UNIVERSITÉ DE LA ROCHELLE

ÉCOLE DOCTORALE S2IM

Laboratoire Informatique, Image et Interaction

THÈSE présentée par :

Omar BENAHMED DAHO

soutenue le : **12 Décembre 2014**
pour l'obtention du grade de : **Docteur de l'Université de La Rochelle**
Discipline : **Signal, Image et automatique**

Radar ULB pour la vision à travers les murs
Mise au point d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar imageur

---

JURY

Émil Novakov	Professeur, Université Joseph Fourier de Grenoble 1,	Rapporteur
Didier Coquin	Professeur, Université de Savoie,	Rapporteur
Michèlle Lalande	Professeur, Université de Limoges,	Examinateur
Bernard Uguen	Professeur, Université de Rennes 1,	Examinateur
Michel Ménard	Professeur, Université de La Rochelle,	Directeur doctoral
Jamal Khamlichi	Maître de conférences, Université de La Rochelle,	Encadrant
Alain Gaugue	Professeur, Université de La Rochelle,	Encadrant

Remerciements

Je souhaite tout d’abord exprimer ma profonde gratitude à Michel Ménard, Professeur au sein du laboratoire L3i de l'Université de La Rochelle, pour m'avoir témoigné autant de confiance au début de ces travaux. Je le remercie donc pour m'avoir permis de réaliser ce travail de thèse et pour en avoir assuré la direction avec enthousiasme, disponibilité et rigueur.

Je tiens à remercier Jamal Khamlichi, Maître de conférences de l'Université de La Rochelle, de son encadrement durant cette thèse. Sa compétence, son dynamisme, sa confiance et sa patience m'ont permis d'achever ma thèse. J'exprime un grand remerciement à Alain Gaugue, Professeur à l'Université de La Rochelle, pour ses compétences en antennes et propagation et son aide précieuse lors des phases expérimentales.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à Émil Novakov, professeur à l'Université Joseph Fourier de Grenoble 1, et Didier Coquin, professeur à l'Université de Savoie, pour avoir accepté la lourde tâche de rapporteur. Qu’ils soient grandement remerciés pour leur lecture approfondie du manuscrit, ainsi que pour leurs conseils et remarques constructives qui ont contribué à en améliorer le contenu ainsi qu’à leur participation au jury.

Mes remerciements sont également adressés à Michèlle Lalande, Professeur de l'Université de Limoges, et Bernard Uguen, Professeur de l'Université Rennes 1, pour avoir accepté de participer au jury de soutenance de cette thèse et pour leurs contribution à l'amélioration de ces travaux.

Je remercie Remy Mullot, ancien Directeur du laboratoire L3i, et Jean-Marc Ogier, Directeur du laboratoire L3i, pour leurs accueils au sein de leurs laboratoires ainsi que pour leurs conseils. Ce laboratoire est un endroit vivant et agréable, dans lequel j'ai passé trois intenses années, chargées de travail et de stress, mais aussi de joies et d'instants mémorables. Mes remerciements vont également au personnel administratif que j'ai pu côtoyer tout au long de ces années pour leur disponibilité, leur gentillesse et leur accueil.

Je ne peux pas omettre la contribution de l'équipe qui gravite autour de ce projet, Bruno Lescalier, ingénieur du laboratoire L3I, Xiaowei Zhao, ancien doctorant du laboratoire L3I, Sloven Dubois, docteur du laboratoire L3I, Clément Guérin, Olivier Chappe et Vincent Mérelle, ingénieurs du laboratoire L3I, grâce à leurs appuis, j’ai pu terminer ma thèse avec succès.

Mes remerciements vont aussi à tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail. Je souhaite remercier tous mes amis et mes proches (Claire Duquerroux, Mohammed Attik, Kamel Elmererbi, Ilanith Azoulay, Abdel Nabti, Zakaria Taourirt, Rabie Laib, Jerémy Defauw, Marcela Rojas, Salim El Bechir, Riad Benazzouz, Khalil Benaissa) pour m’avoir supporté durant toute cette période nécessaire à la réalisation d’une thèse. Aussi, je remercie sincerement Prof. Dalaa Ali pour la relecture finale de mon manuscrit de thèse.

Enfin, un immense merci à mes parents, ma famille, pour m'avoir soutenu et accompagné inconditionnellement.

Table des matières

Préambule 1

Introduction générale 7

Chapitre 1 : Systèmes d'imagerie radar à travers les murs 13

1 Introduction 14
2 État de l'art sur les chaînes de traitement de l'information 16
2.1 Prototypes M-séquence 16
2.2 Prototypes à synthèse de fréquence 21
2.3 Prototypes impulsionnels 25
2.4 Analyse synthétique sur les différentes chaînes de traitement 29
3 Présentation schématique du processus VTM 33
4 Modélisation d'un signal ULB 33
5 Acquisition et traitement du signal 38
5.1 L'amélioration du SNR 39
5.2 La synchronisation des signaux 42
5.3 La démodulation 44
5.4 La suppression du couplage direct 45
6 Prise en compte des effets du mur 45
7 Méthodes d'imagerie et de localisation radar 50
7.1 Localisation par rétroprojection 51
7.1.1 Tomographie par projections elliptiques 51
7.1.2 Rétroprojection des signaux ULB 53
7.2 Localisation par trilatération 58
7.2.1 Cas monocible 59
7.2.2 Cas multicibles 60
8 Combinaison de la rétroprojection et de la trilatération 62
9 Conclusion 65
10 Références 66

Chapitre 2 : Conception d'une chaîne de traitement de l'information 71

1 Introduction 72
2 Présentation générale de la chaîne de traitement proposée 73
3 Traitement de l'information 75
3.1 Détection CFAR 75
3.1.1 Les tenseurs de structure 78
3.1.2 L'algorithme proposé 79
3.1.3 Résultats 85
3.2 Segmentation des objets mobiles 86
3.2.1 Segmentation par soustraction de fond 87
3.2.2 Segmentation des images radar 88
3.3 Détection de la structure fixe 92
3.3.1 Travaux existants 92
3.3.2 Méthode proposée 93
3.3.3 Résultats 95
3.4 Suivi des cibles mobiles 96
3.5 Rendu 3D de la scène 98
3.5.1 Travaux existants 98
3.5.2 Méthode proposée 99
4 Conclusion 102
5 Références 103

Chapitre 3 : Suivi de cibles mobiles 105

1 Introduction 106
2 Principe du suivi de cibles mobiles 107
2.1 Méthodes d'association de données 108
2.2 Qu'est-ce qu'une hypothèse ? 111
2.3 Association monohypothèse 114
2.4 Association multihypothèse 116
3 Suivi de cibles dans le cadre de la vision à travers les murs 118
4 Développement de méthodes de suivi 119
4.1 Modélisation du mouvement humain 110
4.2 Suivi avec une association monohypothèse 110

4.2.1 Association de données 122
4.2.2 Synthèse de l'algorithme 127
4.2.3 Validation de l'algorithme 128
4.3 Suivi avec association multihypothèse 131
4.3.1 Contraintes liées au contexte de la vision à travers les murs 131
4.3.2 Choix de la méthode d'association multihypothèse 132
4.3.3 Détails de l'algorithme proposé 134
4.3.4 Validation de l'algorithme 140
5 Conclusion 146
6 Références 147

Chapitre 4 : Présentation des résultats 149

1 Introduction 150
2 Simulateur de vision à travers les murs 151
2.1 Présentation générale du simulateur 151
2.2 Description du simulateur 151
2.2.1 Définition des paramètres 151
2.2.2 Définition des Scénarios 152
2.2.3 Calcul des temps de propagation 153
2.2.4 Création des signaux 153
2.2.5 La chaîne de traitement de l'information 157
2.2.6 L'interface homme-machine 157
3 Description des scénarios de simulation 159
3.1 Scénarios du radar pulsé 159
3.2 Scénarios du radar FMCW 159
4 Prototypes de Radar de vision à travers les murs 161
4.1 Présentation du prototype de radar Pulsé 161
4.1.1 Configuration 161
4.1.2 La chaîne d'acquisition des signaux ULB 163
4.1.3 L'unité de traitement 166
4.2 Présentation du prototype radar FMCW 167
5 Description des mesures réelles 168
5.1 Radar pulsé 168

5.2 Radar FMCW 169
5.3 Description des scénarios 170
6 Déroulement et évaluation de la CTI 170
6.1 Imagerie radar 171
6.1.1 Forme des signatures de cibles 171
6.1.2 Variation du SNR et qualité 173
6.1.3 Interaction entre cibles 173
6.1.4 Ajout d'un récepteur 176
6.2 Segmentation des cibles mobiles 178
6.3 Suivi des cibles mobiles 182
7 Conclusion 186
8 Bibliographie 186

Conclusion générale et perspectives 187

Publications 190

Annexe 193

Annexe A : Généralités sur la détection à travers les milieux opaques par radar ULB 193
Annexe B : État de l'art sur les systèmes VTM développé dans le milieu industriel 202
Annexe C : Caractéristiques des antennes réceptrices 215
Annexe D : Caractéristiques des antennes émettrices 217

Liste de figures 219

Liste de tableaux 222

Préambule

Conscient de ses limites, l'homme ne cesse de tenter de les surpasser pour améliorer ses conditions de vie. Le transport, la télécommunication, la médecine et bien d'autres encore, ont connu des évolutions extraordinaires pour arriver à leur stade actuel. La vision a elle aussi connu un essor de même envergure. Voir plus loin, plus grand, plus vite ; la technique offre aujourd'hui des possibilités vertigineuses pour dépasser les faibles capacités de nos yeux, faisant ainsi reculer les limites du visible. Curieux, l'homme a toujours cherché à connaître l'inconnu.

Voir à travers un mur (ou autre matière opaque) pour découvrir ce qui est caché derrière a représenté un fantasme qui semblait échapper à la réalité, laissant l'homme matérialiser ce désir dans les films de science-fiction ou les créations artistiques. La figure suivante présente une de ces créations qui font partie d'une collection étonnante de cartes postales qui illustrent ce que serait la vie en l'an 2000.

Inscription en Allemand : Hildebrands Deutscher Kakao



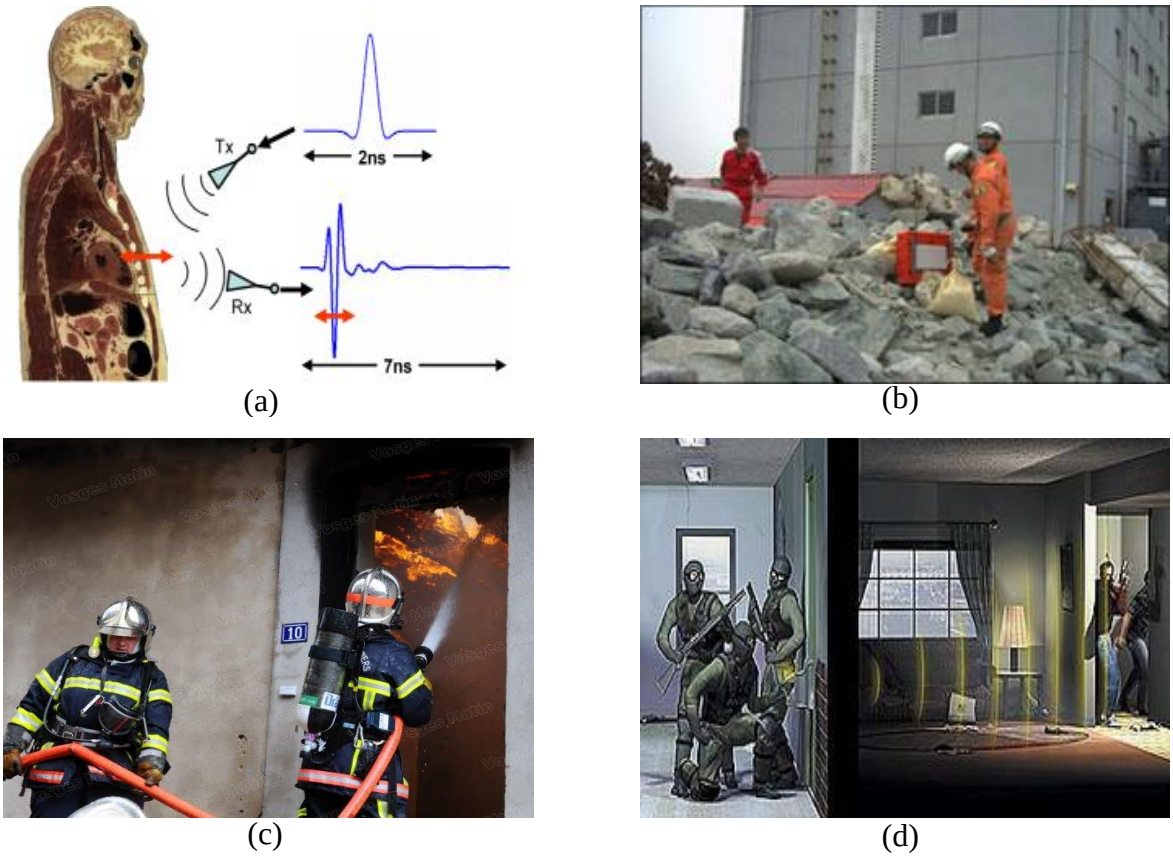
Inscription en Allemand : Verbesserte Röntgenstrahlen im Jahre 2000

Carte postale Allemande, datant de l'an 1900, imaginant la surveillance à travers les murs 100 ans plus tard. Sur la carte est inscrit : en haut, le nom de la société (en allemand : Hildebrands Deutsche Kakao). En bas, Rayons-X améliorés en l'an 2000 (de l'allemand : Verbesserte Röntgenstrahle im Jahre 2000).

Il s'agit d'une carte postale attribuée au chocolatier allemand Hildebrands datant du début du 20ème siècle. Elle montre un policier, derrière un mur de brique, qui surveille des malfaiteurs forçant une porte. La surveillance est effectuée à l'aide d'un système utilisant des rayons-X « améliorés ». Cela semblait magique à cette époque. Cependant, grâce au développement des technologies liées à l'électromagnétisme, voir à travers les murs n'est plus désormais un rêve.

Des applications diverses…

La vision (détection) à travers les murs, et plus généralement à travers les milieux diélectriques opaques, constitue un enjeu stratégique majeur pour les applications militaires, de sécurité, biomédicales, etc. La figure suivante présente des exemples concrets de ces applications.



Quelques applications de la détection à travers les milieux opaques. (a) mesure du rythme cardiaque, (b) localisation de personnes ensevelies, (c) localisation des survivants d'un incendie, (d) localisation des personnes cachées derrière un mur.

- La protection civile

Une première application est la détection de cibles ensevelies sous terre ou sous les décombres. Dans un contexte de sécurité militaire, de telles cibles peuvent prendre la forme de mines ou toutes autres charges explosives, de cache d'armes et de tunnels[1]. Pour d'autres applications, il s'agit de canalisation et de câbles enterrés[2]. De tels systèmes sont souvent dénommés radars à pénétration de sol (GPR, de l'anglais, Ground Penetrating Radar). Les points critiques pour de telles applications sont liés aux caractéristiques de la propagation du rayonnement électromagnétique à travers le sol, et à l'interface entre l'air et le sol (fréquence, propriétés du sol,...).

- La mesure sans contact

En médecine, il est possible maintenant de mesurer le rythme cardiaque d'un patient sans contact. Dans l'industrie, des mesures sont effectuées à l'aide d'un système radar dans des milieux nocifs ou inaccessibles. On peut citer comme exemple, la mesure de niveau d'un contenant de calcaire ou d'argile dans une cimenterie, l'utilisation d'un système conventionnel s'appuyant sur l'émission laser n'est pas pertinente compte tenu des conditions d'acquisitions dégradées par la poussière.

- Les contrôles de sûreté

Un autre débouché est la détection des armes cachées (fusils, couteaux ou explosifs) transportées par une personne sous les vêtements ou cachées dans les bagages[3]. Compte tenu de la grande variété de formes, des orientations d'observation et des méthodes de déguisement, ces cibles sont mieux évaluées par l'observation directe des images acquises par des technologies de détection avancées. Les ondes Térahertz peuvent pénétrer de nombreux matériaux non métalliques tels que le papier, le tissu, le cuir. Elles peuvent donc être facilement utilisées dans les systèmes d'imagerie de détection des armes dissimulées. Toutefois, afin de distinguer de façon fiable les menaces réelles des autres objets fréquemment transportés comme les téléphones cellulaires, les stylos et montres, des images de haute résolution sont nécessaires.

---

[1] DJ. Daniels, "Ground Penetrating Radar", 2nd ed., Knoval (Institution of Engineering and Technology). pp. 1-4, 2004.

[2] L. B. Conyers, "Ground-penetrating Radar for Archaeology", Walnut Creek, CA., United States: Alta Mira Press Ltd, 2004.

[3] L.G. Roybal, et al., "A new approach for detecting and classifying concealed weapons", Proceedings of Surveillance and Assessment Technologies for Law Enforcement, vol. 2935, pp. 95-107, 1996.

- L’imagerie à travers les murs

La capacité d'imager des cibles à travers les murs de bâtiments pour détecter, localiser et reconnaitre les personnes par leur comportement est d'une importance significative dans les opérations de sécurité civile et d’antiterrorisme. Il y a eu beaucoup de travaux sur ce sujet ces dernières années. Des considérations similaires à celles des GPR s'appliquent. En plus, un système d’imagerie de haute résolution associé à une capacité de détection de petits mouvements, comme le battement du cœur, donne des images détaillées de l'activité des cibles derrière le mur. Ainsi, des décisions appropriées peuvent être prises quant à la façon d'aborder un incident, par exemple, dans un scénario de prise d’otages.

Il est évident que la problématique la plus complexe est celle présentée par la figure 2.d, puisque les personnes à détecter ne veulent pas divulguer leur présence (non-coopération). Ils peuvent même utiliser des outils spécifiques pour contrer leur détection, par exemple, utiliser un émetteur sur la même bande de fréquence de l’appareil de détection pour bruiter ses mesures.

En outre, les environnements opératoires, inconnus et dangereux, menacent les vies des opérateurs et sont une source de stress. Dr. Bessel van der Kolk a mentionné dans son livre[1] un point intéressant : beaucoup de policiers présentent des signes de « police trauma syndrome » même s’ils n’ont jamais vécu de véritables situations dangereuses. L’accumulation du stress, à elle seule, risque d’affecter négativement les policiers sur les plans physique, émotionnel et psychologique.

Pour toutes ces raisons évoquées ci-dessus, il est évident que chaque information supplémentaire peut faire la différence entre la vie et la mort des personnes impliquées dans une situation à risque. Par ailleurs, les stratégies des unités spéciales d’interventions peuvent être établies en s’appuyant, à la fois, sur des informations *a priori* et des informations obtenues en temps réel. C’est dans ce contexte que les travaux de cette thèse s’inscrivent. L’objectif de la thèse est de développer un système radar utilisant des traitements simples, mais efficaces pour pouvoir dépasser le simple aspect d’estimer les coordonnées des cibles en donnant d’autres informations concernant la scène à imager, à savoir, l’architecture de la pièce et les trajectoires des cibles. Cela, en respectant la contrainte temps-réel.

[1] Bessel A. Van der Kolk et al., “Traumatic Stress: The Effects of Overwhelming Experience on Mind, Body, and Society”, Guilford Press, 1996.

Déroulement de la thèse

Ce travail de thèse s’est déroulé au sein de l'équipe « vision à travers les milieux opaques » de l'axe thématique Images, Documents et Données Complexes (IDDC) du Laboratoire Informatique, Image et Interaction (L3i) de l'Université de La Rochelle (2010-2014). Elle a été financée par le Conseil générale de la Charente-Maritime (CG 17) et le Ministère de l'Enseignement supérieur et de la recherche. La réalisation du prototype radar ULB (présenté dans cette thèse) a été rendue possible grâce à l'accompagnement financier du programme FEDER « Vision à travers les murs » (2010-2014).

Introduction Générale

Motivations

La vision à travers les murs (VTM) est devenue un sujet de recherche stratégique, compte tenu de son utilisation dans un large domaine d'applications de sécurité et de défense. Il s'agit de la détection, de la localisation et du suivi de cibles potentielles (humaines) qui se cachent derrière un mur dans des situations à risque, par exemple :

- l'intervention lors d'une prise d'otages,
- l'identification de terroristes cachés dans un immeuble,
- le secours des survivants sous des décombres (après une catastrophe naturelle ou une attaque terroriste),
- la localisation de personnes piégées dans un bâtiment en feu, etc.

La VTM est une application nécessitant un grand pouvoir de pénétration et de résolution. Pour surmonter ce problème, une solution s'appuyant sur le principe du radar (cf. annexe A), combiné avec la technologie Ultra-Large Bande (ULB) (cf. annexe A) est généralement adoptée.

Aujourd'hui, beaucoup de systèmes et prototypes sont développés, tant dans le milieu industriel (cf. Annexe B) qu'académique (laboratoires de recherche universitaires), dans l'optique d'une commercialisation éventuelle. En effet, certains de ces systèmes sont disponibles sur le marché et sont vendus, comme outil d'aide à la décision, a des clients divers (police, armée, pompiers, etc.). À cause du prix élevé de ces systèmes, certains clients cherchent l'indépendance technologique en finançant des projets de recherche scientifiques impliquant, aussi bien des laboratoires universitaires que des entreprises.

Développer un radar VTM fait appel à plusieurs disciplines scientifiques, notamment, le traitement radar, l'électronique, le traitement d'image et l'informatique. Ce procédé est complexe et doit se caractériser par une importante synergie pour optimiser les choix au niveau du système radar final. C'est dans ce cadre que s'inscrivent les problématiques scientifiques de cette thèse.

Contexte et objectifs de la thèse

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de deux projets de recherche de VTM :

- le premier[1], financé par un FEDER, a pour but la réalisation d'un radar pulsé ;
- le second[2], financé par une ANR, porte sur le développement d'un radar FMCW ;

L'objectif principal de cette thèse est la conception d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar VTM imageur. Celle-ci doit être robuste et adaptée aux deux radars, pulsé et FMCW, développés dans le cadre des deux projets cités précédemment. Cela passe par le développement de nouvelles méthodes et/ou l'amélioration des techniques existantes de traitement du signal qui se positionnent entre le module d'acquisition des signaux et celui de l'affichage de l'information. De plus, le projet FEDER étant porté par le L3i, la chaîne d'acquisition des signaux ainsi que le module imagerie radar pour le prototype pulsé (développé dans le cadre d'une thèse antérieure), doivent être mis au point.

Problématiques

Les systèmes VTM sont souvent utilisés dans des applications de sécurité pour lesquelles l'image réelle (au sens optique traditionnel) n'est pas nécessaire. Seules certaines informations pertinentes suffisent, comme par exemple, le nombre de personnes, leurs positions, les trajectoires, leurs paramètres cinématiques, etc. Ces informations sont à extraire d'un support qui est les échos (électromagnétiques) de la scène, et ce en temps-réel. Parmi les problématiques rencontrées dans le cadre de cette thèse, nous pouvons citer :

- les caractéristiques des signaux qu'envoie le radar. Ils doivent pouvoir pénétrer le mur, être réfléchis par les cibles pour traverser le mur à nouveau pour enfin être capturés par les antennes du radar. Cette double traversée du mur détériore la qualité informationnelle des signaux. De plus, la fréquence d'échantillonnage étant élevée (20 GHz), les signaux acquis sont souvent désynchronisés. Le défi est donc d'extraire le maximum d'informations fiables des signaux tout en les synchronisant ;

---

[1] 2009 – 2011 : FEDER N°31260 : Vision à travers les murs. (250 K€). Collaboration avec CANSIE-Solution, l'incubateur et ETINCE (porté par le L3i).

[2] 2011 – 2014 : ANR DIAMS : Détection et Imagerie radar A travers les MurS. (795 K€). Collaboration avec ONERA, LEAT, Tronico (porté par l'ONERA).

- les systèmes VTM présentent souvent des limitations en contraste et/ou en résolution spatiale. Les informations issues de ces systèmes sont peu fiables en raison de la complexité de l'interprétation des images obtenues. Pour pallier ces limitations, les images acquises par notre prototype passent en général par une phase de reconstruction sémantique à partir d'informations multi-sources ;

- les deux projets, dans lesquels s'inscrit cette thèse, présentent les mêmes besoins mais les paramètres et les configurations des deux systèmes à développer sont totalement différents, notamment, le type d'émission, la bande passante, le nombre d'antennes. Ceci demande un traitement de données de type différent (temporel et fréquentiel) ;

- les signatures de cibles, dans les images radar, sont souvent complexes et dépendent de leur environnement. Celui-ci est lui-même encombré, i.e., les signatures occupent une grande proportion de la surface de la scène. Ceci réduit la fiabilité de l'information des images radar ;

- les cibles surveillées à travers un mur ont un mouvement difficilement modélisable. De plus, la résolution temporelle du flux d'images radar est généralement faible (la durée entre deux images est importante). Ceci rend difficile l'exploitation de la corrélation qui existe entre les images et complique les traitements spatiotemporels (segmentation et suivi).

Démarches

Pour le radar pulsé, développé dans notre laboratoire, la chaîne d'acquisition des signaux utilise des méthodes efficaces et temps-réel pour faire ressortir les échos des cibles. L'imagerie radar s'appuie sur une méthode combinant la rétroprojection et la trilatération. Les premiers résultats de cette approche montrent un taux de fausse détection positive élevé. Pour pallier ce problème, un détecteur à taux de fausses alarmes constant (TFAC) est modifié et utilisé. L'algorithme TFAC modifié réduit sensiblement les faux positifs puisqu'il prend en compte la forme des signatures des cibles.

Pour les deux systèmes radar, la chaîne de traitement de l'information proposée reçoit en entrée le flux d'images radar, assimilé à une vidéo traduisant l'évolution spatio-temporelle des cibles dans la scène sous surveillance. Cette vidéo est alors décomposée en deux séquences afin de pouvoir appliquer des traitements adaptés à chaque partie. La première séquence contient uniquement les cibles mobiles, qui seront traitées par un

algorithme de suivi multicible multihypothèse en temps réel et selon différents critères. Pour cela, plusieurs techniques de suivi sont étudiées et comparées. La deuxième séquence contient les cibles fixes (humains, mobiliers) et la structure fixe de la scène (murs intérieurs). Cette séquence permet la reconstruction de l'environnement (la pièce) dans lequel évoluent les cibles. Dans ce but, une méthode de traitement d'image s'appuyant sur la transformée de Radon a été mise au point.

Contributions

Nos contributions dans cette thèse sont résumées dans les points décrits ci-après.

1. Conception d'une chaîne de traitement de l'information adaptée aussi bien aux radars impulsionnel que fréquentiel [3] [6].

Les radars imageurs utilisent principalement deux technologies : l'impulsionnel et le FMCW. Notre chaîne de traitement est adaptée à ces deux types de radar. De plus, nos travaux cherchent à évaluer la robustesse de la chaîne de traitement au travers de simulations et d'expérimentations sur des cibles mobiles. Les trajectoires des cibles sont une source d'information pertinente. La chaîne de traitement développée permet d'obtenir cette information.

2. Amélioration de la détection/localisation radar par la combinaison de la rétroprojection et la trilatération [1] [5].

Les méthodes de rétroprojection et de trilatération s'avèrent complémentaires en termes de précision et robustesse. Une combinaison des deux méthodes a été réalisée pour l'amélioration des performances de localisation.

3. Amélioration de l'algorithme de détection CFAR en prenant en considération les caractéristiques des signatures de cibles dans les images radar [1] [6].

Les signatures des cibles dans les images radar ont des formes spécifiques qui dépendent de plusieurs facteurs. Le masque CFAR a été modifié pour s'adapter à ces caractéristiques. Un nouveau masque utilisant les tenseurs de structure a été étudié.

4. Décomposition des séquences d'image radar en une composante statique (contenant les structures fixes de la scène) et une composante dynamique (contenant les cibles mobiles) [4].

Une méthode de segmentation temps-réel d'objets mobiles dans des vidéos a été adaptée pour les images radar. L'objectif est d'appliquer des traitements spécifiques sur chaque composante. À partir de la composante fixe, la structure fixe de la scène

est détectée en appliquant une méthode s'appuyant sur la transformée de Radon. Les trajectoires des cibles sont obtenues, quant à elles, en utilisant une méthode multi-hypothèse de tracking sur la composante mobile. Cette décomposition permet d'obtenir une meilleure performance à la fois pour le tracking et la détection de structures fixes.

5. Adaptation d'un algorithme de tracking multi-hypothèse (MHT) pour le suivi multicible dans le contexte de vision à travers les murs.

Les trajectoires des cibles permettent d'avoir une meilleure interprétation des événements qui surviennent dans la scène sous surveillance. Le MHT est un algorithme, certes compliqué, mais robuste et qui répond parfaitement à nos problématiques.

6. Développement d'un simulateur de vision à travers les murs [7].

Un simulateur de vision à travers les murs a été développé. Il nous a permis d'évaluer les modèles et méthodes développés en termes de robustesse et de précision.

Organisation du manuscrit

Le premier chapitre, portant **sur les systèmes d'imagerie radar à travers les murs**, se focalise sur les chaînes de traitement de l'information des prototypes de laboratoire. Ensuite, il aborde la problématique de **l'imagerie radar**. Il décrit notamment différentes techniques de détection et de localisation de cibles derrière un mur. D'autres prétraitements nécessaires pour révéler la cible y sont également abordés. Ainsi, le début de la chaîne de traitement est présenté. En outre, une méthode combinant rétroprojection et trilatération y est exposée.

Le second chapitre constitue le cœur de nos travaux, il décrit la chaîne complète de **traitement de l'information** pour un radar de vision à travers les murs. Les différentes étapes de cette chaîne sont présentées avec des résultats pour les illustrer. Cette chaîne de traitement est mise en œuvre dans l'optique d'être utilisée par deux types de radar, pulsé et FMCW, développés dans le cadre de deux projets de recherche.

Le troisième chapitre expose la problématique du **suivi de cibles mobiles** à travers les murs. Deux méthodes y sont présentées. La première est à hypothèse unique développée pour le radar pulsé. La deuxième est multihypothèse développée pour le radar FMCW. Les résultats obtenus pour chacune des méthodes sont présentés.

Pour finir, dans le quatrième chapitre, différents **résultats expérimentaux et de simulations** sont présentés et discutés. La difficulté principale de ce travail est due à la complexité de la mise au point des différentes étapes en amont de la détection : phases d'acquisition et de traitements. Les performances atteintes en termes de précision de localisation ont permis de lever un verrou en proposant une méthode de localisation applicable au cas multicibles.

Ce mémoire se termine par une conclusion sur les travaux réalisés et expose quelques perspectives de traitements spécifiques pour les radars ULB pour la vision à travers les murs.

Chapitre I

Systèmes d'imagerie radar à travers les murs

1 Introduction

Traditionnellement, un radar imageur est positionné sur des avions ou des satellites. Il est capable de fournir des images de haute résolution d'une scène sous observation, pour détecter et classer des cibles stationnaires ou mobiles se trouvant à des portées relativement importantes. L'imagerie radar à courte portée, quant à elle, est utilisée pour détecter et discriminer de petites cibles comme les humains, les mines ou les armes. Elle est fonctionnelle même à travers des obstacles diélectriques comme les murs.

Il est impératif qu'un radar d'imagerie à travers les murs présente un excellent taux de détection et un faible taux de fausses alarmes. En revanche, l'obtention de la forme des cibles n'est pas obligatoire. Une simple image montrant leur positionnement et leurs trajectoires est suffisante pour les dénombrer et comprendre leurs activités. Pour cela, l'image rendue doit être compréhensible et ne pas présenter d'artefacts altérant son interprétation. La Figure 1.1 schématise le besoin minimum exprimé dans le contexte de la vision à travers les murs (VTM).

Comme évoqués dans l'introduction générale, les signaux ULB reçus doivent être prétraités pour faire ressortir l'information utile. Toutefois, un prétraitement optimal nécessite une connaissance parfaite de la configuration du radar. Dans ce but, les caractéristiques des antennes d'émission, la forme du signal émis ainsi que les caractéristiques des antennes de réception et leur positionnement, informations dont nous devons tenir compte dans l'élaboration de la chaîne de traitement, sont sauvegardés dans la mémoire interne du système. Pour nos expérimentations, nous nous plaçons dans le cas d'un système radar où ces données sont considérées constantes.

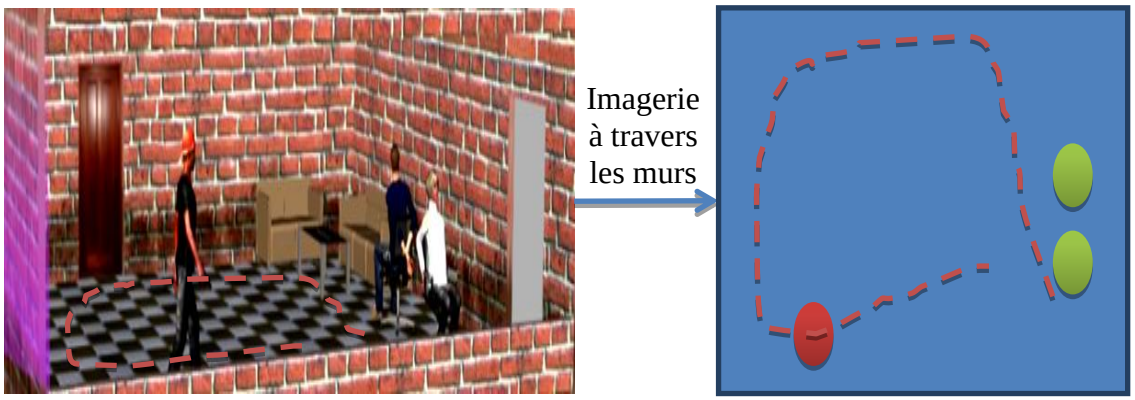


Figure 1.1: exemple de représentation souhaitée de la scène, et qui répond au besoin minimum exprimé dans le contexte de la VTM.

L'obtention des images montrant la position des cibles à chaque instant représente le point le plus crucial dans le contexte étudié. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature. Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la rétroprojection et à la trilatération. Ces deux approches sont largement utilisées en VTM. Elles s'appliquent sur les signaux traités dans l'objectif d'obtenir une image de la scène observée. Notre chaîne de traitement utilise une combinaison de ces deux approches dans l'optique d'améliorer leurs performances en termes de détection et de localisation. Différentes versions d'un algorithme de détection de type CFAR sont également appliquées pour détecter les cibles noyées dans le bruit et diminuer ainsi le taux de fausses alarmes (Cf. chapitre II).

Nous abordons ce chapitre par un état de l'art sur des dispositifs VTM. Nous présentons quelques chaînes de traitement de l'information de prototypes radars, développés dans le milieu académique, issues de la littérature.[1]

Ensuite, nous présentons les problématiques liées à l'imagerie radar à travers les murs, les verrous technologiques et scientifiques à lever, ainsi que les traitements appliqués. Ceux-ci sont ceux mis en œuvre sur les signaux bruts acquis après l'émission d'un signal ULB.

Nous rappelons, dans un premier temps, le processus de VTM. Puis, nous présentons les étapes d'acquisition et de traitements des signaux issus des échos de la scène. Nous modélisons également le mur pour sa prise en compte dans l'étape de localisation. Finalement, nous abordons la problématique de l'imagerie radar à travers les murs, les techniques de rétroprojection et de trilatération sont alors présentées. La complémentarité que présentent ces techniques nous a conduits à mettre au point une nouvelle méthode qui les combine.

[1] Nous présentons, en annexe B, des radars VTM développés dans le milieu industriel.

2 État de l'art sur les chaînes de traitement de l'information

Compte tenu de l'aspect stratégique de la VTM, beaucoup d'instituts et de laboratoires de recherche se sont lancés dans ce domaine. Leurs travaux abordent non seulement l'aspect matériel des radars, mais aussi celui de la chaîne de traitement de l'information (CTI). D'une manière générale, le fonctionnement d'une CTI consiste à traiter les signaux reçus pour mettre en valeur l'information utile en éliminant le bruit, puis à générer les informations sur les cibles cachées. Ces informations traduisent l'évolution spatio-temporelle de la scène ou les positions des cibles. Un ordinateur portable est souvent utilisé pour contrôler l'acquisition, effectuer les traitements et afficher les informations.

Il existe dans la littérature de nombreux états de l'art sur les systèmes radars VTM, recensant les différents systèmes et/ou prototypes réalisés et citant leurs caractéristiques techniques (configuration, bande passante, portée…etc.). Cependant, peu d'informations sont disponibles sur les CTI dans leur globalité. Étudier les CTI existantes permet de mieux comprendre leurs limites et d'en concevoir de plus performantes.

Dans ce qui suit, nous exposons différentes CTI issues de travaux dont les problématiques abordées sont similaires aux nôtres et lorsque les informations disponibles sont suffisantes. Nous considérons les trois catégories de radar les plus utilisées : les radars M-séquence, les radars FMCW et les radars Pulsés. Pour chaque catégorie, nous présentons les prétraitements appliqués, puis, nous préciserons les méthodes d'imagerie et/ou de localisation, et finalement, nous détaillerons comment ces informations sont traitées ou affichées. Les caractéristiques des CTI sont présentées d'une manière synthétique, pour un souci de comparaison, dans les Tableau 1.1, Tableau 1.3 et Tableau 1.5.

2.1 Prototypes M-séquence

Dans la thèse de Zetik [Zetik et al. 06], un prototype radar de VTM est présenté. Le système a été développé autour d'une architecture M-séquence couvrant 3,8 GHz de bande passante (approximativement). Il utilise une antenne d'émission et deux antennes de réception.

La Figure 1.2 monte quelques résultats obtenus. Il s'agit du déplacement d'une cible humaine derrière un mur en béton armé de 30cm. On peut remarquer que l'IHM est simple et n'affiche que la cible en mouvement (suppression de l'environnement fixe).

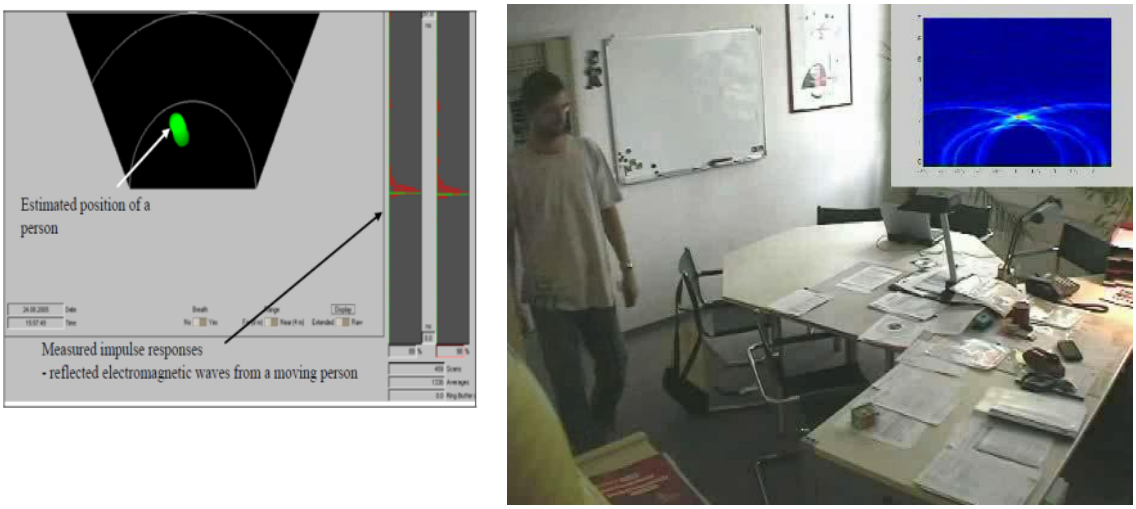


Figure 1.2 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Zetik et al. 06].

