



Comprendre le monde,
construire l'avenir®

UNIVERSITE PARIS-SUD

ÉCOLE DOCTORALE : STITS

Laboratoire des signaux et systèmes -SUPELEC
DISCIPLINE PHYSIQUE

RESUME DE THÈSE DE DOCTORAT

soutenue le 23/10/2012

par

Sha ZHU

Une approche bayésienne pour les problèmes
inverses en imagerie Radar à Synthèse
d'Ouverture

Directeur de thèse : Ali MOHAMMAD-DJAFARI Directeur de recherche (L2S, CNRS-SUPELEC-UPS)

Composition du jury :

<i>Président du jury :</i>	Prénom NOM	Fonction (et lieu d'exercice)
<i>Rapporteurs :</i>	Ken SAUER	Professeur (Université de Notre Dame, Etats-Unis)
	Hong SUN	Professeur (Université de Wuhan, Chine)
	Emmanuel TROUVE	Professeur (Polytech'Annecy-Chambéry)
<i>Examineurs :</i>	Florence TUPIN	Professeur (TELECOM ParisTech)
	Franck Daout	Maître de Conférences (ENS Cachan et Univ. Paris 10)

1 Introduction

1.1 Contexte

Le Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) est un équipement imageur actif à micro-ondes possédant des avantages indéniables car fonctionnant en permanence à longue distance, sous toutes les conditions météorologiques possibles ainsi qu'en toutes positions. Les images haute résolution qu'il fournit intègrent de nombreuses caractéristiques de l'objet ciblé et, de ce fait, est couramment utilisé pour la détection, la classification, l'identification et la reconnaissance d'objets dans des cas applicatifs aussi bien militaires que civils. Ces dernières décennies, les nouvelles géométries bi- et multi-statiques ainsi que les nouvelles technologies d'imagerie de cible mouvante par Acquisition Compressée (Compressive Sensing ou CS) ont attirées un intérêt de recherche croissant de part leur potentiel applicatif dans la reconnaissance automatique de cibles (Auto Target Recognition ou ATR), la surveillance spatiale ainsi que la détection de cible mobile au sol (Ground Moving Target Identification ou GMTI).

La performance de ces tâches est déterminée par la qualité des images RSO. Cependant, la résolution RSO n'est pas seulement limitée par la bande passante et l'angle d'observation mais est aussi affectée par le bruit (bruit additif et erreurs de modélisation), l'ambiguïté du mouvement, les erreurs liées au déplacement, etc.

Les techniques d'imagerie RSO traditionnelles reposent sur l'hypothèse non réaliste d'une ouverture et d'une bande passante pleine et ne possèdent pas de mécanisme intrinsèque permettant de corriger imperfections liées au bruit et erreurs de modélisation. Ainsi, les images RSO conventionnellement reconstruites sont de basse résolution, présentent des tavelures (bruit de speckle) ainsi que des artefacts de lobe secondaires. Ces limitations rendent dès lors difficile l'emploi des images reconstruites pour des tâches de reconnaissance avancées.

La situation devient encore plus problématique pour les cibles en mouvement. Du fait du phénomène de migration de cellule distante (Range Cell Migration ou RCM), les signaux sont difficilement séparables du clutter stationnaire ce qui complexifie l'emploi des techniques conventionnelles en présence de mouvements spécifiques complexes (dénommés micromouvements dans cette thèse). Par ailleurs, la supposée idéale voie d'acquisition procédant à un échantillonnage uniforme à temps discret dans les domaines spatiaux, temporels et fréquentiels, amène un haut taux d'échantillonnage et donc un grand volume de données. Ces inconvénients augmentent la complexité du matériel embarqué pour, au final, gravement dégrader les performances des opérations de type GMTI.

Mathématiquement parlant, le problème de l'imagerie RSO est un problème mal-posé de reconstruction d'image d'une scène radar cible à partir de données limitées et bruitées. Les causes intrinsèques du problème rencontré dans les méthodes RSO traditionnelles sont :

1. Le modèle de scène est trop simple, usuellement il s'agit d'un modèle de points;
2. La modélisation directe (relation entre les signaux reçus, les signaux transmis et les objets imagés) est linéarisée;

1.2 - État de l'art

3. Les méthodes d'inversions sont trop simples : utilisation de la Transformée de Fourier Inverse rapide (IFFT).

Ces méthodes ne peuvent ainsi pas relever pleinement les défis posés par des scènes complexes avec un mauvais rapport signal bruit, présentant des mouvements relatifs complexes entre radars et objets imagés ainsi que par la voie d'acquisition non idéale.

De part les précédentes observations, il est nécessaire d'aborder le problème d'imagerie RSO via un nouveau cadre d'inversion permettant: de tirer profit et d'utiliser pleinement les informations a priori de la scène ciblée, d'établir le modèle écho radar ainsi que le modèle mathématique idéal et de définir l'inversion à effectuer ainsi que les algorithmes de calcul correspondants pour, au final, obtenir une solution satisfaisante.

Dans cette thèse, nous proposons d'appliquer la méthodologie bayésienne à l'imagerie RSO. Elle permet de surmonter la plupart des inconvénients inhérents aux méthodes classiques et permet d'obtenir des images haute résolution, stables et précises ainsi qu'une estimation plus juste des paramètres liés à la reconnaissance de cibles.

L'approche unifiée que nous proposons est utilisée pour les problèmes inverses dans les cas d'imagerie RSO mono-, bi- et multi-statiques mais également pour l'imagerie d'objets à micromouvements. Les éléments de modélisation a priori adéquats permettant d'améliorer la détection des caractéristiques des objets pour diverses scènes imagées sont proposés. Des méthodes d'estimation rapides et efficaces employant des éléments a priori simples ou hiérarchiques avec hyperparamètres sont développées. Le problème d'estimation des hyperparamètres est pris en charge dans ce cadre bayésien. Les résultats sur des données synthétiques, expérimentales et réelles (MSTAR) démontrent l'efficacité de l'approche proposée.

1.2 État de l'art

Les problèmes inverses découlent de l'observation indirecte d'intérêts. Comme l'observation est toujours limitée par la dimension ou la complexité du modèle ainsi que par le bruit, le problème inverse est systématiquement mal posé.

L'imagerie radar à synthèse d'ouverture est un problème inverse typique. Malheureusement, les méthodes déterministes classiques d'imagerie RSO ne prennent pas en considération le bruit ainsi que les erreurs de modélisation. Une des méthodes d'imagerie la plus classique pour le mode Spotlight RSO (Spot-SAR) est l'algorithme de format polaire (Polar Format Algorithm) qui suppose une ouverture ainsi qu'une bande passante pleine. L'algorithme de distance doppler traditionnel (Range-Doppler Algorithm ou RDA) requiert également des pulsations d'ouverture totale. Cependant, cette hypothèse n'est pas représentative de la réalité et engendre des défauts tels que basse résolution, artéfacts sur les lobes secondaires ainsi que tavelures. De plus les objets subissants des mouvements complexes sont difficilement distinguables parmi le clutter. Cet ensemble d'inconvénients réduit grandement les performances de nombreuses tâches applicatives.

