisé tangent), ou bien d’autres filtres associés au calcul récursif d’espérances conditionnelles (par rapport aux observations) de fonctionnelles additives de l’état caché (un exemple important est la fonction auxiliaire de l’algorithme *em*). Une réponse extrêmement attractive et prometteuse a été proposée récemment sous le nom générique de filtrage particulaire, et fait l’objet de recherches très actives, tant dans le domaine de la mise en œuvre pratique, que dans celui de l’extension à des modèles et des problèmes plus généraux. Les principaux résultats mathématiques sont présentés dans l’article de synthèse [18], et de nombreux aspects théoriques et pratiques sont abordés dans l’ouvrage collectif [21] (voir aussi le site [Sequential Monte Carlo Methods and Particle Filtering](#) et la FAQ [Particle Filtering](#)).

Des méthodes particulières stochastiques sont aussi utilisées dans d’autres domaines des mathématiques appliquées, par exemple pour résoudre certaines équations qui décrivent de façon macroscopique un phénomène physique, et il s’agit souvent dans ce cas de revenir, pour les besoins de l’approximation numérique, à la description microscopique du même phénomène physique. Dans le contexte qui nous occupe ici, il s’agit de construire des algorithmes d’exploration aléatoire de l’espace d’état, et l’évolution des particules s’exprime plutôt en terme de mécanismes d’apprentissage et d’interaction étroitement liés aux mécanismes biologiques de l’évolution naturelle (processus de naissance et de mort, arbres généalogiques et processus historiques, sélection et mutation d’individus, algorithmes génétiques et systèmes de particules en interaction et avec branchements). Dans sa version la plus simple, la méthode consiste à approcher le filtre optimal à l’aide de la distribution de probabilité empirique d’un système de particules, dont l’évolution temporelle peut être décrite, en empruntant la terminologie des algorithmes génétiques, par les deux étapes suivantes :

- entre deux instants d’observation, les particules se déplacent de façon indépendante selon la dynamique de l’état caché : il s’agit d’une étape de *mutation* ou d’exploration de l’espace,
- sitôt qu’une nouvelle observation est disponible, un rééchantillonnage a lieu, où les particules sont choisies en fonction de leur adéquation à la nouvelle observation (quantifiée par la fonction de vraisemblance) : il s’agit d’une étape de *sélection*.

Sous l’effet du rééchantillonnage, qui constitue l’étape essentielle de la méthode [31], les particules se concentrent automatiquement dans les régions d’intérêt de l’espace d’état. La méthode est très facile à mettre en œuvre, puisqu’il suffit de simuler de façon indépendante des trajectoires de l’état caché, l’interaction ayant lieu uniquement lors du rééchantillonnage.

**D — Variantes algorithmiques.** Si les méthodes de filtrage particulières ont permis de réaliser des avancées très significatives, beaucoup de problèmes méthodologiques et pratiques restent ouverts. L’expérience accumulée à ce jour a mis en particulier en relief l’importance des méthodes de proposition de nouvelles particules, comme les filtres auxiliaires [50], ainsi que la nécessité d’utiliser des techniques de réduction de dimension par intégration conditionnelle explicite [22], inspirées des méthodes de Rao–Blackwell. Les méthodes de filtrage particulière régularisé (RPF, L2RPF), développées récemment à l’ONERA [40, 41, 42, 43, 44, 47, 48, 49] dans le cadre de la thèse de Nadia Oudjane [46], améliorent également de manière spectaculaire les performances des filtres particuliers classiques et ont été appliquées en pistage mono-cible (avec un fort taux de fausse alarme) et en recalage altimétrique.

**Action proposée :** Les méthodes particulières génériques s’accompagnant d’un certain nombre de variantes, notre action consistera à fournir un catalogue aussi exhaustif que possible, en explicitant numériquement les avantages de chaque technique, par exemple :

- robustification du filtre : en particulier dans le contexte multi-modal, où on observe encore des problèmes de divergence lorsque le signal mesuré varie faiblement,
- réduction de la variance : amélioration de l’approximation Monte Carlo grâce à un choix adéquat du vecteur d’état, apport des méthodes de type quasi Monte Carlo,
- conception de filtres hybrides, qui consistent à utiliser conjointement le filtrage de Kalman et le filtrage particulière (algorithme *second order particle filter*),
- choix des instants de sélection — sélections périodiques ou adaptées à des critères de répartition relative des vraisemblances des populations de particules,
- régularisation des mutations afin d’améliorer la capacité d’exploration des systèmes de particules,
- réglage des pressions de sélection et choix des noyaux de mutation,
- interprétation des sélections par des mécanismes de branchement élémentaires indépendants — contrôle des évolutions des tailles de populations aléatoires,
- réglage des sélections de particules par des techniques de nichage [2] de sorte à estimer tous les modes d’une distribution,
- utilisation de mutations liées aux observations pour améliorer la qualité d’exploration de l’espace d’état.

Les algorithmes les plus performants seront regroupés dans une boîte-à-outils qui sera mise à la disposition de la communauté.

**E — Modèles généalogiques.** Si on interprète l’évolution de ces systèmes particuliers comme des processus de naissance et mort, la notion de ligne ancestrale d’un individu apparaît de façon naturelle. L’ensemble de ces généalogies permet de construire de façon markovienne l’arbre généalogique complet de la population du système à chaque étape. De récents travaux [17] ont montré que ces modèles correspondent à l’étude de chaînes de Markov cachées trajectoires, c’est-à-dire non homogènes et à valeurs dans les espaces de trajectoires. Dans ce cadre, les mesures empiriques associées aux processus historiques convergent vers les lois conditionnelles des trajectoires du signal sachant les observations. Ces modèles trajectoires permettent donc clairement de traiter des problèmes de lissage et d’estimation de trajectoires d’un signal comme un problème de filtrage classique, admettant une solution récursive, mais sur des espaces de trajectoires. Ils conduisent aussi à une modélisation naturelle et à l’analyse d’arbres généalogiques associés aux schémas particuliers.