Le système développé par Afantas et al. [Afantas 09] propose une CTI autour d'une architecture M-séquence couvrant la bande passante 0 - 2.25 ou 4.5 GHz. Le système utilise une antenne d'émission et une antenne de réception. Ainsi, pour obtenir une carte 2D de la scène derrière le mur, une méthode d'imagerie à synthèse d'ouverture (SAR : Synthetic Aperture Radar), nécessitant le déplacement du système radar, doit être utilisée.

La Figure 1.3 montre quelques résultats obtenus pour l'imagerie d'un aquarium derrière un mur en béton armé de 30 cm. On peut remarquer que le déplacement des cibles n'a pas été considéré. Néanmoins, une localisation précise ainsi qu'une bonne qualité d'image sont obtenues.

De plus, l'application de détection de la structure fixe (cf. Figure 1.4) n'est pas implémentée avec la CTI mais est une application indépendante. Le système doit faire le tour de la scène pour acquérir les informations nécessaires. Pour ce faire, il est nécessaire que la scène soit totalement vide. De plus, les directions des murs d'intérieurs sont connues *à priori*.

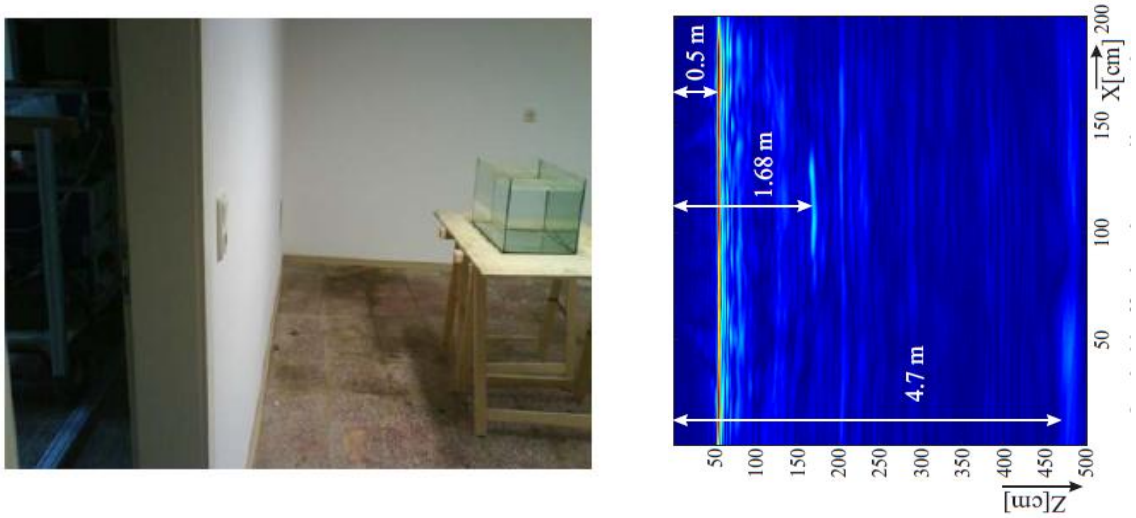


Figure 1.3 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Afantas 09].

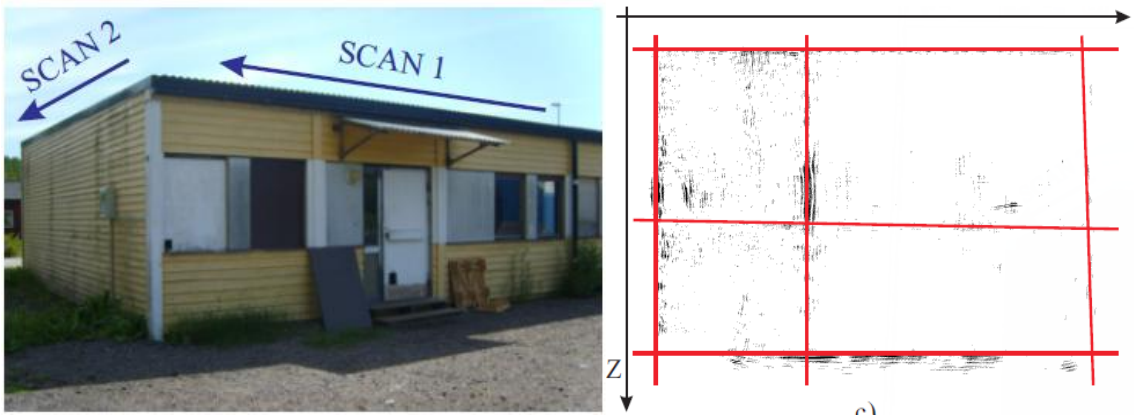


Figure 1.4 : détection de la structure fixe d'un immeuble [Afantas 09].

Les travaux de thèse de Kocur et al. [Kocur et al. 10] sont dans la continuité de ceux d'Afantas. La configuration du radar devient multistatique avec une antenne de transmission et deux antennes de réception.

La Figure 1.5 montre quelques résultats obtenus. Il s'agit du déplacement d'une cible humaine située derrière un mur en béton armé de 30 cm. On peut noter que la détection de structures fixes a été omise. Aussi, tout l'environnement statique de la scène est supprimé. Un algorithme de détection permet d'estimer la localisation des cibles sur l'image radar. Ensuite, un suivi s'appuyant sur le filtrage de Kalman est utilisé pour obtenir les trajectoires de cibles. Les scénarios présentés dans ces travaux sont uniquement monocible.

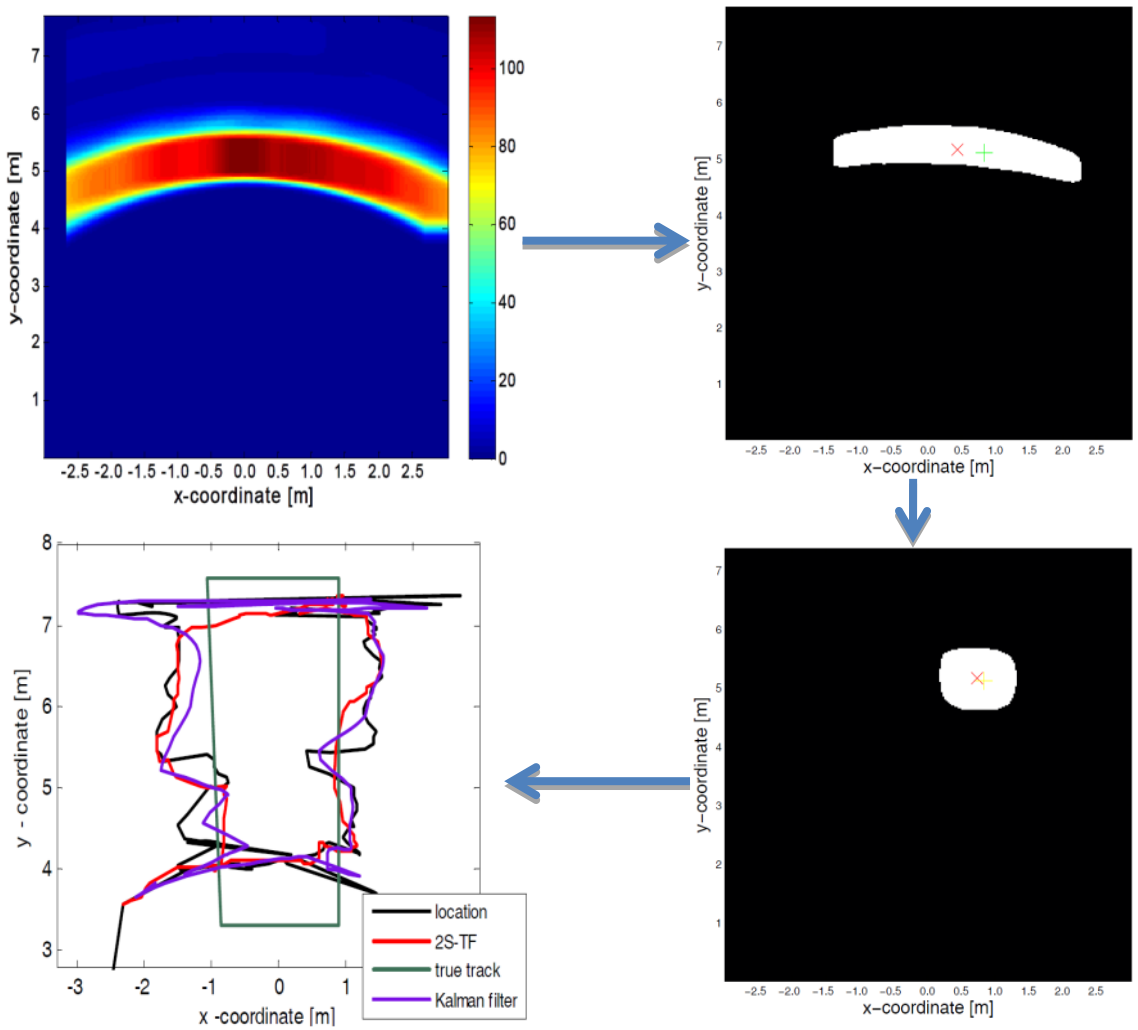


Figure 1.5 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Kocur et al. 10].

Le Tableau 1.1 synthétise les chaînes de traitement de l'information présentées dans ce chapitre. Il s'agit de radars utilisant la technologie M-séquence.

Le Tableau 1.2 synthétise les points forts et faibles des CTI des radars M-séquence présentés.

Radar	Traitement de signal	Imagerie/Localisation	Traitements post-imagerie
[Zetik et al. 06] M-séquence, 3,8 GHz, 1Tx, 2Rx	- Élimination du couplage direct - Suppression de l'environnement immobile (méthode adaptative)	Localisation par triangulation	Positionnement des cibles sur une carte de la scène
[Aftanas 09] M-séquence, 4,5GHz, 1Tx, 1Rx	- Interpolation (spline) pour plus de précision - Calibration : estimation du temps zéro - Suppression du couplage direct - Déconvolution de l'influence d'antennes - Réduction des différentes réflexions indésirables	Imagerie à synthèse d'ouverture nécessitant le déplacement du système radar	Détection de la structure fixe d'une scène vide (application indépendante)
[Kocur et al. 10] M-séquence, 2,25GHz, 1Tx, 2Rx	- Calibration : estimation du temps zéro - Élimination des échos stationnaires (couplage direct, environnement fixe de la scène) par moyennage exponentiel.	Imagerie utilisant la version basique de la rétroprojection	- Détection par un détecteur (N,k) - Suivi des centres de gravité des signatures des cibles.

Tableau 1.1 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars M-séquence.

Radar	Points forts	Points faibles
[Zetik et al. 06] M-séquence, 3,8 GHz, 1Tx, 2Rx	- Méthode performante de soustraction de fond	- Évaluation pour un scénario monocible seulement - Suppression de la structure fixe de la scène - Cible non suivie
[Aftanas 09] M-séquence, 4,5GHz, 1Tx, 2Rx	- Prétraitement complet du signal (mesure des paramètres du mur) - Détection de la structure fixe	- Évaluation pour un scénario monocible. Sans suivi - Scène doit être vide pour la détection de la structure fixe de la scène. La direction des murs est connue *a priori*
[Kocur et al. 10] M-séquence, 2,25GHz, 1Tx, 2Rx	- Détection sur les images radar - Suivi de cible	- Évaluation pour un scénario monocible seulement. - Suppression de la structure fixe de la scène

Tableau 1.2 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars M-séquence.

2.2 Prototypes à synthèse de fréquence

L'ONERA de Toulouse a conçu un prototype de radar FMCW [Maaref 09]. Il utilise huit antennes à l'émission sur la bande de fréquence 1 - 4 GHz et un réseau de seize antennes de réception.

La Figure 1.6 montre quelques résultats obtenus. Il s'agit du déplacement d'une cible humaine derrière un mur en moellon. La cible est bien détectée durant toutes les séquences. On peut remarquer que le suivi du mouvement de la cible n'est pas évalué. De plus, l'environnement fixe de la scène a été supprimé.

Dans sa thèse, Debes a mis au point une CTI autour d'une architecture SFCW couvrant la bande passante 2,4 GHz, centrée sur 1,9 GHz [Debes 10]. Le système radar utilise une antenne d'émission et un réseau d'antennes de 57 x 57 éléments en réception.

La Figure 1.7 montre la CTI associée. Ici aussi, le suivi des cibles n'a pas été considéré, et l'environnement statique de la scène a été supprimé. Néanmoins, un travail important sur la segmentation des cibles a été effectué. Il faut signaler, également, que les tests ont été réalisés dans un environnement semi-contrôlé.

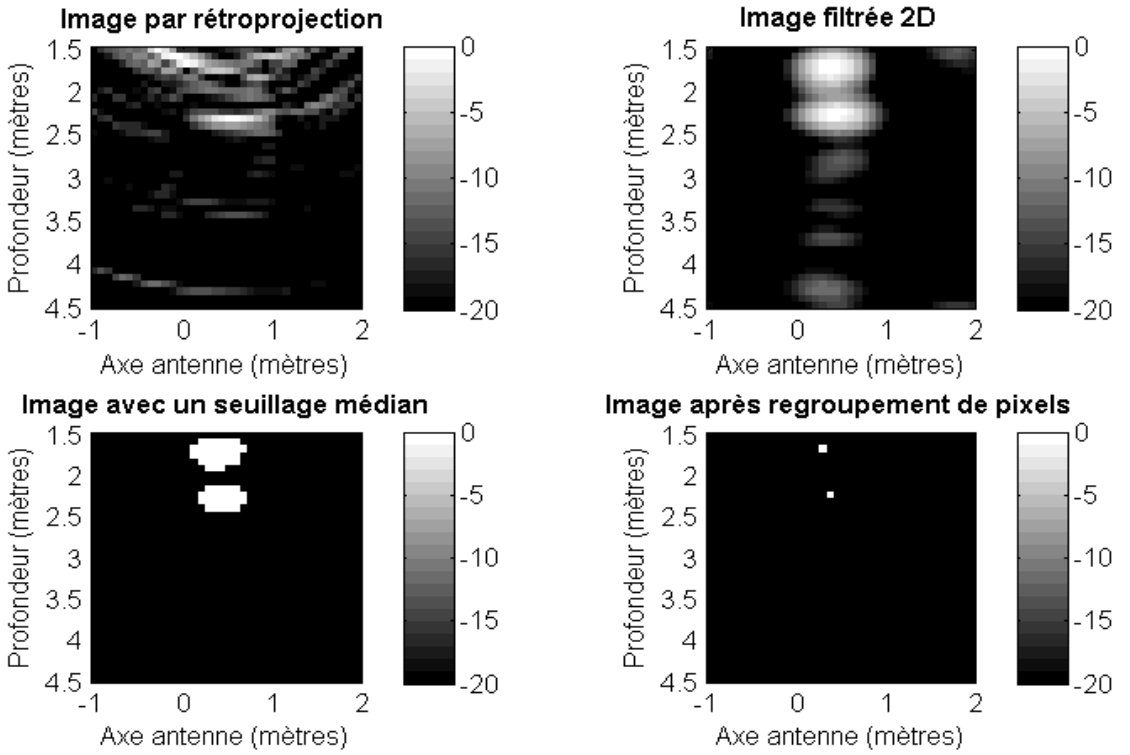


Figure 1.6 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Maaref 09].

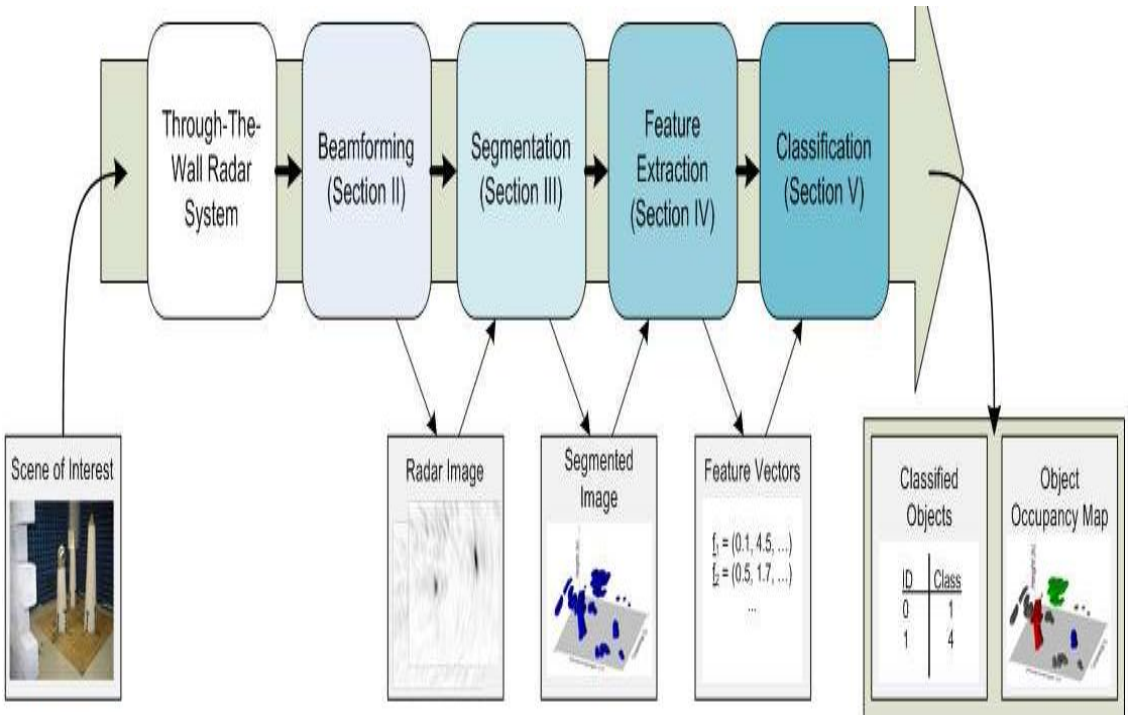


Figure 1.7 : chaîne de traitement de l'information présentée dans [Debes 10].

Le MIT Lincolm Laboratory a conçu un prototype radar de type MIMO [Peabody et al. 12]. La configuration radar comprend treize antennes pour l'émission et huit antennes en réception. La bande passante du système est de 2 – 4 GHz.

La Figure 1.8 montre quelques résultats obtenus. Il s'agit de deux cibles humaines situées derrière un mur en béton armé de 20 cm. Dans cette CTI, la détection de la structure fixe n'a pas été considérée. Toutefois, la soustraction cohérente appliquée permet de faire ressortir les signatures des cibles. Un suivi est appliqué par la suite pour obtenir les trajectoires.

Le Tableau 1.3 synthétise les différentes chaînes de traitement de l'information pour des radars à synthèse de fréquence. Le Tableau 1.4 synthétise les points forts et faibles des CTI des radars FMCW présentés.

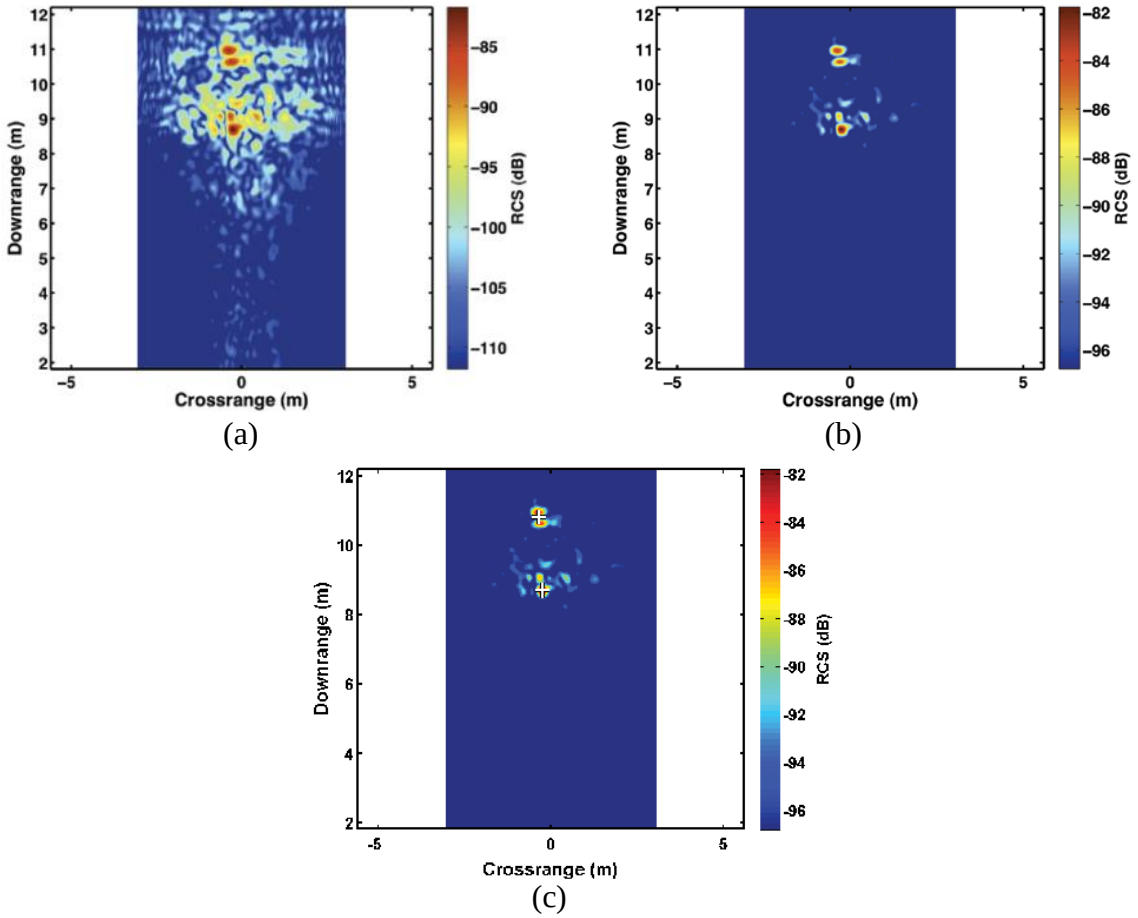


Figure 1.8 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Peabody et al. 12]. (a) image brute, (b) segmentation, (c) détection.

Radar	Traitement de signal	Imagerie/Localisation	Traitements post-imagerie
[Maaref 09] FMCW, 3GHz, 8Tx, 16Rx	- Calibration des signaux par étalonnage off-line - Élimination de l'environnement immobile et du couplage direct par soustraction avec la mesure précédente.	Rétroprojection dans le domaine fréquentiel des signaux traités	Traitement des images rétroprojectées par un filtrage bidimensionnel
[Debes 10] FMCW, 2.4GHz, 1Tx, 57x57Rx	- Élimination de l'environnement statique (donnée référence de la scène sans cible) - Compensation du mur	Formation des faisceaux (multivues)	Fusion des images SAR et détection adaptative des cibles. Segmentation et classification des cibles
[Peabody et al. 12] FMCW, 3GHz, 13Tx, 8Rx	Information non disponible	Imagerie SAR (en champ proche)	Soustraction cohérente des images successives pour détecter les cibles mobiles. Suivi en utilisant le filtre GM-PHD[1]

Tableau 1.3 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars à synthèse de fréquence.

[1] GM-PHD : Gaussian Mixture - Probability Hypothesis Density

Radar	Points forts	Points faibles
[Maaref 09] FMCW, 3GHz, 8Tx, 16Rx	- Modélisation rigoureuse pour la compensation des effets des différents types de murs	- Évaluation pour un scénario monocible seulement. Sans suivi - Suppression de la structure fixe de la scène - Scène vide comme mesure de référence
[Debes 10] FMCW, 2.4GHz, 1Tx, 57x57Rx	- Modélisation des échos pour la détection de cibles - Prise en compte de l'erreur sur les paramètres du mur	- Évaluation pour un scénario statique - Chaîne testée uniquement en environnement semi-contrôlé
[Peabody et al.12] FMCW, 3GHz, 13Tx, 8Rx	- Détection de cibles à partir du clustering des images radar - Suivi de cible	- Suppression de la structure fixe de la scène

Tableau 1.4 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars FMCW.

2.3 Prototypes impulsionnels

Le laboratoire L3i de La Rochelle a développé un premier prototype autour d'une antenne émettrice dans une configuration monostatique [Liebe 10]. Il utilise une antenne d'émission travaillant sur la bande 3 – 6 GHz. Ainsi, pour avoir une carte 2D de la scène derrière le mur, le système radar est équipé d'un bras mécanique balayant la scène. Un PC portable commande sa rotation.

La Figure 1.9 montre des résultats obtenus dans le cas d'une cible humaine derrière un mur avec une porte ouverte située au fond de la scène. On peut remarquer que toutes les composantes de la scène sont bien détectées. Néanmoins, à cause de l'important temps d'acquisition (rotation du système), l'aspect mouvement de la cible n'a pas été étudié.

Toujours au L3i, le travail réalisé par Zhao dans le cadre de sa thèse [Zhao 12] montre une configuration radar multistatique, avec une antenne à l'émission et trois antennes de réception. Les autres paramètres restent inchangés (par rapport du système de Liebe).

La Figure 1.10 montre des résultats obtenus dans le cas d'une cible humaine derrière un mur. Le ToA (Time of Arrival) de la cible est déterminé avec précision puis sa position l'est aussi grâce à un algorithme itératif de résolution numérique. Dans cette CTI, les trajectoires de cibles ne sont toujours pas étudiées.

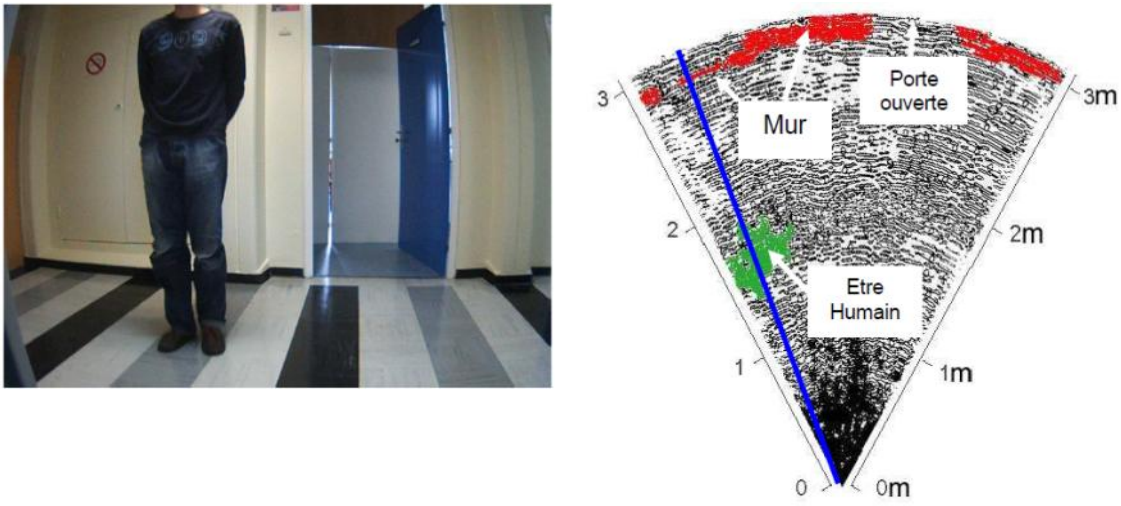


Figure 1.9 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Liebe 10].

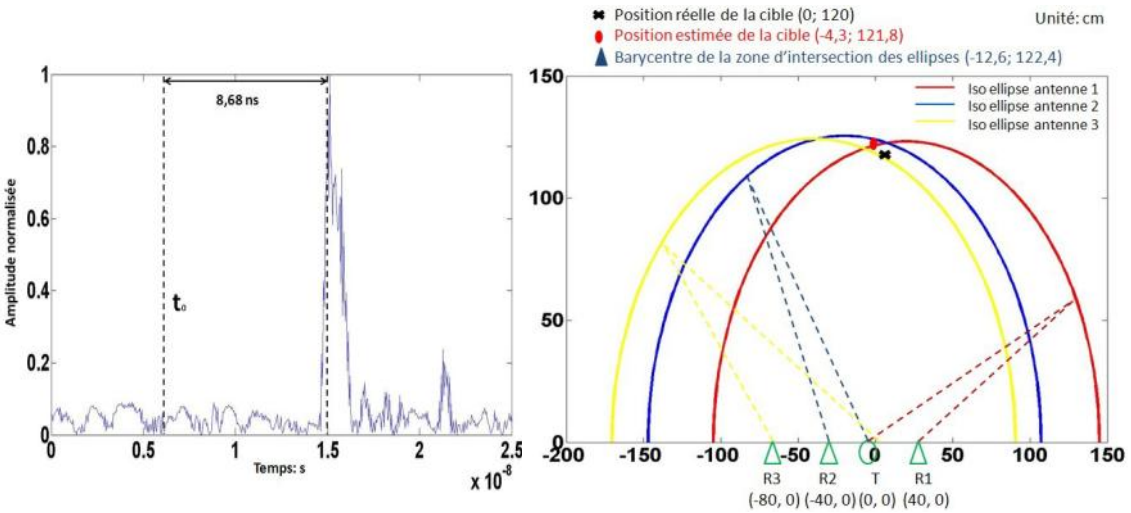


Figure 1.10 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Zhao 12].

A l'University of Chinese Academy of Science (Key Laboratory of Electromagnetic Radiation and Sensing Technology), une CTI a été développée autour d'une architecture MIMO impulsionnelle couvrant la bande passante 0.5 – 3 GHz. Elle utilise deux antennes d'émission et quatre antennes de réception [Wu et al. 12].

La Figure 1.11 montre quelques résultats obtenus de cette CTI. Il s'agit du déplacement d'une cible humaine dernière un mur. La qualité d'image radar est correcte et le déplacement de la cible est suivi. Mais, l'environnement fixe de la scène a été supprimé et seul le cas monocible a été considéré.

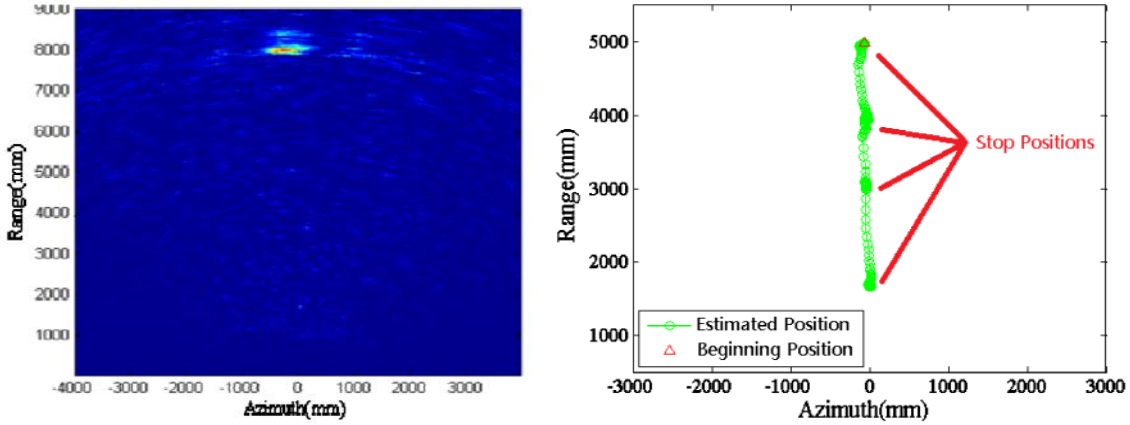


Figure 1.11 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Wu et al. 12].

La même équipe a développé un autre prototype radar de VTM avec une architecture impulsionnelle couvrant la bande passante 0.5 – 3 GHz [Tan et al. 12]. Ils ont utilisé une antenne d'émission et deux antennes de réception. La CTI est implémentée directement sur le prototype.

La Figure 1.12 montre quelques résultats pour le déplacement d'une cible humaine derrière un mur. Ici aussi, l'environnement fixe de la scène a été supprimé. La détection CFAR sur les signaux permet de déterminer les ToA de la cible. Sa position est estimée en utilisant l'algorithme de trilatération. Pour obtenir la trajectoire, un suivi des positions est appliqué, mais seul le cas monocible a été considéré.

Le Tableau 1.5 synthétise quelques chaînes de traitement de l'information, issues de la littérature, des radars pulsés de VTM. Le Tableau 1.6 synthétise les points forts et faibles des CTI des radars pulsés présentés.

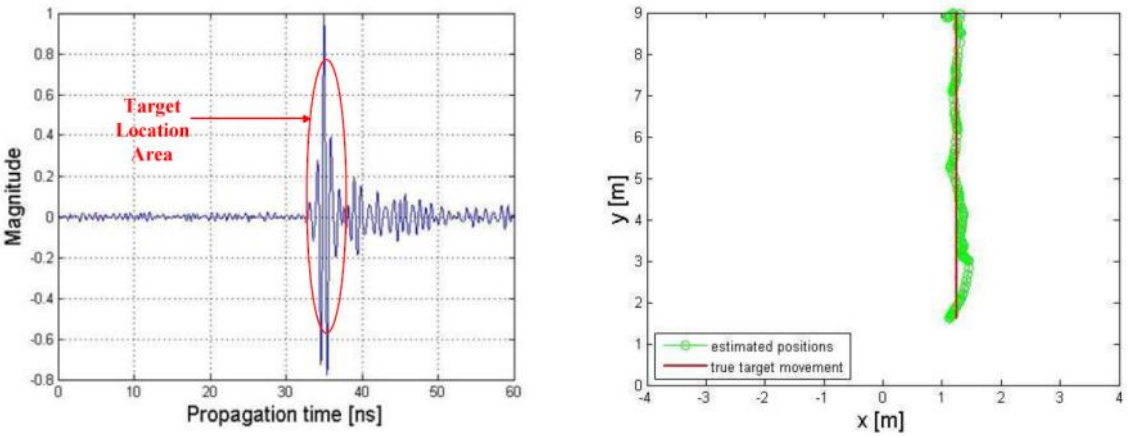


Figure 1.12 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Tan et al. 12].

	Traitement de signal	Imagerie/Localisation	Traitements post-imagerie
[Liebe 10] Pulsé, 3GHz, 1Tx, 1Rx	- Système bistatique à balayage mécanique - Acquisition et synchronisation de 60 mesures - Élimination des artefacts de désynchronisation - Détection d'enveloppe (Hilbert) - Décomposition d'Aujol-Chambolle [Aujol et al. 05]	Génération d'une image radar par concaténations des 60 mesures traitées	Segmentation de l'image obtenue pour la détection des cibles
[Wu et al. 12] Pulsé, 2.5GHz, 2Tx, 4Rx	- Suppression du couplage direct - Élimination de l'environnement statique par soustraction de la mesure précédente	Imagerie radar par un algorithme modifié de migration de Kirchhoff	- Traitement de l'image de la scène par élévation au carré de sa transformée d'Hilbert. - Suivi simple d'une cible avec prise en compte des éventuels arrêts des cibles mobiles
[Tan et al. 12] Pulsé, 2.5GHz, 1Tx, 2Rx	- Suppression du couplage direct - Estimation des paramètres du mur frontal - Élimination de l'environnement statique par soustraction de la mesure précédente. - Détection CFAR sur les signaux acquis	Localisation d'une cible par trilatération	Algorithme de suivi appliqué sur les coordonnées de la cible
[Zhao 12] Pulsé, 3GHz, 1Tx, 3Rx	- Amélioration du rapport signal sur bruit - Extraction de l'enveloppe du signal (Hilbert) - Calibration : estimation du temps zéro - Suppression du couplage direct - Détermination du temps de propagation à partir des signaux	Collaboration de la trilatération et d'une méthode de convergence pour la localisation	Positionnement des cibles sur une carte de la scène

Tableau 1.5 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars pulsés.

Radar	Points forts	Points faibles
[Liebe 10] Pulsé, 3GHz, 1Tx, 1Rx	- Décomposition de l'image radar selon différentes composantes pour extraire l'information utile - Imagerie de la structure fixe	- Évaluation pour des scénarios statiques - Cibles non suivies
[Wu et al. 12] Pulsé, 2.5GHz, 2Tx, 4Rx	- Simplicité des traitements pour le temps réel - Suivi de cible	- Évaluation pour un scénario monocible, sans prise en compte des intersections de trajectoires - Suppression de la structure fixe de la scène
[Tan et al. 12] Pulsé, 2.5GHz, 1Tx, 2Rx	- Réduction de la complexité des traitements - Mesures des paramètres du mur - Suivi de cible	- Seulement le cas monocible est considéré - Suppression de la structure fixe de la scène
[Zhao 12] Pulsé, 3GHz, 1Tx, 3Rx	- Estimation précise des temps de propagation par les moments d'ordre supérieur - Méthode de localisation rapide et performante	- Évaluation pour un scénario monocible seulement - Pas de suivi de cible

Tableau 1.6 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars pulsés.

2.4 Analyse synthétique sur les différentes chaînes de traitement

Pour les CTI présentées, la formation des images est effectuée sans utiliser les informations obtenues des images précédentes et de leurs traitements. Cependant, il est évident que les images formées successivement présentent une corrélation spatio-temporelle. Cette dernière est d'autant plus forte que le temps entre deux acquisitions est faible. Ce dernier doit être inférieur à la seconde pour répondre aux besoins d'une application de surveillance.

La Figure 1.13 montre, sous la forme d'un schéma bloc, le fonctionnement d'une chaîne traditionnelle de traitement de l'information d'un radar de VTM. On y trouve les traitements usuels rencontrés dans la littérature. Bien évidemment, dans une CTI, ne peuvent pas être implémentés tous les traitements existants. Les CTI existantes suivent des approches plus ou moins différentes lors de leur mise au point.