Pour surmonter ces limitations, plusieurs approches ont été proposées. Une façon efficace est d'utiliser la méthode de régularisation. En transposant le problème d'imagerie RSO en un problème mal posé et en utilisant des informations a priori comme

contraintes afin de mieux définir la problématique, il suffit alors de traiter l'ensemble comme un problème d'optimisation. Cependant, le moyen de déterminer les paramètres de régularisation est toujours non résolu. Dès lors, un moyen efficace permettant de déterminer automatiquement les paramètres d'estimations optimums est nécessaire.

De nouvelles technologies permettant d'améliorer la résolution des images RSO sont l'emploi de la représentation parcimonieuse du signal (sparse signal representation) ainsi que la Détection Compressive (Compressive Sensing ou CS). La dispersion au sein des images RSO ou de leur fréquence est étudiée afin d'obtenir une représentation parcimonieuse du signal, de ce fait la charge de calcul liée à l'estimation des paramètres est grandement réduite. En appliquant la technique CS à l'imagerie RSO, la résolution peut être améliorée en présence de données incomplètes. Néanmoins, ces méthodes dépendent de la précision du modèle et nécessitent un rapport signal bruit élevé.

De part les précédentes observations, il est grandement nécessaire d'aborder le problème de l'imagerie RSO via une approche prenant en compte à la fois erreurs et incertitudes. Afin de résoudre ces problèmes, cette thèse, s'éloignant des techniques d'imagerie RSO usuelles, fait emploi d'une nouvelle méthodologie bayésienne.

1.3 Organisation de la thèse

Cette thèse se déroule de la façon suivante :

La partie I, chapitres 2 et 3 compris, présente les différents problèmes de modélisation directe ainsi que les méthodes d'inversion classiques et celles que nous proposons.

Dans le chapitre 2, un nouveau modèle d'imagerie RSO est établi. Dans un premier temps, en se basant sur quelques hypothèses de diffusion radar, nous présentons le modèle d'objet. Puis, nous dérivons le modèle d'écho radar RSO en se basant sur un modèle Spot-SAR tomographique. Pour les géométries RSO mono, bi- et multi-statiques, un problème inverse linéaire centré sur la Synthèse de Fourier (Fourier Synthesis ou FS) est présenté.

Dans le chapitre 3, nous étudions l'approche bayésienne appliquée aux problèmes inverses, en insistant sur l'attribution d'estimateurs a priori et d'hyperparamètres. Tout d'abord, nous étudions deux classes d'a priori de modélisation de la scène inconnue : les a priori séparables et les a priori Markoviens, correspondant respectivement à des objets ponctuels et des régions homogènes délimitées par des cotés. Puis, nous considérons les modèles hiérarchiques avec variables cachées. Pour des raisons de praticité, nous devons également prendre en compte l'estimation des hyperparamètres. En somme, nous évaluons différents critères et leurs différentes approximations associées ainsi que des algorithmes de calcul tels que le MAP, le MAP simultané (JMAP), la Marginalisation et l'approximation bayésienne variationnelle (VBA).

1.4 - Contributions principales

La partie II, chapitres 4 et 5 compris, présente l’approche proposée pour les problèmes inverses dans différents systèmes d’imagerie RSO.

Dans le chapitre 4, nous considérons les cas mono- et bi-statiques et présentons les résultats d’inversion obtenus avec les méthodes bayésiennes. En particulier, deux cibles RSO typiques d’objets ponctuels et de régions homogènes se voient assignées leurs a priori respectifs établis dans le chapitre 3. Nous analysons l’effet de cette association sur la performance de reconstruction RSO. Ensuite, nous appliquons nos propres méthodes d’estimation sur différents jeux de données. L’analyse numérique ainsi que les résultats d’expérimentation démontrent alors l’efficacité de la méthode proposée.

Dans le chapitre 5, nous considérons le cas d’imagerie RSO multi-statique dans lequel nous avons plusieurs jeux de données. Nous étudions le problème et son application à des constellations de satellites RSO. Afin d’analyser le problème posé par la reconstruction de multiples jeux de données RSO multifréquences et multi-statiques, nous proposons trois différents moyens de fusion. Comparativement, la méthode bayésienne de fusion simultanée et de reconstruction possède les meilleures performances, en opérant l’inversion sur de multiples jeux de données provenant d’une même cible observée. En comparaison aux méthodes effectuant la fusion sur les données, la méthode de fusion bayésienne apporte les avantages liés à l’inclusion des informations a priori de la scène originale.

La partie III, en tant que chapitre 6, s’adresse au problème d’imagerie de cible à micromouvement.

Dans le chapitre 6, nous étudions le problème de l’imagerie de cible à micromouvement. Au lieu de résoudre directement le difficile problème d’ambiguïté radar, nous formulons le problème comme un problème d’estimation de paramètres. La technique CS est adaptée afin de trouver la représentation la plus parcimonieuse de la cible inconnue. Nous proposons une approche bayésienne efficace incluant des a priori forçant la parcimonie et proposons une approche par VBA pour l’estimation hiérarchique des inconnues, des variables cachées ainsi que des hyperparamètres du problème.

Enfin, dans le chapitre 7, nous établissons les conclusions de notre travail et pointons vers de nouvelles perspectives de recherche.

1.4 Contributions principales

Dans cette thèse, nous essayons de surmonter les inconvénients des méthodes d’imagerie RSO conventionnelles par :

1. Dès modèles d’objets cibles plus variés;
2. Une modélisation directe plus réaliste prenant en compte les incertitudes;
3. Des méthodes d’inversion plus efficaces reposant sur la régularisation et l’approche par inférence bayésienne.

La combinaison de ces trois points produit des images Haute Résolution (HR), plus stables vis à vis du bruit et plus précises et permet une estimation plus juste des paramètres. Le but final est d'améliorer la performance dans divers cas de figure pour les techniques ATR et GMTI. Les apports de cette thèse incluent principalement:

1. Nous avons systématiquement élaboré un modèle mathématique direct d'imagerie RSO pour différentes géométries et divers mouvements de cible.
 - a) Nous avons analysé les caractéristiques de deux scènes radar typiques.
 - b) Nous avons dérivé le modèle écho RSO pour les cas mono-, bi- et multi-statiques.
 - c) Nous avons établi un modèle unifié de Synthèse de Fourier pour ces trois géométries.
 - d) Nous avons établi un modèle de micromouvements pour des objets RSO en mouvement rotationnel, cas particulier où le problème d'imagerie RSO devient non linéaire et où les techniques d'imagerie conventionnelles échouent.