**Action proposée :** Les modèles généalogiques n'ont été que partiellement étudiés et de nouvelles questions ont été mises en évidence :

- mesurer l'impact des raffinements et des variantes de schémas particuliers ponctuels dans l'estimation des lois trajectoires par les mesures empiriques des arbres généalogiques,
- réglage de la sélection en régulant la diversité des populations dans le temps, afin d'éviter une trop forte sélection des ancêtres.

**F — Comportement asymptotique.** L'étude du comportement asymptotique des modèles particuliers s'est développée ces cinq dernières années, voir l'article de synthèse [18] et ses références. Ces études récentes offrent des estimations d'ordre divers :

- convergence faible des profils de densités particuliers [17, 9],
- convergence des processus empiriques indexés par des classes de fonctions [16],
- estimations d'erreurs dans les espaces  $\mathbb{L}^p$  [17, 12, 15, 18],
- fluctuations et théorèmes de la limite centrale [11, 13, 18],
- estimations exponentielles et principes de grandes déviations [9, 10, 14, 18, 16],
- propagation croissante du chaos par rapport à des blocs de particules et des horizons temporels [17].

La plupart des travaux sur ce sujet analysent la convergence des schémas particuliers lorsque la taille des systèmes tend vers l'infini sur des horizons finis, ou bien sous des hypothèses de mélange qui ne sont pas satisfaites par les modèles trajectoires.

**Action proposée :** Les problèmes ouverts et les perspectives de recherche que nous proposons d'étudier sont très divers :

- analyser l'indépendance entre les lignes ancestrales des particules par des résultats fins de propagation croissante du chaos — analyser asymptotiquement les constantes d'estimations d'erreurs afin de mesurer la qualité de ces techniques de simulation particulières et récursives de lois conditionnelles,
- étudier la convergence des estimateurs particuliers des espérances et des variances conditionnelles (la plupart des résultats connus précisent uniquement la convergence des mesures empiriques sur des fonctions test bornées, excluant ainsi par exemple la fonction identité dans le cas scalaire),
- analyser finement le comportement asymptotique (fluctuation, grandes déviations, etc.) des diverses variantes proposées dans la littérature — établir des critères de comparaison statistiques et mathématiques,
- étudier les estimations particulières des problèmes de lissage et d'estimation de trajectoires.

**G — Application à l'inférence statistique des modèles de Markov cachés.** Un autre objectif de cette action concerne l'application des filtres particuliers à divers problèmes statistiques paramétriques pour les HMM à état général

- identification récursive des paramètres,
- poursuite de paramètres lentement variables,
- surveillance et diagnostic précoce de petits changements dans les paramètres.

Dans chacun de ces trois problèmes, il est nécessaire de calculer aussi le filtre optimal linéarisé tangent, en plus du filtre optimal lui-même. Sous une hypothèse naturelle et peu restrictive, on a montré récemment [6, 7] que le filtre optimal linéarisé tangent est une mesure signée de masse nulle, absolument continue par rapport au filtre optimal. De la même façon, on a montré récemment [3] que le filtre associé au calcul récursif d'espérances conditionnelles de fonctionnelles

additives de l'état caché est une mesure éventuellement signée, absolument continue par rapport au filtre optimal. Il est alors naturel d'approcher ces filtres dérivés à l'aide du même système de particules déjà utilisé pour approcher le filtre optimal, et d'affecter chaque particule d'un poids éventuellement signé, représentatif de la densité du filtre dérivé par rapport au filtre optimal.

**Action proposée :** Nous nous proposons d'étudier les algorithmes ainsi obtenus, en particulier d'obtenir des estimations de l'erreur d'approximation quand le nombre de particules tend vers l'infini. Comme dans l'approximation particulaire du filtre optimal [38], et en s'appuyant sur les résultats obtenus en [35] pour les chaînes de Markov à espace d'état fini, l'erreur globale résulte de la propagation d'erreurs locales par les équations du filtre dérivé. Pourvu que ces équations vérifient une propriété de stabilité exponentielle, nous devrions pouvoir obtenir des estimations d'erreur uniformes en temps. L'étude des propriétés de contraction pour le filtre optimal et les filtres dérivés a été identifiée plus haut comme la principale difficulté qui subsiste actuellement, et fait partie du programme de recherche de cette action.

**H — Approximation particulaire des mesures signées.** La mise en œuvre numérique des algorithmes statistiques proposés ci-dessus repose sur l'approximation particulaire du filtre optimal linéarisé tangent, qui est un cas particulier de processus à valeurs dans l'espace des mesures bornées et signées. Le schéma particulaire décrit exploite l'absolue continuité du filtre optimal linéarisé tangent par rapport au filtre optimal, et l'existence d'un schéma particulaire pour celui-ci.

**Action proposée :** Plus généralement, nous nous proposons de concevoir des schémas particuliers généraux pour l'approximation de processus à valeurs dans l'espace des mesures bornées et signées, reposant par exemple sur la décomposition de Jordan en partie positive et partie négative, et d'étudier leur convergence et leur comportement asymptotique.

**I — Exemples.** Une partie importante du travail consistera à mettre en œuvre les algorithmes proposés et leurs nombreuses variantes, sur différents exemples.

**Action proposée :** Nous nous intéresserons tout particulièrement aux modèles à volatilité stochastique, couramment utilisés en mathématiques financières. Par rapport aux modèles classiques de l'automatique, où on observe l'état dans un bruit additif, ces modèles présentent l'originalité que l'information utile sur l'état caché ne se trouve pas dans la valeur moyenne de l'observation, mais au contraire dans la variance du bruit d'observation. L'inférence statistique des modèles à volatilité stochastique, a déjà fait l'objet de nombreuses études [26, 27, 28], [34] et [45], et les méthodes de Monte Carlo pour le calcul approché de la vraisemblance ont déjà été utilisées [52] et [54, 55]. Nous privilégierons les approches basées sur la vraisemblance et la fonction score, en tirant parti des méthodes particulières développées dans le cadre de cette action, pour la mise en œuvre des algorithmes statistiques.