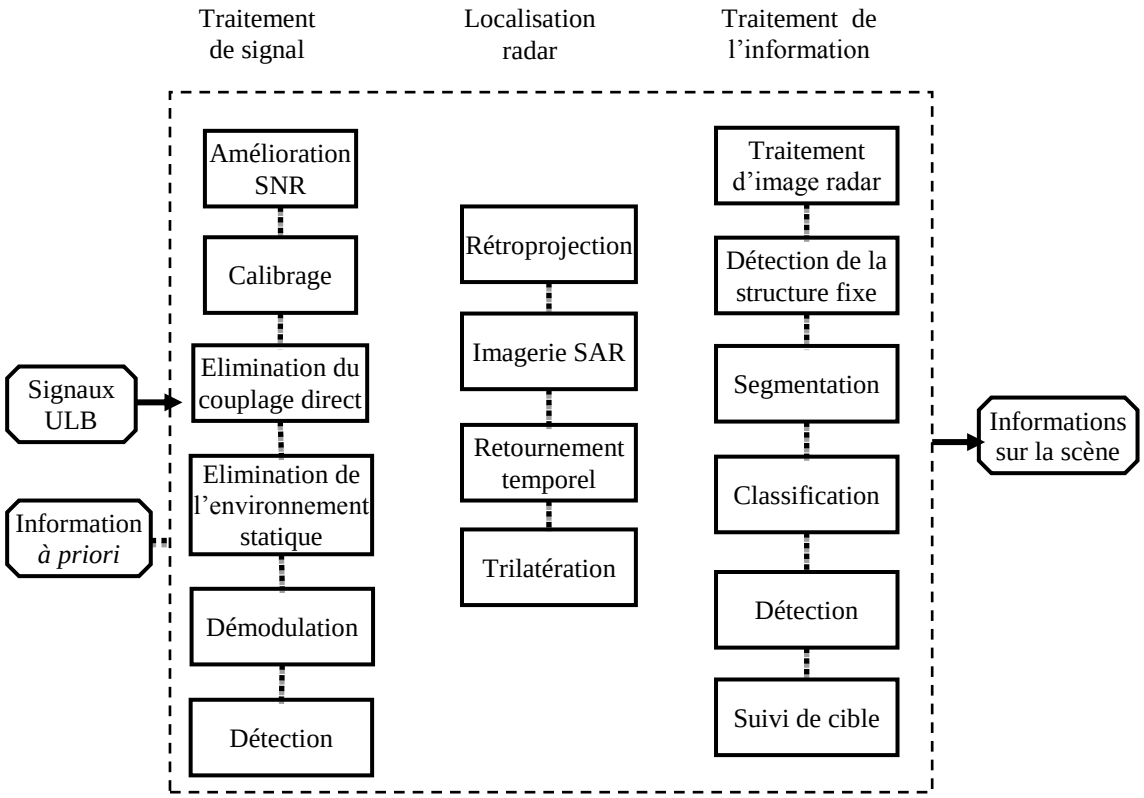


Figure 1.13 : schéma synoptique synthétisant le fonctionnement d'une chaîne de traitement de l'information classique.

Nous proposons une classification s'appuyant sur les cinq critères suivants (cf. Tableau 1.7). Le Tableau 1.8 classifie les CTI présentées dans ce chapitre selon ces critères. On peut remarquer que la trilatération est utilisée par peu de CTI mais le rendu 2D est adopté par la majorité. Les traitements comme la détection, le suivi et la détection de l'environnement fixe ne sont pas largement implémentés dans les CTI étudiées.

Forme d'onde ULB	**Disposition des antennes**	**Localisation**
Impulsionnelle (Time) Synthétique (Freq) M-séquence (M-seq)	Réseaux d'antennes (Netwk) Distribué (Distrib)	Trilatération (App1) Rétroprojection (App2) Fusion (App3)
Dimension du rendu	**Traitements de l'information**	
1-D 2-D 3-D	Utilisation de l'information *a priori* sur la scène Suivi des cibles (Track) Identification des cibles (Ident) Détection de l'environnement fixe (Envir)	

Tableau 1.7 : critères de classification des CTI.

Radar (prototype)	Forme d'onde ULB BP (en GHz)			Localisation			Rendu			Traitement de l'information			
	M-seq	Freq	Pulse	App1	App2	App3	1D	2D	3D	A priori	Track	Ident	Envir
[Maaref 09]		1-4			X	X		X		X			
[Debes 10]		0,7-4,5			X	X		X	X	X			
[Peabody et al.12]		2-4			X	X		X		X			
[Zetik et al. 06]	0-5					X		X		X			
[Aftanas 09]	0-4,5					X		X					X
[Kocur et al. 10]	0-2,25					X		X		X	X		
[Liebe 10]			3-6		X			X		X			X
[Wu et al. 12]			0,5-3		X			X		X	X		
[Tan et al. 12]			0,5-3	X				X			X	X	
[Zhao 12]			3-6	X				X		X		X	

Tableau 1.8 : tableau de synthèse sur les chaînes de traitement de radar de VTM.

Le Tableau 1.9 synthétise, selon le pays, les institutions académiques ayant développé des chaînes de traitement de l'information dans le contexte de la VTM. Le nombre des laboratoires de recherche est donné ainsi que les noms des principaux acteurs dans le domaine.

D'un point de vue quantitatif, les USA sont en tête de ce domaine, avec presque une douzaine de laboratoires travaillant sur cette thématique. La Chine vient après avec une dizaine de laboratoires. En France, on peut citer plusieurs laboratoires de recherche : ONERA (Toulouse), Thalès, Institut Langevin, L3i (La Rochelle).

Pays	Nombre de laboratoires	Quelques noms
USA	11	Georgia Tech, Univ Tenesse, Villanovia, Univ. Park Pennsylvania, Univ. Texas (Austin), Univ. Colombus (Ohio), Univ. De, Michigan
Chine	10	Institut d'élect.(Beijing), Radar Research Lab (Beijing), Univ. de Nanjing, Univ. de Hefei, Univ. de Guilin, Univ. de Wuham, Dpt Radar (Xi'an)
France	6	Thalès, L3i, ONERA, Institut Langevin, Univ. De Limoges, Univ. Nice Sophia Antipolis
Canada	4	ComLab, DRDC Ottawa, Ontario, Univ. Manitoba
Japon	2	Univ. de Kyoto, Univ. de Tohoky
Allemagne	2	Univ. de Darmstadt, Univ. d'Ilmenau
Australie	2	Univ. Wollongong, Univ. Linz
Italie	2	Univ de Pise, Univ. Naples
Pays Bas	2	Univ Delft, TNO
Suède	2	FOI, Univ. Chalmers
Malaisie	2	Univ. Cyberjaya, Univ. Selangor
Algérie	1	Univ. de Tlemcen
Taiwan	1	Univ Sun Yat-Sen
Turquie	1	Univ de Sabenci
Russie	1	UWB Russian Group
Slovaquie	1	Univ. Kosice
Norvège	1	FFI (Univ. Oslo)

Tableau 1.9 : tableau de synthèse sur les institutions académiques travaillant sur la VTM.

3 Présentation schématique du processus VTM

Le processus VTM s'appuie sur le principe du radar. L'élément clef consiste en l'utilisation d'une technologie capable de pénétrer les matériaux habituellement utilisés en construction. La scène à observer est éclairée par un signal ULB. Des échos sont reçus à différents instants. En fonction du pouvoir de résolution, et en utilisant une configuration radar adéquate, les cibles cachées dans la scène peuvent être détectées. Pour cela, les étapes de traitements extraient les signaux utiles et les utilisent pour générer des informations sur la scène. Ces informations sont ensuite présentées sous une forme visuelle adaptée au contexte de localisation. Les opérateurs peuvent s'appuyer sur cet affichage pour établir une stratégie d'intervention optimale. La Figure 1.14 montre, d'une manière schématique, la configuration du processus de détection à travers les murs.

4 Modélisation d'un signal ULB

La plupart des travaux sur la modélisation de la propagation de signaux à bande étroite [Tesserault et al. 07], [Cuinas et al. 01] sont effectués à des fréquences spécifiques (GSM, GPS, UMTS… etc.). Pour la propagation ULB, la forme de l'impulsion est importante et doit être précisée. Dans notre étude on s'intéresse à la forme impulsionnelle du signal ULB. Lors de sa propagation, l'impulsion ULB subit des changements importants, dus à la nature complexe de la scène, à ses multiples réflexions sur les structures et les objets variés et inconnus. Le signal reçu est à l'image de la complexité de la scène, et peut comporter plusieurs composantes. Pour comprendre celles-ci, nous proposons le modèle représenté sur la Figure 1.15.

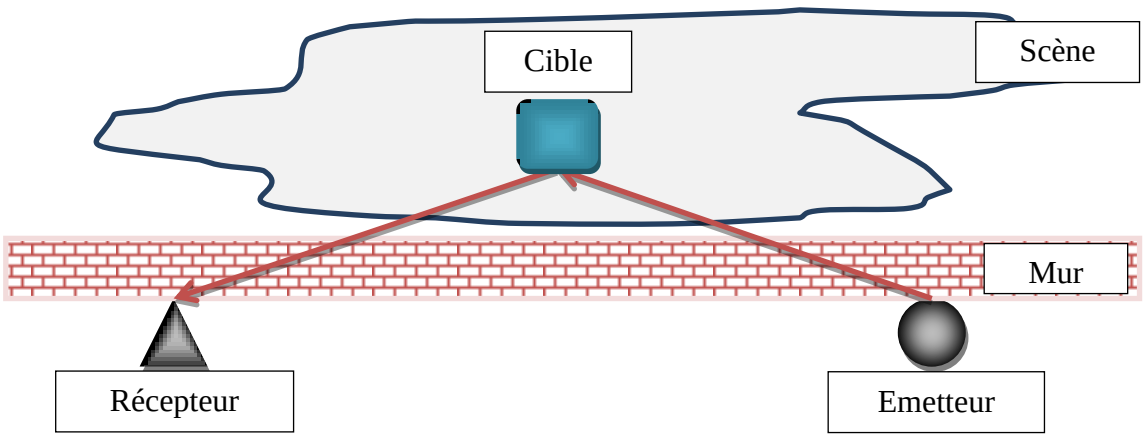


Figure 1.14 : configuration du processus de vision à travers les murs.

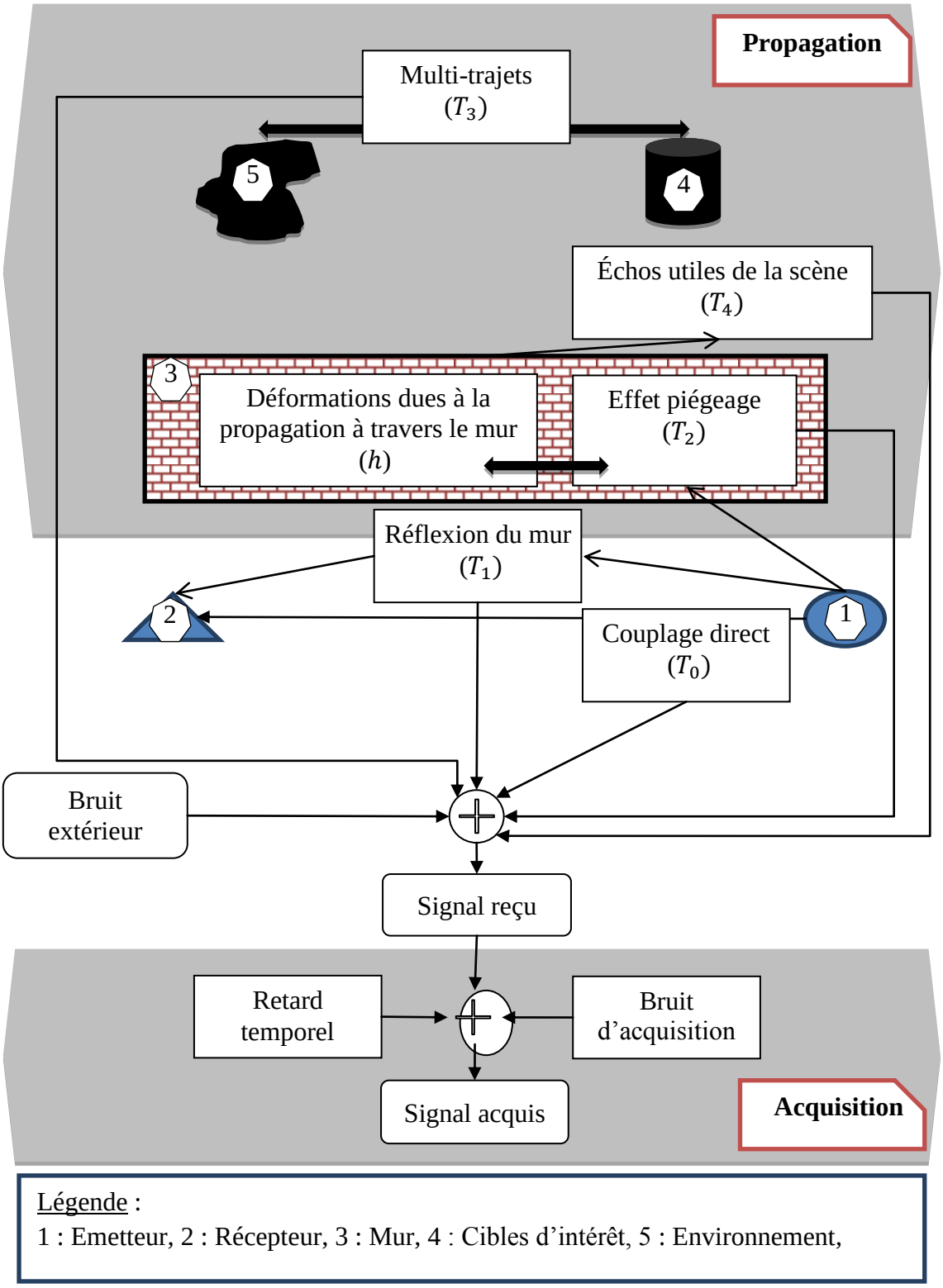


Figure 1.15 : schéma bloc modélisant les différentes composantes des signaux ULB.

Comme nous pouvons le voir, le signal ULB reçu S_r (au niveau de l'antenne de réception) est formé d'une multitude de composantes de caractéristiques différentes (cf. équation 1.1). Celles-ci sont liées à la nature du milieu (canal) traversé et aux interactions avec les objets de la scène. Elles sont modélisées comme des transformations sur l'impulsion émise, qui peuvent s'écrire sous la forme d'un produit de convolution pour les phénomènes linéaires (effets de retard et d'affaiblissement). Les cinq composantes principales à citer sont (cf. équation 1.2) : le couplage direct C_d , la première réflexion du mur $R_{m,0}$, les réflexions du mur d'ordre supérieur $R_{m,n}$, les échos multitrajet M_p et les échos utiles de la scène S_u. On écrit :

$$S_r(t) = \sum_{i=0}^{4} T_{\mathrm{i}}(S_e)\,(t) \; + B_e(t) \tag{1.1}$$

$$S_r(t) = C_d(t) + R_{m,0}(t) + R_{m,n}(t) + M_p(t) + S_u(t) + B_e(t) \tag{1.2}$$

où T_i représente une transformation appliquée sur S_e , S_r est le signal reçu au niveau des antennes, S_e est le signal émis, et enfin B_e représente les bruits extérieurs.

Le couplage direct, de forte amplitude, est ce que collecte le récepteur directement de l'émetteur après propagation dans l'air en visibilité direct sans interaction avec la scène. Il risque de saturer l'étage de réception, rendant difficile la mesure des échos toujours plus faibles des cibles d'intérêt. La composante suivante représente les réflexions du mur. Les caractéristiques des signaux reçus dépendent fortement de la structure de celui-ci. La présence du mur s'avère être un verrou scientifique majeur. Il représente un changement de milieu de propagation (donc, de constante diélectrique et de vitesse de propagation). Il engendre, par ce fait, de multiples échos. Ces échos obéissent aux lois de réfraction et réflexion et s'affaiblissent en fonction de leur ordre[1]. Ce phénomène est connu sous le nom de piégeage. Il peut être exploité pour estimer les paramètres du mur (l'épaisseur, la constante diélectrique) [Aftanas et al. 09]. Dans cette thèse, nous considérons comme connus les paramètres du mur. La Figure 1.16 résume les phénomènes importants rencontrés lors de la propagation des ondes électromagnétiques dans un milieu diélectrique (mur).

[1] Par abus de langage, l'ordre de réflexion correspond au nombre d'allers-retours effectués dans le mur : l'écho d'ordre zéro est celui reçu par une réflexion directe et l'écho d'ordre 1 est celui obtenu après un aller-retour dans le mur.

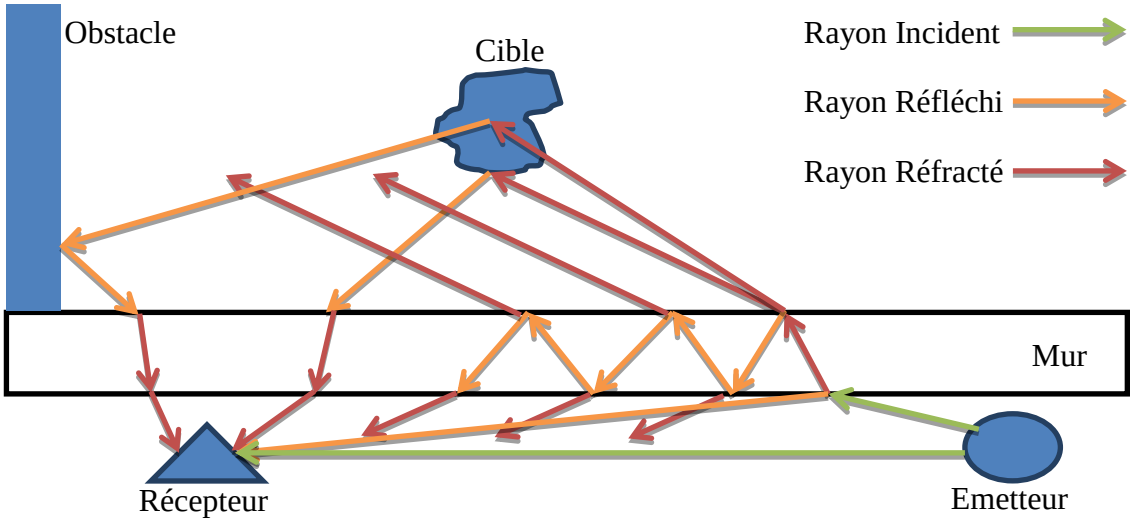


Figure 1.16 : phénomènes rencontrés lors de la propagation à travers les murs.

La transmission s'effectue de la même manière de l'autre côté du mur. Le signal transmis est réfléchi par les objets présents dans la scène et atteint les récepteurs en respectant le même schéma de propagation. Dans les deux cas, nous considérons que les réflexions d'ordres supérieurs sont négligeables par rapport à la première réflexion du mur. En outre, les réflexions par les cibles d'intérêt peuvent suivre divers chemins, interagissant notamment avec l'environnement. Ce phénomène est dénommé multitrajet, et est lié aux obstacles et aux objets interférant avec le signal. Dans notre contexte, ces obstacles sont, par exemple, le mobilier et les mus présents dans la scène. Les échos multitrajet sont présents sur tout le support du signal. Il s'avère donc difficile de les supprimer directement dans le domaine temporel. Les artefacts d'imagerie générés par ce phénomène seront éliminés par des méthodes de traitement d'images.

Un bruit extérieur B_e issu par exemple de systèmes d'émission radio proches, peut aussi être capté. Il peut être éliminé en utilisant des filtres rejecteurs centrés sur les bandes non désirées. Nous ne les considérons pas ici.

Trois des composantes du signal reçu subissent, de manière différente, des déformations dues à la traversée du mur. Suivant le type de mur, cette dégradation doit être prise en considération. Elle est modélisée par la réponse impulsionnelle du mur h. Le produit de convolution est appliqué deux fois pour tenir compte du trajet aller-retour à travers le mur [Boudamouz 13]. En plus de l'atténuation due à la propagation à travers le mur, deux autres facteurs contribuent à l'atténuation des échos. D'une part, la réflectivité de la cible qui est souvent inférieure à l'unité, et d'autre part, la propagation en espace libre qui suit une loi décroissante en $1/R^4$.

L'équation 1.3 modélise le signal reçu (sur un récepteur donné) dans le cas de la détection d'une cible ponctuelle avec la configuration suivante :

- réflectivité de la cible σ_c ($\sigma_c = 1$ si cible métallique)
- vecteur position de l'émetteur x_E ($x_E = \vec{0}$ si l'émetteur est pris comme repère)
- vecteur position du récepteur x_R ($x_R = \overrightarrow{constant}$)
- vecteur position de la cible x_C (x_C est l'inconnu à trouver)
- épaisseur du mur d et sa constante diélectrique ε
- temps de vol de l'impulsion vers la cible et revenant au récepteur τ_c.

$$S_r(t) = \frac{\sqrt{\sigma_c}}{16\pi^2\|x_E - x_c\|^2\|x_c - x_R\|^2}\, h_{mur}(t,d,\varepsilon) * \left[R_{m,n}(t) + M_p(t) + S_u(t-\tau_c)\right] * h_{mur}(t,d,\varepsilon)] + C_d(t) + R_{m,0}(t) \quad (1.3)$$

Où * désigne le produit de convolution

La composante importante est le signal utile S_u. Elle représente le signal à retrouver pour extraire les informations de la scène sous surveillance. L'acquisition du signal reçu se fait par un procédé de numérisation avec une fréquence d'échantillonnage adéquate. Ce procédé dégrade le signal reçu en y introduisant un retard temporel et un bruit qui sont propres au système d'acquisition[1]. Le retard représente le temps de propagation du signal reçu dans les câbles reliant les récepteurs au système d'acquisition, ainsi que le temps de propagation au sein même de ce dernier. La connaissance de la configuration de la plateforme permet la mesure de ce retard. Celui-ci doit être éliminé pour obtenir une bonne localisation des cibles. Quant au bruit, il est dû au processus de quantification et à la non-linéarité des composants électroniques (bruit thermique). La résultante des différentes sources de bruit sur le signal reçu est modélisée par un bruit gaussien.

La Figure 1.17 montre le signal ULB brut au niveau de l'acquisition. Les différentes composantes du signal ULB reçu y sont mises en évidence. On peut facilement remarquer que l'écho de la cible est d'une puissance inférieure à celles des autres composantes. Ainsi, un prétraitement doit être appliqué pour l'extraire efficacement.

[1] Des valeurs, pour notre système sont données aux paragraphes 4.1 et 4.2.

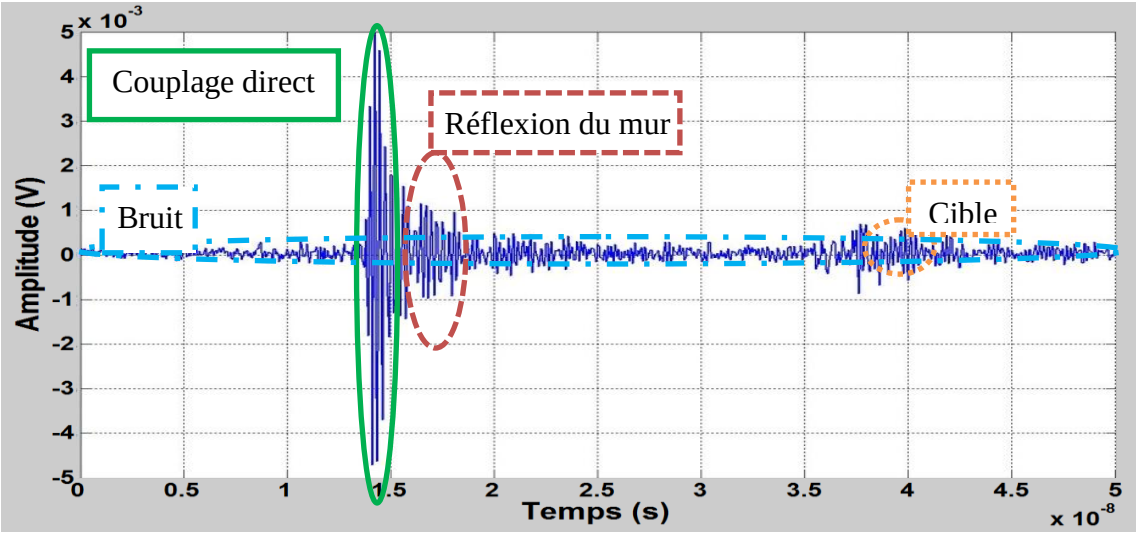


Figure 1.17 : représentation temporelle d'un signal ULB au niveau de l'acquisition[1].

Les verrous scientifiques et techniques consistent principalement à séparer/segmenter les différentes composantes du signal ULB reçu et appliquer des traitements pour y détecter les échos des cibles. Cette tâche n'est pas triviale puisque ces composantes ne sont pas toujours dissociables temporellement. Le fonctionnement du bloc Traitement de signal consiste donc, à extraire le signal utile (S_u) du signal acquis (S_a), notamment en éliminant toutes les composantes qui n'apportent aucune information utile pour la localisation des cibles. Dans ce qui suit, nous présentons ce bloc dans le cas d'un système radar impulsionnel.

5 Acquisition et traitement du signal

Les signaux réfléchis de la scène d'intérêt représentent le support de l'information. Pour obtenir des signaux de qualité, il faut améliorer conjointement le module d'émission et le module de réception. Cela dit, une acquisition rigoureuse des signaux ne suffit pas pour produire des informations sur la scène. Des traitements supplémentaires doivent être appliqués pour faire ressortir l'information utile. Dans ce qui suit, nous allons définir les caractéristiques des signaux reçus et présenter les traitements nécessaires pour les préparer aux étapes situées en avales. Les traitements présentés sont appliqués dans le domaine temporel.

[1] Sur les figures suivantes, les signaux sont affichés en amplitude normalisée (par rapport à l'amplitude maximale) et en indice temporel (pour une fréquence d'échantillonnage $f_e = 20GHz$)

Comme toute chaîne d'acquisition RF, les signaux sont débruités pour améliorer leur rapport signal à bruit (SNR), conduisant aussi à une meilleure détection. Le prétraitement des signaux commence par une démodulation, celle-ci ayant servie à déplacer le spectre du signal autour d'une fréquence centrale adéquate, et selon une bande passante adaptée au mur. Ensuite, les signaux reçus sont synchronisés par rapport à l'instant de départ de l'impulsion ULB de l'antenne émettrice. Cet instant est estimé en connaissant les positions des récepteurs et les temps d'arrivée des couplages directs correspondants. Enfin, les signaux issus des couplages directs sont éliminés, car ils ne contiennent aucune information utile sur la localisation des cibles.

5.1 L'amélioration du SNR

La détection ainsi que la localisation radar sont influencées par le bruit. Ce dernier masque les faibles échos des cibles, réduisant ainsi la performance de la détection. Il peut également influencer le traitement et fausser l'estimation des temps de propagation, réduisant ainsi la précision de la localisation. Pour pallier ces problèmes, le bruit dans les signaux doit être réduit. Nous proposons d'améliorer le SNR par moyennage en sommant plusieurs acquisitions effectuées dans un court laps de temps. Cette approche classique possède un fort potentiel de débruitage lorsqu'on a la possibilité d'acquérir plusieurs acquisitions du même signal. La performance du débruitage est liée au nombre de séquences moyennées, et dépend de la statistique du bruit. Dans le cas d'un signal additif gaussien et pour N acquisitions, l'écart type du bruit est, théoriquement, divisé par un facteur $\sqrt{N}$ (cf. Eq. 1.4), tandis que le signal utile est inchangé. Ainsi, le SNR est amélioré avec le même facteur $\sqrt{N}$.

$$\sigma_N = \frac{\sigma_1}{\sqrt{N}} \tag{1.4}$$

La Figure 1.18 montre l'allure des signaux obtenus pour différentes valeurs de N. Notre système d'acquisition est utilisé dans la configuration suivante :

- une scène surveillée en espace libre, avec une cible métallique de forme cylindrique ayant comme coordonnées (-0.8, 1.2) m,
- une antenne d'émission et trois de réception sur la bande 3 – 6 GHz,
- une fréquence d'échantillonnage de 20 GHz, un nombre d'échantillons représentés par signal de 1024 (dans ce cas, la portée maximale du radar est de 7,68 m),
- les acquisitions sont répétées 20 fois.

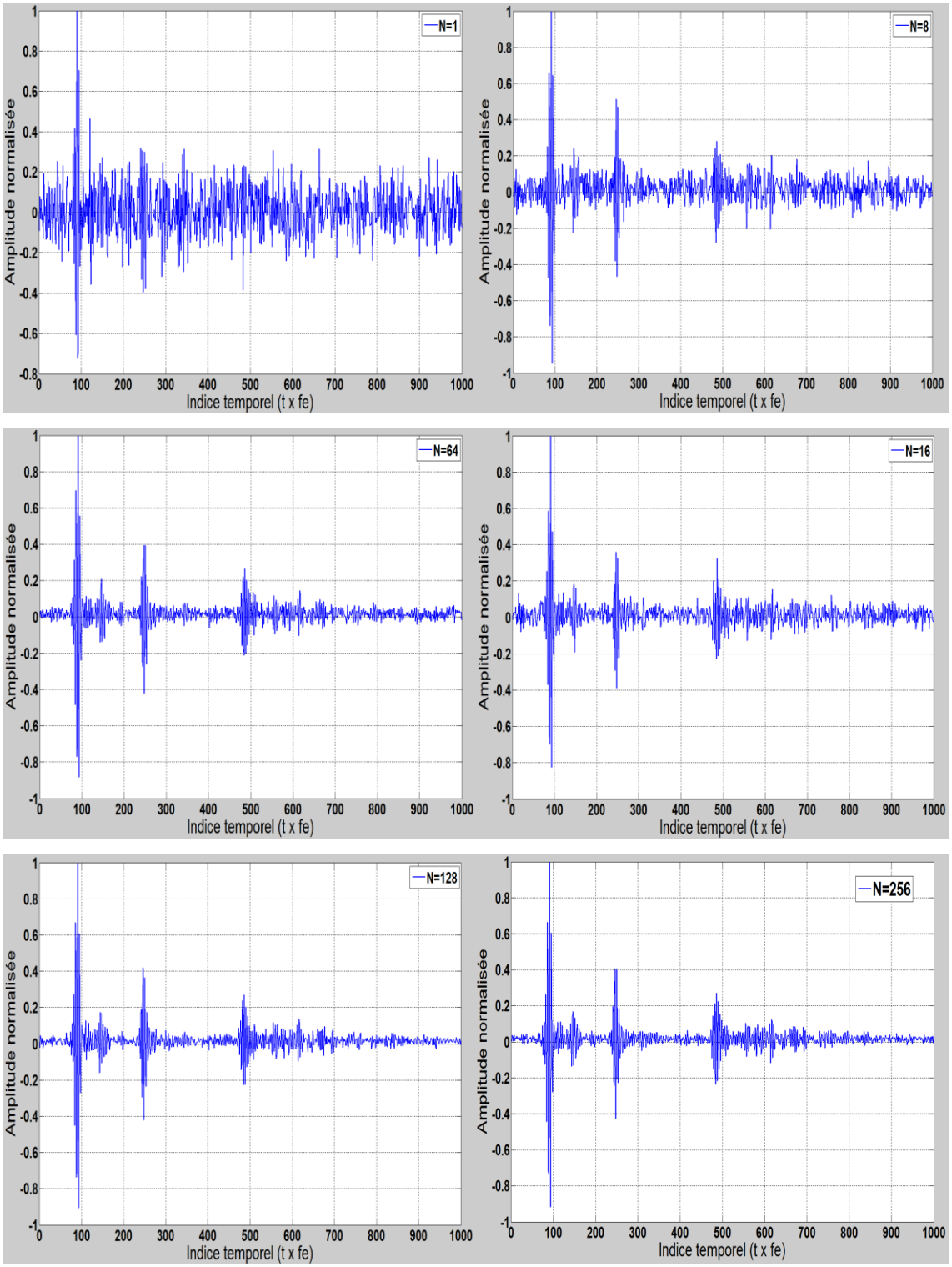


Figure 1.18 : débruitage par moyennage pour un nombre de séquences moyennées différent. Signaux prélevés par une antenne placée à (0, 0.4) m.

Pour la même configuration que précédemment, le Tableau 1.10 donne :

- l'écart-type estimé du bruit des signaux ULB acquis,
- la valeur de SNR estimé des signaux ULB acquis,
- les temps d'acquisition (et d'enregistrement sur PC) des trois signaux.

Une représentation graphique est donnée sur la Figure 1.19. Pour un grand nombre de séquences moyennées, l'écart-type du bruit diminue et suit bien la courbe théorique. Ainsi le SNR est amélioré et permet usuellement de faire apparaître l'écho de la cible. Cela implique cependant une augmentation importante du temps d'acquisition qui peut compromettre la caractéristique temps-réel du système radar. Il faut donc trouver le bon compromis entre le nombre de séquences moyennées et le SNR du signal débruité. Pour notre système d'acquisition, nous choisissons un moyennage sur 8 acquisitions.

N	**1**	**2**	**4**	**8**	**16**	**32**	**64**	**128**	**256**
sigma (mV)	0.322	0.186	0.170	0.095	0.071	0.057	0.044	0.034	0.027
SNR (dB)	2.97	8.56	7.19	13.59	15.01	16.16	19.11	21.19	23.33
Temps (ms)	390	398	404	407	458	541	724	1091	1957

Tableau 1.10 : performance du débruitage par moyennage en fonction du nombre de séquences moyennées.

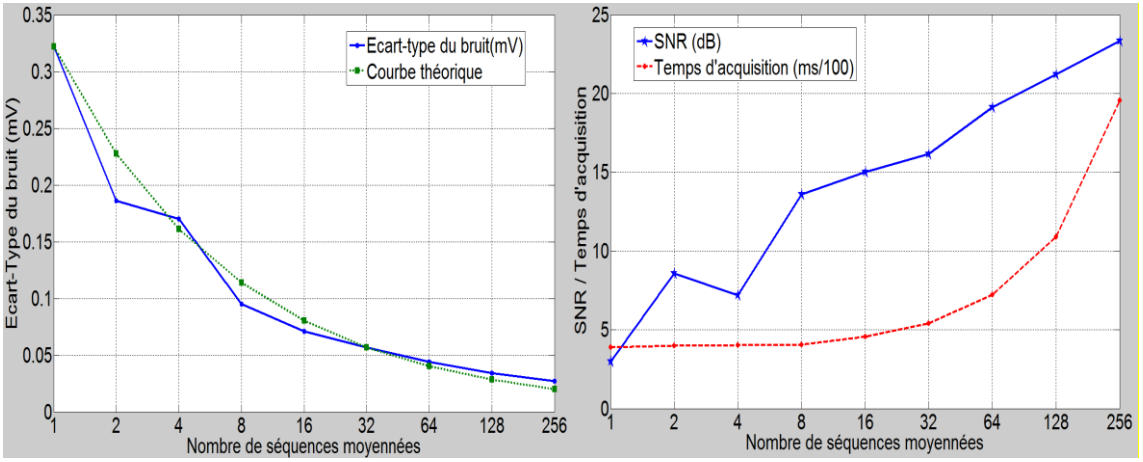


Figure 1.19 : performance du débruitage par moyennage d'acquisitions en fonction du nombre de séquences moyennées, (à gauche) : l'écart-type obtenu et théorique ; (à droite) : le SNR et le temps d'acquisition

5.2 La synchronisation des signaux

Avant d'appliquer les algorithmes de localisation, les signaux doivent être synchronisés. Les composants électroniques utilisés pour l'émission et la réception, ainsi que les différentes connexions contribuent à leur retard. L'étage de réception est synchronisé avec celui de l'émission. La synchronisation entre ces deux étages définit le début d'un cycle d'acquisition, i.e. la référence temporelle que nous désignerons par le temps zéro.

Le signal ULB reçu par les antennes traverse différents composants électroniques qui contribuent par leur temps de réponse à son retard. De plus, les câbles utilisés pour connecter les différents blocs et les antennes ajoutent un retard supplémentaire en fonction de leurs longueurs. Ce retard ne peut pas être négligé dans le cadre de l'imagerie radar à courte portée. En effet, une nanoseconde de retard correspond à une distance parcourue de trente centimètres environ, ce qui a un effet important sur la précision de la localisation. De ce fait, le retard dû à l'électronique doit être estimé et pris en compte afin d'augmenter la précision.

La Figure 1.20 montre le retard temporel subit par un signal issu d'un récepteur situé à $40\,cm$ de l'émetteur. Dans ce cas, le couplage direct est attendu au temps qui correspond à un indice temporel $k_{E-R} = 27$ (pour une fréquence d'échantillonnage $f_e = 20GHz$). Le couplage direct est situé, quant à lui, à $k_{CD} = 284$.

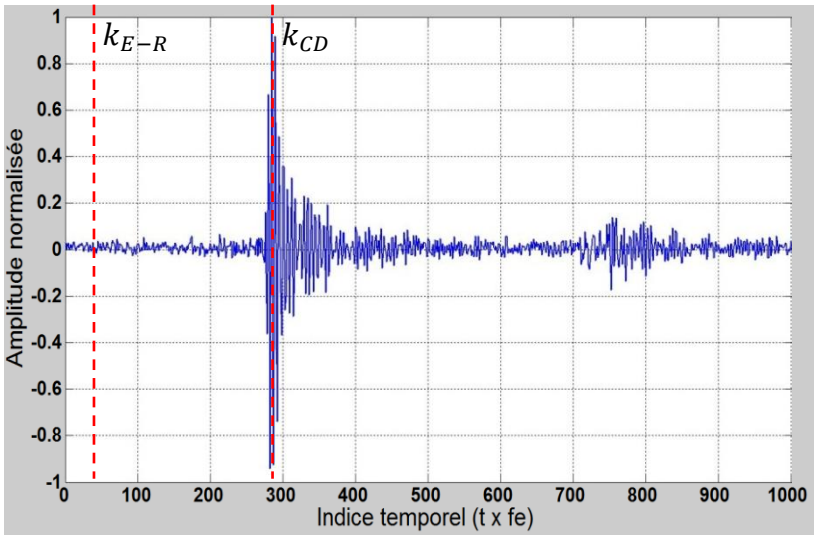


Figure 1.20 : synchronisation du signal acquis en utilisant le couplage direct.

Dans la littérature, plusieurs techniques de calibrage temporel ont été proposées. Certaines de ces méthodes calculent le temps de retard et décalent le signal dans le domaine temporel pour effectuer la correction. À titre d'exemple, [Zhao 12] propose une méthode consistant à récupérer directement le signal émis par le générateur en établissant une liaison directe entre le générateur d'impulsions et le bloc d'acquisition. Pour connaître l'instant d'émission exacte du signal par l'antenne, le retard global est estimé en prenant en compte tous les retards introduits par les composants (câble, amplificateur, atténuateur...). L'inconvénient de cette méthode est qu'elle nécessite une connaissance parfaite des différents composants et connectiques du système radar. Le calcul des temps de retard doit être mis à jour si le système subit la moindre modification matérielle.