2. Nous avons proposé une approche bayésienne pour différents problèmes de l'imagerie RSO.
 - a) Nous avons proposé les éléments a priori suivants : les trois a priori simples que sont la Gaussienne Généralisée Séparable (SGG), la Cauchy Séparable (SC) et la Généralisée de Gauss-Markov (GGM); Deux a priori avec hyperparamètres : Gaussienne Généralisée et a priori parcimonieux ; a priori par Variation Totale (TV) avec modèles hiérarchiques; Deux a priori forçant la parcimonie : a priori Gaussien Généralisé et a priori de *Sudent-t* pour les paramètres de cible à micro-mouvement. Nous avons également analysé les effets de ces différents a priori sur l'inversion.
 - b) Nous avons développé différentes solutions algorithmiques pour ces estimateurs, incluant le MAP, le JMAP, la marginalisation et la VBA.
 - c) Nous avons étudié le problème de fusion de données survenant dans le cas RSO multi-statique et avons proposé une méthode de fusion et d'inversion simultanée puis l'avons comparée avec les deux autres méthodes de fusion.
 - d) Nous avons résolu le problème de l'imagerie de cible à micromouvement en proposant la méthode bayésienne CS (BCS) permettant l'estimation des paramètres et l'imagerie de la cible.

3. Nous avons démontré les performances de l'approche proposée par expérimentation sur des données synthétiques, expérimentales et réelles. Comparativement aux méthodes d'imagerie RSO conventionnelles et aux méthodes de régularisation, les résultats obtenus démontrent l'efficacité ainsi que la faisabilité de l'approche bayésienne proposée.

2 Modélisation directe

2.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'établir le modèle direct pour l'imagerie RSO. Les signaux réfléchis reçus par le récepteur radar passent tout d'abord une étape de prétraitement incluant un processus de démodulation. L'obtention de l'image RSO est en fait un problème de reconstruction de la distribution réflective spatiale de la scène depuis les signaux prétraités retournés par le radar.

Tout d'abord, nous présentons la modélisation de scène. Plusieurs hypothèses sur la théorie de diffusion radar centrale sont présentées. Puis, nous donnons une brève présentation du modèle de scène RSO.

Par la suite, nous nous concentrons sur la modélisation de l'écho, nous partons du très simple cas de génération d'un signal écho radar dirigé vers une scène composée de cibles ponctuelles. Puis, en incorporant le mouvement relatif du radar à la scène, nous dérivons le modèle écho-RSO en considérant plusieurs facteurs : la géométrie de l'ensemble Emetteur-Objet-Récepteur (T-O-R), la forme des impulsions radar émises, la forme du faisceau d'antenne et les caractéristiques de diffusion de la cible radar.

Dans le mode Spot-SAR, en considérant un faible angle d'observation, la modélisation de l'écho RSO peut être expliquée par un modèle tomographique. En se basant sur le théorème de projection-slice, nous établissons le modèle direct de génération de l'écho.

Finalement, nous concluons que notre modèle est un cas très général et obtenons la relation par l'hypothèse d'un modèle linéaire.

2.2 Modélisation d'objets

La réponse de diffusion d'un objet peut être considérée comme la somme des réponses individuelles des diffuseurs dont il est constitué. En partant de la théorie des ondes électromagnétiques, en considérant la taille relative de la cible imagée vis-à-vis de la longueur d'onde émise par le radar, il est possible de distinguer deux types de cibles : les cibles ponctuelles et les cibles étendues.

Les cibles ponctuelles correspondent à des objets dont la taille est relativement petite comparativement à la longueur d'onde et qui peuvent donc être assimilées à des points diffuseurs. Les véhicules ou les bâtiments s'avèrent par exemple être de forts points diffuseurs de l'image.

Les cibles étendues correspondent à des objets normalement uniformes (aléatoires) et homogènes dont la taille est relativement grande comparée à la longueur d'onde. Les forêts, les zones cultivées ou les plaines sont, à ce titre, des régions homogènes peu diffusantes.

2.3 Modélisation de l'écho RSO pour les cas mono-, bi- et multi-statiques

Nous utilisons un modèle d'observation pour l'imagerie Spot-SAR reposant sur la formulation RSO tomographique.

Pour le cas mono-statique, dans le domaine du nombre d'ondes, les données reçues correspondent aux segments droits de l'angle d'observation θ (azimut). Pour l'ensemble de l'angle d'intégration, nous obtenons le support du signal dans le domaine du nombre d'onde.

Après échantillonnage dans l'espace de Fourier, les données d'un système RSO dans le domaine de la transformée sont contenues dans un petit segment annulaire. Les échantillons dans la dimension radiale sont proportionnels à la largeur de bande du signal, les points intérieurs et extérieurs sont déterminés par le contenu fréquentiel du chirp émis. Les échantillons dans la dimension angulaire sont eux proportionnels à l'angle de cohérence ou bien au nombre de pulsation de l'intervalle de traitement cohérent.

Si nous changeons la position du récepteur, pour chacune de ses positions, la géométrie passe dans le cas bi-statique. S'il y a plus d'un seul récepteur, la géométrie passe dans le cas multi-statique. Pour ces deux cas, nous pouvons distinguer une relation dont l'apport est limité entre le spectre du signal reçu et la transformée de Fourier 2D de la scène. Trois variables sont importantes : l'angle d'émission, l'angle de réception et la largeur de bande du signal émis. Mais dans ces cas l'apport du signal dans le domaine de Fourier devient plus complexe.

2.4 L'imagerie RSO en tant que Synthèse de Fourier

D'un point de vue mathématique, le problème de l'imagerie RSO, après quelques simplifications, peut être transposé en une Synthèse de Fourier (FS) qui consiste à estimer une fonction $f(x, y)$ inconnue (la scène) depuis les informations incomplètes et tronquées de sa Transformée de Fourier $F(k_x, k_y)$. Afin de concentrer notre discussion sur une méthode d'inversion généraliste, nous présentons la relation entre la TF des signaux observés et la TF spatiale 2D de la scène de la façon suivante :

$$G(k_x, k_y) = M(k_x, k_y)F(k_x, k_y) \quad (1)$$

où

$$F(k_x, k_y) = \iint f(x, y) \exp -j(k_x x + k_y y) dx dy. \quad (2)$$

Où $k = \sqrt{k_x^2 + k_y^2} = 2\pi/\nu$ est le numéro d'onde, ν sa fréquence. Dans le domaine du nombre d'ondes, $F(k_x, k_y)$ est la TF de $f(x, y)$, $G(k_x, k_y)$ est la TF des données observées et $M(k_x, k_y)$ est une fonction binairesment pondérée égale à un pour les points constituants les données et zéro ailleurs. En fait $M(k_x, k_y)$ dépend de la fréquence radar et de la géométrie du système de mesure. Un signal typique du cas mono-statique RSO dans le domaine du nombre d'ondes est illustré dans la Figure 1.