**J — Simulation d'évènements rares.** Une autre application statistique des systèmes de particules, qui sort du cadre des modèles de Markov cachés, concerne la simulation d'évènements rares : les méthodes d'*importance splitting* comme l'algorithme RESTART qui mettent en jeu la simulation de systèmes de particules avec branchements [24], [29, 30] et [58, 59], ont été proposées pour la simulation d'évènements rares dans les réseaux de télécommunications, où les modèles utilisés sont des processus ponctuels.

**Action proposée :** Nous nous proposons d'étudier ces algorithmes de simulation d'évènements rares pour d'autres modèles, par exemple des équations différentielles sur des espaces d'état hybrides continu–discret. L'application visée ici, et sur laquelle nous allons collaborer avec le CENA dans le cadre du projet européen IST Distributed Control and Stochastic Analysis of Hybrid Systems (HYBRIDGE), est l'évaluation des risques de collision dans la gestion du trafic aérien.

## 4 Application au pistage

**Extraction multipistes.** Pour traiter les problèmes de suivi, des méthodes probabilistes à base de filtrage de Kalman sont généralement employées. Ces techniques présentent cependant des limitations notables pour gérer les non-linéarités induites par les équations d'observation. Pour pallier ces problèmes, des techniques d'association de données, basées sur des mélanges de lois normales, ont été développées dans le domaine de l'extraction multipistes. D'autre part, les méthodes de filtrage particulaire, basées sur la manipulation de jeux d'échantillons assortis de poids, permettent de traiter directement les problèmes d'estimation de paramètres variables dans le temps, dans un cadre non-linéaire.

Dans le cadre des applications de suivi intéressant le projet (extraction de pistes en sonar / radar, suivi de véhicules, imagerie de fluides en mouvement), le rapprochement de ces deux domaines paraît très prometteur. Dans un premier temps, les efforts ont consisté à analyser les techniques classiques de filtrage particulaire dans le cadre du suivi d'un objet unique et manœuvrant, partiellement observé (par exemple, dans le cas de mesures d'angles seules en trajectographie sonar). Cette analyse a permis de mettre en évidence l'intérêt de telles méthodes pour ce problème. On peut ainsi souligner la robustesse de celles-ci : que ce soit par rapport au modèle de trajectoire de l'objet, au bruit d'estimation, aux non-linéarités du modèle des observations et encore à l'initialisation. Enfin, le coût de calcul n'apparaît pas prohibitif.

Usuellement, les méthodes de trajectographie reposent sur la validité d'un modèle simple et déterministe de mouvement de la source. Bien entendu, la source peut manoeuvrer. L'approche classique dans ce cas consiste à déterminer (localement) le modèle de mouvement le plus vraisemblable. Il est alors nécessaire d'estimer les instants de changement de modèles. En dehors des problèmes propres à la détection de ces ruptures et à la qualité statistique de l'estimation de chaque segment, l'intérêt de cette approche peut être remis en question dès que la trajectoire de la source est suffisamment lisse. Aussi a-t-il paru plus sûr et réaliste de modéliser la trajectoire de la source par une chaîne de Markov, qui est estimée par maximisation de la vraisemblance. Cette approche s'accommode fort bien des problèmes réels de la trajectographie par azimuts : observations fonctions non-linéaires de l'état, faibles rapports signal à bruit, variations relativement lentes des états, etc. A ce stade, il paraît fondamental d'étudier le comportement statistique des estimées des HMM, dans le cadre de l'extraction de piste. Plus généralement, ceci doit être étendu aux méthodes de type particulaire et doit inclure une comparaison avec des calculs de bornes a posteriori (type Cramér–Rao et autres). De plus, l'étude de la robustesse des méthodes aux inadéquations de modèles comme par exemple les paramètres d'initialisation ou encore de dynamique représente un point difficile, d'une très grande importance pratique.



Plus généralement, le modèle des évolutions de la cible devra être considéré avec une grande attention. Les modèles usuels sont de type markovien. Il apparaît cependant vraisemblable que, pour de nombreuses applications pratiques, des modèles constituées d'une concaténation de modèles élémentaires avec des instants de commutation inconnus semblent bien plus pertinents.

De nombreuses applications requièrent le suivi d'objets multiples, où les trajectoires des différents objets doivent être estimées à partir d'informations relativement pauvres et en présence de fausses alarmes. La difficulté essentielle réside cependant dans la méconnaissance de l'association des mesures aux modèles des objets. Il s'agit alors de résoudre simultanément un problème d'association et d'estimation. Dans le cadre du formalisme des lois de mélanges de densités, il s'agit d'estimer à la fois les variables d'affectation des mesures aux pistes et les états des objets. On utilise des hypothèses d'association semblables à celles des méthodes de type PMHT [25]. Dans notre contexte, ceci peut aussi être réalisé en combinant d'une part le filtrage particulière, et d'autre part un échantillonneur de Gibbs [32, 33] (aussi connu sous le vocable de *data augmentation method*). Ainsi, les probabilités d'assignation des mesures aux modèles sont-elles aussi estimées par simulation. L'algorithme correspondant permet d'estimer les trajectoires d'objets obéissant à des trajectoires markoviennes. Celui-ci hérite des propriétés de robustesse du filtrage particulière mono-objet, tout en requérant une charge de calcul raisonnable.

Du fait de la généralité de l'approche et de la flexibilité des hypothèses, il est possible d'étendre cette approche à de nombreux problèmes : extraction multi-pistes distribuée, association actif / passif, optimisation des mesures.

**Evaluation de situations.** Un système embarqué de détection doit fusionner et intégrer une quantité importante de données fournies par des capteurs de différentes natures (radar, ESM, optronique, etc.) pour proposer une évaluation de la situation la plus précise possible. Il doit être en mesure de traiter des scènes contenant un très grand nombre de cibles (plusieurs centaines). Dans ce but, des travaux doivent être réalisés dans le cadre des problèmes d'association piste-à-piste, piste-à-mesure, ainsi que sur l'apport des données d'identification [8]. Pour cela, l'approche usuelle consiste à utiliser conjointement les outils classiques de statistiques (lois des estimateurs, tests d'hypothèses, etc.) d'une part, et l'optimisation combinatoire (algorithmes de Munkres, des enchères) d'autre part. Il est alors tentant de d'utiliser et de développer, dans ce cadre, des méthodes d'optimisation combinatoire probabiliste.