Une autre approche décrite dans la littérature utilise le couplage direct comme référence de réception [Yelf 04]. Étant donné que le positionnement des antennes de réception par rapport à celles d'émission est connu, et que le milieu de propagation du couplage direct est l'air, alors le temps nécessaire pour que le signal émis se propage de l'antenne d'émission vers l'antenne de réception est estimé par :

$$t_{E-R} = d_{E-R}/c \tag{1.5}$$

où t_{E-R} est le temps de propagation du couplage direct et d_{E-R} est la distance entre l'émetteur et le récepteur, c représente la vitesse de l'onde dans le vide.

Soit k_{E-R} l'indice temporel correspondant à t_{E-R}, et k_{CD} l'indice temporel du pic correspondant au couplage direct[1]. Le signal acquis peut alors être retardé de façon à ce que l'indice temporel du pic correspondant au couplage direct coïncide avec l'indice correspondant à la distance entre l'émetteur et le récepteur (cf. Eq. 1.6).

$$S_c[n] = S_a[n + k_{CD} - k_{E-R}] \tag{1.6}$$

où S_c est le signal synchronisé, et S_a est le signal acquis.

[1] À cause de la modulation, les signaux traités sont des signaux bipolaires. Le couplage direct a un pic positif et un pic négatif. Dans [Yelf 04], il a été montré que le choix le plus fiable est le premier pic obtenu.

5.3 La démodulation

L'impulsion ULB émise est généralement modulée afin de l'adapter aux caractéristiques intrinsèques des murs. L'information utilisée pour la localisation est contenue dans l'enveloppe du signal et non dans sa porteuse. Il est à noter que les interférences destructives peuvent détruire les signaux à la réception (dans le cas de signaux en opposition de phase) ou lors du traitement (à cause de leur forme bipolaire). La démodulation s'effectue à l'aide d'une convolution du signal modulé avec le noyau d'Hilbert :

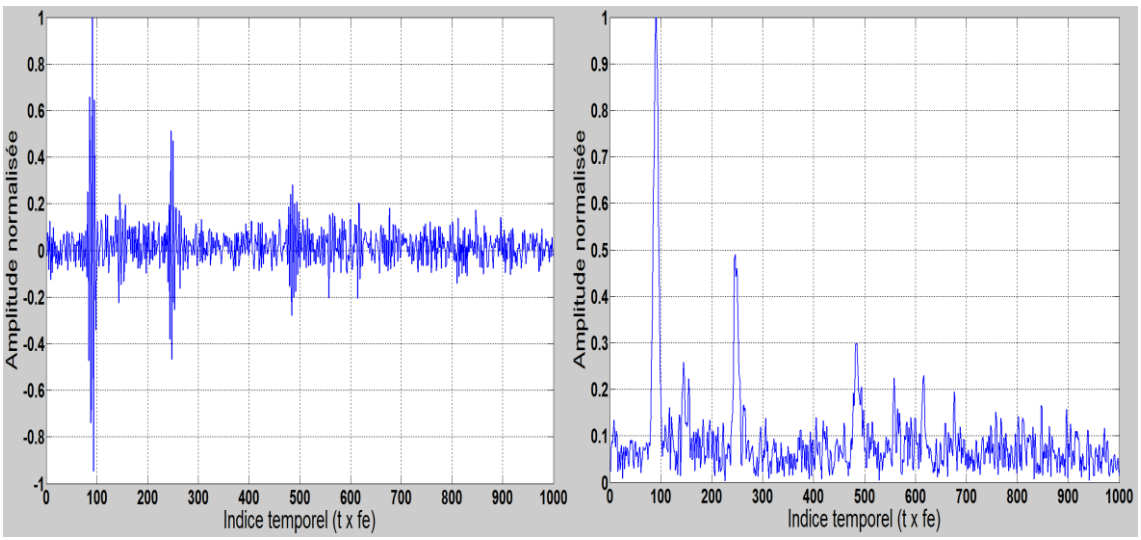
$$\hat{s}(t) = \frac{1}{\pi} vp\{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau\} \tag{1.7}$$

L'enveloppe du signal est alors le module du signal analytique s_a :

$$s_a(t) = s(t) + j.\hat{s}(t) \tag{1.8}$$

où vp est la valeur principale de Cauchy [Huber et al. 97].

L'allure de l'enveloppe d'un signal ULB est présentée sur la Figure 1.21.



Signal original Enveloppe du signal

Figure 1.21 : détection d'enveloppe par la transformée d'Hilbert.

5.4 La suppression du couplage direct

Pour avoir une représentation la plus fiable possible, et notamment diminuer l'apparition d'artefacts d'imagerie et le masquage de l'information utile, les composantes résiduelles doivent être identifiées et éliminées. Le couplage direct[1] peut provoquer une saturation de l'étage de réception. Ne donnant aucune information sur la scène et ne servant qu'à la synchronisation des signaux, le couplage direct doit être supprimé, et ceci pour chaque séquence obtenue. Une solution fondée sur des mesures effectuées pour une scène vide[2] peut être envisagée. L'élimination du couplage direct s'effectue par soustraction du signal contenant uniquement le couplage direct avec celui acquis par le récepteur[3]. Pour éviter une soustraction destructive, nous appliquons la soustraction sur les enveloppes des signaux. Ainsi, le signal du couplage direct subit aussi les trois traitements précédents.

6 Prise en compte des effets du mur

La forme de l'impulsion ULB dépend fortement des caractéristiques du milieu où celle-ci se propage. Pour étudier l'effet du mur sur le signal ULB, des simulations s'appuyant sur la méthode des différences finies (FDTD : Finite-Difference Time-Domain) pourraient être utilisées. Bien qu'elles puissent donner des résultats très proches du réel, elles requièrent des ressources de calcul importantes. De plus, l'élimination des effets de propagations doit être effectuée lors de l'utilisation du système, car ils sont fortement dépendants des caractéristiques du mur. Pour ces raisons, nous trouvons préférable

---

[1] Le couplage direct est une information intrinsèque au système radar. Si la configuration radar ne change pas, il ne subit pas de grandes variations durant les acquisitions. Ainsi, le couplage direct peut être obtenu par une mesure à vide c.-à-d. dans une scène sans mur et sans aucune cible.

[2] Il est possible également d'effectuer la mesure du couplage direct dans une chambre anéchoïque dont les parois sont couvertes par des matériaux absorbant les ondes électromagnétiques, afin de supprimer les échos pouvant perturber les mesures. Les résultats obtenus dans une chambre anéchoïque sont très proches de l'idéal. Toutefois, l'accès à une telle chambre n'est pas toujours possible et il est très difficile de transporter un système expérimental sans modification de sa configuration. Même minime, cette modification conduit au changement de la forme du couplage direct.

[3] Néanmoins, plusieurs sources d'interférence peuvent perturber la mesure dans ce cas, par exemple, les échos proviennent du sol et des murs, ainsi que les systèmes de communication opérant dans la même bande passante. Ces interférences peuvent être réduites en moyennant un grand nombre de séquences d'acquisition.

d'utiliser d'autres méthodes s'appuyant sur des modèles physiques simplifiés, moins gourmands en ressources, et donnant cependant des résultats acceptables.

Lorsque les ondes traversent un mur, elles subissent une atténuation, liée notamment aux surfaces air-matériau, matériau-air et au matériau lui-même. En outre, on constate un retard de propagation. Ce dernier phénomène est dû, d'une part, au changement de vitesse de l'onde dans le mur, et d'autre part, au phénomène de réfraction qui allonge le chemin de propagation. Ces effets sont directement proportionnels à l'épaisseur (d) et à la permittivité diélectrique du mur (ε). Pour les murs construits à partir de matériaux non-magnétiques (ex. brique, béton), l'indice de réfraction n_w est calculé en utilisant uniquement sa permittivité diélectrique relative. Dans ce cas, le carré de l'indice de réfraction est égal au module de la permittivité diélectrique relative. Ainsi, la vitesse des ondes électromagnétiques dans le mur diminue d'un facteur de n_w par rapport à celle dans l'air. C'est la principale cause du retard. Les conséquences directes de ces deux problèmes (atténuation et retard) sont respectivement :

- la diminution de la portée de détection : pour une puissance d'émission et une sensibilité de réception données, les cibles lointaines et/ou petites pourraient ne pas être détectées. Elles sont noyées dans le bruit,
- l'erreur de localisation : les cibles sont détectées plus loin qu'elles ne le sont réellement.

Pour montrer clairement les effets de propagation d'un signal à travers un mur, deux images obtenues avec et sans mur, ont été superposés sur la Figure 1.22. Les expériences ont été réalisées avec un mur en Placoplatre avec $\varepsilon = 6 - 0.6j$. En présence du mur, les signatures des deux cibles sont éloignées de 10 cm, et leurs niveaux de puissance sont atténués de -6 dB.

L'ampleur de ces effets est directement proportionnelle à l'épaisseur et l'indice de réfraction du mur. À titre d'exemple le temps nécessaire pour traverser $d = 20cm$ d'air est de $0.67\ ns$, alors que celui nécessaire pour traverser un mur de béton de constante diélectrique $\varepsilon = 8 - 0.7j$ est de $1.89\ ns$[1]. Ce retard engendre une erreur de localisation de l'ordre de $60\ cm$. Il est donc impératif d'éliminer ces effets pour augmenter la précision de localisation.

[1] En utilisant la relation : $temps = \frac{d}{c/\sqrt{\varepsilon}}$, où : c est la célérité.

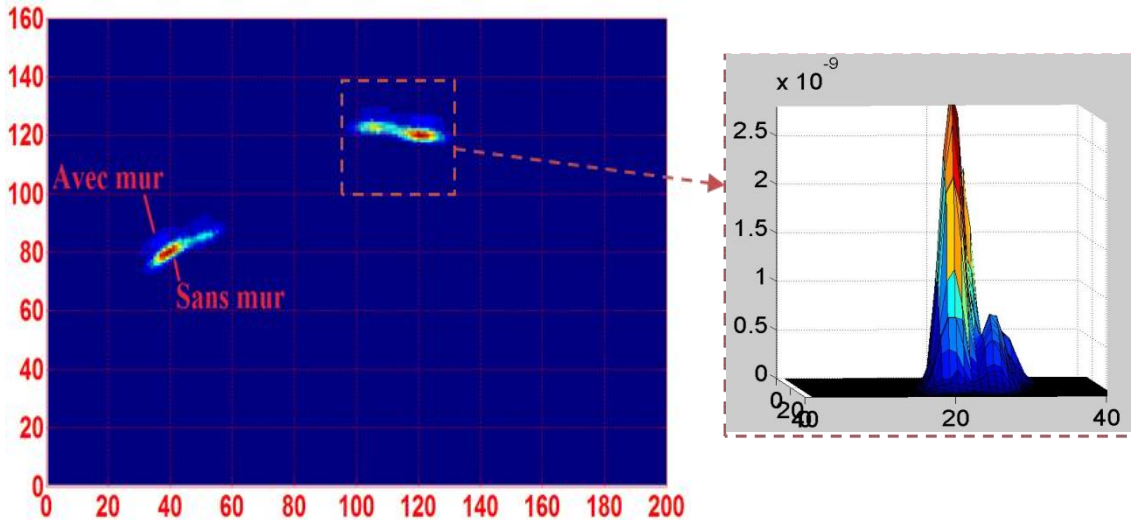


Figure 1.22 : effet du mur sur la localisation des cibles derrière un mur en Placoplatre.

L'utilisation d'un système VTM en mode opérationnel passe par la connaissance des paramètres du mur. Dans cette thèse, nous les considérons comme connus. Nous proposons des méthodes pour la correction des effets de mur dans le domaine fréquentiel (radar FMCW) et le domaine temporel (radar pulsé). Pour le premier, une fonction du transfert du mur est calculée et utilisée pour déconvoluer les signaux. Cette approche prend en compte, par construction, le retard et l'atténuation dus au mur. Pour le second, le problème est traité en simplifiant la géométrie de propagation pour estimer les temps de propagation. Cette approche ne prend pas en compte l'atténuation. Dans les deux cas, le mur est considéré comme un milieu homogène, i.e. l'indice de réfraction est identique dans tout le mur. De plus, cet indice est supposé invariant en fonction de la fréquence, i.e. l'effet de la dispersion est négligé dans la bande des fréquences utilisées.

L'idée principale derrière la correction des effets du mur est de calculer le trajet parcouru par les ondes électromagnétiques en présence du mur, en tenant compte de la réfraction, et en supposant que son épaisseur et sa permittivité diélectrique sont connues. En effet, connaissant ces deux paramètres, et pour une direction émetteur-position (resp. position-récepteur) on peut retrouver, en s'appuyant sur les lois de Snell-Descartes, les angles de réfraction et par conséquent les trajets que parcourent les ondes. Nous adoptons le modèle de propagation de la Figure 1.23. Au cours de sa propagation, l'onde - passe à travers trois milieux : air-mur-air.

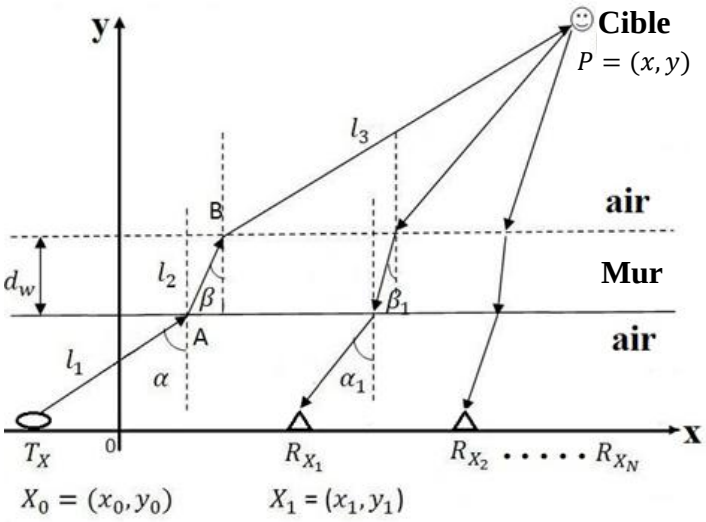


Figure 1.23 : modèle géométrique de la propagation des ondes ULB à travers les murs.

La scène sous surveillance est représentée sous la forme d'une image numérique. Par conséquent, les temps d'arrivée (ToA) pour tous les pixels de cette image sont calculés et sauvegardés dans un tableau, noté M_t^{Rxi} et ce pour chaque récepteur Rx_i. Un pixel a autant de ToA que du nombre d'antennes réceptrices utilisées par le système radar. En outre, ces matrices M_t^{Rxi} sont constantes, par conséquent, elles sont calculées une seule fois lors de l'initialisation du système. L'effet du mur est pris en considération au cours de cette étape.

Dans ce qui suit, nous considérons uniquement la trajectoire émetteur (*Tx*)/cible(*P*). La trajectoire cible-récepteur est obtenue en utilisant exactement la même méthode, après un changement d'origine du système de coordonnées sur le récepteur en question. Pour le calcul de la trajectoire émetteur-cible, les seuls paramètres inconnus sont α et β. Ces deux angles sont respectivement l'angle d'incidence et l'angle de réfraction liés par la loi de Snell-Descartes. La trajectoire se décompose en trois parties : devant le mur, dans le mur et derrière le mur. Par ailleurs, nous considérons l'émetteur comme l'origine des coordonnées. Si la cible ponctuelle est positionnée aux coordonnées (x, y), on obtient l'ensemble d'équations 1.9. Il est résolu en utilisant une méthode de résolution numérique conventionnelle.

$$\begin{cases} (y - d_w).\tan(\alpha) + d_w.\tan(\beta) = x \\ \sin(\alpha) = n_w.\sin(\beta) \end{cases} \quad (1.9)$$

où n_w est l'indice de réfraction du mur et d_w est son épaisseur.

Connaissant α et β, la longueur de la trajectoire émetteur-cible (TT_xP) peut alors être exprimée par l'équation 1.10.

$$TT_xP = (y - d_w)/\cos(\alpha) + d_w/\cos(\beta) \quad (1.10)$$

La longueur de TT_xP ne dépend pas de la distance entre le mur et le système radar. Autrement dit, lorsque le mur se déplace entre le système radar et la cible, la localisation de cette dernière ne changera pas. Mais, TT_xP n'est pas indépendante de l'abscisse x puisqu'elle est implicitement utilisée pour déterminer les valeurs des angles α et β. De plus, le problème de division par zéro n'aura pas lieu durant les calculs, parce que, pour un angle d'incidence α strictement inférieur à *90°*, l'angle de réfraction β est inférieur à l'angle α / n_w.

Le retard est alors exprimé par comparaison avec un trajet en espace libre (sans mur), i.e. distance euclidienne du point $P(x, y)$ (cf. Equation 1.11). Afin de compenser le retard provoqué par la présence du mur, t_{delay} doit être ajouté à l'ensemble des valeurs de la matrice M_t^{Rxi} dans le cas sans mur.

$$t_{delay}(x, y) = (y - d_w)/(c.\cos(\alpha)) + n_w.d_w/(c.\cos(\beta)) - y/(c.\cos(\alpha_0) \quad (1.11)$$

où α_0 est l'angle de la direction où se trouve la cible.

Les équations sont résolues par des approches numériques pour chaque pixel de l'image finale. L'exécution de ce calcul pour chaque pixel est très chronophage car il implique la résolution d'équations trigonométriques complexes. Un modèle simple de propagation doit alors être utilisé.

Si l'on considère les lois de réfraction de Snell-Descartes alors nous pouvons faire l'hypothèse que la longueur du chemin parcouru par l'onde dans le mur est à peu près égale à son épaisseur (d_w). Le retard causé par la propagation à travers le mur est alors donné par l'équation 1.12.

$$t_{delay} = d_w\,(n_w - 1)/c \quad (1.12)$$

Dans cette approximation, t_{delay} ne dépend pas de la position du pixel, ce qui rend les calculs beaucoup moins lourds. Bien que le retard soit maintenant considéré comme indépendant de la position de la cible, cette approximation donne des résultats proches des méthodes précédentes. Dans ce cas, une translation temporelle de t_{delay} vers le temps zéro peut être effectuée directement sur les signaux reçus tout en utilisant les matrices M_t^{Rxi} de la propagation libre (sans présence du mur).

La Figure 1.24 représente, sous la forme d'une image, la matrice M_t^{Rxi} obtenue pour l'antenne réceptrice située à $-40\ cm$ de l'antenne d'émission. Un mur, modélisé par une constante diélectrique de $6 - 0.6j$ et une épaisseur de $25\ cm$, est plaqué contre le système radar. Les calculs ne se font pas sur la profondeur correspondant à l'espace physique occupé par le mur. Les valeurs représentent les temps de propagation normalisés par un indice de temps de $0{,}05\ ns$.

La Figure 1.24-c, montre que le modèle simplifié donne une bonne approximation du modèle précis pour une ouverture comprise entre *–45°* et *38°*. Celle-ci correspond à l'ouverture de nos récepteurs. Dans cette zone, l'erreur ne dépasse pas $5\ cm$, alors qu'en dehors, elle peut atteindre jusqu'à $34\ cm$. Toutefois, les antennes de réception sont généralement directives, par conséquent, les zones présentant une erreur importante ne sont pas couvertes par leurs champs de vision. Le modèle simplifié a donc été adopté.

7 Méthodes d'imagerie et de localisation radar

L'imagerie radar vise à former une image d'une zone d'intérêt, en mettant en correspondance les réflectances électromagnétiques des cibles sur un plan à deux dimensions. Plus une cible possède un haut coefficient de réflexion plus la valeur d'intensité du pixel correspondant est importante. Plusieurs approches ont été développées pour ce faire. On peut citer par exemple, la rétroprojection, le retournement temporel et l'imagerie SAR. Sur les images produites, on applique un algorithme de détection pour différencier les cibles du bruit ambiant. La localisation radar, quant à elle, analyse l'énergie réfléchie sur chaque antenne de réception, et cherche à identifier les échos propres aux cibles. Ensuite, des méthodes géométriques sont utilisées pour

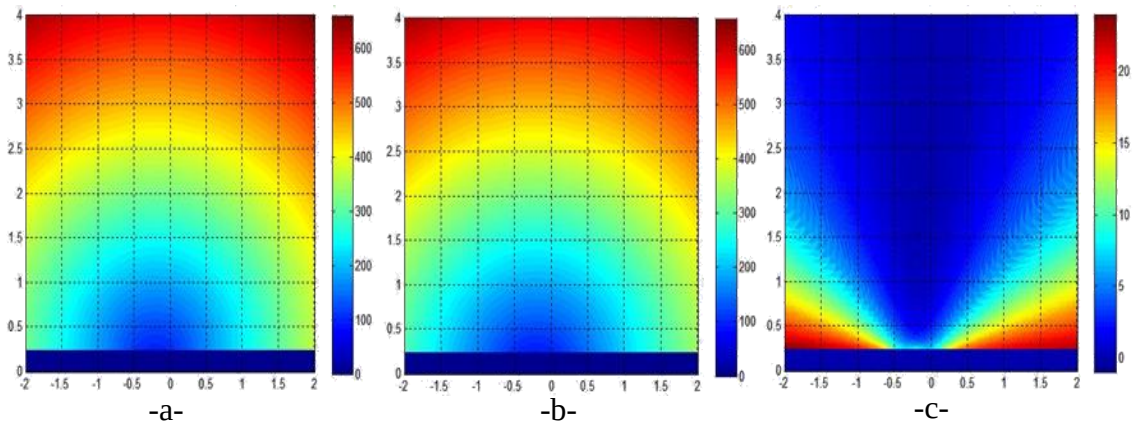


Figure 1.24 : matrice temps pour un mur de 25 cm en Placoplatre. -a- méthode précise; -b- méthode approximée; -c- erreur entre les deux méthodes.

estimer leurs positions. Les techniques de localisation les plus classiques utilisent des mesures de puissance du signal reçu (RSSI, Received Signal Strength Indication) [Mardeni et al. 10] par différents récepteurs, une estimation des directions d'arrivée des ondes (AOA, Angle of arrival) [Peng et al. 06] et des mesures temporelles de TOA, [Aftanas et al. 07] ou de TDoA (Time Difference of arrival) [Gunnarsson 03]. L'information résultante se présente sous la forme de coordonnées cartésiennes ou polaires.

La majorité des systèmes radar de VTM utilise des techniques de traitement cohérentes, autrement dit qui s'appuient sur l'information portée par le signal complexe. Elles nécessitent en général des ressources de calcul importantes. Les techniques non-cohérentes ne nécessitent pas la cohérence de phase entre les différentes unités du radar, elles permettent ainsi de relâcher les contraintes de positionnement des antennes de réception. Les techniques de traitement non-cohérentes consistent en deux opérations principales, la mesure de distance et le traitement des données. Dans le cadre VTM, plusieurs algorithmes ont été proposés et discutés. Nous décrivons dans cette section deux d'entre eux, l'algorithme de rétroprojection et la technique de trilatération.

7.1 Localisation par rétroprojection

Nous présentons dans ce paragraphe les grandes lignes de l'algorithme de la rétroprojection conventionnelle, et plus précisément son application dans le cadre de notre problématique. Nous donnerons également les raisons de son adoption pour notre étude.

7.1.1 Tomographie par projections elliptiques

La configuration multistatique d'un système d'acquisition donne lieu à des projections elliptiques. Il est alors nécessaire d'introduire une transformée de Radon elliptique pour décrire de manière théorique les mesures d'une telle configuration. Une méthode de rétroprojection, en prenant en compte ce changement de forme de projection peut en être dérivée [Coker 08]. La Figure 1.25 représente un émetteur (Tx) et un récepteur (Rx), séparés d'une distance $2x_0$ et situés sur le même niveau ($y = 0$).

Si l'on se place uniquement dans le demi-plan superieur de l'image et que nous considérons un point $P(x, y)$, alors une impulsion électromagnétique émise par l'émetteur et réfléchie vers le récepteur à partir de P, suit une trajectoire de longueur $2r$ définie par l'équation 1.13.

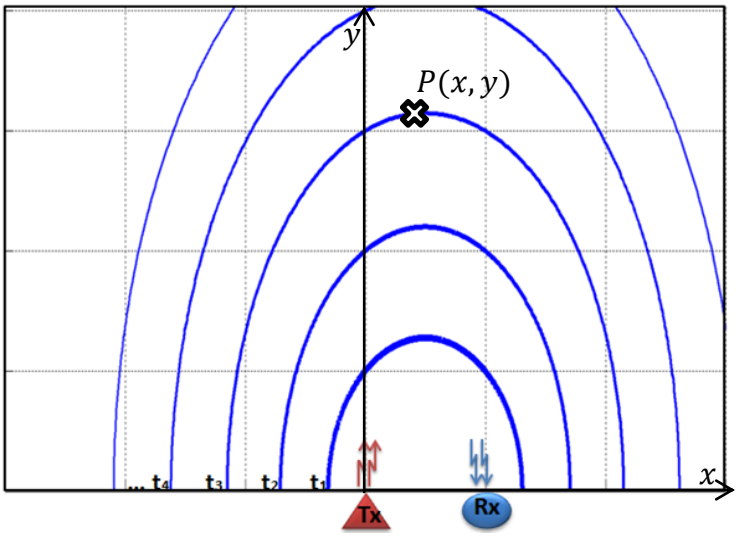


Figure 1.25 : projections elliptiques dans une configuration multistatique.

$$2r = \sqrt{(x - 2x_0)^2 + y^2} + \sqrt{x^2 + y^2} \tag{1.13}$$

Le signal arrivant au récepteur à l' instant $t = 2r/c$, correspond à la sommation de tous les signaux ayant parcouru la même distance $2r$. La géométrie impose que le signal soit réfléchi depuis une ellipse dans le plan xy, donnée par l'équation 1.14 (après réarrangement de l'équation précédente).

$$\frac{(x - x_0)^2}{r^2} + \frac{y^2}{r^2 - {x_0}^2} = 1 \tag{1.14}$$

C'est l'équation d'une ellipse ayant l'émetteur et le récepteur comme foyers et $2r$ comme longueur du grand axe. Ainsi, une projection elliptique, d'une fonction bidimensionnelle $f(x, y)$, peut être définie d'une manière semblable à une projection rectiligne, mais en intégrant selon des ellipses, comme le montre l'équation 1.14 :[1]

$$F(r) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x,y)\delta\left((x - x_0)^2 + \frac{r^2}{r^2 - {x_0}^2}y^2 - (r)^2\right)dxdy \tag{1.15}$$

[1] Selon l'équation 1.13, on sait que r > x_0 pour tout point différent de l'origine. Ainsi, le dénominateur dans l'équation suivante est bien défini pour toute la zone d'intérêt.

Les mesures acquises par un système radar de configuration multistatique résultent d'un ensemble d'intégrales curvilignes de la fonction $f(x,y)$ sur un ensemble d'ellipses couvrant tout le plan. Dans notre cas, il s'agit simplement d'un demi-plan compte tenu du mur et de la direction de l'observation. Si les ellipses sont paramétrées dans un système de coordonnées polaires tel que :

$$\begin{cases} x = x_0 + \mathrm{r}\cos(\theta) \\ y = \sqrt{r^2 - {x_0}^2}\,\sin(\theta) \end{cases} \tag{1.16}$$

L'équation 1.15 s'écrit alors :

$$F(r) = r\int_0^{\pi} f\left(x_0 + r\cos(\theta), \sqrt{r^2 - {x_0}^2}\sin(\theta)\right)\sqrt{1 - \left(\frac{x_0}{r}\right)^2 sin^2(\theta)}\, d\theta \tag{1.17}$$

Une transformée de Radon généralisée représentant un ensemble de mesures de ce type, peut être définie. Si l'on considère une configuration multistatique du système d'acquisition avec plusieurs récepteurs positionnés sur différentes abscisses x_{i}, la transformée de Radon elliptique R_ed'une fonction f s'écrit comme suit :

$$R_e[f](r, x_{\mathrm{i}}) = r\int_0^{\pi} f\left(x_{\mathrm{i}} + r\cos(\theta), \sqrt{r^2 - {x_{\mathrm{i}}}^2}\sin(\theta)\right)\sqrt{1 - \left(\frac{x_{\mathrm{i}}}{r}\right)^2 sin^2(\theta)}\, d\theta \tag{1.18}$$

Pour reconstruire une fonction bidimensionnelle f à partir de ces projections elliptiques, l'opérateur de Radon défini précédemment doit être inversé. La Rétroprojection filtrée, s'appuyant sur le théorème du profil central, est sans doute l'approche la plus couramment utilisée pour l'inversion. Cependant, l'implémentation en temps réel d'une telle méthode sous cette forme est délicate. On préférera donc utiliser une rétroprojection qui peut être, selon les cas applicatifs, filtrée, cohérente ou non. Par exemple, la formation de voies en imagerie SAR consiste à sommer de façon cohérente les signaux reçus sur les antennes de réception pour former une image radar en tenant compte des temps de vol supposés.

7.1.2 Rétroprojection des signaux ULB

La méthode la plus courante pour l'imagerie à travers les milieux opaques est la collecte de données par un réseau d'antennes distribuées, et leur traitement par l'algorithme de rétroprojection conventionnelle. Chaque antenne dans le réseau sert à recueillir les impulsions réfléchies à partir de la scène. Les distances aux objets peuvent être calculées en utilisant le temps de vol de chaque réflexion. Puisque les angles d'arrivée

ne sont pas connus, chaque impulsion recueillie peut être issue, théoriquement, à partir de n'importe quel point de l'ellipse dont les foyers coïncident avec les antennes d'émission et de réception. Il est donc nécessaire de trouver ces ellipses par rétroprojection et de détecter ensuite aux intersections de ces ellipses les cibles.

La Figure 1.26 illustre le principe de base de la rétroprojection. Son objectif est de fournir une image permettant de visualiser les échos des cibles présentes dans une scène en calculant la réflectivité de chaque point de la scène, et l'attribuer par la suite au pixel correspondant dans l'image finale. Un pixel représente alors une certaine surface élémentaire de la scène réelle. L'approche la plus simple est de considérer les pixels comme des carrés. Le côté de ce dernier ne doit pas être supérieur à la résolution théorique du radar, sinon, des cibles trop rapprochées ne peuvent être détectées distinctement. À la position de la cible, les amplitudes sont sommées de façon cohérente ou non suivant le type d'acquisition. Pour un radar impulsionnel avec une configuration multistatique, disposant d'un seul émetteur (T_x) et de N récepteurs ($R_{x,i}$), l'algorithme de rétroprojection se décompose classiquement selon les étapes suivantes :

- l'image est divisée en un nombre fini de pixels en largeur et en profondeur. Chaque pixel doit avoir une taille prédéfinie. Il est identifié par ses coordonnées (x, y) ;
- pour chaque pixel, on calcule les temps d'arrivées ($ToA_i(x, y)$) qui correspondent aux distances antenne émettrice – pixel (x, y) - antenne réceptrice (i) ;
- le retard dû au mur est pris en compte ;
- on recherche les valeurs des signaux associés à ces distances, et on somme ensuite ces valeurs pour obtenir la réflectivité du pixel, en utilisant la relation suivante :

$$\eta(x, y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} S_i\,(t = ToA_i(x, y)) \tag{1.19}$$

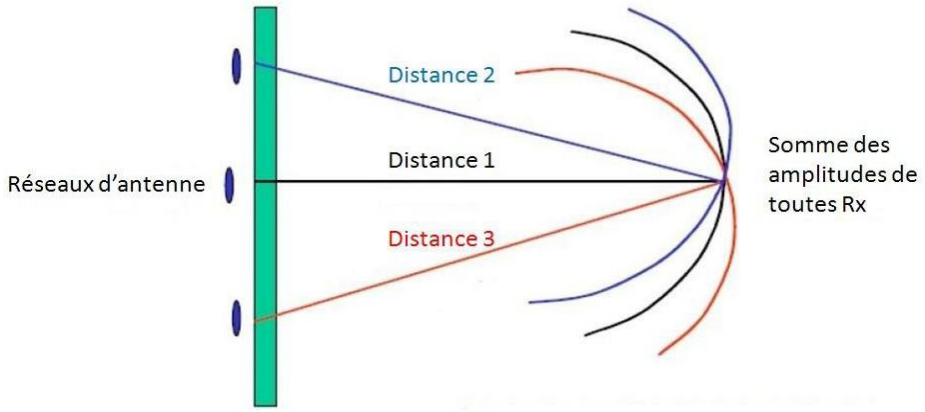


Figure 1.26 : schéma représentatif de la méthode conventionnelle de la rétroprojection.

La Figure 1.27 présente le résultat de la rétroprojection classique, en simulation, d'une scène avec deux cibles cachées derrière un mur de Placoplatre, obtenu par un système à quatre récepteurs et un émetteur[1]. L'algorithme de rétroprojection standard donne une image fidèle de la scène. Par contre dans le cas de cibles multiples, de nombreux artefacts viennent dégrader les performances de détection de l'image obtenue. De plus, tous les échos des cibles sont courbés à cause des ellipses utilisées dans cette technique et des cibles fantômes se forment aux points d'intersection d'ellipses, qui ne correspondent pas aux positions réelles des cibles. Ces points ambigus sont intrinsèques à la méthode de rétroprojection. On peut noter que les cibles deviennent plus large lorsqu'elles sont loin des antennes. Ceci est dû au fait que la résolution angulaire diminue avec la distance aux antennes. Avec l'augmentation de la distance radar/cible, la cohérence entre les différents signaux reçus par les antennes diminue. Les artefacts provoquent, en effet, des lobes secondaires. Il est donc difficile, d'une part, de localiser précisément la cible, et d'autre part, de différencier les vraies cibles des cibles fantômes. Pour résoudre ces problèmes, des versions modifiées de cet algorithme ont été développées.

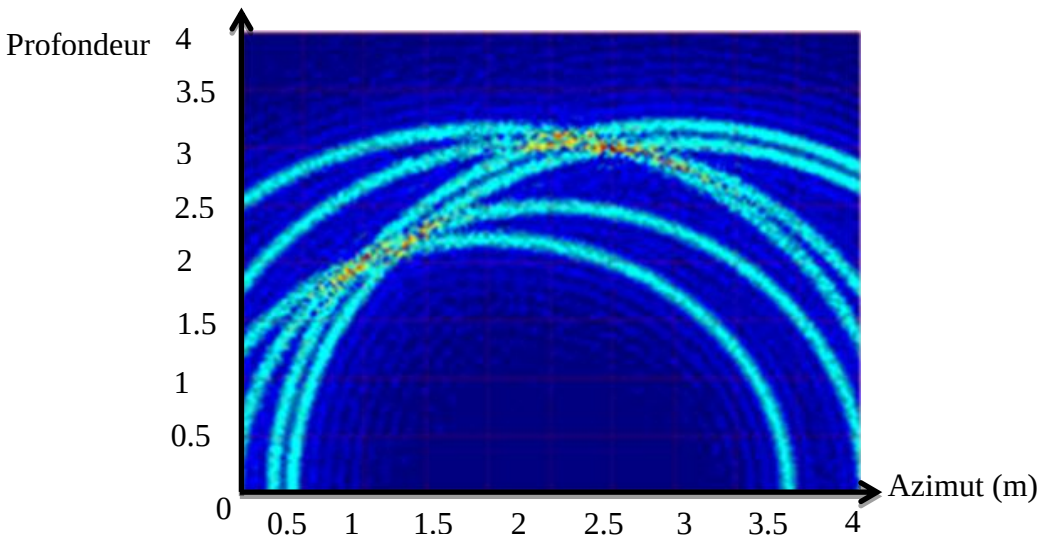


Figure 1.27 : image rétroprojectée simulée de deux cibles dernière un mur de Placoplatre (Résolution 400x400, 1cm² par pixel, temps d'exécution : 47ms).

[1] Les résultats suivant sont aussi obtenus par la même configuration radar.

Une première version améliorée de cet algorithme (appelée rétroprojection cross-corrélée) a été développée. Elle améliore la résolution transversale des images. Elle a pour objectif de diminuer les traces des artefacts et d'augmenter la résolution des signatures des cibles. L'idée est d'utiliser le résultat de la corrélation entre les valeurs des signaux et ceux d'une antenne dite "antenne de référence". L'équation de rétroprojection cross-corrélée s'exprime de la manière suivante :

$$\eta(x,y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} S_i\left(t = ToA_i(x,y)\right).S_{ref}\left(t = ToA_{ref}(x,y)\right) \quad (1.20)$$

Dans l'idéal, les antennes de références devront posséder certaines propriétés, notamment celle de voir l'ensemble de la scène. Néanmoins, en pratique, elles sont beaucoup moins directionnelles et quelques artefacts persistent. Il a été nécessaire donc d'ajouter une second antenne de référence afin de lever certaines ambiguïtés entre les plots fantômes et les autres (cf. Figure 1.28). La formule donnant la réflectivité d'un point (x,y) de la scène devient :

$$\eta(x,y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} S_i\left(t = ToA_i(x,y)\right).S_{ref1}\left(t = ToA_{ref1}(x,y)\right).S_{ref2}\left(t = ToA_{ref2}(x,y)\right) \quad (1.21)$$

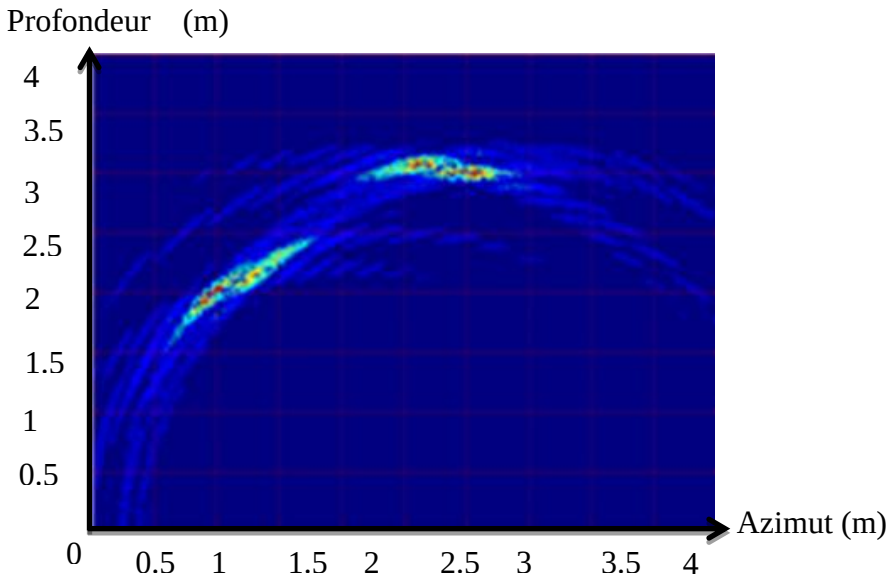


Figure 1.28 : Image rétroprojectée simulée avec cross-corrélation de deux cibles dernière un mur de Placoplatre (Image de résolution 400x400, 1cm² par pixel, temps d'exécution : 35ms).