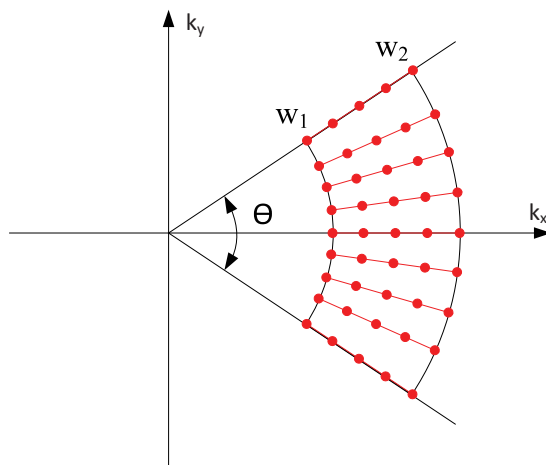


Figure 1 – Apport du signal dans le domaine du nombre d’ondes pour le cas RSO mono-statique.

2.5 Modèle direct général

Si nous représentons la cible $f(x, y)$ par un point dans un espace vectoriel \mathcal{F} (représenté par le vecteur \mathbf{f} quand l’espace est discrétisé en pixels), les données par un point dans l’espace vectoriel \mathcal{G} (représenté par le vecteur \mathbf{g}), le lien entre eux par la projection \mathcal{H} (ou la matrice \mathbf{H}), nous pouvons écrire :

$$\mathbf{g} = \mathcal{H}\mathbf{f} + \epsilon \quad \text{ou} \quad \mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} + \epsilon \quad (3)$$

Où ϵ représente les erreurs. L’opérateur \mathcal{H} dans notre modèle simplifié est la transformée de Fourier et donc \mathbf{H} , la matrice de la TF 2D.

Le cas général de modélisation directe pour l’imagerie RSO est illustré dans la Figure 2, par laquelle nous pouvons voir que le problème direct est la cible inconnue ainsi que la réponse du système générant les données de l’écho.

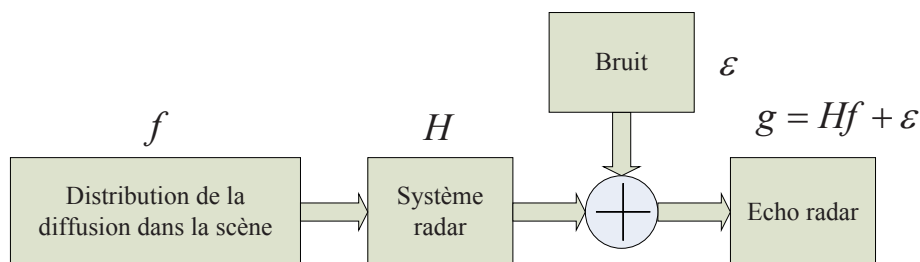


Figure 2 – Génération de l’écho RSO

3 Inversion bayésienne

3.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de développer l'approche par estimation bayésienne en se basant sur le modèle direct établi dans le chapitre 2.

L'approche bayésienne est un mécanisme naturel de régularisation par le biais d'informations a priori, elle porte donc sur l'incertitude des paramètres et essaye d'obtenir la meilleure estimation. Puisqu'elle est basée sur un modèle, elle permet d'ajouter des données de façon séquentielle.

Le processus d'évaluation bayésien peut être présenté de la façon suivante :

1. modélisation a priori

Attribution des probabilités de distribution a priori $p(\mathbf{g}|\mathbf{f})$ et $p(\mathbf{f})$ afin de traduire notre connaissance sur les données \mathbf{g} sachant \mathbf{f} (modèle direct et erreurs ϵ) ainsi que l'image inconnue \mathbf{f} .

2. Calcul de la loi de probabilité a posteriori

Dès que l'attribution de $p(\mathbf{g}|\mathbf{f})$ et de $p(\mathbf{f})$ est finie, nous pouvons les utiliser via la loi bayésienne pour trouver $p(\mathbf{f}|\mathbf{g})$

$$p(\mathbf{f}|\mathbf{g}) \propto p(\mathbf{g}|\mathbf{f})p(\mathbf{f}) \quad (4)$$

Qui contient toutes les informations des données via $p(\mathbf{g}|\mathbf{f})$ et forme ainsi un a priori $p(\mathbf{f})$.

3. Utilisation de cette loi de probabilité a posteriori pour déduire l'inconnue \mathbf{f} .

Pour faire le choix de l'estimateur, une option simple est le Maximum A Posteriori (MAP)

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{f}} &= \arg \max_{\mathbf{f}} \{p(\mathbf{f}|\mathbf{g})\} = \arg \min_{\mathbf{f}} \{J(\mathbf{f})\} \\ \text{où } J(\mathbf{f}) &= -\ln p(\mathbf{g}|\mathbf{f}) - \ln p(\mathbf{f}) \end{aligned} \quad (5)$$

3.2 Estimation bayésienne

Modélisation a priori

En se basant sur l'analyse de la composition de deux scènes radar typiques, nous avons proposé:

- Trois modèles a priori simples : Gaussienne Généralisée Séparable (SGG), Séparable Cauchy (SC) et Généralisée de Gauss-Markov (GGM);
- A priori Gaussiens Généralisés et Gaussiens Parcimonieux avec hyperparamètres;
- Un a priori par Variation Totale (TV) et modèle hiérarchique.

Inférence avec divers a priori

Nous avons implémenté :

- Trois a priori simples : SG, GM et GGM avec estimation par MAP;
- Deux a priori Gaussiens avec MAP Simultanée (JMAP) et marginalisation pour estimation simultanée des hyperparamètres;
- A priori TV avec une méthode d'optimisation par descente de coordonnée pour l'estimation.

Résumé du calcul bayésien

En addition à la méthode MAP simple et afin de résoudre le problème d'estimation des hyperparamètres de θ en même temps que l'estimation de la cible inconnue f , nous avons proposé la méthode JMAP, la Marginalisation et l'approximation variationnelle bayésienne (VBA).