Pour ces problèmes les capacités d'auto-contrôle sont un volet essentiel. Pratiquement, il est rare de disposer de la variance des mesures et de leurs biais, et encore moins des probabilités de détection et de fausses alarmes. Une étape essentielle consiste alors à estimer la qualité de la fiabilité des observations élémentaires (en entrée du système). L'évaluation de la robustesse des algorithmes doit donc être approfondie.

L'optimisation de l'observation est au cœur de nombreux problèmes d'estimation de systèmes dynamiques partiellement observés. La difficulté du problème tient au fait qu'il s'agit d'optimiser les mesures pour un système dont l'état (ou la suite des états pour un système markovien) est inconnu. Ceci concerne aussi bien l'optimisation de la trajectoire de l'observateur, que la disposition des capteurs, l'utilisation optimale des ressources et la gestion de facteurs d'indiscrétion.

## 5 Application à la localisation de mobiles dans les réseaux

La localisation des utilisateurs dans les réseaux mobiles est un sujet important [1], [23] et [51], et les applications potentielles de la localisation des mobiles sont extrêmement nombreuses. Citons à titre d'exemple : les appels d'urgence (l'utilisateur n'est pas toujours capable de donner de façon précise sa position, et obligation légale est maintenant faite aux *usa* aux opérateurs de réseaux mobiles de fournir un tel service), l'aide à la navigation, la planification cellulaire, la prédiction de hand-over, les pages jaunes mobiles, la facturation dépendante de la position (*position dependent billing*), la publicité localisée (*position dependent advertising*), etc.

La localisation peut bien entendu être effectuée à l'aide d'un récepteur GPS. Cette solution est toutefois peu prisée par les opérateurs de réseaux mobiles et les fabricants de récepteur, car les récepteurs GPS sont assez coûteux et surtout nécessitent de "voir" en ligne directe plusieurs satellites (LOS, line of sight conditions) : elles sont donc inopérantes en milieu urbain dense ou à l'intérieur de locaux. L'ajout d'un récepteur GPS augmente aussi la consommation et diminue donc d'autant l'autonomie du mobile.

Pour localiser un mobile dans un réseau, plusieurs informations sont disponibles : d'une façon générale, pour préparer le hand-over les différentes stations de base (BTS) diffusent des signaux qui sont reçus à l'extérieur de la cellule de cette BTS. En milieu urbain, il n'est pas rare qu'un mobile reçoivent les signaux de 4 ou 5 BTS, ce nombre étant d'autant plus élevé que le trafic dans la zone considérée est important. Il est donc possible, à partir des différents signaux émis par les BTS de déterminer la distance du mobile à la station de base, puis, par une méthode de triangulation hyperbolique, de localiser le mobile. Pour mesurer la distance du mobile à la station de base, on peut par exemple utiliser l'atténuation du signal reçu (ce qui suppose alors de disposer d'un modèle de terrain et d'un logiciel sophistiqué de calcul d'atténuation de propagation), mesurer le temps d'aller-retour (en forçant le mobile à rémettre un signal en écho de la balise) ou les temps d'arrivée différentiels (les différences de temps d'arrivées entre les stations de base, mais sans disposer d'une référence absolue). Ces mesures peuvent être complétées par des mesures d'angles d'arrivée lorsque la station de base utilise un réseau de capteurs, ce qui sera assez vraisemblablement le cas dans les réseaux de 3ème génération.

Evidemment, en environnement urbain, aucune de ces différentes mesures ne suffit pour localiser le mobile, et les sources d'erreurs sont multiples. Par exemple, lorsqu'un mobile est proche d'une station de base, le signal reçu des autres stations de base est faible (car ces signaux sont destinés à préparer le hand-over). Le contrôle de puissance force aussi le mobile à émettre à un niveau faible, le rendant difficile à détecter pour les stations de base distantes (dans les systèmes fonctionnant sur le principe du signal d'écho). Une autre source de problème en milieu urbain est la propagation : le signal a tendance à se propager le long des rues et des immeubles et les temps de retard, les atténuations, et les angles d'arrivée sont très différents de ceux auxquels on peut s'attendre dans un modèle de trajets directs. Ce phénomène est souvent compliqué par la présence de trajets multiples, dûs à des différences de marche entre différents chemin de propagation, qui peuvent être à la source d'atténuations rapides.

Dans ce contexte, une approche novatrice et prometteuse consiste à compléter ces mesures ponctuelles de localisation par un modèle de poursuite décrivant la dynamique du mobile entre deux instants de mesures. En fonction des informations disponibles, ce modèle devra tenir compte de contraintes connues, par exemple liées à la topographie, et pourra éventuellement

refléter plusieurs hypothèses concernant le type de déplacement du mobile (mobile fixe, déplacement à pied ou en véhicule, etc.) L'analogie avec les problèmes de poursuite précédemment décrits indique que l'introduction d'un tel modèle dynamique devrait permettre d'améliorer notablement le suivi des mobiles en déplacement, notamment en milieu urbain. Ici encore le recours à des techniques avancées basées sur le filtrage particulaire est pleinement justifié compte tenu du fait que le modèle d'observation dépend de façon fortement non-linéaire de la position du mobile.