Une deuxième amélioration a été obtenue en remplaçant la valeur du signal en un point par une moyenne calculée autour de celui-ci sur une durée d'impulsion T_{imp}. On peut alors calculer un coefficient de corrélation (ρ) comme montré dans l'équation 1.22.

$$\rho_n(x,y) = \frac{1}{T_{imp}} \sum_{T_{imp}} s_n(t) * s_{ref1}(t) * s_{ref2}(t) \tag{1.22}$$

Cette corrélation est parfois dénommée intra-impulsion. Cette version de la rétroprojection est nommée rétroprojection bicross-corrélée. L'amélioration de la qualité des images obtenues est significative (cf. Figure 1.29).

Les antennes de référence ayant plus de poids que les autres dans le calcul d'un élément de l'espace, il est important que cet élément soit bien perçu par ces dernières. Or, chaque antenne à un cône de vision lié à son diagramme de rayonnement et tout point de l'espace n'est pas perçu de la même manière par chaque antenne. Pour pallier ce problème, plusieurs travaux font état d'un système comprenant plusieurs antennes

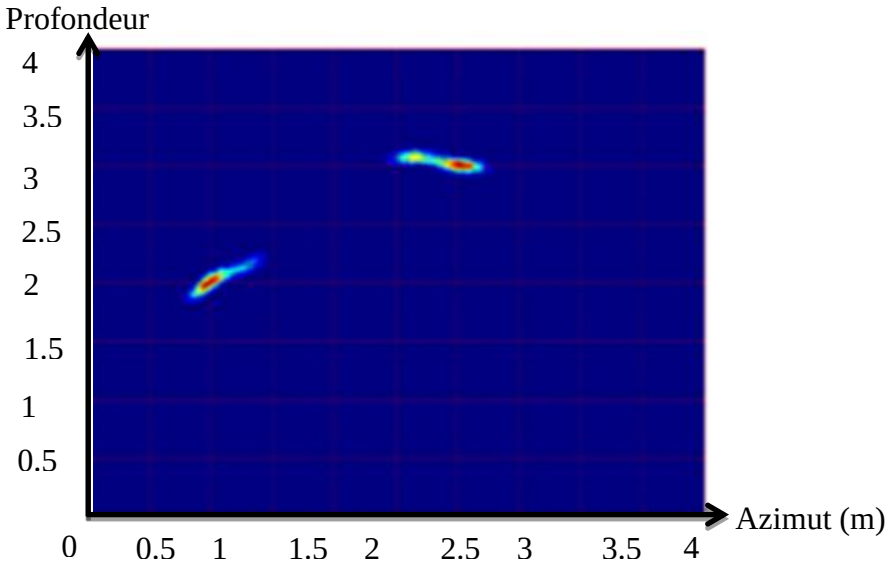


Figure 1.29 : image rétroprojectée bicross-corrélée simulée de deux cibles dernière un mur de Placoplatre. (Image de résolution 400x400, 1cm² par pixel, temps d'exécution : 258ms[1]).

[1] Le temps de calcul de la rétroprojection ne dépend pas du nombre de cibles puisque le calcul est effectué pour tous les pixels de l'image. Il dépend par contre du nombre d'antennes.

émettrices [Ahmed et al. 07] [Wang et al. 10]. De la même manière, le système entier est parfois déplacé permettant ainsi d'avoir plusieurs représentations d'une même scène sous différents angles [Debes et al. 08], [Ahmed et al. 08], [Ahmed et al. 09], [Ahmed 08], [Debes et al. 09]. Ces représentations peuvent ensuite être fusionnées afin d'accroitre la qualité des résultats. Cette approche a été employée par [Liang et al. 10] afin d'améliorer la rétroprojection de cibles renvoyant un écho plus faible sous certains angles d'acquisition. Les zones représentant les cibles sont identifiées puis normalisées en fonction de l'amplitude de l'écho maximal renvoyé par la scène, afin qu'une cible ne soit pas totalement effacée lors de la fusion.

7.2 Localisation par trilatération

La trilatération est une technique géométrique utilisée dans de nombreux systèmes de localisation. Elle permet de déterminer la position absolue ou relative d'une cible, connaissant les distances la séparant de plusieurs points de référence. La cible est alors localisée sur l'intersection des sphères dont les centres coïncident avec les points de référence. Dans un espace 2D, le nombre de sphères doit être au minimum de trois. Cependant, la précision de la localisation augmente lorsque le nombre de points de référence augmente.

La trilatération est utilisée ici pour localiser des cibles derrière un mur avec un radar pulsé. Dans ce contexte, les points de référence sont les antennes réceptrices ainsi que l'antenne émettrice. Pour une configuration multistatique, les cibles ne sont plus localisées sur l'intersection de sphères, mais d'ellipses. Les rayons de ces derniers sont estimés à partir des ToA des échos correspondant à la cible. Pour estimer la position de la cible, il est nécessaire de connaître les distances parcourues par le signal, de l'émetteur à la cible et de la cible aux récepteurs. Pour cela, nous adoptons le modèle illustré sur la Figure 1.30. Les signaux traversent successivement trois couches de milieux différents : air - mur - air. Un trajet complet est divisé en deux sous trajets, un sous-trajet de propagation de l'antenne d'émission vers la cible, et un autre de la cible vers l'antenne de réception. Ces deux trajets s'effectuent de la même manière. Nous nous focalisons alors sur le premier qui comprend trois parties :

- partie 1 : de l'émetteur à la face arrière du mur,
- partie 2 : traversée du mur,
- partie 3 : de la face avant du mur à la cible.

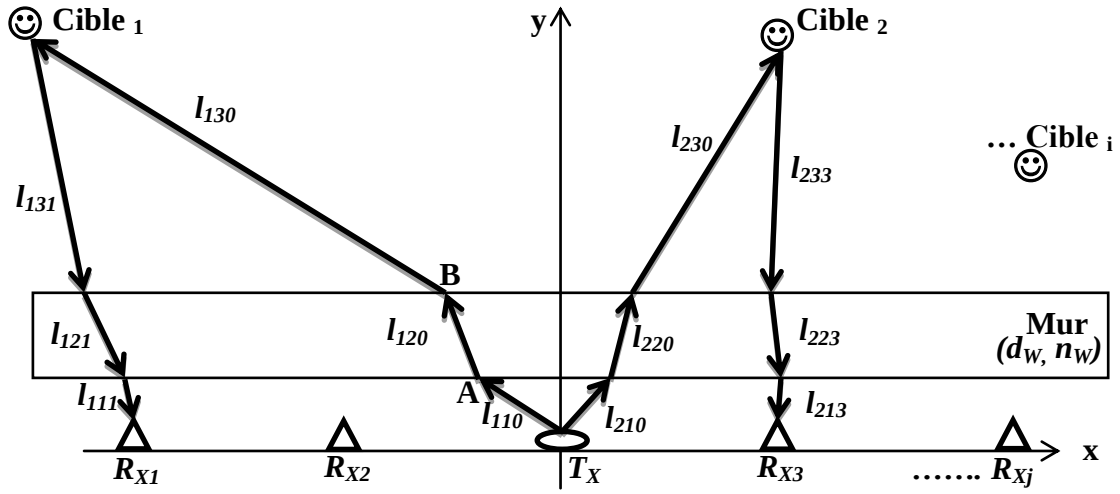


Figure 1.30 : modèle de propagation adopté et notations utilisées par l'algorithme de trilatération.

Ainsi, la distance totale parcourue par l'onde ULB pour faire le trajet : émetteur - cible i - récepteur j, est la somme des différentes parties des sous-trajets. Le temps nécessaire pour la parcourir s'écrit : [1]

$$ToA_{ij} = \frac{l_{\mathrm{i}10}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i}20}}{c/n_w} + \frac{l_{\mathrm{i}30}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i}1\mathrm{j}}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i}2\mathrm{j}}}{c/n_w} + \frac{l_{\mathrm{i}3\mathrm{j}}}{c} \tag{1.23}$$

où c est la vitesse de propagation du signal dans l'air, n_w est l'indice de réfraction du mur.

7.2.1 Cas monocible

Considérons une cible i ayant comme position $P_i = (x_i, y_i)$, et définit par ses ToA_{ij} sur chaque récepteur j. Le calcul des distances l_{ipj} passe par la connaissance des points A et B (cf. Figure 1.23). Mais ce calcul ne peut pas s'effectuer analytiquement, car on ne connaît pas les angles d'incidence initiaux α_n, qui nécessitent la connaissance de la position de la cible. Il faut donc utiliser une méthode itérative s'appuyant sur le temps

[1] Explication des indices des équations :
1er indice (à gauche) : numéro de la cible i≥1;
2ème indice (au milieu) : numéro de partie des sous-trajets p=1,2,3;
3ème indice (à droite) : numéro d'antenne (0 pour l'émetteur ou j=1,2,…,N pour les récepteurs).

d'arrivée des différents signaux pour calculer ces distances. La position de la cible est donc obtenue en minimisant la quantité q_i (cf. Eq 1.24).

$$q_i = \sum_{j=1}^{\mathrm{N}} (ToA_{ij} - (\frac{l_{\mathrm{i10}}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i20}}}{c/n_w} + \frac{l_{\mathrm{i30}}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i1j}}}{c} + \frac{l_{\mathrm{i2j}}}{c/n_w} + \frac{l_{\mathrm{i3j}}}{c}))^2 \quad (1.24)$$

En utilisant le modèle présenté dans le paragraphe 6 (cf. Eq. 1.9), on exprime les distances l_{ipj} en fonction de l'angle d'incidence sur le mur et la profondeur de la cible. La fonction à deux variables ainsi obtenue est minimisée. Le minimum théorique de cette fonction est situé à la position de la cible recherchée.

La minimisation est effectuée en utilisant la méthode de Brent-Dekker [Brent 71], choisie pour ses bonnes performances de convergence. Il s'agit d'une méthode hybride de minimisation, combinant la dichotomie, la méthode de la sécante et l'interpolation quadratique inverse. À chaque itération, l'algorithme sélectionne et utilise une des trois méthodes qui converge au mieux vers le zéro recherché. Ainsi, l'algorithme profite de la robustesse de la dichotomie et de la rapidité des deux autres méthodes.

7.2.2 Cas multicibles

Dans le cas de plusieurs cibles, un problème d'association écho-cible se présente. En effet, en s'appuyant uniquement sur les ToA, on ne peut décider quant à l'appartenance d'un écho à une des cibles présentes dans la scène. D'autant plus que le nombre d'échos dans un signal n'est pas forcément égal au nombre de cibles. Pour pallier le problème de la détection multicible, une méthode de filtrage est construite. Elle consiste à comparer l'information de localisation temporelle (ToA) à celle spatiale (chemin géométrique de la propagation de l'onde). À titre d'exemple, la Figure 1.31 montre deux cas typiques d'association d'échos. Dans le cas d'une bonne association, les points d'intersection entre les ellipses sont spatialement proches, et la cible à détecter n'en est pas très loin. Dans le cas contraire, la cible se trouve éloignée d'au moins une ellipse. La quantification de cet éloignement s'effectue à partir de l'évaluation de la quantité q_i (cf. Eq 1.24) à son minimum, comme expliqué ci-après.

Après la détection des échos des cibles dans les signaux reçus, toutes les combinaisons possibles sont établies afin de déterminer la meilleure association. Par exemple, pour trois antennes réceptrices et deux échos distincts dans chaque signal reçu, on aura huit

combinaisons[1] possibles. Chacune de ces combinaisons est traitée par l'algorithme de trilatération monocible [Ahmed et al. 06], définissant une localisation ponctuelle qualifiée par sa quantité q_i. Parmi ces localisations, les fausses associations (q_i supérieure à un seuil) sont éliminées suivant la valeur de cette dernière. Le choix d'un seuil approprié conduit à une bonne performance de détection. Le Tableau 1.11 montre les taux de détection par trilatération avant et après le filtrage multicibles.

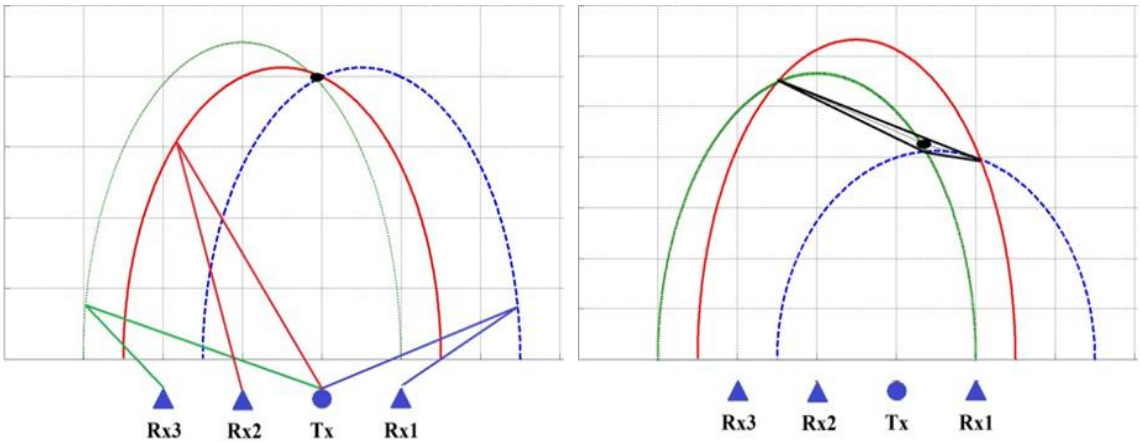


Figure 1.31 : méthode d'association des échos pour la localisation multicibles par trilatération.

	Rapport signal/bruit SNR (dB)	**0**	**3**	**6**	**9**
Sans filtrage	Probabilité de détection (%)	51.16	62.71	66.01	74.92
	Nombre moyen de fausses alarmes	3.01	1.12	0.34	0.33
Après filtrage	Probabilité de détection (%)	37.29	55.12	61.72	72.61
	Nombre moyen de fausses alarmes	0.71	0.30	0.09	0.06

Tableau 1.11 : performance du filtrage multicibles de la trilatération. (Scénario de simulation : 3 cibles, 101 frames).

[1] En règle générale, le nombre d'associations possibles peut être exprimé par le produit des nombres d'échos dans chaque signal reçu.

La méthode de trilatération multicibles présente de bons résultats en termes de probabilité de détection et du nombre moyen de fausses alarmes. Le taux de bonne détection avoisine 70% pour un scénario de trois cibles. Néanmoins, le temps de calcul nécessaire pour l'exécution de la méthode est fortement dépendant du nombre d'antennes réceptrices. De plus, il reste difficile de différencier les échos des cibles fantômes surtout pour les signaux fortement bruités.

8 Combinaison de la rétroprojection et de la trilatération

L'observation des performances de la rétroprojection et de la trilatération, à travers le Tableau 1.12, permet d'identifier un comportement qui s'avère complémentaire (en prenant en considération le rapport SNR des signaux traités). La rétroprojection présente la meilleure probabilité de détection. Cependant, pour des faibles valeurs de SNR, les fausses alarmes restent importantes. Alors que la trilatération garde un TFA relativement réduit avec une détérioration de la probabilité de détection pour de faibles valeurs de SNR. Ces derniers surviennent notamment lorsque les signaux sont fortement bruités et lorsque les cibles sont proches. Cette complémentarité a motivé le développement d'une nouvelle approche s'appuyant sur la combinaison des deux méthodes, dans l'optique d'améliorer les performances de détection [Daho et al. 12 a].

On peut noter qu'une sommation aveugle des détections issues de la rétroprojection et de la trilatération dégrade les performances de chacune des méthodes prises indépendamment, en particulier pour les faibles niveaux de bruit. Pour pallier ce problème, on propose une combinaison adaptée. Elle s'effectue en appariant, tout d'abord, les détections de la rétroprojection avec celles de la trilatération. Cet appariement est effectué pour les distances inférieures à la résolution pratique (observée) du système radar. Ensuite, les cibles isolées, détectées par rétroprojection

	Rapport signal/bruit SNR (dB)	**0**	**3**	**10**	**15**
Rétroprojection	Probabilité de détection (%)	79.54	83.17	84.48	87.13
	Nombre moyen de fausses alarmes	1.45	0.81	0.72	0.62
Trilatération	Probabilité de détection (%)	47.85	57.09	73.27	76.24
	Nombre moyen de fausses alarmes	0.63	0.26	0.32	0.25

Tableau 1.12 : mise en évidence des comportements complémentaires de la rétroprojection et de la trilatération (Scénario de simulation : 3 cibles, 101 frames).

sont supprimées en fonction de leurs intensités. Celles isolées détectées par la trilatération sont supprimées en fonction de la valeur de leurs coefficients d'association. La performance de détection est considérablement améliorée. Cependant, le taux de faux positifs (TFP) est légèrement plus élevé que celui apporté par la rétroprojection. L'algorithme de détection TFAC est donc incorporé dans le module *Imagerie radar* comme traitement préalable (cf. Chapitre II, section 3.1). Il contribue à améliorer les performances de détection en réduisant le TFP pour les images rétroprojectées.

La méthode de combinaison est testée en simulation et expérimentalement [Daho et al. 13]. Pour la simulation, nous avons adopté un scénario composé de deux cibles en mouvement et d'une cible fixe dans une scène de dimensions $4x4\ m^2$. Les expérimentations réelles sont effectuées à l'aide d'un radar ULB pulsé multistatique de 3.2 GHz de bande passante. Le deuxième scénario comporte une cible métallique en mouvement dans une pièce. Dans les deux cas, les expériences sont effectuées en considérant la propagation à travers un mur de Placoplatre de 7 cm d'épaisseur. Il faut noter que les paramètres de détection ne sont pas modifiés et les signaux simulés ou acquis subissent les mêmes traitements. Le Tableau 1.13 montre les taux de détection des méthodes d'imagerie présentées pour différents niveaux de bruit [Daho et al. 12 b]. Ces résultats dépendent cependant du nombre de cibles et de leurs mouvements dans la scène. La méthode de combinaison proposée présente un compromis entre probabilité de détection et nombre moyen de fausses alarmes.

	Rapport signal/bruit SNR (dB)	**0**	**3**	**10**	**15**
Rétroprojection	Probabilité de Détection (%)	79.54	83.17	84.48	87.13
	Nombre moyen de fausses alarmes	1.45	0.81	0.72	0.62
Trilatération	Probabilité de Détection (%)	47.85	57.09	73.27	76.24
	Nombre moyen de fausses alarmes	0.63	0.26	0.32	0.25
Combinaison aveugle	Probabilité de Détection (%)	71.95	81.52	90.76	94.72
	Nombre moyen de fausses alarmes	1.15	0.71	0.94	0.79
Combinaison	Probabilité de Détection (%)	**65.77**	**71.61**	**90.76**	**92.24**
	Nombre moyen de fausses alarmes	**0.67**	**0.46**	**0.34**	**0.37**

Tableau 1.13 : performance de détection de la méthode de combinaison proposée. (Scénario de simulation : 3 cibles, 101 frames).

La Figure 1.32 montre le schéma bloc de la méthode de combinaison proposée. Il est complété par les images radar obtenues au cours du traitement, par simulation et expérimentalement.

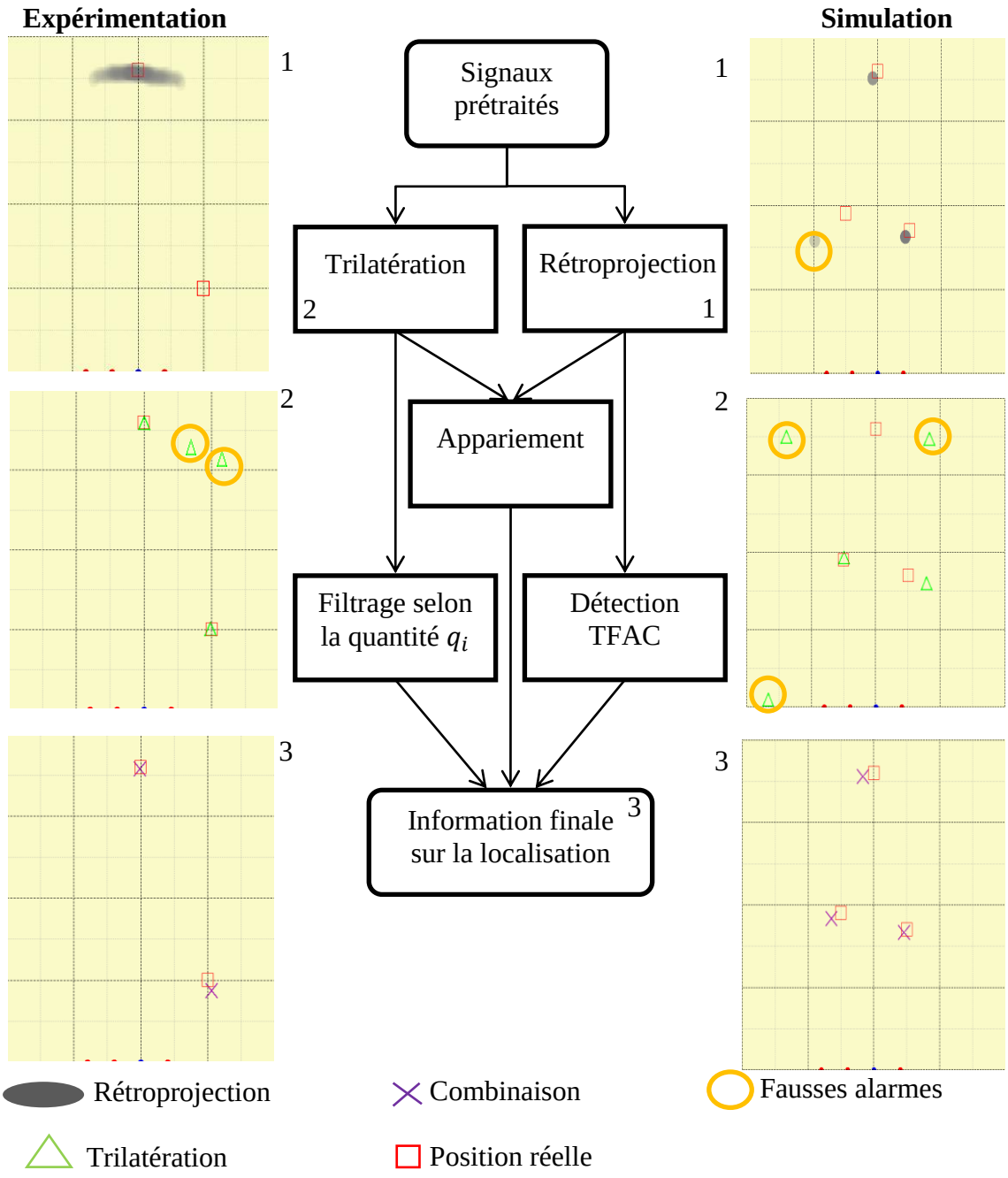


Figure 1.32 : les différentes étapes de traitement, et résultats associés de la méthode d'imagerie radar proposée en simulation et expérimentalement.

9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes focalisés sur les radars ULB de VTM selon le point de vue de la chaîne de traitement de l'information. Nous présentons différents prototypes et leurs chaînes de traitement issues de différents laboratoires de recherche. Nous avons montré quelques résultats de localisation ainsi que les post-traitements appliqués (lorsque ces informations sont disponibles). Nous présentons ensuite une synthèse plus complète sous forme de tableaux montrant l'état d'avancement des recherches actuelles. Cette étude nous servira pour le dimensionnement de notre système et sa chaîne de traitement de l'information.

Nous avons ensuite présenté les principes de génération de l'image radar, apportant l'information sur la localisation des cibles à travers un mur. Après une présentation de quelques notions sur les phases d'acquisition et de traitement du signal ULB, la prise en compte de la propagation à travers les murs a été abordée.

Nous avons présenté deux méthodes de localisation radar, à savoir, la rétroprojection et la trilatération. Dans un premier temps, trois méthodes de rétroprojection ont été proposées et appliquées à notre système de radar ULB pulsé : la rétroprojection conventionnelle, la rétroprojection cross-corrélée améliorée et la rétroprojection bicross-corrélée. Ces trois méthodes ont permis d'améliorer progressivement les résultats. Ensuite, la technique de trilatération pour la localisation de cibles derrière un mur a été évaluée. Celle-ci semble bien adaptée à notre contexte pour la localisation d'une seule cible, en proposant une variance d'estimation faible, mais avec un biais important. Une généralisation de cette technique au cas multicibles a été proposée. Elle présente une bonne performance de localisation, mais est coûteuse en termes de temps de calcul surtout lorsque le nombre de cibles augmente.

Finalement, les algorithmes de rétroprojection et de trilatération sont combinés afin d'augmenter les performances de détection/ localisation. Cela se fait au détriment d'une légère augmentation du taux de faux positifs. Celui-ci est réduit en appliquant un algorithme de détection TFAC (cf. Chapitre suivant), qui permet d'accroître l'efficacité des traitements en aval.

10 Références

[Aftanas 09] M. Aftanas, “Through wall imaging using M-sequence UWB radar system”, Ph.D. disertation, Technical University at Kosice, 2009.

[Aftanas et al. 07] M. Aftanas, J. Rovnakova, M. Riskova, D. Kocur, M. Drutarovsky, “An analysis of 2D target positioning accuracy for M-sequence UWB radar system under ideal conditions”, 17th International Conference Radioelektronika, pp. 1-6, 2007.

[Aftanas et al. 09] M. Aftanas, J. Sachs, M. Drutarovsky, D. Kocur, “Efficient and Fast Method of Wall Parameter Estimation by Using UWB Radar System”, Frequenz, vol. 63, no.11-12, pp. 231-235, 2009.

[Ahmed 08] F. Ahmed, “Multi-location wideband through-the-wall beam-forming”, Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 5193-5196, 2008.

[Ahmed et al. 06] F. Ahmed, M. G. Amin, “A noncoherent approach to radar localization through unknown walls”, Proc. IEEE Conference on Radar, pp. 583-589, 2006.

[Ahmed et al. 07] F. Ahmed, M.G. Amin, “Through-the-Wall Radar Imaging Experiments”, Proceedings of the IEEE Workshop on Signal Processing Applications for Public Security and Forensics, pp. 1-5, 2007.

[Ahmed et al. 08] F. Ahmed, M. G. Amin, “Multi-location wideband synthetic aperture imaging for urban sensing applications”, Proc. Journal of the Franklin Institute, vol. 345, no. 6, pp. 618-639, 2008.

[Ahmed et al. 09] F. Ahmed, M. G. Amin, “Multi-viewpoint image fusion for urban sensing application”, Proceedings of the SPIE Symposium on Defense and Security, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XVII, vol. 6968, 2008.

[Aujol et al. 05] J-F. Aujol, A. Chambolle, “Dual norms and image decomposition models”, International Journal of Computer Vision, vol. 63, no. 1, pp. 85-104, 2005.

[Boudamouz 13] B. Boudamouz, “Contribution à l'étude de nouvelles techniques de radar MIMO pour la détection de cibles en contexte urbain”, Thèse électronique, ONERA-Toulouse, 2013.

[Brent 71] R.P. Brent. “An algorithms with guaranteed convergence for finding a zero of a function”, Computer Journal, vol. 14, no. 4, pp. 422-425, 1971.

[Coker 08] J. Coker, “Signal processing algorithms for simplified-hardware multistatic synthetic aperture radar”, Ph.D. Dissertations, University of Minnesota, 2008.

[Cuinas et al. 01] I. Cuinas, M.G. Sanchez, "Measuring, modeling, and characterizing of indoor radio channel at 5.8 GHz", IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 50, no. 2, pp. 526-535, 2001.

[Daho et al. 13] O. Benahmed Daho, J. Khamlichi, M. Ménard, A. Gaugue. "UWB Short-Pulse Radar: combining trilateration and backprojection for through-the-wall radar imaging", Ed. Springer Link, Ultrawideband Short-Pulse Electromagnetics, vol.10, no.68, pp.433-441, 2013

[Daho et al. 12 a] O. Benahmed Daho, J. Khamlichi, A. Gaugue, M. Ménard, "Toward the Combination of Backprojection and Trilateration Algorithms for Through-Wall Imaging", in Proc. EUROEM 2012. Toulouse, France, pp. 236, 2012

[Daho et al. 12 b] O. Benahmed Daho, J. Khamlichi, Olivier Chappé, Bruno Lescalier, A. Gaugue, M. Ménard, "Using CFAR algorithm to further improve a combined through-wall Imaging method", In Proc. EUSIPCO 2012, Bucarest, Romania, pp. 2521-2525, 2012

[Debes 10] C. Debes, "Advances in Detection and Classification for Through-the-Wall Radar Imaging", Ph.D. dissertation, Technischen Universität Darmstadt, 2010.

[Debes et al. 08] C. Debes, M.G. Amin, A.M. Zoubir, "Target detection in multiple-viewing through-the-wall radar imaging", Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 1, no. 1, pp. 1173-1176, 2008.

[Debes et al. 09] C. Debes, M.G. Amin, A.M. Zoubir, "Target detection in single- and multiple-view through-the-wall radar imaging", Proc. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, vol.47, no.5, pp. 1349-1361, 2009.

[Gunnarsson 03] F. Gunnarsson, "Positioning using time difference of arrival measurements", Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 6, pp. VI,553-6 vol.6, 2003.

[Huber et al. 97] Huber. C.J, Rucker. W.M, Hoschek.R, and Richter.K.r. A new method for the numerical calculation of cauchy principal value integrals in bem applied to electromagnetics. Magnetics, IEEE Transactions, vol. 33, pp. 1386-1389, 1997.

[Kocur et al. 10] D. Kocur, J. Gamec, M. Svecova, M. Gamcova and J. Rovnakova, "Imaging Method: An Efficient Algorithm for Moving Target Tracking by UWB Radar", Acta Polytechnica Hungarica, vol. 7, no. 3, pp. 6-24, 2010.

[Liebe 10] C. Liebe, “Radar ULB : Applications à la vision à travers les murs”, Thèse Electronique, Université de La Rochelle, 2010.

[Maaref 09] N. Maaref, “Etude d’un concept de radar de détection de personnes à travers les murs et les obstacles”, Thèse Electronique, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2009.

[Mardeni et al. 10] R. Mardeni, S.N. Othman, “Node positioning in ZigBee network using trilateration method based on the received signal strength indicator (RSSI)”, European Journal of Scientific Research, vol. 46, no. 1, pp. 048,061, 2010.

[Peabody et al. 12] E. Peabody, L. Charvat, J. Goodwin, M. Tobias, “Through-Wall Imaging Radar”, Lincoln Laboratory Journal, vol. 19, no. 1, pp. 62-72, 2012.

[Peng et al. 06] R. Peng, M.L. Sichitiu, “Angle of arrival localization for wireless sensors network”, 3rd Annual IEEE Communications Society on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks, vol. 1, pp. 374-382, 2006.

[Tan et al. 12] K. Tan, S. Wu, J. Chen, X. Liu, G. Fang, “An efficient and low-complexity through wall moving target tracking algorithm by UWB radar”, 14th International Conference on Ground Penetrating Radar, pp. 966-971, 2012.

[Tesserault et al. 07] G. Tesserault, N. Malhouroux, P. Pajusco, “Determination of material characteristics for optimizing WLAN radio”, Proceedings of the 10th European Conference on Wireless Technology, Munich, Germany, pp. 225-228, 2007.

[Wang et al. 10] Y. Wang, A.E. Fathy, “Three-dimensional through wall imaging using an UWB SAR”, IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, pp. 1-4, 2010.

[Wu et al. 12] S. Wu, K. Tan, Y. Xu, J. Chen, X. Liu, G. Fang, “A simple strategy for moving target imaging via an experimental UWB through-wall radar”, 14th International Conference on Ground Penetrating Radar, pp. 961-965, 2012.

[Yelf 04] R. Yelf, “Where is true time zero?”, Proceedings of the Tenth International Conference on Ground Penetrating Radar, vol. 1, pp. 279-282, 2004.

[Zetik et al. 06] R. Zetik, S. Crabbe, J. Krajňak, P. Peyerl, J. Sachs, R. Thomä, “Detection and localization of persons behind obstacles using M-sequence through-the-wall radar”, SPIE Defense & Security Symposium 2006, vol. 6201, 2006.

[Zhao 12] X. Zhao, "Détection et localisation de cibles derrière un mur avec un système radar ULB", Thèse Electronique, Université de La Rochelle, 2010.

Chapitre II

Conception d'une chaîne de traitement de l'information

1 Introduction

La contribution principale de cette thèse concerne la mise au point d'une chaîne de traitement de l'information (CTI) pour un radar imageur de vision à travers les murs (VTM). Cette chaîne est adaptée à différents types de radars imageur, notamment, les radars impulsionnels et les radars FMCW.

Toute information intrinsèque à la scène sous surveillance est d'une grande importance, par exemple, le nombre de cibles, leurs déplacements, les murs intérieurs...etc. Notre CTI est spécialement dimensionnée pour fournir ces informations, et ainsi, adapter les traitements aux caractéristiques des objets et des structures détectées. Par exemple, les cibles mobiles seront séparées des cibles fixes présentes sur le fond afin d'améliorer la phase de suivi et l'obtention des trajectoires. Les cibles fixes, quant à elles, seront en partie utilisées pour détecter l'environnement.

L'élaboration d'une chaîne complète de traitement n'est pas une tâche triviale, car elle fait appel, comme l'illustre la Figure 2.1, à plusieurs disciplines scientifiques. Celles-ci sont, entre-autres, relatives aux domaines des antennes et de la propagation, de l'électronique numérique, du traitement de signal et des images, de l'analyse vidéo, et de l'informatique.

Nous présentons dans ce chapitre la CTI développée. Nous considérons que celles-ci débutent au niveau de l'étape de détection/localisation, ces données apportées par le système d'imagerie radar (Chapitre I).

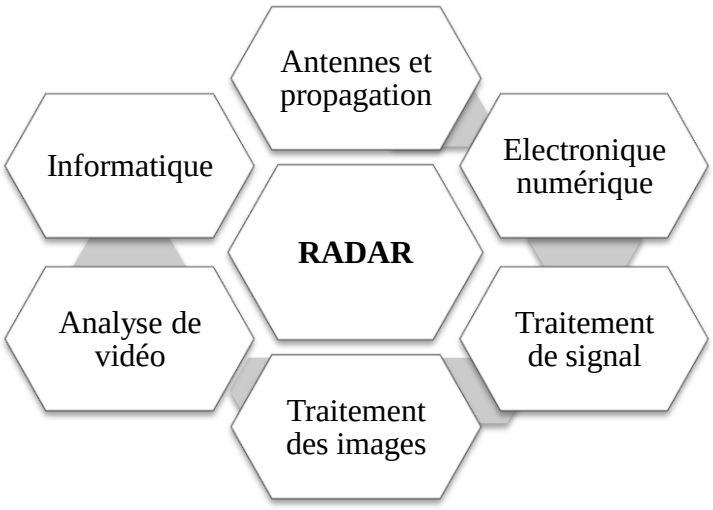


Figure 2.1 : disciplines scientifiques impliquées dans la mise en œuvre de la chaîne de traitement de l'information proposée.

2 Présentation générale de la chaîne de traitement proposée

Pour la mise en œuvre de la CTI, nous ne souhaitons prendre en compte aucune information *a priori*, ni sur les cibles ni sur leur contexte environnemental. De plus, nous devons faire face à certaines problématiques, notamment :

- signatures de cibles complexes, dépendant de leur position dans la scène, des cibles voisines et de la proximité de la structure fixe de la scène ;
- faible dimension de la scène par rapport à la dimension des signatures des cibles détectées, engendrant un encombrement important des images radar ;
- cibles manoeuvrantes et pas entre deux frames important rendant difficile l'utilisation d'un modèle.

La CTI proposée [Daho et al. 12] utilise l'intégralité de l'information utile pour générer le rendu de la scène sous surveillance. Ce rendu se présente sous la forme d'une série temporelle d'images radar qui sont fortement corrélées. Cette corrélation est d'autant plus importante que l'espacement temporel d'acquisition est faible. Pourtant, la plupart des radars VTM se contentent d'acquérir l'écho de la scène pour générer des images successives, et n'utilisent pas la corrélation entre images. Pour de meilleures performances, la CTI proposée exploite la corrélation temporelle qui existe entre les images radar successives. La Figure 2.2 représente le schéma synoptique de notre CTI. Dans ce qui suit, nous allons la présenter brièvement et plus en détail dans les prochaines sections.

Le flux d'images radar obtenu est divisé en deux parties. La première séquence dynamique contient les cibles mobiles. La seconde séquence statique contient les cibles stationnaires ainsi que les murs intérieurs. Cette partition est réalisée grâce à des algorithmes conçus de prime abord pour l'imagerie optique et modifiés pour tenir compte des caractéristiques des images radar. La séquence statique est estimée dans un premier temps, puis la séquence dynamique est obtenue par une opération de soustraction du fond. Cette partition permet ensuite d'appliquer des traitements spécifiques sur chaque type d'images, notamment, la détection des structures fixes sur la séquence statique et le suivi des cibles mobiles sur la séquence dynamique.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, toute information sur la scène sous surveillance est très importante pour l'élaboration de la stratégie d'intervention. Aussi, savoir où les cibles peuvent potentiellement se cacher permet de minimiser les risques et le stress durant les opérations. Dans ce but, la structure fixe de la scène est détectée à l'aide d'une méthode, s'appuyant sur la transformée de Radon, appliquée sur la séquence statique de la scène sous surveillance.