Le calcul bayésien est résumé ci après :

1. Optimisation simple de $p(f|\theta, g)$ pour le **MAP**, illustrée en Figure 3;

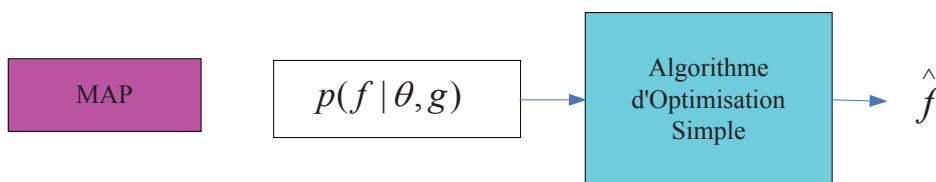


Figure 3 – Calcul du MAP

2. Optimisation simultanée de $p(f, \theta|g)$ pour la **JMAP** quand l'estimation des hyperparamètres est nécessaire (techniques non supervisées), illustrée en Figure 4;

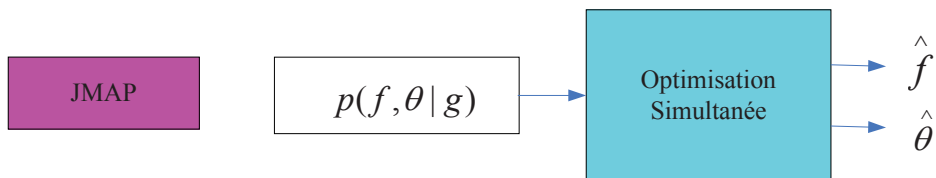


Figure 4 – Calcul du MAP simultané

3. **Marginalisation** de $p(f, \theta|g)$ suivie par l'optimisation de $p(f|g, \theta)$, illustrée en Figure 5;
4. **VBA** de $p(f, \theta|g)$ simultanée par un séparable $p(f, \theta|g) = q_1(f) q_2(\theta)$ puis utilisation pour l'estimation, illustrée en Figure 6;

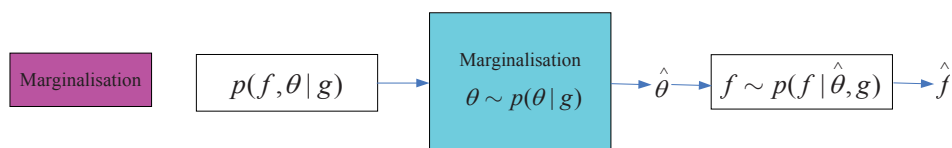


Figure 5 – Calcul de la Marginalisation

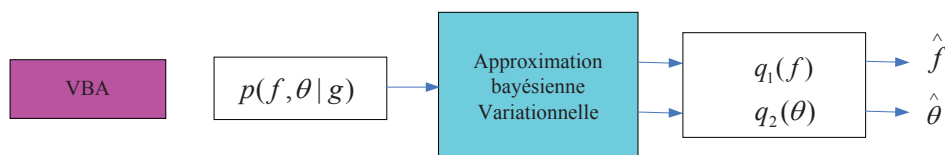


Figure 6 – Calcul VBA

4 Approche bayésienne pour l'imagerie RSO mono- et bi-statique

4.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'appliquer l'approche par la méthodologie bayésienne proposée aux cas d'imagerie RSO mono- et bi-statiques.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : tout d'abord, des a priori simples avec estimation par MAP sont étudiés. Des expérimentations sur des données aussi bien simulées que réelles (MSTAR) sont effectuées. Les résultats sont présentés et démontrent les performances de l'approche proposée. Puis, des expérimentations pour l'a priori par Variation Totale (TV) et l'estimation bayésienne hiérarchique sont effectuées. Les résultats issus des données simulées et réelles démontrent la faisabilité de l'approche proposée.

4.2 A priori simples avec estimation par MAP

Résultats sur données simulées

Premièrement nous générons quatre cibles divisées en deux groupes, chaque groupe étant composé d'une cible de régions homogènes et d'une cible ponctuelle.

Pour les masques, nous considérons que les cas simulés s'apparentent à la réalité, en représentant les signaux avec une largeur de bande et un angle limité. Différents jeux de données sont générés, analysés et présentés.

Nous définissons une distance relative (erreur relative résiduelle) pour examiner les résultats de reconstruction sur différents jeux de données et les comparer aux méthodes d'imagerie conventionnelles ainsi qu'à la méthode de régularisation.

4.3 - Marginalisation pour l'estimation des hyperparamètres

Résultats avec des données réelles

Afin d'approcher la réalité, nous avons également conduit ces expérimentations sur des données réelles publiques collectées par MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition program).

En particulier, nous avons choisi les jeux de données SLICY (HB14957.015) et T72 (HB03333.015). Ceux-ci sont des images RSO à évaluation complexe, de taille 54×54 et 128×128 pour, respectivement, les jeux SLICY et T72. Nous effectuons la FFT, enlevons les zéros et fenêtrons les données de l'image et obtenons l'historique de phase.

Les résultats d'expérimentation sur les données MSTAR sont eux aussi évalués en considérant la distance relative entre la méthode par MAP avec a priori SGG, SC et GGM. Ils sont comparés aux méthodes d'imagerie conventionnelles et à la méthode de régularisation.

Analyse et discussions

Les résultats expérimentaux démontrent la supériorité de notre approche vis-à-vis des approches précédentes aussi bien en capacité à fournir des images RSO de haute qualité qu'en résistance en présence de données incertaines ou limitées.

Pour une cible (scène) majoritairement composée de sources ponctuelles (représentant par exemple des objets métalliques de petite taille) il est avisé d'utiliser les a priori SGG ou SC qui permettent de distinguer les caractéristiques des points diffuseurs forts. Au contraire, pour une scène majoritairement constituée de régions (représentant des cibles ou scènes comparativement grandes), il est quasi parfaitement indiqué d'utiliser l'a priori GGM qui permet alors d'adoucir les régions tout en préservant les côtés.

4.3 Marginalisation pour l'estimation des hyperparamètres

Dans cette section, nous cherchons à estimer les paramètres inconnus par le biais de la méthode bayésienne. La Figure 7 illustre le processus JMAP de cette méthode d'estimation reposant sur une optimisation alternée de $p(\mathbf{f}, \boldsymbol{\theta} | \mathbf{g})$.