## Références

- [1] Christer Åkerblom. *Tracking Mobile Phones in Urban Areas*. Licentiate Thesis, No. 2000 :57, Department of Mathematical Statistics, Chalmers University of Technology, Göteborg, September 2000. <http://www.md.chalmers.se/Math/Research/Preprints/2000/57.ps.gz>.
- [2] Alexis Bienvenüe, Marc Joannides, Jean Bérard, Éric Fontenas, and Olivier François. Nicheing in Monte Carlo filtering algorithms. In *5th International Conference on Artificial Evolution (EA'01)*, 2001.
- [3] Olivier Cappé. Recursive computation of smoothed functionals of hidden Markovian processes using a particle approximation. *Monte Carlo Methods and Applications*, 7(1–2) :81–92, 2001.
- [4] Olivier Cappé. Ten years of HMM's, March 2001. <http://www.tsi.enst.fr/~cappe/docs/hmmbib.html>.
- [5] Olivier Cappé, Christian P. Robert, and Tobias Rydén. Reversible jump MCMC converging to birth–and–death MCMC and more general continuous time samplers. <http://www.ceremade.dauphine.fr/~xian/bdrjmcmc.ps.gz>.
- [6] Frédéric Cérou and François Le Gland. Efficient particle filters for residual generation in partially observed SDE's. In *Proceedings of the 39th Conference on Decision and Control, Sydney 2000*, pages 1200–1205. IEEE–CSS, December 2000.
- [7] Frédéric Cérou, François Le Gland, and Nigel J. Newton. Stochastic particle methods for linear tangent filtering equations. In José-Luis Menaldi, Edmundo Rofman, and Agnès Sulem, editors, *Optimal Control and Partial Differential Equations. In honour of professor Alain Bensoussan's 60th birthday*, pages 231–240. IOS Press, Amsterdam, 2001.
- [8] Subhash Challa and Graham W. Pulford. Joint target tracking and classification using radar and ESM sensors. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 37(3) :1039–1055, July 2001.
- [9] Pierre Del Moral. Measure valued processes and interacting particle systems. Application to nonlinear filtering problems. *The Annals of Applied Probability*, 8(2) :438–495, May 1998.
- [10] Pierre Del Moral and Alice Guionnet. Large deviations for interacting particle systems. Applications to non–linear filtering problems. *Stochastic Processes and their Applications*, 78(1) :69–95, 1998.
- [11] Pierre Del Moral and Alice Guionnet. A central limit theorem for nonlinear filtering using interacting particle systems. *The Annals of Applied Probability*, 9(2) :275–297, 1999.
- [12] Pierre Del Moral and Alice Guionnet. On the stability of interacting processes with applications to filtering and genetic algorithms. *Annales de l'Institut Henri Poincaré, Probabilités et Statistiques*, 37(2) :155–194, 2001.
- [13] Pierre Del Moral and Jean Jacod. The Monte Carlo method for filtering with discrete–time observations : Central limit theorems. In *Proceedings of the Workshop on Numerical Methods and Stochastics*, Toronto. The Fields Institute for Research in Mathematical Sciences. (to appear).
- [14] Pierre Del Moral, Jean Jacod, and Philip Protter. The Monte Carlo method for filtering with discrete–time observations. *Probability Theory and Related Fields*, 120(3) :346–368, 2001.

- [15] Pierre Del Moral, Michael A. Kouritzin, and Laurent Miclo. On a class of discrete generation interacting particle systems. *Electronic Journal of Probability*, 6 :1–26, 2001. Paper no. 16.
- [16] Pierre Del Moral and Michel Ledoux. On the convergence and the applications of empirical processes for interacting particle systems and nonlinear filtering. *Journal of Theoretical Probability*, 13(1) :225–258, January 2000.
- [17] Pierre Del Moral and Laurent Miclo. Genealogies and increasing propagations of chaos for Feynman–Kac and genetic models. *The Annals of Applied Probability*. (accepted for publication).
- [18] Pierre Del Moral and Laurent Miclo. Branching and interacting particle systems approximations of Feynman–Kac formulae with applications to nonlinear filtering. In Jacques Azéma, Michel Émery, Michel Ledoux, and Marc Yor, editors, *Séminaire de Probabilités XXXIV*, volume 1729 of *Lecture Notes in Mathematics*, pages 1–145. Springer–Verlag, Berlin, 2000.
- [19] Randal Douc and Catherine Matias. Asymptotics of the maximum likelihood estimator for general hidden Markov models. *Bernoulli*, 7(3) :381–420, June 2001.
- [20] Randal Douc, Éric Moulines, and Tobias Rydén. Asymptotics properties of the maximum likelihood estimator in autoregressive models with Markov regime. *The Annals of Statistics*. (submitted, 2001).
- [21] Arnaud Doucet, Nando de Freitas, and Neil Gordon, editors. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. Statistics for Engineering and Information Science. Springer–Verlag, New York, 2001.
- [22] Arnaud Doucet, Nando de Freitas, Kevin Murphy, and Stuart Russell. Rao–Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks. In Craig Boutilier and Moises Goldszmidt, editors, *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI), Stanford*, pages 176–183. Morgan Kaufman, San Francisco, 2000.
- [23] Sven Fischer, Havish Koorapaty, Erik Larsson, and Ari Kangas. System performance evaluation of mobile positioning methods. In *49th IEEE Vehicular Technology Conference, Houston*, volume 3, pages 1962–1966, May 1999.
- [24] Marnix J. J. Garvels. *The Splitting Method in Rare Event Simulation*. Ph.D Thesis, Faculty of Mathematical Sciences, University of Twente, Enschede, October 2000.
- [25] Hervé Gauvrit, Jean-Pierre Le Cadre, and Claude Jauffret. A formulation of multitarget tracking as an incomplete data problem. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 33(4) :1242–1257, October 1997.
- [26] Valentine Genon-Catalot, Thierry Jeantheau, and Catherine Laredo. Limit theorems for discretely observed stochastic volatility models. *Bernoulli*, 4(3) :283–303, September 1998.
- [27] Valentine Genon-Catalot, Thierry Jeantheau, and Catherine Laredo. Parameter estimation for discretely observed stochastic volatility models. *Bernoulli*, 5(5) :855–872, October 1999.
- [28] Valentine Genon-Catalot, Thierry Jeantheau, and Catherine Laredo. Stochastic volatility models as hidden Markov models and statistical applications. *Bernoulli*, 6(6) :1051–1079, December 2000.
- [29] Paul Glasserman, Philip Heidelberger, Perwez Shahabuddin, and Tim Zajic. A large deviations perspective on the efficiency of multilevel splitting. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC–43(12) :1666–1679, December 1998.