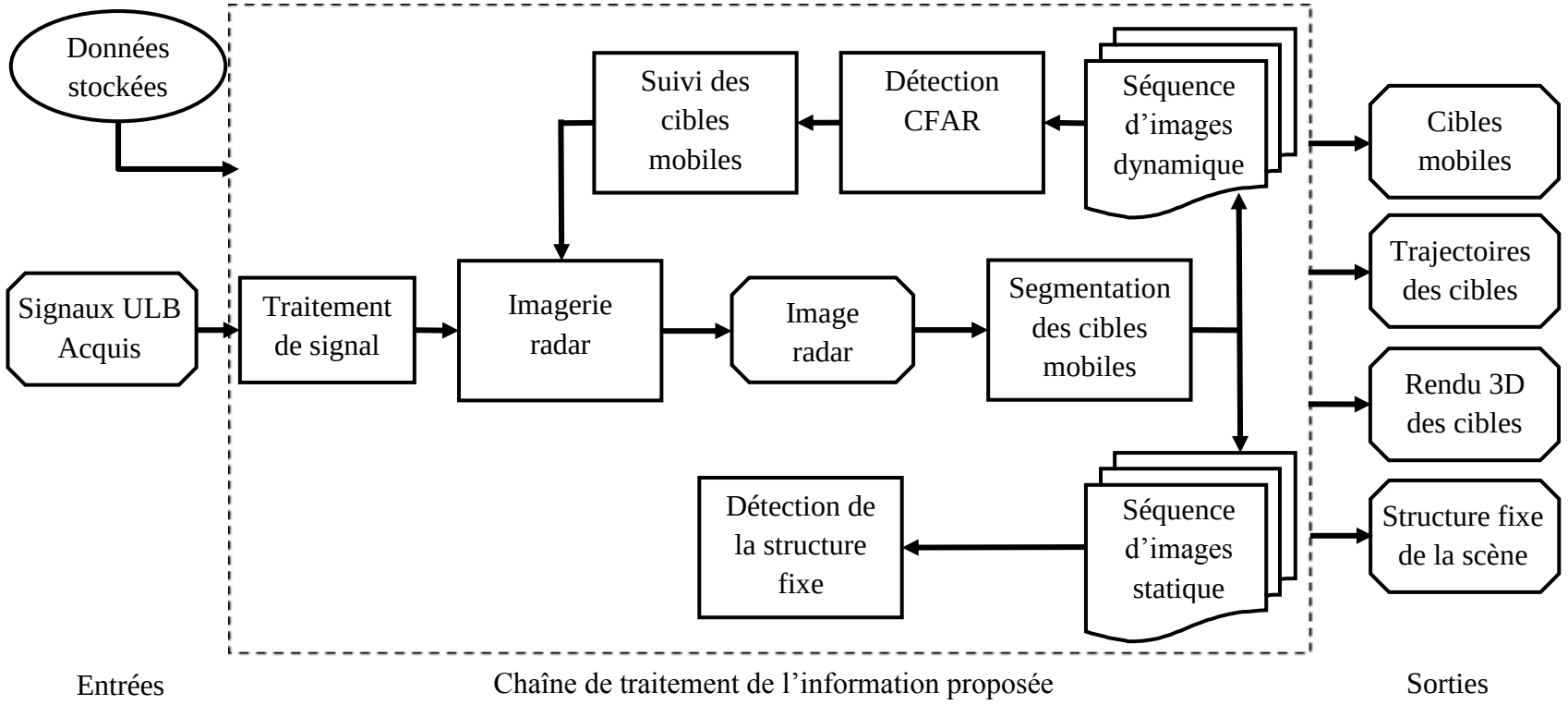


Figure 2.2 : schéma synoptique de la chaîne de traitement de l'information proposée [Daho et al. 13].

Une des fonctionnalités clés d'un radar VTM est l'identification des cibles et leur suivi dans le temps. Cette fonctionnalité offre une meilleure connaissance de la scène et de ce qui y survient. De plus, le suivi permet d'éliminer les fausses cibles créées par la propagation multitrajets des ondes électromagnétiques. Un suivi des cibles mobiles, en utilisant un filtre de Kalman étendu, est finalement appliqué sur la séquence dynamique de la scène sous surveillance.

La chaîne de traitement proposée n'est pas une simple succession de différents algorithmes existants. Les blocs de traitement interagissent dans le but d'exploiter la corrélation spatio-temporelle qui existe entre des acquisitions successives.

3 Traitement de l'information

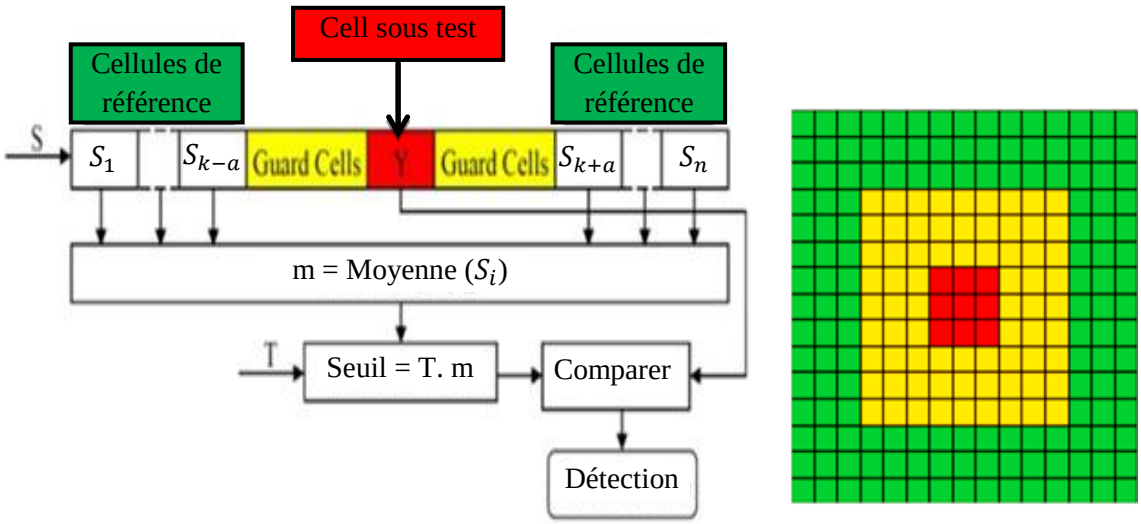
Dans ce qui suit, nous expliquons les fonctionnalités de la chaîne de traitement de l'information proposée.

3.1 Détection CFAR

Compte tenu des caractéristiques des signatures des cibles et du bruit dans les images radar, il paraît judicieux d'adopter l'algorithme de détection CFAR (Constant False Alarme Rate) dans le cas de l'imagerie radar à courte portée. Cet algorithme évite l'utilisation d'un seuil unique sur l'ensemble de l'image et remplace celui-ci par un seuil adaptatif défini localement en fonction du niveau de bruit du fond entourant la cible. Il facilite ainsi la détection d'une cible, même éloignée, et ayant une signature de faible intensité en l'extrayant du fond bruité [Jung et al. 10].

Pour la plupart des détecteurs CFAR, les données sont observées à travers une fenêtre d'analyse glissante pour déterminer les différents seuils locaux de détection. Ces derniers dépendent de plusieurs facteurs, notamment, le positionnement par rapport au système radar. Dans la littérature, plusieurs versions du processeur CFAR existent. Le CFAR par cellule moyennée (*cell-averaging CFAR* : CA-CFAR) [Rongbing 06] est couramment utilisé.

La Figure 2.3-a- montre l'architecture d'un processeur CA-CFAR dans le cas de traitement d'un signal 1D. Notre système radar s'inspire de cet algorithme pour définir une version 2D utilisée pour traiter directement les images radar (cf. Figure 2.3-b-).



-a- Fenêtre CFAR monodimensionnelle -b- Fenêtre CFAR bidimensionnelle

Figure 2.3 : architecture du traitement CA-CFAR pour des données bidimentionnelles et monodimentionnelles. Le même code de couleur est utilisé pour les deux cas.

Nous analysons les images radar avec une fenêtre CFAR glissante. Le balayage se fait pixel par pixel à travers toute l'image. La zone intérieure (rouge) de la fenêtre regroupe les cellules sous test (CST). Elle doit couvrir la signature de la cible. Elle est entourée de cellules de référence (CR) qui sont regroupées dans la zone extérieure (verte) de la fenêtre et doivent contenir les pixels de l'arrière-plan. Ces deux premiers types de cellules sont séparés par des cellules de garde (CG) qui constituent la zone du milieu (jaune). Elles permettent de ne pas prendre en compte les pixels ayant de fortes intensités et appartenant aux lobes secondaires de la signature de la cible [Martone et al. 10]. Les valeurs des pixels dans la zone CG ne sont pas utilisées dans ce processus. Les tailles de ces cellules dépendent donc fortement des caractéristiques du système radar (la bande passante, la résolution angulaire, etc…) ainsi que du traitement appliqué en amont.

Dans un premier temps, les énergies totales des CST ($Y_E = \sum_{(i,j)\in CST} CST^2(i,j)$) et des CR ($X_E = \sum_{(i,j)\in CR} CR^2(i,j)$) sont calculées. Selon la valeur du rapport de l'énergie de la CST à l'énergie de la CR, les pixels des CST sont ou non considérés comme appartenant à la signature d'une cible. Par conséquent, il est essentiel que l'énergie totale des CR ne soit pas trop faible afin que ce rapport ne déclenche pas de trop fortes détections de faux positifs. Traditionnellement, la zone CST est considérée comme cible si et seulement si son énergie est supérieure à celle des cellules de référence d'un facteur prédéfini. L'équation 2.1 définit le test CFAR.

$$\varphi(i,j) = \begin{cases} 1 & Y_E \geq T\, X_E \\ 0 & sinon \end{cases} \quad (2.1)$$

où T est un seuil choisi en fonction des caractéristiques des images. $\varphi\ (i,\ j)$ est le pixel correspondant au centre des CST.

Toutefois, l'observation des images issues de la rétroprojection (cf. Figure 2.4), montre que les cibles sont représentées par des lobes plus ou moins étendus, suivant une direction qui dépend de leur position dans l'image. De plus, des cibles peuvent être proches et des artefacts importants sont dans le voisinage immédiat des signatures des cibles. Face à de telles caractéristiques, la méthode classique de détection CFAR, qui consiste à comparer l'énergie de la zone de référence avec l'énergie de la zone de sous test, semble donc inadaptée.

Pour des considérations liées aux propriétés des images radar et aux performances de détection, plusieurs modifications ont été apportées, notamment sur les caractéristiques de la fenêtre CFAR ainsi que sur le test CFAR lui-même. Pour prendre en compte la configuration observée des lobes, nous proposons de déterminer la direction moyenne de chaque lobe grâce à l'utilisation des tenseurs de structure.

Nous présentons dans une brève introduction les tenseurs de structure (outil bien connu pour l'analyse de l'orientation locale dans une image), et leur utilisation pour améliorer l'algorithme de détection CFAR. Ces modifications ont été adoptées pour réduire le taux de fausses détections du bloc imagerie. Par conséquent, la performance en termes de suivi des cibles mobiles est améliorée.

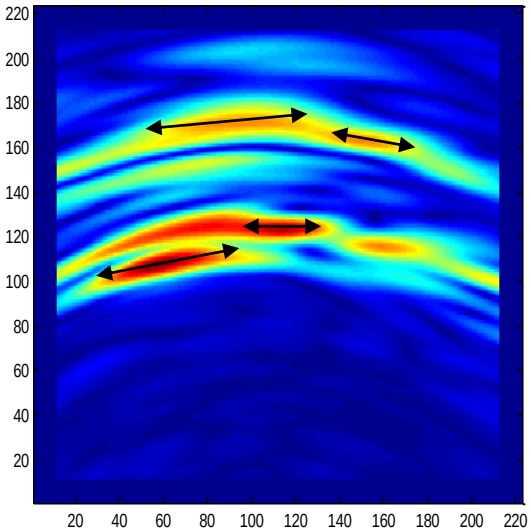


Figure 2.4 : configuration des signatures des cibles dans une image rétroprojectée.

3.1.1 Les tenseurs de structure

Un tenseur de structure est un objet mathématique relativement récent, utilisé en traitement d'images. Il permet de décrire les variations locales des structures présentes dans les images. Il donne une information importante sur la géométrie des objets, permettant d'identifier les directions prédominantes du gradient d'une fonction bidimensionnelle au voisinage d'un point et évaluer le degré de leur cohérence [Bigun 88]. Ces informations sont nécessaires dans beaucoup de processus bas-niveau de traitement d'images et de vision par ordinateur. En effet, depuis qu'il a été introduit dans la détection de contour et de coin, il a été appliqué à une grande variété de problèmes comme, par exemple, l'estimation de flot optique, la segmentation de textures et la compression d'image. Son utilisation nécessite de le décomposer en valeurs et vecteurs propres [Weickert 98]. L'importance des tenseurs de structure provient du fait que les valeurs propres et les vecteurs propres associés résument la distribution du gradient de la fonction bidimensionnelle au sein d'un voisinage donné.

On peut définir un tenseur pour une fonction bidimensionnelle (une image) I de la façon suivante : si la valeur du vecteur gradient d'un point (pixel) de coordonnées $p = (x, y)$ est $\nabla I(p) = (I_x(p), I_y(p))^T$, où T désigne l'opération de transposition, alors le tenseur T de ce point est une matrice 2x2 qui peut être exprimé par :

$$T(p) = \nabla I . \nabla I^T = \begin{bmatrix} (I_x(p))^2 & I_x(p)I_y(p) \\ I_x(p)I_y(p) & (I_y(p))^2 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

où I_x et $I_y$sont les dérivées partielles de premier ordre de I selon x et y respectivement.

Le tenseur T est une matrice symétrique semi-définie positive, ces valeurs propres sont $\lambda_1 = \|\nabla I(p)\|^2$ et $\lambda_2 = 0$. Il possède une base orthonormée de vecteurs propres v_1 et v_2 avec $v_1 \parallel \nabla I$ et $v_2 \perp \nabla I$. Les valeurs propres correspondantes ne donnent que le contraste dans la direction propre. Elles ne décrivent pas la structure locale de l'image [Bigun et al. 87]. Pour tenir compte de l'information sur la structure locale, on peut intégrer les données du voisinage local via la convolution du tenseur par un noyau normalisé. Généralement, le voisinage est défini par un noyau gaussien bidimensionnel d'une taille prédéterminée. La taille de la fenêtre sur laquelle est faite l'analyse de l'orientation est choisie en fonction des caractéristiques des données traitées. Cependant, en élargissant le rayon effectif de la fenêtre (en d'autres termes, augmenter sa variance), on peut rendre le tenseur de structure plus robuste face au bruit. En contrepartie, la résolution spatiale se voit réduite.

Finalement, le tenseur de structure est calculé par la somme pondérée à l'intérieur de cette fenêtre, comme le montre l'équation suivante :

$$T_S(p) = \begin{bmatrix} \int g(r)(I_x(p-r))^2 dr & \int g(r) I_x(p-r) I_y(p-r) dr \\ \int g(r) I_x(p-r) I_y(p-r) dr & \int g(r)(I_y(p-r))^2 dr \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$T_S(p) = \int g(r) T_I(p-r) dr = g * T$$

où g est le noyau d'un fenêtrage bidimensionnel défini sur un domaine d'intégration r. * désigne la convolution.

Ainsi, le tenseur de structure décrit le contraste moyen dans la direction des vecteurs propres (notées λ_1 et λ_2), car il intègre la variation des intensités dans un voisinage donnée. Comme $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$, le vecteur propre correspondant à λ_1 suit l'orientation de la variation d'intensité la plus importante. Si la différence entre les deux valeurs est conséquente, cela signifie l'existence d'un contour dans la région examinée. De plus, si les deux valeurs propres sont de valeurs importantes, cela indique qu'un petit changement dans n'importe quelle direction peut provoquer un changement significatif de l'intensité de l'image au niveau du pixel examiné. Cette configuration est souvent assimilée à un coin détecté au pixel examiné. Si les deux valeurs propres sont de faibles valeurs, cela signifie que la région est quasi-uniforme. De ce fait, la différence relative entre les deux valeurs propres du tenseur de structure est un indicateur du degré d'anisotropie du gradient dans le voisinage sous test, c.-à-d. le degré de la déformation suivant une direction particulière [Medioni et al. 00].

3.1.2 L'algorithme proposé

La détection CFAR mise en œuvre s'appuie sur les tenseurs de structure présentés précédemment. Nous proposons une généralisation de la fenêtre classique du tenseur, par l'introduction d'une zone de garde. De cette manière, la signification même du tenseur de structure est modifiée. Pour pailler ce problème, nous définissons deux estimateurs.

- ***Étape d'optimisation***

La visualisation 3D d'une image nous montre un exemple de la distribution spatiale de l'énergie d'une image radar après rétroprojection (cf. Figure 2.5). Les plus hautes valeurs locales sont autant de candidats à la détection CFAR.

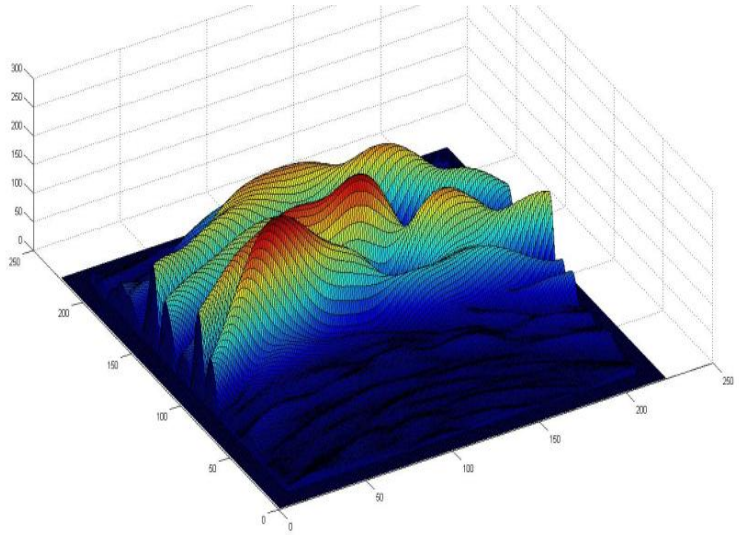


Figure 2.5 : visualisation 3D d'une image radar après rétroprojection.

Nous choisissons de ne pas tester chaque pixel de l'image, mais seulement d'évaluer les pixels correspondant aux maxima locaux. Le masque est de dimension égale à la résolution théorique ou observée du système radar. Dans notre cas, la résolution est d'environ 30 cm et un pixel correspond environ à 1 cm.

- ***Définition du masque CFAR***

Traditionnellement, le masque d'un tenseur de structure est composé de 9 pixels (3*3). Le pixel central correspond à la cellule sous test et les autres aux cellules de référence (cf. Figure 2.6).

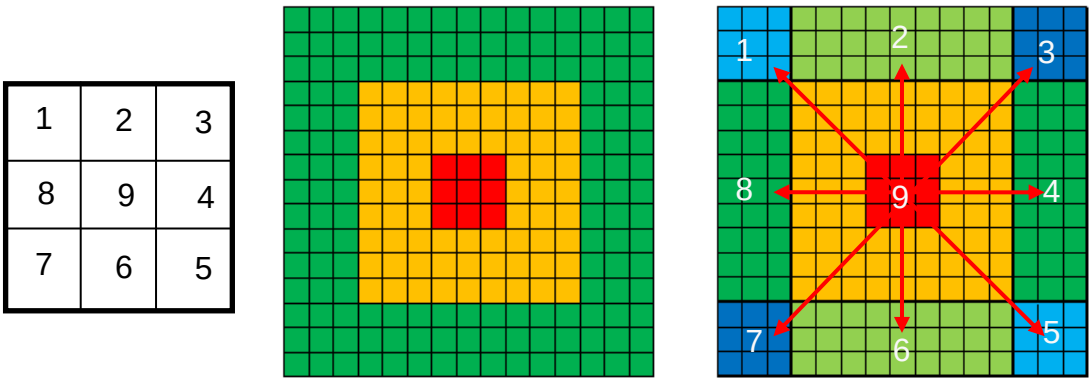


Figure 2.6 : création du masque CFAR directionnel. (a) la fenêtre classique d'un tenseur de structure ; (b) le masque classique ; (c) le masque directionnel proposé.

De manière identique à la fenêtre CFAR classique, pour définir le masque CFAR directionnel, nous introduisons une zone de garde pour séparer la zone sous test et la zone de référence. Bien qu'il soit possible de définir un masque plus général, nous avons choisi de réduire chaque zone à un seul pixel[1]. Si la zone de garde ne contient pas de pixels, nous retrouvons la manière classique d'estimer le tenseur de structure. Pour nos images, cette dimension est choisie non nulle. Elle fixe alors la taille du masque. Ce paramètre, fonction de la taille du lobe, doit être estimé.

- ***Construction des tenseurs de structure***

Le masque CFAR directionnel définit deux systèmes de direction concentriques, dont le centre est le pixel sous test. Les systèmes de directions SD_1 et SD_2 sont présentés sur la Figure 2.7. Chaque système possède deux directions principales. Les quatre directions sont indexées de 1 à 4. Les deux cellules de référence de chaque direction sont indexées en complétant d'un 1 ou d'un 2 à l'indice de direction. Dans un premier temps, nous calculons les quatre dérivées premières (approximation à l'ordre 1), traduisant le contraste maximum selon ces directions, telles que :

$$I_i = \max\left(\left|\frac{I(x,y) - I_{i1}}{\delta(I_i)}\right|, \left|\frac{I(x,y) - I_{i2}}{\delta(I_i)}\right|\right) \tag{2.4}$$

où $\delta(I_i)$ est la distance entre le pixel sous test et le pixel de référence dans la direction i.

Ensuite, les deux estimateurs du tenseur de structure TS_1 et TS_2, selon les systèmes de direction SD_1 et SD_2, sont calculés de la façon suivante :

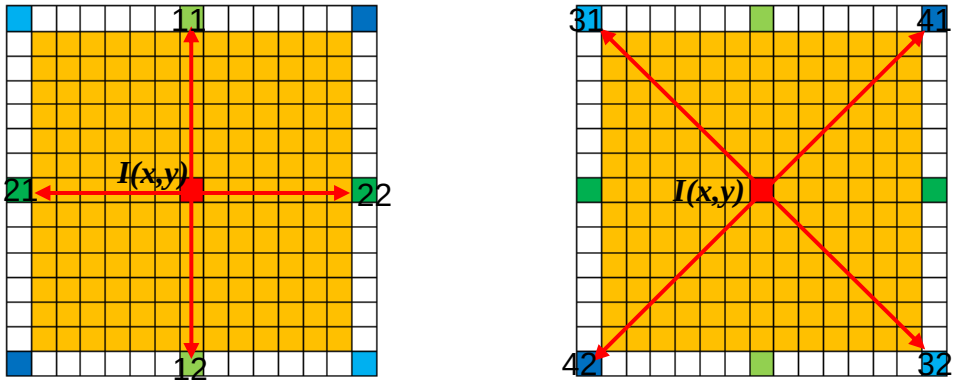
$$TS_1 = \begin{bmatrix} {I_2}^2 & I_1 I_2 \\ I_1 I_2 & {I_1}^2 \end{bmatrix} \qquad TS_2 = \begin{bmatrix} {I_3}^2 & I_3 I_4 \\ I_3 I_4 & {I_4}^2 \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

Et on écrit :

$$TS_i = \begin{pmatrix} a_i & b_i \\ c_i & d_i \end{pmatrix} \tag{2.6}$$

où l'indice i indique le système de direction selon lequel sont calculées les dérivées.

[1] Pour une définition plus générale, on remplace la valeur d'intensité d'une cellule par la moyenne des valeurs de la zone.



Système de direction 1 Système de direction 2

Figure 2.7 : les deux systèmes de direction dans le masque CFAR directionnel.

- ***Calcul des valeurs et des vecteurs propres***

Le tenseur de structure permet d'accéder à la géométrie locale de l'image. Les valeurs propres représentent les variations maximale et minimale de la norme, tandis que les vecteurs propres correspondent aux directions de ces variations. Pour chaque estimateur TS_i, nous calculons les valeurs propres et les vecteurs propres (cf. Eq. 2.7) du tenseur.

$$(\theta_i)_{\pm} = \begin{pmatrix} \frac{b_i}{\sqrt{((\lambda_i)_{\pm} - a_i)^2 + {b_i}^2}} \\ \frac{(\lambda_i)_{\pm} - a_i}{\sqrt{((\lambda_i)_{\pm} - a_i)^2 + {b_i}^2}} \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

- ***Sélection du tenseur de structure***

On retient le système de direction donné par les vecteurs propres de l'estimateur $\hat{\imath}^*$ qui maximise le contraste (les variations), et vérifie :

$$\hat{\imath}^* = \arg\max_i((\lambda_i)_+ + (\lambda_i)_-) \tag{2.8}$$

La Figure 2.8 montre des résultats de l'estimation de l'orientation des signatures de cibles par les vecteurs propres des tenseurs de structure.

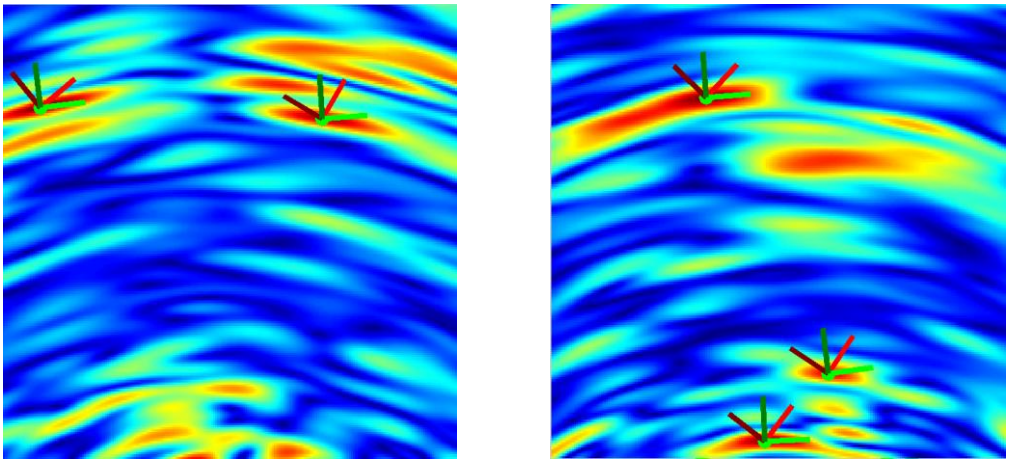


Figure 2.8 : estimation de l'orientation des signatures des cibles par les vecteurs propres des tenseurs de structure estimés. La couleur verte correspond au système de direction retenu.

- ***Test CFAR***

Le test CFAR consiste à comparer l'énergie des cellules de référence données par le système de direction sélectionné à l'énergie de la zone sous test. Une attention particulière doit être portée aux faibles valeurs des énergies des cellules de référence. En effet, proches de zéro, celles-ci peuvent causer une augmentation des faux positifs.

L'énergie de la zone sous test est calculée par la relation suivante :

$$Y_E = I(x,y)^2 \tag{2.9}$$

Celles des Cellules de référence sont calculées par la relation suivante :

$$X_{E_i} = \frac{{I_{i1}}^2 + {I_{i2}}^2}{2} \, , i \, \epsilon \, \{1,2,3,4\} \tag{2.10}$$

Les cellules sous test retenues comme cibles sont celles qui répondent positivement à la détection CFAR pour toutes les directions. La décision du détecteur CFAR se fait en comparant l'énergie de la cellule sous test à l'énergie des cellules de référence multipliée par un coefficient de seuillage T. Ainsi, pour le système de direction ${SD_i}^*$ retenu, le test CFAR est défini par l'équation suivante :

$$e(x,y) = \begin{cases} 1 & si \; Y_E \geq T * X_{E_{i^*}} \; et \; Y_E \geq T * X_{E_{i^*+1}} \\ 0 & sinon \end{cases} \tag{2.11}$$

- ***Traitement des bords***

Lors du balayage du masque CFAR à travers l'image rétroprojectée, le voisinage des pixels se trouvant aux premières et dernières lignes et colonnes n'est pas complètement couvert. En effet, le masque CFAR est positionné partiellement en dehors de l'image sur ces positions (cf. Figure 2.9).

Pour une image de taille $[W, H]$ et pour un masque CFAR de taille $[X, Y]$, la zone complètement couverte, qu'on dénomme la zone effective, est de taille $[W - X + 1, H - Y + 1]$. Ainsi, la détection n'est pas appliquée sur les pixels en dehors de la zone effective, malgré le fait qu'ils sont susceptibles de contenir de l'information sur les cibles. Pour pallier ce problème, l'image sous test est surdimensionnée par l'ajout de pixels autour des bords. Plusieurs stratégies sont usuellement utilisées. Elles diffèrent sur le choix des valeurs des nouveaux pixels à ajouter (conditions aux limites).

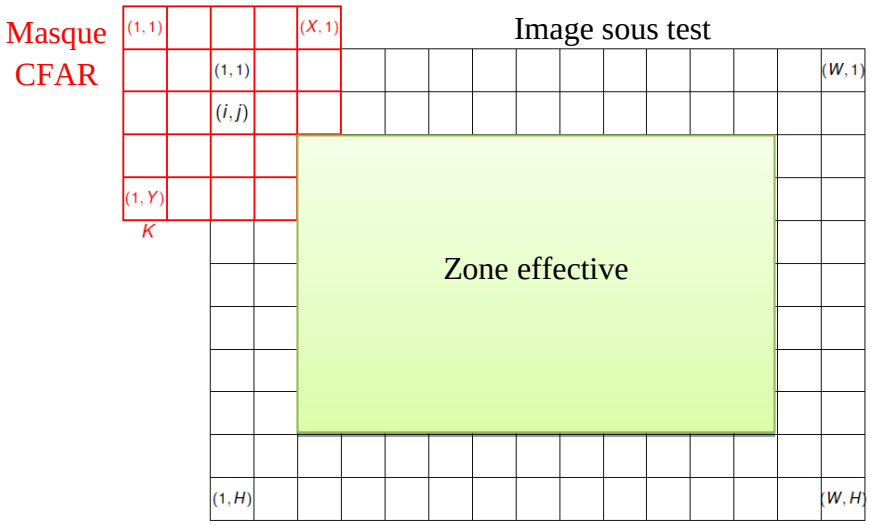


Figure 2.9 : problème des bords lors du balayage du masque CFAR.

- ***Seuillage et Agrégation***

Une fois le traitement CFAR appliqué sur l'image en cours, le nombre de faux positifs peut être important. Nous appliquons alors un seuil adéquat sur l'énergie portée par chaque candidat et ne retenons que ceux dont la valeur est supérieure à ce seuil.

Plusieurs détections peuvent apparaître dans l'environnement immédiat de la cible. Elles sont dues aux lobes secondaires plus ou moins importants. L'agrégation des détections est alors appliquée lorsque la distance est inférieure à la résolution théorique

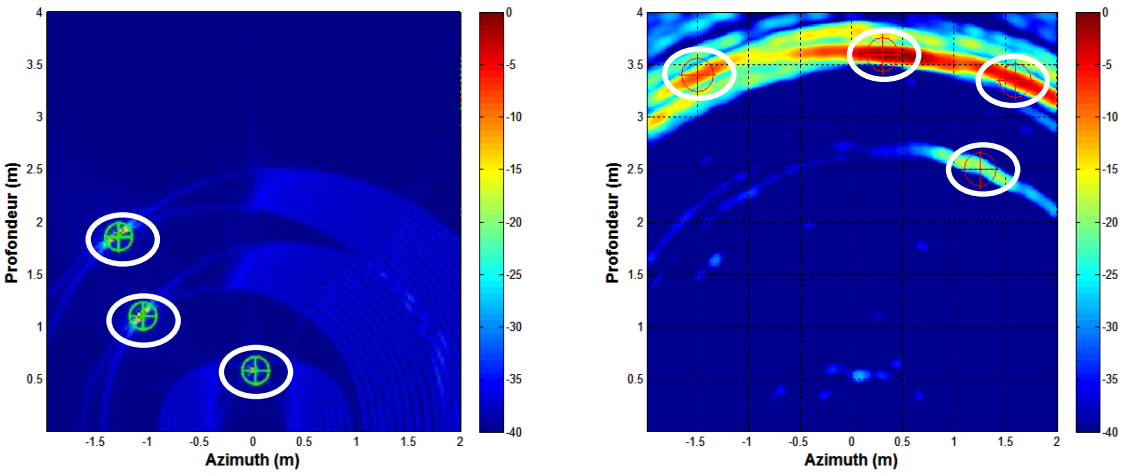
ou observée du système radar. Il suffit en fait de calculer le barycentre *G* des cellules sous test pour lesquelles la distance entre elles est inférieure à la distance d'ambiguïté (ici 30 cm équivalent à 30 pixels). Le calcul est pondéré par l'énergie des cellules ω_i normalisée entre 0 et 1 (cf. Eq. 2.12).

$$(x_g, y_g) = (\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i * \omega_i \ , \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i * \omega_i) \tag{2.12}$$

Nous choisissons de ne pas tester chaque pixel de l'image mais seulement d'évaluer les pixels correspondant aux maxima locaux. Le masque est de dimension égale à la résolution théorique ou observée du système radar. Dans notre cas, la résolution est d'environ 30 cm et un pixel correspond environ à 1 cm.

3.1.3 Résultats

La Figure 2.10 montre les résultats de l'algorithme de détection CFAR modifié, en simulation et sur des données réelles. Le scénario multicibles simulé contient trois cibles mobiles (cf. Figure 2.10 de droite). Lorsque deux cibles se rapprochent, des artefacts importants sont générés, dûs à l'intersection de leurs ellipses de détection. Malgré cela, le détecteur CFAR arrive à détecter les cibles réelles. Le scénario multicibles réel (cf. Figure 2.10 de gauche) contient deux cibles, dont une mobile. Lorsque la cible mobile approche de la zone d'ombre du radar, l'intensité de ses échos diminue significativement. Le détecteur CFAR arrive, cependant, à la détecter.



Simulation Expérimentation

Figure 2.10 : résultats obtenus de l'algorithme de CFAR modifié.

3.2 Segmentation des objets mobiles

La segmentation des objets mobiles dans des séquences vidéo dynamiques est une problématique courante dans le domaine de la vision par ordinateur et de la surveillance vidéo. L'objectif principal est de décomposer une vidéo présente en entrée du système en deux parties : une vidéo statique qui représente le fond et une vidéo dynamique qui représente le mouvement des différents objets mobiles présents dans la scène (premier plan). Ces derniers sont, dans la plupart des cas, traités dans un objectif de localisation et de suivi. L'identification correcte des objets mobiles devient alors une tâche critique qui doit s'adapter aux contextes propres à chaque application [Toyama et al. 99].

Dans le cas de l'imagerie optique, il existe plusieurs problèmes récurrents rencontrés lors du développement de ce type d'applications. On peut citer celui du changement d'éclairage, brusque ou graduel, qui modifie l'apparence du premier plan et altère la phase de détection des objets d'intérêt. Si le changement d'éclairage concerne une zone limitée de l'image, seule celle-ci sera ajoutée au premier plan, sinon, toute la frame sera affectée et assimilée au premier plan. On peut également citer le problème du fond non stationnaire qui engendre des détections de faux positifs et dégrade le taux de fausses alarmes. Le problème d'ouverture du premier plan se produit lorsqu'un objet d'intérêt de couleur homogène se déplace avec un mouvement lent. Ainsi, les pixels intérieurs de l'objet ne sont pas identifiés. Le problème du camouflage survient si un objet d'intérêt a, en partie, une apparence (couleur) similaire au fond. Dans ce cas, cet objet peut ne pas être identifié. Le dernier problème, et pas le moindre, est provoqué par l'ombre des objets d'intérêt. En effet, l'ombre, généralement sombre, peut être identifiée comme une extension de l'objet mobile sur un fond clair.

Développer une méthode de segmentation générique prenant en compte tous ces problèmes n'est pas une tâche triviale. Généralement, le développement se fait en relâchant quelques contraintes en fonction de l'application. En outre, pour répondre au besoin de temps réel, les traitements doivent être peu coûteux en temps de calcul et en mémoire tout en restant capables d'identifier, avec une précision suffisante, les objets en mouvement dans la vidéo.

Il existe deux grandes classes d'algorithmes de segmentation d'objets mobiles/fixes [Yang et al. 04]. D'une part, les méthodes s'appuyant sur le flot optique utilisent le mouvement apparent des objets par rapport à l'observateur. Ce mouvement est calculé, en utilisant une estimation des dérivées locales, pour chaque pixel dans chaque frame. Cela renseigne sur le nombre de pixels dans l'image qui se déplacent entre les frames successives, ce qui représente une information importante pour leur segmentation.

Néanmoins, les méthodes de calcul du flot optique nécessitent une régularisation du champ de vecteurs souvent complexe à mettre en œuvre et très consommatrice [Kim et al. 99]. Elles sont difficilement applicables à un flux vidéo en temps réel avec des ressources standard. De plus, il est généralement supposé que le niveau de gris des objets est invariant d'une frame à l'autre, et donc que les variations temporelles de l'intensité des pixels des objets sont dues au mouvement des objets d'intérêt seulement. Les problèmes d'éclairage et de luminosité ne sont donc pas nécessairement pris en compte. Pour ces raisons, nous nous sommes focalisés sur la seconde classe des méthodes, qui s'appuient sur la soustraction de fond.

3.2.1 Segmentation par soustraction de fond

Ces techniques nécessitent une modélisation du fond qui peut être effectuée de manière non récursive ou récursive [Cheung et al. 04].

3.2.1.1 Méthodes non récursives

Les méthodes non récursives utilisent une fenêtre glissante sur l'axe temporel pour estimer le fond. Pour cela, un nombre prédéfini de frames est stocké en mémoire. Ces techniques sont peu adaptatives puisqu'elles dépendent uniquement de l'information contenue dans la fenêtre glissante et aucunement de l'historique des frames en dehors de cette fenêtre.

Plusieurs algorithmes temps-réel existent dans la littérature. La méthode la plus simple consiste à soustraire la frame courante de la précédente pour détecter les pixels ayant subi un changement brusque d'intensité. Ces derniers définiront les objets mobiles. N'utilisant que la seule frame précédente, cette méthode n'est pas assez performante pour détecter les pixels intérieur d'un objet d'intensité uniforme. Le filtre médian est couramment utilisé pour modéliser le fond. L'utilisation de celui-ci s'appuie sur l'hypothèse selon laquelle, pour un grand nombre de frames dans la fenêtre d'observation temporelle, un pixel est considéré appartenir au fond s'il est stable pour plus de la moitié du temps. Ainsi, l'estimation du fond est définie comme étant la valeur médiane pour chaque position de pixel de toutes les frames de la fenêtre temporelle. Augmenter la taille de la fenêtre d'observation permet d'améliorer la qualité du fond, mais au prix d'une consommation accrue de la mémoire. Des techniques plus compliquées de modélisation de fond reposent sur des filtres de prédiction linéaire sur les frames en mémoire. La méthode Wallflower [Toyama et al. 99] en est un exemple. En plus de stocker un certain nombre de frames en mémoire, les coefficients des filtres doivent être estimés à chaque temps de capture d'une frame ce qui rend ces techniques difficiles à implémenter en temps réel.

3.2.1.2 Méthodes récursives

Les méthodes récursives, quant à elles, ne nécessitent pas de stocker d'images en mémoire. Elles mettent à jour récursivement un modèle unique de fond à chaque frame. De ce fait, toutes les images passées peuvent avoir une influence sur le modèle courant du fond. Les techniques récursives utilisent, le plus souvent, un filtrage approximant le filtre médian, un filtrage de Kalman ou encore un modèle de mélange de gaussiennes. Elles nécessitent donc moins de mémoire de stockage, mais une erreur dans le modèle du fond peut persister pendant une période beaucoup plus longue. Elles doivent trouver le bon compromis lors du choix du coefficient de mise à jour : une valeur importante peut perturber le modèle du fond, alors qu'une faible valeur rend le modèle du fond excessivement stable nécessitant l'acquisition de plusieurs frames pour représenter le fond effectif.

3.2.2 Segmentation des images radar

À ce stade, le flux vidéo issu du système radar est cadencé à 5 frames /seconde. La scène, les cibles et la structure fixe de la scène sont représentées par des images en niveaux de gris dont les valeurs des pixels sont exprimées par un système de codage prédéfini.