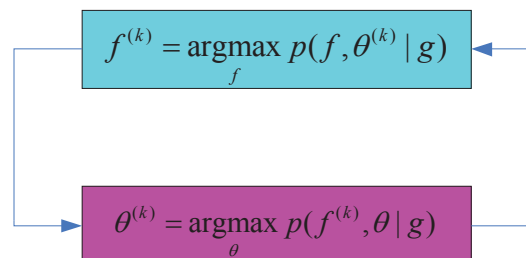


Figure 7 – Estimation simultanée de la cible et des hyperparamètres

La Figure 8 montre les étapes de marginalisation:

Nous appliquons l'algorithme de marginalisation tel qu'illustré dans la figure 8 en utilisant les deux a priori Gaussiens étudiés dans le chapitre 3. Dans la section suivante,

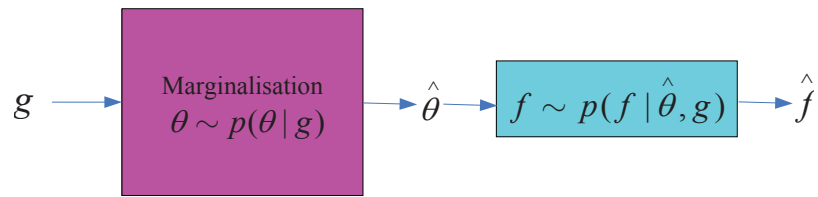


Figure 8 – Marginalisation avec hyperparamètres

nous montrons quelques simulations reposant sur :

1. un a priori Gaussien quand nous estimons σ_ϵ^2 et σ_f^2 ,
2. un a priori Gaussien Parcimonieux quand nous estimons σ_ϵ^2 and σ_i^2 .

et comparons les résultats d'estimation par marginalisation.

Résultats sur données simulées et réelles

En suivant les mêmes procédures que dans la section concernant les a priori simples, nous conduisons des expérimentations utilisant les deux a priori proposés sur des données synthétiques et réelles MSTAR, pour comparaison avec les méthodes d'imagerie RSO traditionnelles ainsi que la méthode de régularisation. La distance relative des résultats démontre l'efficacité de notre méthode.

4.4 À priori TV et Estimation bayésienne hiérarchique

La Figure 9 montre le modèle de graphe avec a priori TV ainsi que le processus d'estimation associé.

Données Synthétiques

Les cibles simulées sont sélectionnées afin d'avoir une scène composée de régions homogènes afin de vérifier l'efficacité de notre méthode.

Les images sont reconstruites par le biais de la transformée de Fourier inverse (IFFT) et par la méthode TV bayésienne (BTV) avec, respectivement, deux opérateurs différents D formés par deux filtres.

La distance relative des reconstructions montre, par comparaison entre les trois résultats de la FFT, de la BTV- $d1$, et de la BTV- $d2$, que nous pouvons clairement distinguer que pour un rapport signal bruit constant, les résultats de reconstruction des a priori TV est meilleure que la méthode conditionnelle par IFFT. En comparant les résultats pour chaque méthode nous avons trouvé que les résultats des a priori TV sont de bonne qualité même avec un faible SNR.

4.4 - À priori TV et Estimation bayésienne hiérarchique

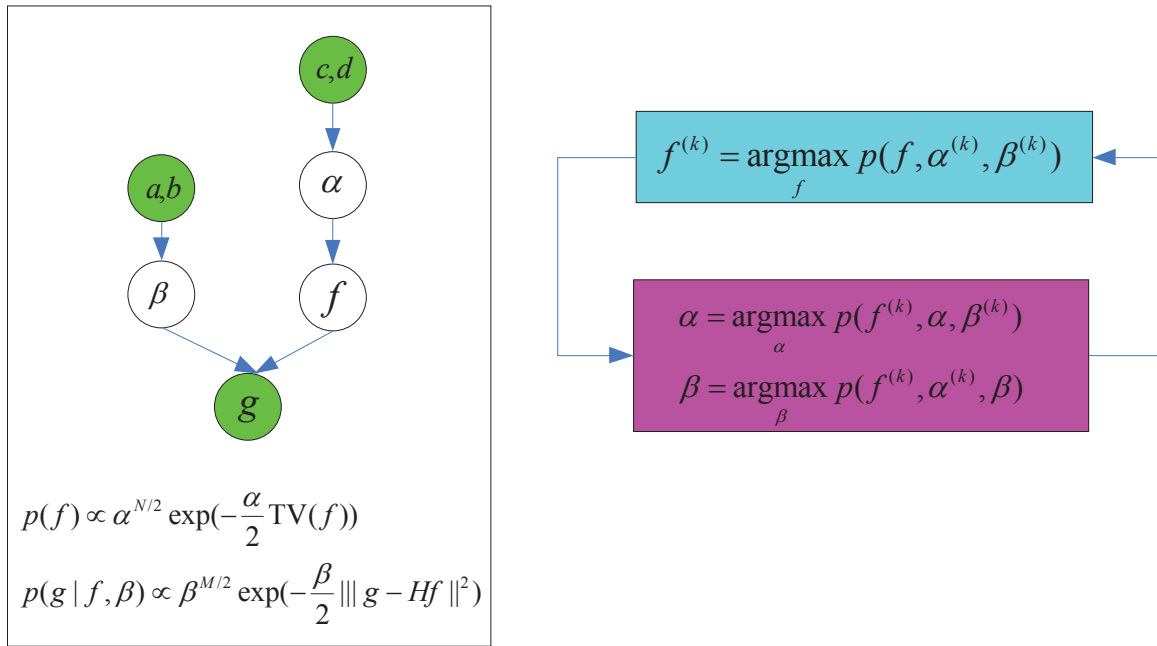


Figure 9 – Estimation simultanée de la cible et des hyperparamètres avec un a priori TV

Données réelles

Cette section présente les résultats de reconstruction basés sur des données RSO réelles publiques en provenance de Sandia, Isleta Lake, Isleta Pueblo, New Mexico, et du jeu T72 MSTAR. Puisque les données sont déjà une image, nous les avons transformées dans le domaine de phase complexe en tant qu'échos reçus. Les étapes sont réalisées de façon similaire aux expérimentations précédentes.

Analyse des résultats d'expérimentation

Les résultats sur les données réelles et synthétiques montrent que l'a priori TV permet d'adoucir les régions tout en conservant les côtés. La raison principale est que l'a priori TV est un a priori parcimonieux avec $l1$ sur la différence spatiale permettant de modéliser les côtés dans l'image. Ainsi pour les cibles étendues (régions) nous pouvons utiliser l'a priori TV pour améliorer la détection des caractéristiques de leurs côtés ce qui pourrait être utile pour des tâches telles que l'interprétation d'image ou la reconnaissance de cible.

6.2 - Effets des micromouvements sur l'imagerie RSO

En comparant les résultats via l'analyse de données simulées et réelles, la méthode de fusion et de reconstruction bayésienne simultanée présente de meilleurs résultats que les deux autres méthodes. Elle permet une estimation optimale de part une observation complète et surpasse alors les problèmes de perte d'information ainsi que de dépendance des données rencontrés par les méthodes conventionnelles. Cette méthode possède donc un potentiel applicatif important pour les constellations radar satellitaires.