- [30] Paul Glasserman, Philip Heidelberger, Perwez Shahabuddin, and Tim Zajic. Multilevel splitting for estimating rare event probabilities. *Operations Research*, 47(4) :585–600, July–August 1999.
- [31] Neil J. Gordon, David J. Salmond, and Adrian F. M. Smith. Novel approach to nonlinear / non–Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceedings, Part F*, 140(2) :107–113, April 1993.
- [32] Carine Hue, Jean-Pierre Le Cadre, and Patrick Pérez. Tracking multiple objects with particle filtering. Publication Interne 1361, IRISA, Rennes, October 2000. <ftp://ftp.irisa.fr/techreports/2000/PI-1361.ps.gz>.
- [33] Carine Hue, Jean-Pierre Le Cadre, and Patrick Pérez. The (MR)MTPF : particle filters to track multiple targets using multiple receivers. *IEEE Transactions on Signal Processing*, SP-50(1 (Special issue on Monte Carlo Methods for Statistical Signal Processing)), January 2002.
- [34] Sangjoon Kim, Neil Shephard, and Siddhartha Chib. Stochastic volatility : likelihood inference and comparison with ARCH models. *The Review of Economic Studies*, 65(3) :361–393, July 1998.
- [35] François Le Gland and Laurent Mevel. Basic properties of the projective product, with application to products of column–allowable nonnegative matrices. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 13(1) :41–62, 2000.
- [36] François Le Gland and Laurent Mevel. Exponential forgetting and geometric ergodicity in hidden Markov models. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 13(1) :63–93, 2000.
- [37] François Le Gland and Laurent Mevel. Fault detection in HMM’s : A local asymptotic approach. In *Proceedings of the 39th Conference on Decision and Control, Sydney 2000*, pages 4686–4690. IEEE–CSS, December 2000.
- [38] François Le Gland and Nadia Oudjane. Stability and uniform approximation of nonlinear filters using the Hilbert metric, and application to particle filters. Rapport de Recherche 4215, INRIA, June 2001. <ftp://ftp.inria.fr/INRIA/publication/publi-ps-gz/RR/RR-4215.ps.gz>.
- [39] Laurent Mevel. *Statistique Asymptotique pour les Modèles de Markov Cachés*. Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, Rennes, November 1997. <ftp://ftp.irisa.fr/techreports/theses/1997/mevel.ps.gz>.
- [40] Christian Musso and Nadia Oudjane. Regularization schemes for branching particle systems as a numerical solving method of the nonlinear filtering problem. In *Proceedings of the Irish Signals and Systems Conference, Dublin 1998*, June 1998.
- [41] Christian Musso and Nadia Oudjane. Méthodes statistiques en filtrage particulaire appliqué au pistage. In *Proceedings of the 5th International Conference on Radar Systems, Brest 1999*. SEE, May 1999.
- [42] Christian Musso and Nadia Oudjane. Particle methods for multimodal filtering. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Information Fusion, Sunnyvale 1999*. ISIF, July 1999.
- [43] Christian Musso and Nadia Oudjane. Recent particle filter applied to terrain navigation. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion, Paris 2000*. ISIF, July 2000. Paper WeB5-4.

- [44] Christian Musso, Nadia Oudjane, and François Le Gland. Improving regularized particle filters. In Arnaud Doucet, Nando de Freitas, and Neil Gordon, editors, *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, Statistics for Engineering and Information Science, chapter 12, pages 247–271. Springer–Verlag, New York, 2001.
- [45] Jan Nygaard Nielsen, Martin Vestergaard, and Hendrik Madsen. Estimation in continuous–time stochastic volatility models using nonlinear filters. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3(2) :279–308, April 2000.
- [46] Nadia Oudjane. *Stabilité et Approximations Particulières en Filtrage Non–linéaire — Application au Pistage*. Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, Rennes, December 2000. <ftp://ftp.irisa.fr/techreports/theses/2000/oudjane.ps.gz>.
- [47] Nadia Oudjane and Christian Musso. Regularized particle schemes applied to the tracking problem. In *Proceedings of the International Radar Symposium, Munich 1998*, pages 1117–1126, September 1998.
- [48] Nadia Oudjane and Christian Musso. Multiple model particle filter. In *17ème Colloque GRETSI, Vannes 1999*, pages 681–684, September 1999.
- [49] Nadia Oudjane and Christian Musso. Progressive correction for regularized particle filters. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion, Paris 2000*. ISIF, July 2000. Paper ThB2-2.
- [50] Michael K. Pitt and Neil Shephard. Filtering via simulations : auxiliary particle filter. *Journal of the American Statistical Association*, 94(446) :590–599, June 1999.
- [51] Theodore S. Rappaport, Jeffrey H. Reed, and Brian D. Woerner. Position location using wireless communication on highways of the future. *IEEE Communication Magazine*, 34(10) :33–41, October 1996.
- [52] Gleb Sandmann and Siem Jan Koopman. Estimation of stochastic volatility models via Monte Carlo maximum likelihood. *Journal of Econometrics*, 87(2) :271–301, 1998.
- [53] Miroslav Šimandl, Jakub Královec, and Petr Tichavský. Filtering, predictive and smoothing Cramér–Rao bounds for discrete–time nonlinear dynamic systems. *Automatica*, 37(11) :1703–1716, November 2001.
- [54] Helle Sørensen. *Inference for Diffusion Processes and Stochastic Volatility Models*. Ph.D. Thesis, Department of Statistics and Operations Research, University of Copenhagen, Copenhagen, September 2000.
- [55] Helle Sørensen. Simulated likelihood approximations for stochastic volatility models. Preprint Series 2001 1, Department of Statistics and Operations Research, University of Copenhagen, Copenhagen, September 2001.
- [56] Sebastian Thrun. Monte Carlo POMDP’s. In Sara A. Solla, Todd K. Leen, and Klaus–Robert Müller, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 12*. The MIT Press, Cambridge, MA, 1999.
- [57] Petr Tichavský, Carlos H. Muravchik, and Arye Nehorai. Posterior Cramér–Rao bounds for discrete–time nonlinear filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, SP–46(5) :1386–1396, May 1998.
- [58] Manuel Villén–Altamirano and José Villén–Altamirano. RESTART : a straightforward method for fast simulation of rare events. In Jeffrey D. Tew, Mani S. Manivannan, Deborah A.