Le flux d'images radar contient simultanément deux catégories de cibles : les cibles mobiles (personnes en mouvement) et les cibles stationnaires (personnes au repos, mobiliers et murs intérieur). Les objets présents dans la séquence d'images peuvent être considérés comme des cibles stationnaires ou des cibles mobiles. Les deux ensembles présentent des caractéristiques différentes. De ce fait, pour pouvoir appliquer des traitements spécifiques sur chaque catégorie, il est nécessaire de les séparer.

Notre choix s'est donc porté sur une méthode récursive s'appuyant sur l'estimation du fond. C'est une méthode simple à prendre en main, assurant un processus de modélisation et de soustraction de fond rapide, peu coûteux et bien adapté aux images radar. Elle est directement inspirée des travaux de Yang [Yang et al. 04]. Le diagramme complet est présenté sur la Figure 2.11

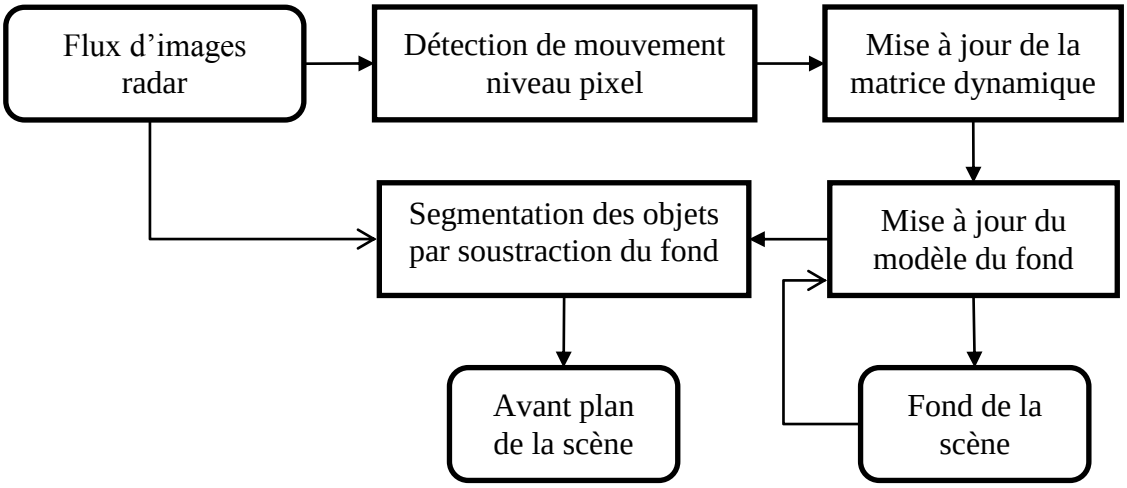


Figure 2.11 : diagramme fonctionnel de la méthode de séparation des objets statiques/dynamiques.

Cette méthode de soustraction de fond ne nécessite aucune initialisation de l'arrière-plan et aucun processus d'apprentissage. Une image de la scène vide n'est pas nécessaire pour initialiser la méthode. Cette caractéristique est bien adaptée à la problématique de la VTM où on ne dispose pas forcément d'informations sur la scène à surveiller. Le fond est alors estimé, au cours du temps, au fur et à mesure de la réception des images. Une fois le fond jugé pertinent, une soustraction de celui-ci avec l'image d'entrée permet une segmentation des cibles mobiles dans la scène. Cet algorithme ne peut cependant être directement appliqué à nos images radar (caractérisées par la faible cadence, la variation des intensités des signatures, artefacts…). Il a été modifié en conséquence afin de s'adapter aux caractéristiques de l'imagerie radar.

Dans l'approche de Yang, il est supposé que le mouvement de la cible produit une variation importante des valeurs de pixels dans les images rétroprojectées. Le traitement commence alors par un calcul de différence entre la frame courante et la frame précédente :

$$F_{ij}(k) = \begin{cases} 0, & \left|I_{ij}(k) - I_{ij}(k-1)\right| \leq T_f \\ 1, & Sinon \end{cases} \tag{2.13}$$

où I est la frame vidéo d'entrée, (i, j) représente les coordonnées d'un pixel dans la frame, et k est l'indice de la frame courante, T_f est un seuil choisi.

Ainsi, les pixels ayant évolué d'une frame à l'autre sont détectés. Cette détection se fait relativement à un seuil choisi, déterminé au cours de phases expérimentales. Il existe un compromis entre un seuil sévère, réduisant la sensibilité de l'algorithme et conduisant à

une perte de détection au niveau du mouvement des cibles, et un seuil souple, rendant l'algorithme très sensible en détectant le bruit comme un mouvement de cibles.

L'étape suivante consiste en la mise à jour de la matrice dynamique *D*. Celle-ci a été introduite afin de stocker l'état de mouvement pour chaque pixel. La matrice *D* est calculée en utilisant l'équation 2.14 :

$$D_{ij}(k) = \begin{cases} D_{ij}(k-1) - 1, & F_{ij}(k) = 0, D_{ij}(k-1) \neq 0 \\ \lambda, & F_{ij}(k) \neq 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

La valeur λ est définie comme le temps (nombre de frames) nécessaire pour enregistrer un état stable du pixel. Si la valeur de ce pixel au sein de l'image différence caractérise un mouvement, sa valeur au sein de la matrice dynamique reste ou devient égale à λ. Dans le cas contraire, sa valeur au sein de la matrice dynamique décrémente et le pixel est mis à jour dans le fond si et seulement s'il garde l'état fixe pendant λ trames. En d'autres termes, l'image statique à l'instant k est mise à jour uniquement là où les valeurs de pixels ne subissent pas une grande variation depuis la frame $k - \lambda$. La mise à jour est effectuée en utilisant l'équation 2.15.

$$B_{ij}(k) = \begin{cases} \alpha . I_{ij}(k) + (1-\alpha) . B_{ij}(k-1), & D_{ij}(k) = 0 \\ B_{ij}(k-1), & Sinon \end{cases} \quad (2.15)$$

où α est le poids de la trame d'entrée.

La valeur d'un pixel du fond est une combinaison linéaire de son ancienne valeur et de sa valeur au sein de l'image courante. Le coefficient linéaire α traduit la vitesse à laquelle un pixel du fond sera remplacé par le pixel correspondant au sein de l'image courante.

L'image mobile est obtenue grâce à une soustraction de l'image statique définie par l'équation 2.16. Cette soustraction génère du bruit en granules dans l'image segmentée. L'élimination de ce bruit est cependant facultative. Une ouverture morphologique peut être exécutée sur l'image mobile dans le but de se débarrasser du bruit engendré par le processus de soustraction.

$$M_{ij}(k) = \begin{cases} 1 & \left| I_{ij}(k) - B_{ij}(k) \right| \geq T_s \\ 0 & Sinon \end{cases} \quad (2.16)$$

Ainsi, le flux vidéo d'entrée est divisé en deux parties. La première partie est un flux vidéo contenant toutes les cibles mobiles.

3.2.2.1 Résultats

La Figure 2.12 et la Figure 2.13 montrent respectivement les résultats obtenus en simulation et sur des images réelles de l'algorithme de segmentation des cibles mobiles. La scène est observée à travers un mur de placoplâtre, et une cible s'y déplace selon une trajectoire prédéfinie (pour des résultats plus complets voir chapitre 4). Une excellente séparation est observée, néanmoins quelques artefacts de segmentation sont observés sur les deux parties segmentées pour les expériences réelles (cf. Chapitre 4). L'algorithme de suivi est appliqué sur la partie mobile afin d'analyser le comportement des cibles (cf. Chapitre 3). La seconde partie est un autre flux vidéo contenant toutes les cibles immobiles y compris les murs intérieurs sur lesquels une détection de structure fixe est appliquée pour mettre en évidence les murs intérieurs de la scène.

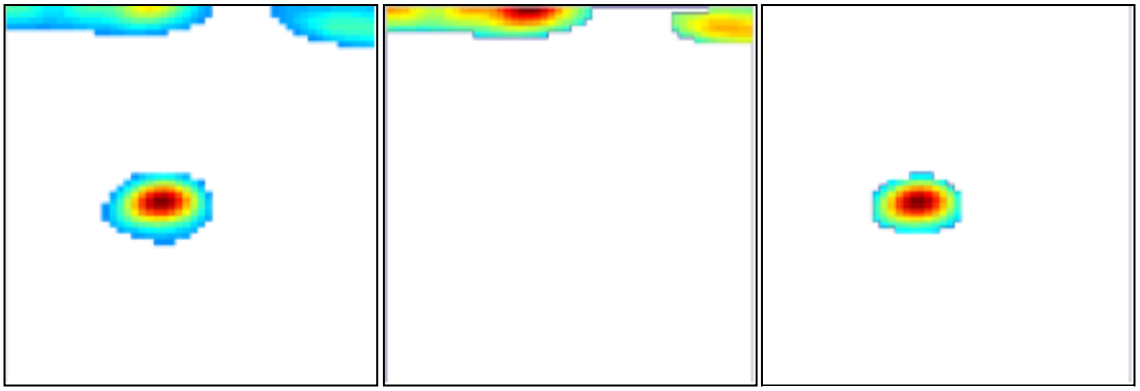


Image globale de la scène | Image statique | Image dynamique

Figure 2.12 : segmentation des cibles mobiles (simulation).

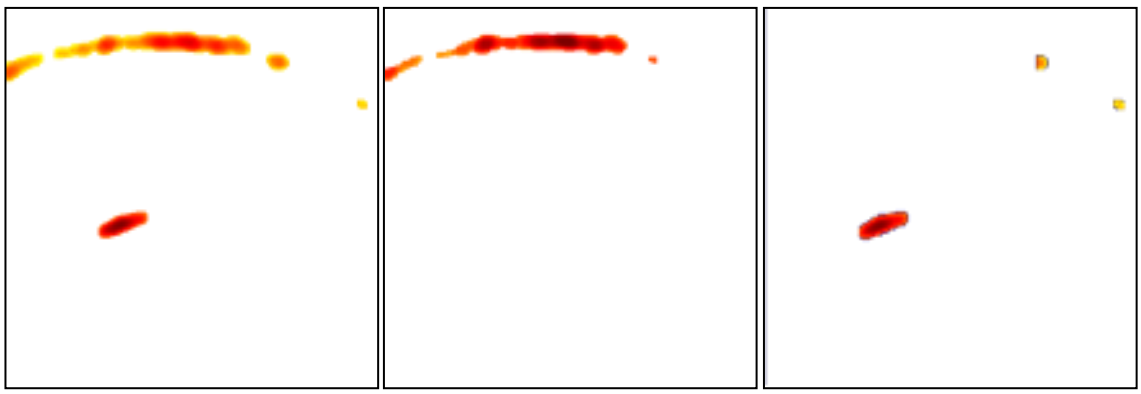


Image globale de la scène | Image statique | Image dynamique

Figure 2.13 : segmentation des cibles mobiles (données réelles)

3.3 Détection de la structure fixe

Traditionnellement, les radars ULB pour la VTM sont utilisés pour la détection de personnes en mouvement. Pour ce faire, des approches s'appuyant sur les techniques Doppler ou des modes de fonctionnement de type MTI (Moving Target Indicator) peuvent être utilisées. L'environnement stationnaire de la scène est alors soit ignoré soit supprimé pour améliorer le rapport de puissances entre les cibles d'intérêt et le bruit. Bien qu'elle représente un grand défi, cette problématique est peu abordée, comparée aux autres problématiques de la VTM.

3.3.1 Travaux existants

[Le et al. 09] ont utilisé un radar UWB déporté sur un véhicule pour détecter la structure intérieur d'une caserne militaire abandonnée. Pour ce faire, le véhicule se déplace le long de deux faces de l'immeuble avec une vitesse constante (cf. Figure 2.14).

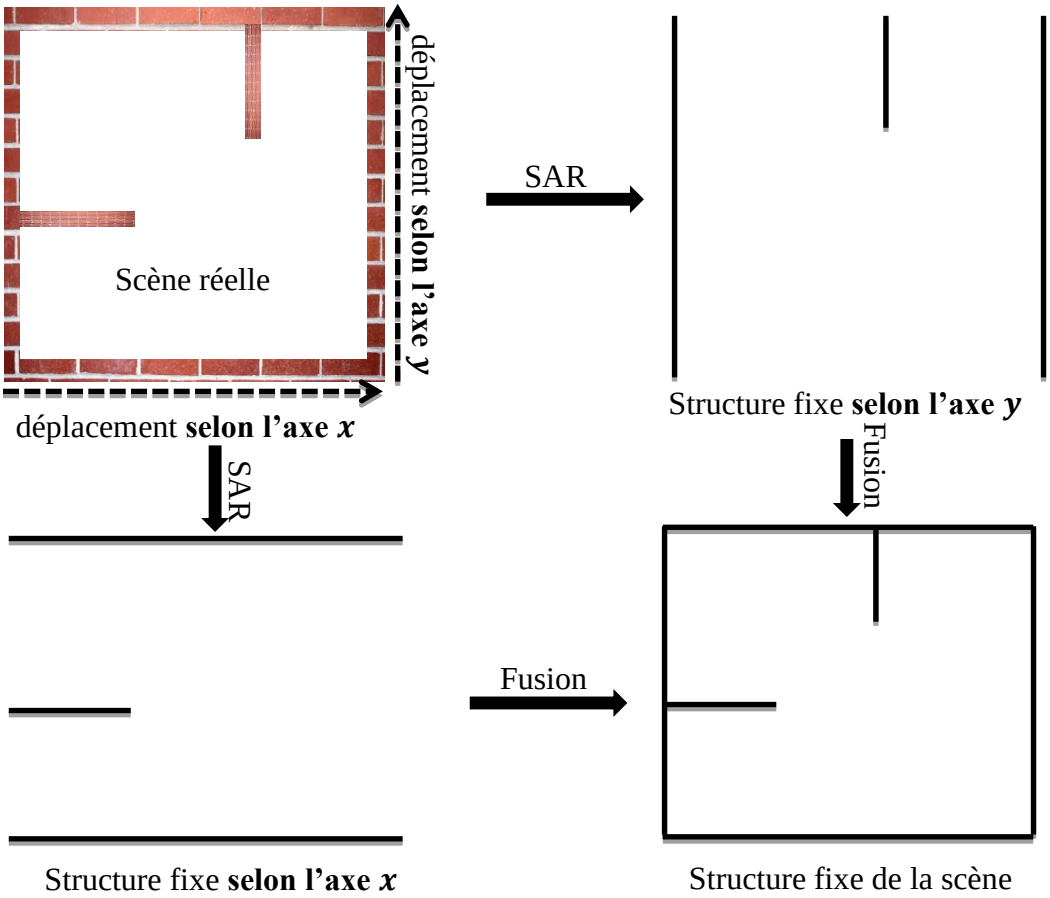


Figure 2.14 : principe de la détection de la structure fixe par un radar en mouvement.

Le système est repéré en utilisant un système GPS, fournissant les coordonnées du radar. Les signaux obtenus sont traités en utilisant les algorithmes usuels pour corriger plusieurs problèmes, par exemple les interférences radiofréquences entre les différents composants du système. Les signaux traités sont rétroprojectés pour générer des images SAR. Le système radar génère une image pour chaque façade de la scène (selon l'axe x et l'axe y). La fusion des deux images donne le plan complet de la scène. La qualité des résultats dépend principalement de la performance du système radar utilisé.

Dans les travaux présentés dans [Aftanas et al. 09], plusieurs étapes de post-traitement ont été introduites pour la mise en évidence des murs intérieur. Afin de reconstituer plus précisément la propagation des ondes à travers les murs, les temps de vol, qui prennent en compte les paramètres des murs frontaux, ont été calculés lors de la formation des images SAR. En outre, les atténuations dues à la présence de ces murs et à la propagation dans l'air ont été compensées. De manière identique, les signaux traités sont rétroprojectés pour générer l'image SAR de la scène. Une technique s'appuyant sur la transformée de Hough [Hough 62] a été utilisée pour mettre en évidence la structure fixe. Pour cela, les murs intérieur sont supposés droits, d'orientations connues et se prolongeant dans toute la scène. L'efficacité de la transformée de Hough dépend de la qualité de l'image d'entrée. De plus, l'utilisation de la transformée de Hough sur des images bruitées est très délicate, une étape de débruitage doit être utilisée au préalable. Dans le cas où l'image est corrompue par un bruit de speckle, comme c'est le cas dans les images radar, la transformée de Radon est parfois préférée pour détecter les lignes. Celle-ci atténue le bruit à travers la sommation (projection). La transformée de Radon est plus robuste et plus précise et offre une meilleure stabilité numérique. Par principe, la transformée de Radon est capable de localiser seulement les objets linéaires.

3.3.2 Méthode proposée

Notre contribution consiste à mettre en évidence les murs dans des conditions réelles de fonctionnement i.e. avec la présence possible de cibles humaines dans la scène et sans *a priori* sur la direction des murs. La méthode proposée s'appuie sur la transformée de Radon. L'application de cette transformée sur une image, pour un ensemble donné d'angles, consiste à calculer les projections de cette image le long de ces angles. La projection résultante est la somme des intensités des pixels dans chaque direction. Le résultat est une nouvelle image dans l'espace transformé de Radon dont les maxima donnent les paramètres de directions des structures. Un exemple de la transformée de Radon sur une image simple est représenté sur la Figure 2.15. La séquence des étapes de traitement, à partir de l'image statique pour obtenir l'image de la structure fixe de la scène, est montrée dans la Figure 2.16.

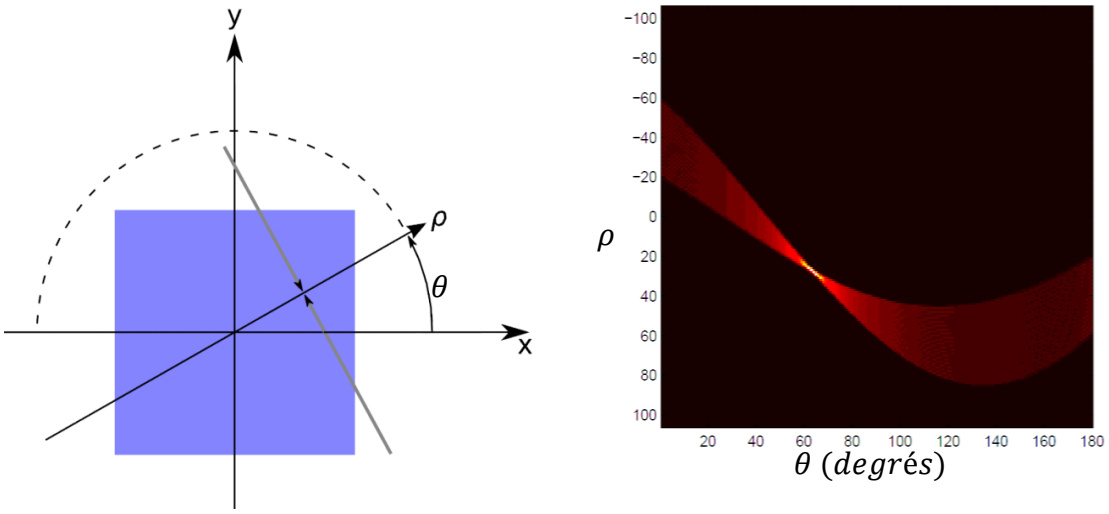


Image dans de domaine spatial Image dans le domaine Radon

Figure 2.15 : la transformée de Radon. Pour chaque angle θ et pour chaque distance ρ les valeurs des pixels qui sont traversés par la droite perpendiculaire à l'axe ρ sont sommées au pixel $R(\theta, \rho)$.

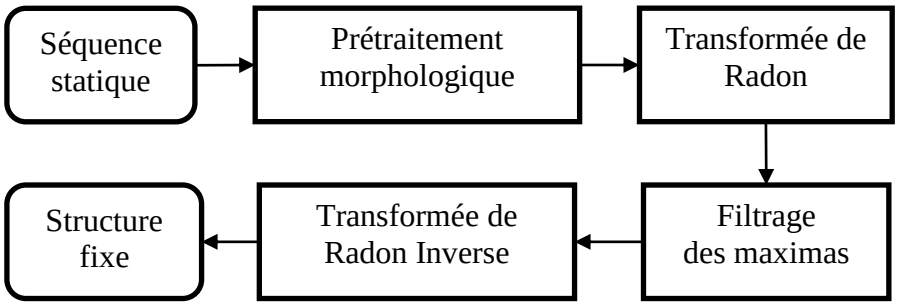


Figure 2.16 : schéma synoptique de la méthode de détection de structures fixes.

La méthode proposée comporte donc les étapes suivantes :

- la frame d'entrée est binarisée avec un seuil adéquat. Cette étape est nécessaire afin d'harmoniser les projections dans l'espace de Radon. En effet, si l'on projette l'image radar, codée en niveau de gris, les projections ne seront pas homogènes à cause des différentes atténuations dues à la configuration de la scène ;
- un prétraitement morphologique est appliqué par la suite, comportant une opération d'ouverture afin d'éliminer la plupart des pixels isolés, et une opération d'amincissement [Lam et al. 92] afin de réduire la quantité de données à traiter et d'obtenir un plan "squelette" de la scène. Ceci se justifie par la résolution du système

radar, et pour éviter qu'un mur ne soit représenté par plusieurs maxima voisins dans l'espace de Radon ;

- l'image résultante est projetée dans l'espace de Radon, où les murs recherchés sont alors définis par des maxima. On ne rétroprojecte que certaines projections d'intérêts, notamment, celles qui correspondent aux structures spatialement étendues et qui donne les maxima les plus importants ;
- les maxima sont donc filtrés puis la transformée de Radon inverse est utilisée pour obtenir les droites correspondant aux structures. Une autre manière de procéder consiste à dessiner directement ces droites sur l'image de sortie, avec les paramètres (θ, ρ) et en utilisant l'équation suivante :

$$x\cos(\theta) + y\sin(\theta) = \rho \tag{2.17}$$

où (x, y) sont les coordonnées des pixels de l'image de sortie, ρ est la distance à l'origine de repère le long d'un vecteur perpendiculaire à la droite, et θ est l'angle de la projection mesurée dans le sens des aiguilles d'une montre à partir de l'axe des x positifs (cf. Figure 2.15).

3.3.3 Résultats

La Figure 2.17 et la Figure 2.18 montrent respectivement les résultats en simulation et sur des images expérimentales de l'algorithme de détection d'une structure fixe. La scène d'intérêt possède une forme rectangulaire de $4\,m$ de largeur et de $3.6\,m$ de profondeur. Elle est observée à travers un mur de Placoplatre de $13\,cm$.

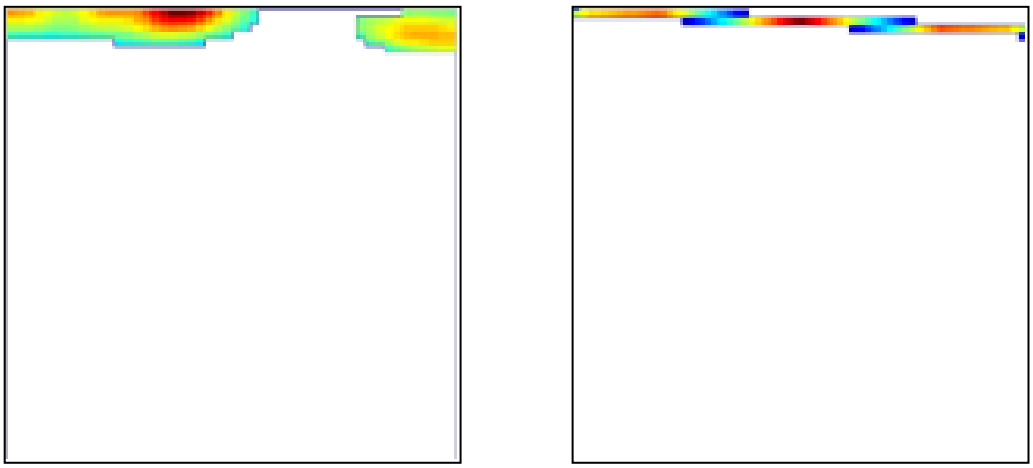


Image radar statique | Structure fixe détectée

Figure 2.17 : détection des structures fixes dans le flux statique (simulation).

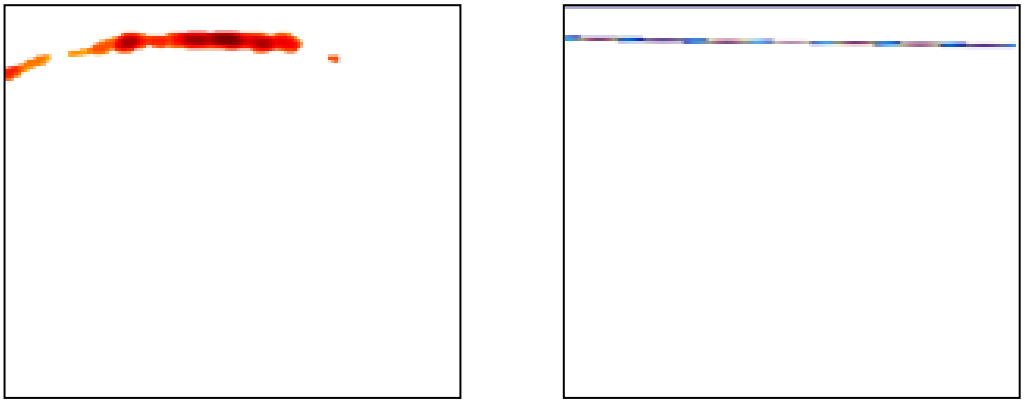


Image radar statique Structure fixe détectée

Figure 2.18 : détection des structures fixes dans le flux statique (données réelles).

Cette étape de traitement doit faire face à plusieurs difficultés. Tout d'abord, les projections de petites cibles peuvent interférer lors de la reconstruction de la scène statique, en créant des murs fantômes. Cela se produit si les images rétroprojectées contiennent des cibles stationnaires ou si les images radar statiques obtenues par la segmentation contiennent des artefacts (cf. Figure 2.19). Ces problèmes peuvent être minimisés en améliorant la méthode de segmentation. En outre, sur l'image radar, les murs ne se présentent pas sous la forme de lignes droites, mais prennent la forme d'ellipses. Par conséquent, les images rétroprojectées doivent être converties selon un système de coordonnées polaires. Une autre possibilité est de remplacer la transformée de Radon par une version étendue pour extraire directement les bords elliptiques. Finalement, l'imagerie radar acquise selon un seul point de vue ne permet pas d'obtenir les murs latéraux. Une solution comprenant deux points de vue (au minimum) permet d'éviter ce problème. Toutefois, l'algorithme développé permet, en principe, de gérer correctement la détection de la structure selon la direction latérale (cf. Figure 2.20), et donc est bien adapté aux systèmes multipoints de vue.

3.4 Suivi des cibles mobiles

La problématique de suivi des cibles mobiles dans le domaine du radar a fait l'objet d'une littérature abondante et est présente dans de nombreuses applications, civiles ou militaires, telles que la sûreté aéroportuaire, l'aide à la conduite et la lutte antiaérienne. Le suivi de cibles est un élément essentiel du système de surveillance. En effet, les données observées, qu'il est nécessaire de discriminer, résultent des échos des cibles d'intérêt, des sources de bruits de fond, des sources d'erreurs internes telles que le bruit thermique. L'objectif de la chaîne de traitement de l'information bouclée par le bloc de suivi est illustré par la Figure 2.21.

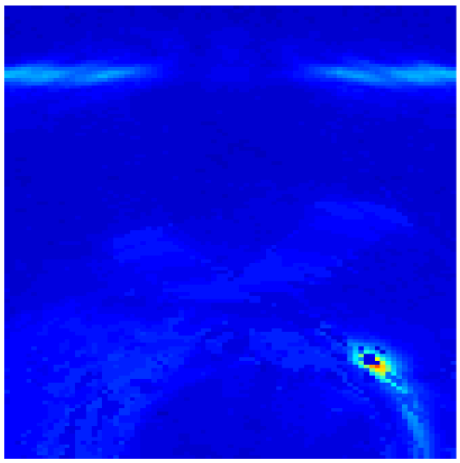
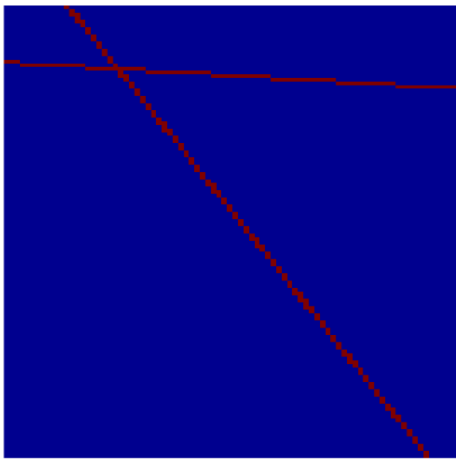


Image radar statique obtenue par segmentation



Structure fixe détectée dans l'image radar statique

Figure 2.19 : problème des murs fantômes (simulation).

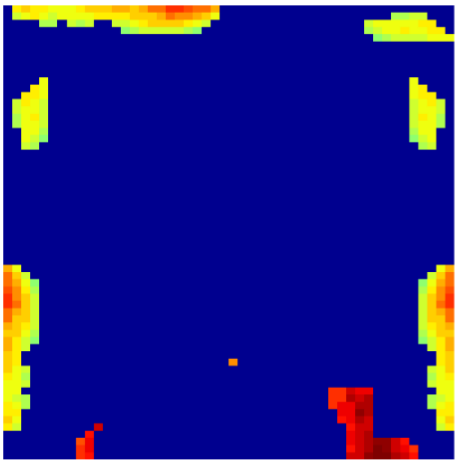
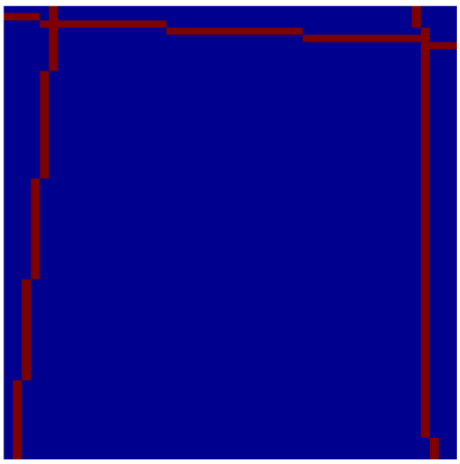


Image radar statique obtenue par segmentation



Structure fixe détectée dans l'image radar statique

Figure 2.20 : détection des structures en profondeur (en simulation).

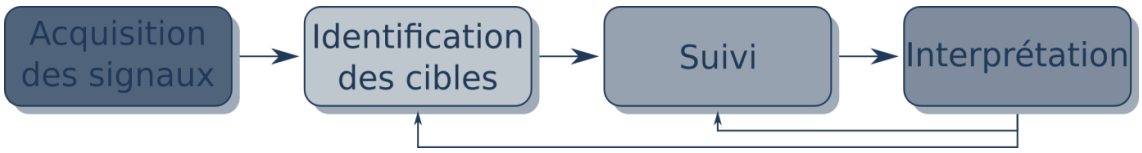


Figure 2.21 : objectif de la chaîne de traitement de l'information bouclée par le suivi.

Le processus de suivi de cibles est résumé en ces points :

- collecter les données sur une zone d'analyse (champ de vision) ;
- les classer en cibles d'intérêt ou artefacts. Quels que soient les signaux observés, la topologie de la scène doit être comprise (présence du mobilier, d'individu, ...). Dans cette phase, il faut différencier un élément important (une cible potentielle) d'un élément mineur (artefact) ;
- d'extraire un vecteur de caractéristiques (vitesse, position, signature,…) associé à un modèle pour prédire les trajectoires de chacune des cibles ;
- d'interpréter la scène. À partir des trajectoires des cibles, il faut interpréter et comprendre le scénario qui se déroule derrière le mur. Cette interprétation peut conduire à une éventuelle correction de la phase d'identification et de suivi. Par exemple, une personne debout n'aura pas la même amplitude de mouvements que si elle était assise ;

Vu sa complexité et son importance, cette problématique fera l'objet du chapitre suivant.

3.5 Rendu 3D de la scène

Actuellement, les images radar fournies par les systèmes VTM typiques sont bidimensionnelles. Elles fournissent des informations sur la profondeur et l'azimut, mais elles n'apportent pas d'information sur l'élévation (troisième dimension). Cette caractéristique est particulièrement utile pour les opérateurs. En effet, lors d'une intervention, elle s'avère pertinente pour différencier les cibles (posture, nature).

Il est important d'intégrer cette fonctionnalité à notre chaîne de traitement. Les améliorations apportées à la version 2D de la rétroprojection, notamment en termes de réduction du temps de calcul, nous permettent d'envisager un rendu 3D de la scène obtenue par l'extension de cette méthode d'imagerie à la 3D.

3.5.1 Travaux existants

Un certain nombre de travaux existent déjà dans la littérature, notamment [Ahmed et al. 08] et [Wang et al. 10] où a été introduit un algorithme optimisant les temps de calcul de la rétroprojection en trois dimensions. Le constat des auteurs est qu'une rétroprojection en 3D peut être assimilée à une rétroprojection 2D si le point traité et les antennes sont sur le même plan. Le plan xy peut donc subir une rotation autour de l'axe x afin que le point traité et l'antenne aient la même hauteur z. Le calcul de la rétroprojection 3D est donc ramené à un calcul en 2D pour tout point de l'espace.

Une fois les résultats de rétroprojection 3D obtenus, il est intéressant de pouvoir identifier les cibles détectées. Dans [Debes 10], partant d'une rétroprojection en trois dimensions, l'identification des cibles s'effectue en trois étapes. Premièrement, les données sont segmentées afin de différencier les cibles de l'environnement. Ils utilisent pour cela l'algorithme *Iterated Conditional Modes* présenté dans [Debes et al. 10]. Une fois les cibles différenciées du fond, la forme de ces dernières est calculée par approximation via des superquadrics, en l'occurrence des super-ellipsoïdes. Les paramètres de ces superquadrics sont ensuite injectés dans un SVM (Support Vector Machine) afin de différencier les différents types de cibles présents dans la scène.

3.5.2 Méthode proposée

Pour le rendu 3D, nous avons choisi une démarche qui repose sur l'algorithme de rétroprojection avec cross-corrélation modifiée. Ainsi, l'équation de la rétroprojection 3D se présente comme suit. Soit un point $P(x, y, z)$ de l'espace 3D de la scène, N est le nombre de récepteurs, et t_i le temps de vol pour l'antenne i :

$$t_i = \tau_{d,\varepsilon}(xe, ye, ze, x, y, z) + \tau_{d,\varepsilon}(x, y, z, xi, yi, zi) \tag{2.18}$$

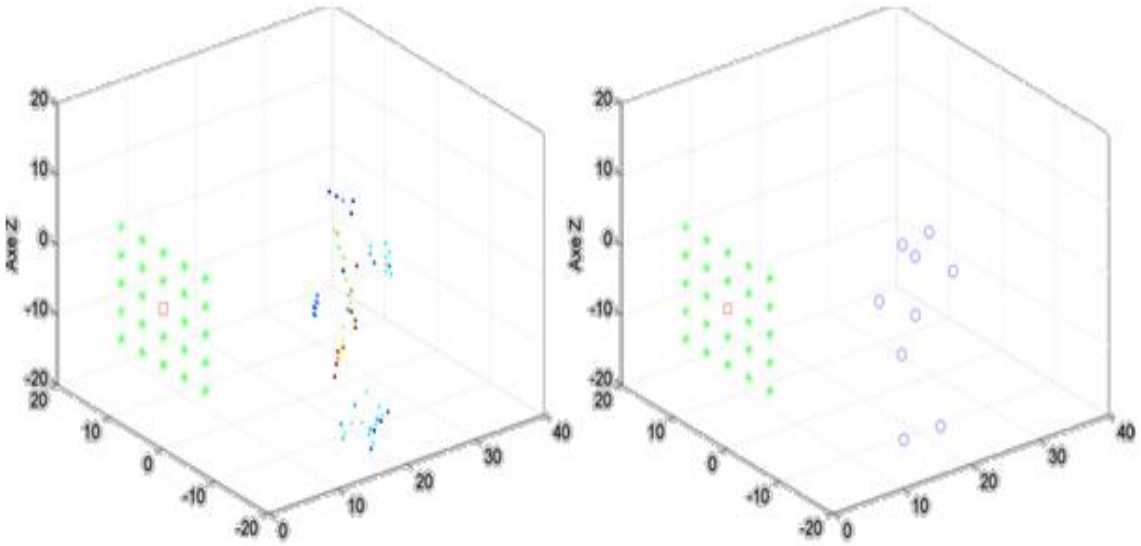
où (xi, yi, zi) sont les coordonnées du récepteur i, (xe, ye, ze) sont les coordonnées de l'émetteur.

La valeur du voxel $P(x, y, z)$ dans l'image 3D rétroprojectée, prénommée B_{3D}, est alors calculée par la relation suivante :

$$B_{3D}(x, y, z) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} R_i(t_i) * R_{ref1}(t_{ref1}) * R_{ref2}(t_{ref2}) \tag{2.19}$$

où R_{refk} est le signal acquis sur l'antenne de référence ref_k (Le même principe que la version 2D de la rétroprojection avec cross-corrélation modifiée est appliqué (voir chapitre 1).

Afin de tester la rétroprojection 3D, nous simulons une scène avec plusieurs points réflecteurs représentés par des cercles bleus (cf. Figure 2.22). Ces points, éclairés par une impulsion ULB, reflètent cette dernière et ses échos sont capturés par une configuration radar prédéfinie. Les résultats de la rétroprojection tridimensionnelle sont représentés par des points de couleurs (cf. Figure 2.22). Plus la couleur d'un point est proche du rouge, plus le point a une réponse forte à l'algorithme. Nous obtenons une fidélité correcte entre les points réflecteurs et le rendu 3D obtenu.



-a- -b-

Figure 2.22 : rendu 3D d'une scène issu d'une rétroprojection 3D en simulation. -a- rendu 3D généré; -b- points réflecteurs.

Pour l'obtention du rendu 3D de la scène, le calcul des valeurs de la rétroprojection de tous les voxels est indispensable. Néanmoins, cela risquerait de compromettre la contrainte temps réel de la chaîne de traitement.

Nous remarquons que la matrice de détection, issue de la détection CFAR sur l'image rétroprojectée 2D, est creuse. Ainsi, la rétroprojection 3D des zones nulles n'est pas utile. Seulement les zones centrées sur les détections CFAR doivent être traitées. De plus, le rendu 3D peut s'effectuer uniquement sur requête d'opérateur.

Nous proposons donc une solution adaptée à l'ensemble de la chaîne de traitement qui tire parti des étapes précédentes. La Figure 2.23 présente le schéma synoptique du processus de rendu 3D de la scène.