6 Approche bayésienne pour l'imagerie de cible à micro-mouvement.

6.1 Introduction

Dans les chapitres 4 et 5 nous avons étudié le problème de l'imagerie RSO pour différentes géométries. Le problème est considéré comme un problème inverse linéaire de Synthèse de Fourier (FS). Puis, en appliquant notre connaissance de la scène ou cible inconnue nous résolvons le problème d'imagerie dans un contexte bayésien unifié.

Toutes les cibles susmentionnées sont considérées comme stationnaires. Pour une cible mouvante, les problèmes deviennent malheureusement plus compliqués. La recon- nue technique RSO d'Indication de Cible Mouvante au Sol (SAR-GMTI), développée pour les radars aériens et satellitaires s'appuie sur le mouvement entre la cible et le capteur en changeant la mise-au-point et/ou sur le déplacement induit par le mouve- ment de la cible. Cependant, cette technique ne fonctionne plus lorsque la cible subit une translation accélérée non-uniforme et devient encore plus inadaptée en présence de mouvements plus complexes tels que rotations, vibrations, déplacements sinusoïdaux ou balancements, dénommés micromouvements.

Dans ce chapitre nous adaptons un modèle paramétrique, considérons le problème de l'imagerie de cible à micromouvement et de déplacement arbitraire dans le cadre d'un problème de représentation parcimonieuse du signal et proposons une approche bayésienne comme solution.

6.2 Effets des micromouvements sur l'imagerie RSO

Quand une cible subit des micromouvements, les signaux de la cible sont difficilement séparables de ceux liés au clutter stationnaire environnant et sont répartis sur plusieurs cellules-portées, i.e, Migration de Cellule-Portée (Range Cell Migration ou RCM) ce qui est un inconvénient pour l'intégration de l'énergie de la cible. De plus, ils vont occasionner un repliement du spectre Doppler dans le domaine temporel lent (azimut) lorsque le micro-Doppler maximal excède la fréquence de pulsation répétée. Dans les deux cas, il n'est pas possible d'effectuer leur estimation dans le domaine de l'image grise en raison de la perte de la mise au point, de l'apparition de bandes grises, de lignes désordonnées, de points fantômes, de barrières, de lignes floutées, de points déplacés, etc.

6.3 Représentation parcimonieuse du signal et CS RSO

La résolution en portée d'une image RSO est directement liée à la largeur de bande des signaux émis et la haute résolution en azimuth requiert un échantillonnage spatial dense des signaux rétrodiffusés. Le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon impose qu'un signal soit échantillonné à une fréquence au moins deux fois supérieure à sa largeur de bande afin d'être reconstruit correctement. Cependant, pour l'imagerie de cible mouvante cela occasionne des problèmes de part une charge de calcul élevée.

Dans ce chapitre nous étudions la méthode paramétrique pour résoudre le problème de l'imagerie de cible à micromouvement. Elle permet de surpasser les lourds inconvénients mentionnés ci-dessus. Cependant, le modèle de diffusion centrale, au delà de la position des cibles, doit également inclure les paramètres des micromouvements des cibles. Malgré cela, des dimensions plus élevées compromettent une optimisation rapide et globale. Heureusement, nous pouvons résoudre ce problème à l'aide de la parcimonie.

En estimant la parcimonie de la cible et en se basant sur une représentation parcimonieuse du signal, le problème de l'imagerie de cible à micromouvement devient alors un problème de représentation du signal par un dictionnaire plus que complet.

6.4 BCS-RSO

L'approche est mise au point afin de représenter les paramètres des micros mouvements de façon parcimonieuse. Cela transpose le problème d'estimation en un problème d'optimisation simultanée de la représentation de la position, de l'ampleur et des paramètres des micromouvements (amplitude, fréquence et phase initiale) du champ sous-jacent. Nous devons alors développer un cadre mathématique et proposer une solution itérative pour le problème d'optimisation.

En se basant sur la technique CS et BCS, l'inconvénient principal est la présence de centres diffuseurs artificiels ainsi que la perte d'énergie des centres diffuseurs réels. En prenant en compte cette perte d'énergie et ces points artificiels, une approche bayésienne avec deux a priori forçant la parcimonie est proposée : Gaussienne Généralisée et *Student-t*. Ensuite, nous examinons l'expression des lois à postériori que sont les estimateurs Maximum A Posteriori (MAP) et l'approximation bayésienne variationnelle.

6.5 Expérimentations et analyses

Plusieurs simulations sont effectuées afin de vérifier les performances de l'approche proposée :

- Une matrice aléatoire est sélectionnée pour l'échantillonnage aléatoire dans l'imagerie RSO reposant sur la technique CS.
- Pour la première expérimentation, une scène constituée de trois cibles ponctuelles sans micromouvement est considérée. Pour la méthode conventionnelle par IFFT, d'importantes variations sont observées sur les lobes secondaires. Les techniques CS et BCS peuvent quand à elles produire une image claire et récupérer la position

réelle des cibles.

- Pour la seconde expérimentation, une scène composée de la même géométrie mais dont les cibles ponctuelles subissent des micromouvements est considérée. La fréquence des micromouvements est différente. Pour la méthode conventionnelle par IFFT, la géométrie générale des cibles est obtenue mais les lobes secondaires sont très importants. Les méthodes CS et BCS sont là aussi aptes à fournir une image claire.
- Pour la troisième expérimentation, une scène composée de diffuseurs à la fois stationnaires et subissant des micromouvements est considérée. La méthode conventionnelle par IFFT présente des pixels dominants qui correspondent à la position. Cependant il y a beaucoup de pixels résiduels induisant une certaine ambiguïté entre les diffuseurs. Les méthodes CS et BCS peuvent traiter ce problème et estimer les deux diffuseurs précisément.
- Pour la quatrième expérimentation, un cube à micromouvements est présenté aux méthodes par Filtrage Adaptatif (MF). Deux cibles à micromouvements de fréquences différentes sont considérées. La méthode conventionnelle de projection par slice implique une charge de calcul très élevée alors que les méthodes CS et BCS fournissent une estimation correcte pour une fraction du temps de calcul.
- Pour la cinquième expérimentation, une scène composée de deux diffuseurs très rapprochés entre eux est considérée. La méthode conventionnelle par IFFT échoue totalement en raison du haut RCM alors que la méthode BCD fournit une image bien plus parcimonieuse. Cela montre que l'approche proposée est capable de super-résolution.
- Pour la sixième expérimentation, la performance de reconstruction pour différents niveaux de bruit est évaluée. Les résultats indiquent une bonne résistance de la méthode proposée en présence de données incertaines, limitées et bruitées.