Sadowski, and Andrew F. Seila, editors, *Proceedings of the 1994 Winter Simulation Conference, Orlando 1994*, pages 282–289, December 1994.

- [59] Manuel Villén-Altamirano and José Villén-Altamirano. On the efficiency of RESTART. *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation*, 11(4 (Special issue on Rare Event Simulation)), October 2001.



## 6 Budget

500 KF sur 2 ans, répartis de la façon suivante :

- stagiaires (10 fois 4 mois : 300 KF),
- missions (100 KF),
- organisation des deux workshops annuels (50 KF),
- invitations de spécialistes étrangers (5 fois 1 mois : 100 KF).

## 7 Collaborations internationales

Les relations scientifiques suivantes sont particulièrement importantes pour la conduite de cette action, et seront poursuivies voire amplifiées :

- Department of Mathematical and Statistical Sciences, University of Alberta : collaboration de Pierre Del Moral avec Michael Kouritzin, dans le cadre du réseau MITACS **Prediction in Interacting Systems** (PINTS) sur la classification, la localisation et la poursuite d'objets en interaction.
- Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Melbourne + **Cooperative Research Centre for Sensor Signal and Information Processing** (CSSIP) : collaboration de Christian Musso avec Subhash Challa, de François LeGland avec **Vikram Krishnamurthy**, de Olivier Cappé et Eric Moulines avec **Arnaud Doucet**.
- Department of Operations Research and Financial Engineering (ORFE), Princeton University : collaboration de Pierre Del Moral, Frédéric Cérou et François LeGland avec **René Carmona**.
- Division of Automatic Control and Communication Systems, Department of Electrical Engineering, Linköping University + **Information Systems for Industrial Control and Supervision** (ISIS) Competence Center : coopération de longue date du projet SIGMA2, en particulier dans le cadre du réseau européen TMR **System Identification**, qui devrait être renforcée avec **Frederik Gustafsson** dans le cadre du projet ISIS **Sensor Fusion** sur la fusion de capteurs.

## 8 Présentation des partenaires

Certains des partenaires de cette action se retrouvent aussi dans une proposition retenue dans le cadre du programme inter-département MathSTIC du CNRS, et regroupant d'autres partenaires académiques :

- Centre de Recherche en Mathématiques de la Décision (CEREMADE), Université Paris-Dauphine,
- Laboratoire de Mathématiques, Université d'Orsay,
- Laboratoire de Modélisation et Calcul (LMC), IMAG.

Compte tenu de l'importance accordée ici au domaine applicatif, cette action mobilise un nombre moindre de partenaires académiques, et bénéficie en contrepartie du renfort d'un partenaire non-académique :

- Département Traitement de l'Information et Modélisation (DTIM), ONERA.

### 8.1 Laboratoire de Statistique et Probabilités (LSP), Université Paul Sabatier, Toulouse

Les recherches menées au LSP couvrent tous les domaines de l'aléatoire, à la fois théoriques et appliqués. Parmi les nombreuses orientations de recherche, les plus pertinentes pour la proposition sont les suivantes :

- systèmes de particules en interaction et applications (résolution d'équations non-linéaires et filtrage non-linéaire),
- analyse des processus et des semi-groupes de Markov,
- grandes déviations et applications,
- méthodes statistiques asymptotiques,
- traitement du signal et méthodes MCMC.

Le laboratoire a joué un rôle très actif dans l'animation de la communauté autour des systèmes de particules en interaction et du filtrage particulaire, grâce au soutien du CNRS dans le cadre du programme Modélisation et Simulation Numérique (projet 97N23 / 0019, Méthodes Particulaires et Filtrage Non-linéaire), et à travers l'organisation (ou la co-organisation) de workshops à Toulouse (avril et décembre 1997), à Rennes (juin 1998), à Cambridge (décembre 1999) et à Paris (IHP, juin 2001). Au niveau international, outre de nombreuses collaborations individuelles, on peut signaler la participation au réseau européen TMR [Stochastic Analysis and its Applications](#) et au réseau MITACS [Prediction in Interacting Systems](#) (PINTS) sur la classification, la localisation et la poursuite d'objets en interaction.

#### Personnel

- Pierre Del Moral <[delmoral@cict.fr](mailto:delmoral@cict.fr)> ,
- Pascal Lezaud <[lezaud@cena.fr](mailto:lezaud@cena.fr)> (Centre d'Etude de la Navigation Aérienne),
- Laurent Miclo <[miclo@cict.fr](mailto:miclo@cict.fr)> .

## 8.2 Laboratoire de Traitement et de Communication de l'information (LTCI), Département de Traitement du Signal et des Images (TSI), Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST), Paris

Les recherches menées au sein de l'équipe **Traitement Statistique Appliqués aux Communications** (TSAC) du département TSI se situent à l'interface entre les statistiques mathématiques et computationnelles, les probabilités appliquées, le traitement du signal, le traitement de l'information et les communications. Les principales orientations de recherche sont les suivantes :

- méthodes de simulation MCMC (applications, analyse de convergence), filtrage particulière, couplage des méthodes de simulation et approximation stochastique,
- modèles de Markov cachés et modèles à régimes markoviens : estimation des paramètres, filtrage, etc.
- statistique des processus (estimation spectrale des processus fractionnaires),
- applications à l'analyse de trafic, aux communications numériques, à la segmentation, et à la restauration de signaux, etc.

La période récente a été marquée par le développement de partenariats plus étroits avec la communauté des méthodes statistiques intensives à travers la participation active au réseau européen TMR Spatial and Computational Statistics. L'équipe a assumé un rôle important dans l'animation communautaire autour de ces domaines, à la fois à travers l'animation du groupe de travail Information du GdR **Information, Signal, Images et Vision** (ISIS), l'organisation d'une Ecole d'été **Méthodes de Monte Carlo pour l'Inférence Statistique** à Luminy, et la coordination d'un numéro spécial de la revue **Signal Processing** consacré aux applications des méthodes de simulation en traitement du signal. L'activité de l'équipe est toujours importante autour des thèmes liés aux communications numériques, et en particulier, égalisation, séparation de sources. Récemment, l'équipe a démarré une action autour de l'analyse du trafic informatique, en liens avec l'équipe **Réseaux à Haut Débit** du LTCI.