D'après ces résultats d'analyse, les avantages de notre approche incluent :

1. L'incorporation de l'imagerie de cible à micromouvement et l'estimation des paramètres dans un cadre bayésien unique d'estimation, ce qui permet de traiter également l'estimation des hyperparamètres;
2. Le dépassement de la limite usuelle de la résolution de Relay, permettant ainsi la super résolution;
3. La possibilité d'estimer les paramètres de micromouvement depuis une observation limitée;
4. Une bonne résistance au bruit.

7 Conclusions

Dans cette thèse, nous avons proposé différentes contributions à l'approche bayésienne appliquée aux problèmes mal posés survenant dans plusieurs cas d'imagerie RSO. Nous avons systématiquement formulé le modèle mathématique pour les cas d'imagerie RSO mono-, bi- et multi-statiques. Nous avons établi une approche bayésienne unifiée applicable à diverses scènes d'imagerie incluant la détection de cibles à micromouvements. Nous avons étudié les principes physiques de l'imagerie RSO, avons proposé différents types d'éléments a priori et avons analysé leur impact sur la reconstruction. Nous avons résolu le problème d'estimation paramétrique lié aux cibles RSO à micromouvements. Nous avons combiné les approches bayésiennes proposées avec la théorie CS et avons développé la méthode d'approximation bayésienne variationnelle permettant de réaliser simultanément la reconstruction réflective de la scène et l'estimation paramétrique des micromouvements. Nous avons présenté des algorithmes d'optimisation efficaces permettant l'estimation des hyperparamètres. Nous avons implémenté nos méthodes de façon expérimentale sur des données RSO simulées et réelles et avons analysé les performances de nos algorithmes.

Dans le chapitre 2, nous avons établi un modèle tomographique pour l'imagerie RSO en incorporant les données complexes avec les informations de phase. Les méthodes conventionnelles approchent ce problème en supposant des informations complètes dans le domaine de Fourier, hypothèse erronée menant à de sérieux inconvénients tels que basse résolution, artéfacts de lobes secondaires importants et mauvaise résistance au bruit. Nous avons établi un modèle pour deux types de cibles simples : les cibles étendues et les cibles ponctuelles. Nous avons analysé le problème de l'imagerie RSO dans un cas linéaire tel qu'un problème de Synthèse de Fourier (FS) ce qui constitue le fondement de notre approche par inversion.

Cependant nous sommes conscients que, tel que nous l'avons modélisé, le problème de Synthèse de Fourier n'est pas représentatif de la réalité car les données originales ne sont pas placées sur une grille cartésienne rectangulaire. Nous avons cependant voulu nous concentrer sur un modèle direct idéal afin d'étudier plusieurs méthodes d'inversion ainsi que leurs performances relatives.

Dans le chapitre 3, nous avons transposé le problème inverse mal posé de Synthèse de Fourier qui consistait à reconstruire un objet en partant d'une connaissance partielle de sa Transformée de Fourier (FT) et l'avons appliqué aux systèmes d'imagerie RSO mono-, bi- et multi-statiques via une approche bayésienne. Cette dernière permet de traduire simplement notre connaissance préalable de la scène ciblée afin d'améliorer la justesse de l'estimation. Nous avons proposé différents a priori pour des scènes aussi bien simples que complexes. Nous avons proposé trois a priori simples : Gaussienne séparable généralisée (SGG), séparable Cauchy (SC) et généralisée Gauss-Markov (GGM). SGG ou SC se comportent mieux pour des scènes constituées de sources ponctuelles alors que GGM est mieux indiquée pour une scène constituée de régions homogènes. Nous avons étudié la méthode de marginalisation pour deux a priori Gaussiens d'estimation d'hyperparamètres. Nous avons développé un a priori par Variation Totale (TV) généralisé qui étend la TV classique par la norme l_1 dérivée du premier ordre du modèle MRF. Nous avons souligné les avantages de notre méthode : en utilisant l'a priori TV, les caractéristiques des régions sont adoucies alors que les bords sont préservés, par ailleurs le

bruit est grandement réduit. En particulier, nous avons étudié la parcimonie des cibles RSO. La justesse du modèle a priori permet une reconstruction stable et cohérente des objets originaux à partir d'observations partielles.

Dans le chapitre 4, nous avons appliqué l'approche proposée aux cas d'imagerie RSO mono- et bi-statiques. Contrairement aux méthodes déterministes d'imagerie et de régularisation, l'approche bayésienne se comporte comme un outil flexible facilitant l'estimation et l'inférence. En prenant en compte les informations a priori correctes des cibles inconnues, nous avons obtenu des résultats de reconstruction tout à fait satisfaisants mettant en avant les caractéristiques intéressantes des cibles. Nous avons mené trois types d'expérimentations : estimation par MAP sur deux cibles radar usuelles avec trois a priori simples; Marginalisation avec estimation des hyperparamètres sur deux a priori Gaussiens; Estimation bayésienne hiérarchique basée sur un a priori TV.

Nous avons également effectué des expérimentations sur des données réelles et avons analysé les performances de nos algorithmes.

Dans le chapitre 5, nous avons discuté notre approche dans le cas de l'imagerie RSO multi-statique. Nous avons traité ce cas comme un problème de fusion de données. Nous avons proposé trois techniques de fusion différentes et avons testé chacune avec des données simulées et des données expérimentales issues d'une expérience de laboratoire de taille réduite. Nous avons comparé les trois techniques de fusion et avons conclu que la méthode de fusion bayésienne jointe suivie de l'inversion possède les meilleures performances, est résistante au bruit et permet la super résolution.

Dans le chapitre 6, nous avons changé notre approche de modélisation directe afin de prendre en charge les cibles mouvantes et, plus particulièrement, celles présentant des micromouvements pour lesquelles le lien entre les signaux transmis, la cible et l'écho radar reçu en retour n'est plus linéaire. Dès lors nous avons proposé une approche bayésienne basée sur la technique CS ainsi que la représentation parcimonieuse du signal. Nous avons tout d'abord linéarisé le modèle direct comme une combinaison linéaire d'éléments grâce à un dictionnaire sur-complet. Il est alors essentiel de trouver les coefficients non nuls associés aux paramètres de diffusion et de micromouvements. Puisque les cibles à micromouvements sont parcimonieusement réparties dans la scène observée, il n'y a que peu de coefficients non nuls. Ainsi, cette répartition parcimonieuse de coefficients peut être modélisée par un a priori Gaussien Généralisé ainsi que l'a priori de *Student-t*. L'approche bayésienne proposée permet d'estimer simultanément les paramètres des microsmouvements et de diffusion. Les résultats de simulation démontrent l'efficacité de l'approche proposée.