### Personnel

- Olivier Cappé <cappe@tsi.enst.fr> ,
- Randal Douc <douc@cmapx.polytechnique.fr> (École Polytechnique),
- Éric Moulines <moulines@tsi.enst.fr> .

### 8.3 Unité Image, Estimation, Décision (IED), Département Traitement de l'Information et Modélisation (DTIM), Office National d'Etudes et de Recherches Aérospatiales (ONERA), Châtillon

Les activités du **Département Traitement de l'Information et Modélisation** (DTIM) sont déclinées dans les domaines suivants :

- la modélisation, la conception, la validation, la mise en œuvre et l'exploitation optimale de systèmes complexes de traitement de l'information numérique et / ou symbolique,
- la modélisation numérique pour la simulation et le calcul à haute performance (parallèle, distribué),
- le traitement d'images : aide à l'analyse et l'interprétation d'images, application aux systèmes supervisés et autonomes, conception et dimensionnement de systèmes à imagerie,
- le pistage et la navigation avec des cartes embarquées : pistage multi-cibles / multi-capteurs, recalage altimétrique.

Les recherches en filtrage particulière sont menées depuis 1997 à l'occasion de la thèse de Nadia Oudjane [46]. Depuis plusieurs années, le DTIM collabore régulièrement dans ce domaine avec l'IRISA, le LSP et l'IMAG / LMC, et avec l'université de Melbourne, et participe à de nombreux workshops et congrès.

Le DTIM a développé des méthodes de filtrage particulière régularisé (RPF, L2RPF) qui améliorent les performances des filtres particuliers classiques. Ceux-ci ont été appliqués en pistage mono-cible (avec un fort taux de fausses alarmes) et en recalage altimétrique. Une thèse en recalage altimétrique a débuté fin 2001 en collaboration avec le LMC. Les recherches à venir de l'unité IED (Image, Estimation, Décision) du DTIM porteront également sur l'application du filtrage particulière au traitement d'images, en particulier le suivi de contours déformables dans une séquence d'images, à l'aide de l'algorithme **CONDENSATION**.

#### Personnel

- Philippe Cornic <cornic@onera.fr>,
- Christian Musso <musso@onera.fr>.

## 8.4 Projet VISTA : Vision Spatio–Temporelle et Active, INRIA, Rennes

Les travaux du projet **VISTA** (projet commun CNRS / INRIA) portent sur deux grandes catégories de problèmes pouvant interagir :

- l’analyse de scènes ou de phénomènes physiques dynamiques, pour des objectifs de mesures, référencées image ou scène, des besoins de reconnaissance et de décision sur des événements temporels,
- la perception de systèmes automatisés ou robotiques, pour des tâches de surveillance et de détection, de guidage et de manipulation, de navigation et d’exploration.

Plusieurs types d’imageries spatio-temporelles sont considérés, (1D, 2D ou 3D + T), relevant principalement de l’imagerie optique (vidéo, infra-rouge), mais aussi acoustique (sonar, échographie).

Une des contributions méthodologiques principales du projet est de privilégier une approche statistique des questions d’analyse du mouvement et des déformations. Trois secteurs d’applications motivent principalement les études :

- la métrologie du mouvement et des déformations (imagerie météorologique, imagerie médicale, visualisation expérimentale en mécanique des fluides),
- l’indexation de vidéos par le contenu,
- la vision robotique et les systèmes de surveillance (sonar, transports).

En ce qui concerne plus précisément la trajectographie, les problèmes considérés sont liés à l’estimation de systèmes dynamiques partiellement observés dans un contexte passif, notamment dans le domaine sonar, ainsi qu’à la formalisation du suivi d’objets multiples par des méthodes de type PMHT ou filtrage particulière.

### Personnel

- Carine Hue <chue@irisa.fr>,
- Jean–Pierre LeCadre <lecadre@irisa.fr>.

## 8.5 Projet SIGMA2 : Signaux, Modèles et Algorithmes, INRIA, Rennes

Les objectifs du projet **SIGMA2** (projet commun CNRS / INRIA) sont la conception, l'analyse et la mise en œuvre d'algorithmes statistiques basés sur l'utilisation de modèles, pour l'identification, la surveillance et le diagnostic de systèmes industriels complexes. Les modèles considérés sont d'une part les modèles d'état de l'automatique stochastique, avec une importance croissante des modèles non-linéaires, et d'autre part des modèles partiellement stochastiques (HMM, réseaux de Petri, réseaux d'automates, etc.) sur des structures discrètes (arbres, graphes, etc.), par exemple pour modéliser les systèmes distribués à événements discrets.

Les contributions méthodologiques les plus importantes du projet, et qui constituent les bases scientifiques de ses activités actuelles, sont

- l'utilisation de l'approche asymptotique locale pour la surveillance et le diagnostic des systèmes continus,
- le développement de filtres particuliers pour la statistique des modèles de Markov cachés à état général,
- la conception d'algorithmes approchés d'estimation d'état dans les modèles graphiques et les réseaux bayésiens, et leur application aux algorithmes turbo,
- et la conception d'algorithmes répartis de reconstruction d'état, de type Viterbi, pour la surveillance et le diagnostic des systèmes distribués à événements discrets.

Les principales applications considérées sont la surveillance et le diagnostic des structures mécaniques en vibration (automobile, aéronautique, génie civil), la surveillance et le diagnostic d'organes de véhicules automobiles, la modélisation de risque dans les applications critiques, et le diagnostic de pannes dans les réseaux de télécommunications.

Des partenariats académiques internationaux ont été établis au cours des dernières années, à travers la participation au réseau européen TMR **System Identification**, et au réseau européen IHP **Statistical Methods for Dynamical Stochastic Models** (DYNSTOCH).

### Personnel

- Frédéric Cérou <fcerou@irisa.fr>,
- François LeGland <legland@irisa.fr>,
- Laurent Mevel <lmevel@irisa.fr>.