Le processus du rendu 3D passe d'abord par les étapes de la CTI, à savoir, imagerie 2D, détection CFAR et suivi. Ensuite, et sur requête de l'opérateur, les rendus des cibles d'intérêt sont calculés. Pour ce faire, des coupes verticales sont générées. Leur taille est choisie en fonction de la taille moyenne des cibles et de la résolution du système radar. Finalement, la rétroprojection 3D est appliquée sur ces coupes verticales uniquement.

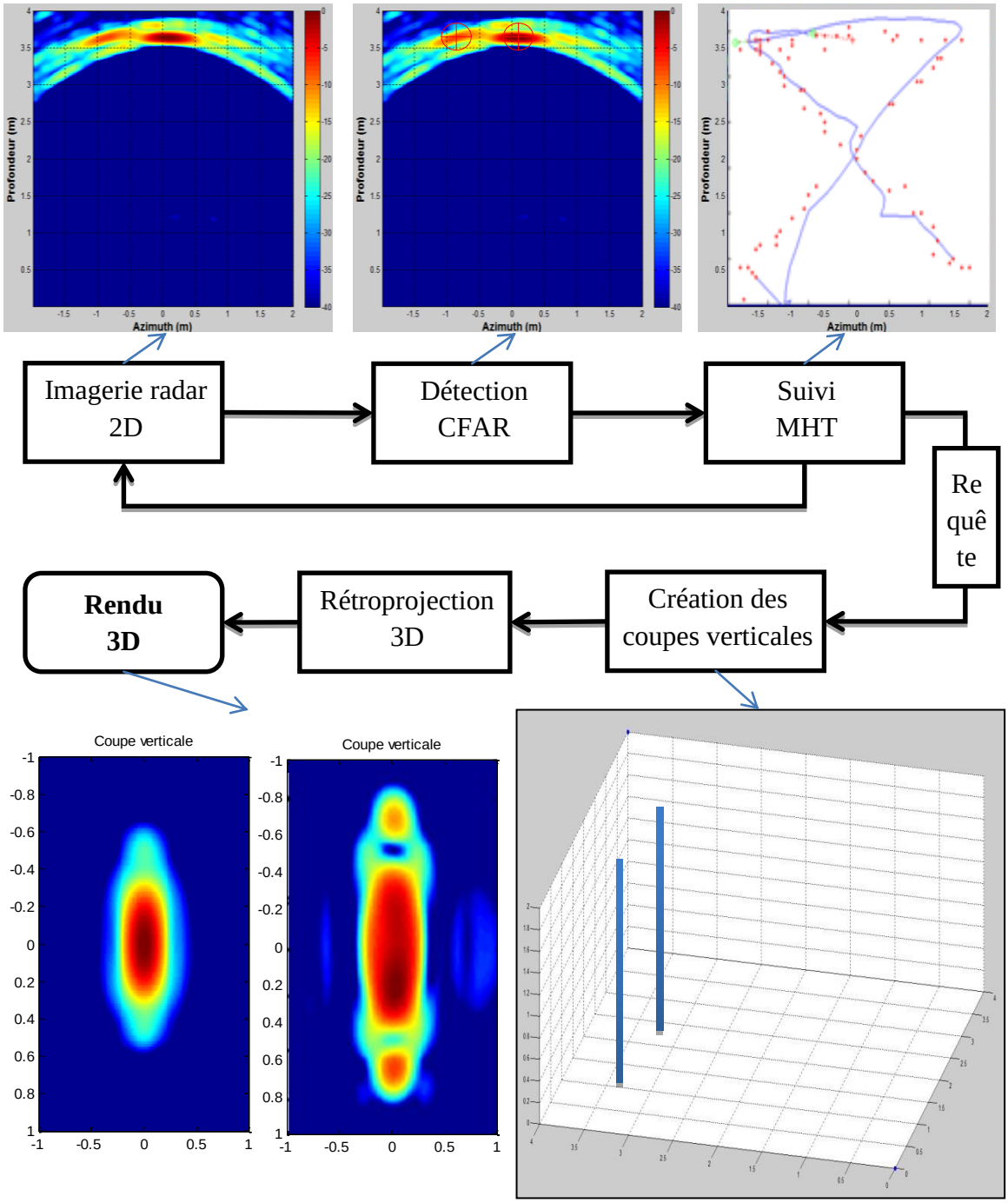


Figure 2.23 : schéma synoptique du processus de rendu 3D de la scène. (Images indépendantes les unes des autres).

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre chaîne générique de traitement de l'information pour un radar imageur de vision à travers les murs. Tout d'abord, nous avons souhaité proposer une approche prenant en compte l'information spatiotemporelle, que ce soit pour différencier les cibles du fond, ou comme nous le verrons dans le chapitre suivant, lors de la phase de suivi des cibles.

Ensuite, nous avons choisi de différencier les cibles mobiles des structures fixes de la scène. Le flux radar est donc divisé en deux parties, une séquence dynamique contenant les cibles mobiles et une séquence statique contenant les structures fixes. Des traitements spécifiques sont ensuite appliqués sur chaque séquence. Nous détectons ensuite les structures fixes sur la séquence statique pour générer le plan de la scène.

De plus, un suivi multicible est appliqué pour identifier et suivre les cibles à travers le temps, et ainsi éliminer les fausses détections de nature aléatoire. Ce dernier traitement est développé principalement dans le prochain chapitre.

5 Références

[Aftanas et al. 09] M. Aftanas, M. Drutarovsky, "Imaging of the Building Contours with Through the Wall UWB Radar System", Radioengineering Journal, vol. 18, no. 3, pp. 258-264, Brno, Czech Republic, 2009.

[Ahmed et al. 08] F. Ahmad, Y. Zhang, M.G. Amin, "Three-dimensional wideband beamforming for imaging through a single wall", IEEE Geoscience and remote sensing letters, vol.5, no.2, pp.176-179, 2008.

[Bigun 88] J. Bigun, "Recognition of local symmetries in gray value images by harmonic functions", In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, pp. 345-347, 1988.

[Bigun et al. 87] J. Bigun, G. Granlund, "Optimal Orientation Detection of Linear Symmetry", First international Conference on Computer Vision, pp.433-438, 1987.

[Cheung et al. 04] S.C. Cheung and C. Kamath, "Robust techniques for background subtraction in urban traffic video", in Proc. Video Communications and Image Processing, SPIE Electronic Imaging, 2004.

[Daho et al. 12] O. Benahmed Daho, J. Khamlichi, M. Ménard, A. Gaugue, "Description of the Complete Processing Pipeline of a Multistatic Through-Wall Pulse Radar", in Proc. EURAD 2012, Amsterdam, The Netherlands, pp. 222-225, 2012.

[Daho et al. 13] O. Benahmed Daho, Olivier Chappé, J. Khamlichi, A. Gaugue, M. Ménard, " Mise en place d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar ULB ". Colloque GRETSI, Brest, France, 2013

[Debes 10] C. Debes, "Advances in Detection and Classification for Through-the-Wall Radar Imaging", Ph.D. dissertation, Technischen Universität Darmstadt, 2010.

[Debes et al. 10] C. Debes, J. Hahn, A.M. Zoubir, M.G Amin, "Feature extraction in Through-the-Wall radar imaging", 2010 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 3562-3565, 2010.

[Hough 62] P. Hough, Method and means for recognizing complex patterns, U.S. Patent 3,069,654, 1962.

[Jung et al. 10] C.H. Jung, W.Y. Song, S.H Rho, K. Jung, J.T Park, Y.K Kwag, "Double-step fast CFAR scheme for multiple target detection in high resolution SAR images", IEEE Radar Conference, pp.1172-1175, 2010.

[Kim et al. 99] C. Kim, J. Hwang, "A Fast and Robust Moving Object Segmentation in Video Sequences", International Conference on Image Processing. vol. 2, pp. 131-134. 1999.

[Lam et al. 92] L. Lam, S.W Lee, and C.Y. Suen, "Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, no. 9, pp. 869-885, 1992.

[Le et al. 09] C. Le, T. Dogaru, L. Nguyen, M. A Ressler, "Ultrawideband (UWB) Radar Imaging of Building Interior: Measurements and Predictions", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 47, no. 5, pp. 1409-1420, 2009.

[Martone et al. 10] A. Martone, K. Ranney and R. Innocenti, "Automatic through the wall detection of moving targets using low-frequency ultra-wideband radar", In Proc. IEEE International Radar Conference, pp. 39-43, 2010.

[Medioni et al. 00] G. Medioni, M. Lee, C. Tang, "A Computational Framework for Feature Extraction and Segmentation", Elsevier Science, 2000.

[Rongbing 06] G. Rongbing; W. Jianguo, "Distribution-based CFAR detectors in SAR images", Journal of Systems Engineering and Electronics, vol. 17, no. 4, pp. 717-721, 2006.

[Toyama et al. 99] K. Toyama, J. Krumm, B. Brumitt, B. Meyers, "Wallflower: Principles and Practice of Background Maintenance", IEEE International Conference on Computer Vision, vol. 1, pp. 255-261, 1999.

[Wang et al. 10] W. Yazhou, A.E. Fathy, "Three-dimensional through wall imaging using an UWB SAR", 2010 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI), pp.1-4, 2010.

[Weickert 98] J. Weickert, "Anisotropic Diffusion in Image Processing", Teubner, Stuttgart, 1998.

[Yang et al. 04] T. Yang, S.Z. Li, Q. Pan, J. Li, "Real-time and accurate segmentation of moving objects in dynamic scene", In VSSN '04: Proceedings of the ACM 2nd international workshop on Video surveillance & sensor networks, ACM, pp. 136-143, 2004.

Chapitre III

Suivi de cibles mobiles

1 Introduction

Le suivi de cibles mobiles fait partie intégrante de la chaîne de traitement de l'information mise au point dans ce travail de thèse. Dans notre système, ce traitement est crucial, car il permet d'associer les cibles détectées dans une séquence d'images radar consécutives. Sans cette opération d'association, les différentes détections radar, qu'elles soient bonnes ou mauvaises, seront affichées consécutivement sans qu'il n'y ait un lien logique entre elles. En outre, le processus de détection radar ne tire pas avantage des résultats antérieurs malgré son caractère séquentiel. Le suivi permet donc de valider les bonnes détections et de supprimer les mauvaises au cours du temps, en exploitant la corrélation temporelle qui existe entre des détections radar consécutives. Par conséquent, la performance de détection du système radar se voit améliorée, les trajectoires des cibles permettent de mieux les identifier durant l'opération de surveillance.

La robustesse du suivi des cibles mobiles réside dans celle de la méthode d'association détections/trajectoires utilisée. Son efficacité dépend de l'étape de filtrage (prédiction) et est fortement liée à la performance de détection du système radar. En effet, un système avec une probabilité de détection moyenne et un taux de fausses alarmes important nécessite l'utilisation d'une méthode d'association robuste qui tient compte à la fois de l'absence de détection et de la présence des cibles fantômes. Dans cette partie, nous nous focalisons sur le suivi multicible et sa mise en œuvre pour le suivi des cibles détectées derrière un mur par un radar UWB multistatique.

Nous proposons dans ce chapitre deux méthodes d'association cible/trajectoire permettant de bien répondre à ces besoins. Elles ont été incorporées aux algorithmes de suivi pour améliorer leur robustesse. Ces approches ont été appliquées à des scénarios de détection de cibles mobiles à travers les murs, en simulation et sur des expérimentations réelles. Pour finir, nous présentons, discutons et comparons les différents résultats obtenus.

2 Principe du suivi de cibles mobiles

Comme pour toute problématique scientifique, les approches développées sont mises au point pour répondre à un ensemble délimité de problèmes. Ceux-ci doivent donc être précisément identifiés de manière à élaborer une méthode adéquate pour y répondre. Pour le suivi des cibles mobiles, des hypothèses implicites doivent être considérées pour réduire la complexité de l'algorithme de suivi à développer. Les hypothèses les plus importantes sont :

- le système radar ne change pas de position durant la surveillance, il représente l'origine du repère,
- la vitesse des cibles (humaines) avoisine les $2\ m/s$ et peut atteindre les $5{,}4\ m/s$ [Knoblauch et al. 96],
- les coordonnées des cibles évoluent progressivement à chaque acquisition radar.

D'une manière générale, il existe dans la littérature de nombreux états de l'art sur le suivi d'objets dépendant de l'application : surveillance vidéo, surveillance radar, transmission et compression vidéo… etc. Dans cette partie, nous nous focalisons sur notre domaine d'étude. De nombreuses avancées ont été faites dans ce domaine depuis l'instant où des systèmes radar UWB de surveillance à travers les murs ont vu le jour. La Figure 3.1 présente les différentes étapes nécessaires au suivi radar multicibles.

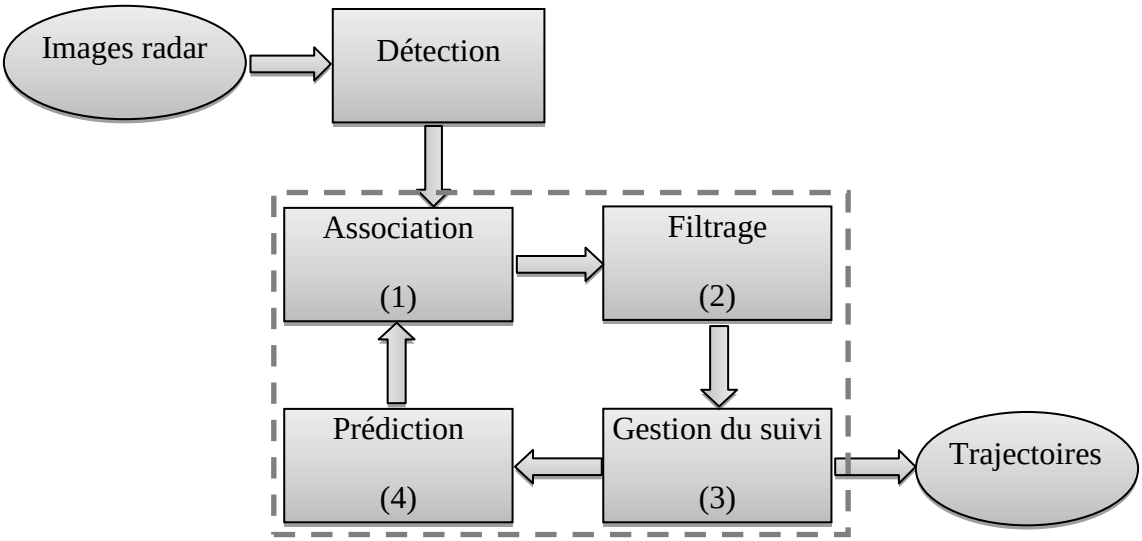


Figure 3.1 : étapes pour réaliser un suivi multicible.

Il existe de nombreux algorithmes pour la mise en œuvre d'un suivi radar. Ils sont de divers niveaux de sophistication et de performance. Cependant, leur fonctionnement comprend quatre étapes bien distinctes [Blackman 86] :

- la première étape de l'association (1) : il s'agit de mettre en correspondance les détections de l'instant en cours avec les cibles des instants précédents. Ceci est effectué en utilisant les positions prédites des cibles données par l'étape de prédiction (4) ;
- lors de la phase de filtrage (2), les positions des cibles sont mieux estimées en combinant prédiction et mesures associées ;
- la gestion du suivi (3) permet de maintenir et de mettre à jour les trajectoires déjà existantes, et également de gérer les apparitions et la disparition de nouvelles trajectoires ;

Ainsi, le processus de suivi fournit, à chaque scan radar, les paramètres dynamiques de l'ensemble des cibles suivies dans la scène, à savoir : la position, la vitesse et la direction.

2.1 Méthodes d'association de données

Dans un système de suivi multicible, la phase de l'association des données est de loin la plus importante. Il s'agit de choisir la détection la plus probable (parmi celles dues aux cibles et au bruit) correspondant à la cible d'intérêt. Cette étape est un point délicat qui a une grande influence sur la performance du suivi. En effet, les mauvaises associations entraînent des erreurs sur l'estimation des trajectoires. L'association est sollicitée dans les situations impliquant plusieurs cibles et/ou de fausses alarmes aléatoires (ex. bruit causé par des réflecteurs parasites proches de la cible). L'état futur de toutes les trajectoires existantes doit être estimé en utilisant la ou les positions les plus récentes et en se basant sur le modèle adopté du mouvement de la cible.

Après avoir calculé les prédictions, il est possible d'associer les observations aux trajectoires. Néanmoins, cela doit être fait en respectant quelques règles simples. Pour être associées à une trajectoire, les observations les plus crédibles ne doivent pas lui être spatialement éloignées. Par exemple, pour un déplacement humain, il est illogique d'associer à une trajectoire, une observation située à plusieurs mètres de la dernière prédiction car un humain ne peut pas se déplacer aussi rapidement dans un laps de temps correspondant à la cadence de l'acquisition. Cette contrainte évite la recherche de détection d'une cible d'intérêt dans tout l'espace observable en définissant une région autour de la dernière prédiction $z_{k|k-1}$. La définition d'une telle région repose sur la

matrice de covariance de prédiction S_k et la distance de Mahalanobis. Ainsi, la région de validation peut être définie par :

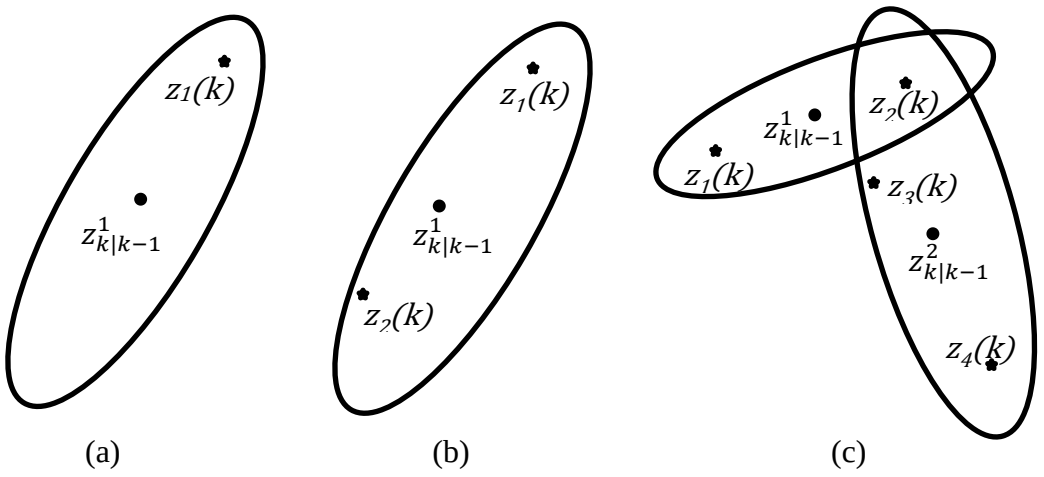
$$V_k(\gamma) = \{z : v_k^T S_k^{-1} v_k < \gamma\} \quad (3.1)$$

où γ est utilisé pour obtenir une probabilité voulue.[1] v_k est le vecteur d'innovation.

Toutefois, l'utilisation de cette distance alourdit la tâche d'association puisqu'elle implique des inversions et produits matriciels. Pour pallier ce problème, le processus de validation des mesures peut être effectué en utilisant un test statistique s'appuyant sur l'approximation de la distance de Mahalanobis par la distribution χ^2 [Pinho et al. 06].

Cette procédure, appelée fenêtrage, permet la minimisation du nombre d'hypothèses d'association possibles ainsi que la réduction du temps de calcul en supprimant les calculs inutiles pour les associations (non probables) des détections en dehors des régions de validation. La région de validation est une ellipse (cas bidimensionnel) ayant comme centre la prédiction en cours. Les paramètres de l'ellipse sont déterminés par la matrice de covariance de la prédiction (innovation) [Shalom et al. 88]. Ainsi, toutes les nouvelles observations appartenant à cette zone (détections validées) sont considérées comme des détections valides pour la mise à jour de la trajectoire en question. Les observations en dehors de cette région (détections invalidées) peuvent être ignorées parce qu'elles sont trop éloignées de la prédiction et ont donc peu de chance de provenir de la cible. Dans le cas où plus d'une détection apparaît dans la région de validation, le processus d'association est confronté à une incertitude. Il faut déterminer quelle détection provient de la cible pour mettre à jour la trajectoire. Ces différents cas de figure sont illustrés sur la Figure 3.2.

[1] Dans [Shalom et al. 88], il est supposé que la vraie mesure à l'instant k conditionnée par les anciennes mesures jusqu'à l'instant $k-1$ est distribuée selon une loi normale. Par conséquent, γ peut être obtenue à partir des tables de la distribution χ^2, de la dimension de l'espace de mesure et de la probabilité que la nouvelle mesure se situe dans la région de validation.



(a) (b) (c)

$z_i(k)$: ième mesure détectée à l'instant k

$z_{k|k-1}^j$: Prédiction estimée à l'instant $k-1$ pour la jème trajectoire.

Figure 3.2 : exemples de cas de figure rencontrés lors de l'association des données. (a) une seule détection présente dans la région de validation d'une seule prédiction ; (b) plusieurs détections présentent dans la région de validation d'une seule prédiction ; (c) une ou plusieurs détections appartiennent à plus d'une région de validation de prédictions.

Lorsque les détections de plusieurs cibles ainsi que les fausses alarmes sont présentes dans le même voisinage, l'association des données devient plus compliquée. La Figure 3.2(c) illustre ce cas, où les mesures prédites pour les deux cibles sont désignées comme $z_{k|k-1}^1$ et $z_{k|k-1}^2$. $z_1(k)$ et $z_2(k)$ sont des détections validées pour la première trajectoire, $z_2(k)$, $z_3(k)$ et $z_4(k)$ sont des détections validées pour la deuxième trajectoire. Ainsi, les détections peuvent avoir plusieurs origines : $z_1(k)$ pour la première cible, $z_2(k)$ pour la première ou la deuxième cible, et $z_3(k)$ et $z_4(k)$ pour la cible 2. Toutefois, si $z_2(k)$ provenaient de la deuxième cible, alors il est probable que $z_1(k)$ viendrait de la première cible. Cette situation illustre l'interdépendance des associations dans le cas multicible (proches). Il en résulte que le processus d'association doit traiter les cibles dans leur globalité. La complexité de l'association augmente encore si l'on suppose qu'une détection peut provenir d'une cible réelle ou du bruit, ce qui augmente le nombre de possibilités d'association.

Par ailleurs, si l'on considère que le nombre de cibles peut changer, alors, l'association devient encore plus complexe. En effet, de nouvelles cibles peuvent apparaître et disparaître à tout moment et n'importe où, ce qui signifie que les mesures invalidées peuvent être pertinentes. Toutes les mesures qui ne sont pas utilisées pour la mise à jour

d'une trajectoire existante peuvent être le résultat d'une fausse alarme ou d'un objet finalement nouvellement apparu. Cette possibilité, qu'aucune des mesures n'appartient aux trajectoires existantes, doit être considérée. Les algorithmes d'association doivent donc inclure une stratégie qui doit faire face à l'apparition et la disparition aléatoire de cibles. La discussion ci-dessus illustre la complexité de cette étape cruciale dans un algorithme de suivi de cibles mobiles.

Il existe une grande variété de méthodes d'association de données. Elles sont adoptées en fonction de l'application, de la puissance de calcul et de la mémoire disponible. Les plus simples effectuent une association sans prendre en compte le fait que les décisions prises puissent être erronées. On peut, par exemple, associer à une trajectoire l'observation la plus proche (critère de distance) ou la plus puissante (critère d'énergie). Ces approches sont simples à mettre en place et ne requièrent pas d'importantes ressources, mais conduisent à de mauvaises performances lorsque de nombreux artefacts sont présents.

Les approches d'association de données peuvent être classées selon plusieurs critères. Une classification largement adoptée est celle s'appuyant sur le nombre de cibles à suivre : monocible et multicible [Shalom et al. 00]. Dans notre étude, nous adoptons une classification s'appuyant sur le nombre d'hypothèses d'association : monohypothèse et multihypothèse. Pour cela, nous commencerons par définir la notion d'hypothèse pour l'association des données. Nous détaillerons par la suite les principales méthodes de l'association monohypothèse. Nous discutons aussi de la problématique de l'association multihypothèse en décrivant la méthode MHT (Multi Hypothesis Tracking).

2.2 Qu'est-ce qu'une hypothèse ?

La certitude sur la provenance des mesures ne peut être absolue même dans les conditions de travail les plus optimales pour plusieurs raisons : le pouvoir séparateur dans le cas de cibles proches, le bruit, le multipath, les échos parasites…etc. Une mesure peut provenir d'une cible d'intérêt déjà existante, ou d'une cible nouvellement apparue, ou est liée au phénomène des trajectoires multiples ou correspond à un bruit. Une hypothèse peut être définie comme un partitionnement d'un ensemble de mesures reçues à un instant donné en fonction de leur origine et des décisions précédentes.

La Figure 3.3 présente un scénario où nous admettons l'existence de trois trajectoires confirmées et éventuellement l'apparition d'une nouvelle trajectoire.

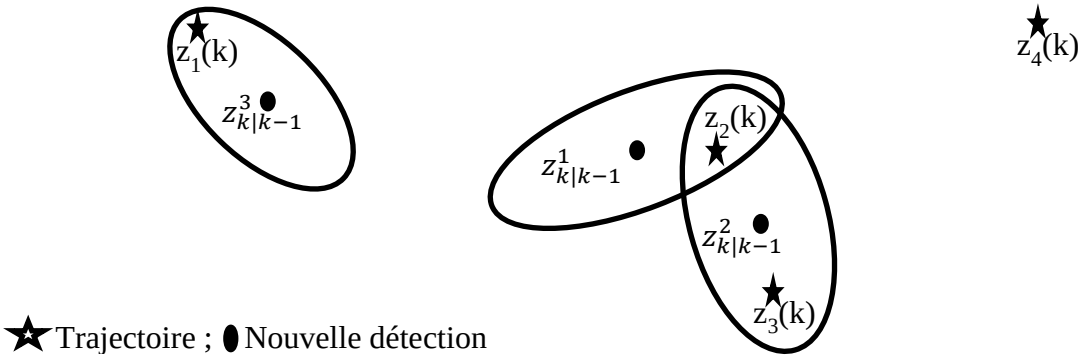


Figure 3.3 : exemple d'un scénario avec trois trajectoires effectives

Traiter chaque cible indépendamment les unes des autres conduit à des résultats optimaux localement. La situation globale doit être cependant prise en compte pour les cibles qui partagent des mesures dans leurs régions de validation ou pour tout autre conflit d'association. Ce qui conduit à une représentation arborescente des hypothèses pour le cas considéré, présentée dans la Figure 3.4.

Ainsi, on peut définir le processus de création d'hypothèses d'association de donnée θ_k comme une application sur l'ensemble des mesures $Z_k$vers l'ensemble des origines de cibles C_k (cf. Eq 3.2). Cette application n'est ni injective, puisque plusieurs mesures peuvent être considérées comme une fausse alarme ; ni surjective, puisqu'on peut ne pas avoir de nouvelle cible. L'application n'est ainsi pas bijective.

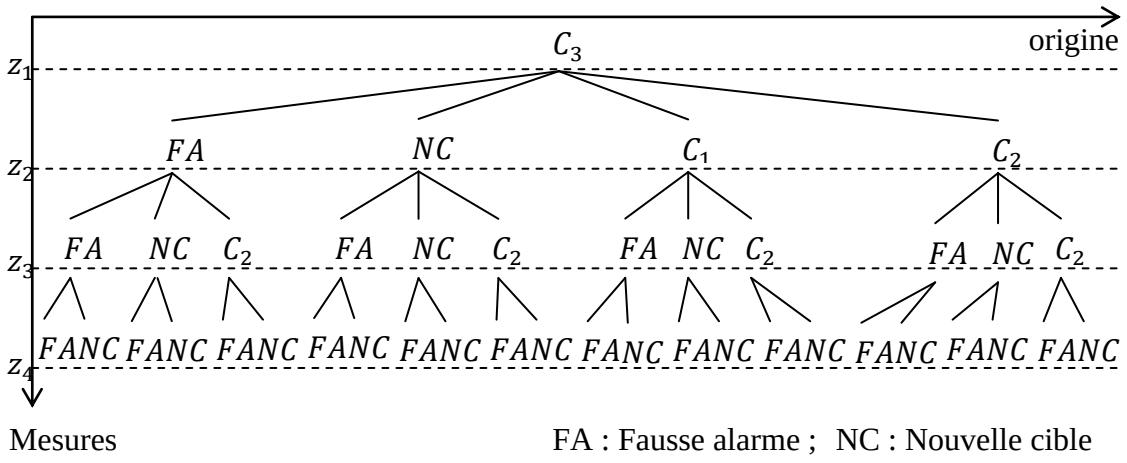


Figure 3.4 : représentation arborescente des hypothèses possibles de la Figure 3.3. (pour la compléter il faut aussi considérer les cas $z_1 = FA$ et $z_1 = NC$).

$$\theta_k(.):\{z_1(k), z_2(k), \dots, z_{m_k}(k)\} \rightarrow \{FA, NC, C_1, \dots, C_{n_k}\} \quad (3.2)$$

où m_k est le nombre de mesures dans Z_k ; n_c est le nombre de cibles confirmées dans l'étape précédente. Pour l'exemple donné par la Figure 3.3, $m_k = 4$ et $n_c = 3$.

Générer toutes les hypothèses possibles d'une manière combinatoire assure de ne pas manquer l'hypothèse réelle, mais le traitement de cette grande quantité de données augmente considérablement la charge de calcul. En réalité, chaque mesure ne peut provenir que d'une cible et chaque cible ne peut générer qu'une mesure. Par contre, le nombre de fausses mesures n'est pas limité à cause du bruit et des artefacts de l'imagerie radar.

Les hypothèses les plus crédibles de l'exemple précédent sont présentées sur la Figure 3.5. On considère que la mesure $z_1(k)$ est originaire de la troisième cible C_3 puisqu'elle se trouve dans sa région de validation. Quant à la mesure $z_4(k)$ qui n'est pas dans une région de validation, elle est considérée comme provenant d'une nouvelle cible ou comme une fausse alarme. Le chevauchement entre les deux régions de validation des cibles C_1 et C_2 est une source d'ambiguïté. La mesure partagée $z_2(k)$ ne peut être originaire d'une cible pour une région de validation et être considérée comme une fausse alarme pour l'autre région de validation, et vice versa.

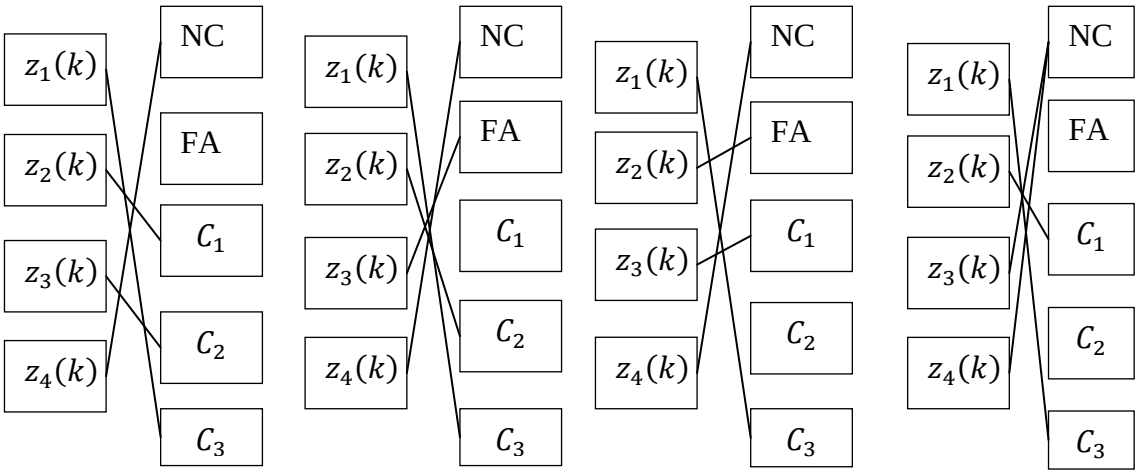


Figure 3.5 : les hypothèses les plus probables pour la situation de la Figure 3.3.

Les hypothèses d'association ne peuvent pas être validées après une unique série de mesures. D'une part, les chances qu'une détection provienne d'une cible donnée augmentent si son évolution (déplacement) respecte le modèle de mouvement adopté. D'autre part, les fausses alarmes ont un comportement aléatoire qui ne peut correspondre à un modèle de mouvement de cible humaine sur plusieurs séries de détections, ce qui permet de valider ou non, la plupart du temps, l'hypothèse FA. Quant aux ambiguïtés dans le cas de cibles proches, le nombre d'hypothèses générées dépend du nombre de cibles. Ces hypothèses sont validées en s'appuyant sur les paramètres dynamiques des cibles associés, à savoir, la vitesse, la direction…etc. Ainsi, la trajectoire d'une cible représente une succession de sélection d'hypothèses d'association relatives à une cible. Elle s'initie par une hypothèse validée de nouvelle cible et se clôture par une hypothèse validée de fausse alarme.

Si l'on parle d'hypothèse, il convient aussi de définir la vraisemblance de l'association trajectoire / mesure. Cela consiste à définir des fonctions de densité de probabilité appropriées pour les cas où la source d'une mesure est une cible déjà existante, une nouvelle cible ou une fausse alarme. Ensuite, il est possible de définir une fonction de probabilité conditionnelle pour une hypothèse d'association de données, qui exprime la vraisemblance de l'hypothèse compte tenu de toutes les mesures précédemment traitées. On choisit ensuite l'hypothèse au sens de maximum de vraisemblance. Mais cela ne veut forcément pas dire que cette situation corresponde à la réalité. De ce point de vue, les méthodes d'association de données peuvent être classées selon deux catégories : les méthodes monohypothèse et les méthodes multihypothèse. A chaque pas de temps, les méthodes monohypothèse ne conservent qu'une seule hypothèse et construisent ainsi les trajectoires des cibles au fil du temps. Les méthodes multihypothèse, quant à elles, maintiennent plusieurs hypothèses sur l'origine des données reçues et gardent, ainsi, plusieurs trajectoires possibles pour une cible. Cela requiert beaucoup plus de calcul et de mémoire, mais se révèle généralement plus performant. Dans les paragraphes suivants, nous présentons différentes méthodes d'association.

2.3 Association monohypothèse

Dans cette classe de méthodes, tout le passé est résumé en une seule hypothèse. Cette unique hypothèse contient un certain nombre de trajectoires validées, qui correspondent à des cibles confirmées antérieurement. Elle peut contenir aussi un certain nombre de trajectoires en cours d'initiation. La Figure 3.6 présente le schéma synoptique d'une méthode monohypothèse d'association.

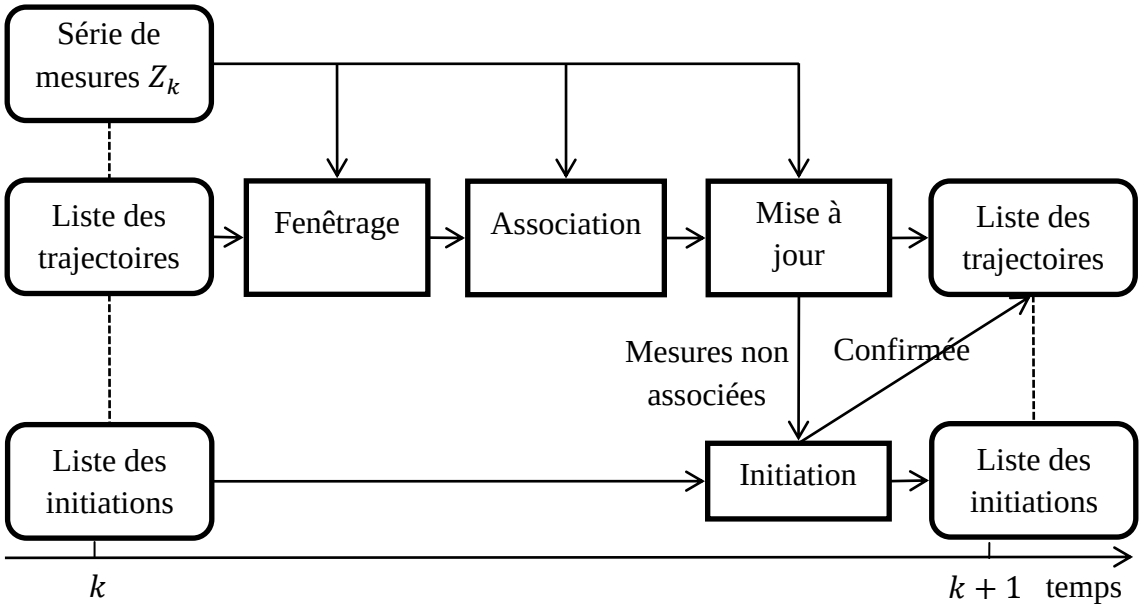


Figure 3.6 : schéma synoptique d'un suivi utilisant une méthode monohypothèse d'association.

Quand une série de nouvelles mesures est disponible, elle est, en premier lieu, traitée par le processus de fenêtrage appliqué autour des positions prédites des cibles existantes. Comme expliqué précédemment, ce processus permet de réduire les ambiguïtés d'association en limitant le nombre de mesures candidates à l'association avec une trajectoire donnée. Les associations mesure/trajectoire sont effectuées, par la suite, de manière à avoir une mesure unique, pour mettre à jour chacune des trajectoires. Les ambiguïtés d'association, qui persistent encore après le processus de fenêtrage, doivent être résolues lors de cette étape.

Les mesures non utilisées pour la mise à jour sont traitées par la logique d'initiation. Le processus d'initiation est généralement séparé du reste des traitements. Une trajectoire n'est généralement pas initiée par juste une seule détection pour éviter le nombre excessif des fausses trajectoires, mais est gardée dans « la liste des initiations ». Si elle correspond au modèle du déplacement adopté alors elle est promue comme trajectoire, sinon elle est oubliée.

Les principales méthodes d'association monohypothèse sont :

- la méthode du plus proche voisin (NN : Nearest Neighbor) où une trajectoire est mise à jour avec la mesure validée la plus proche en termes de distance avec la dernière prédiction. Ceci consiste en fait à rechercher des solutions individuelles pour chaque association ;
- la méthode GNN (Global Nearest Neighbor) donne une solution s'appuyant sur une vue globale du problème. Elle consiste à minimiser un coût global d'association comme la somme des distances d'association, ou encore à maximiser une vraisemblance. Ainsi, une trajectoire est mise à jour par la mesure qui a la plus grande probabilité d'association ;
- la méthode d'association probabiliste (PDA : Probabilistic Data Association) est une approche statistique appliquée dans le suivi monocible. Tous les candidats potentiels à l'association sont combinés en un seul candidat statistiquement plus probable. Ceci est fait en prenant en compte la distribution statistique des erreurs et en assumant qu'un seul candidat provient de la cible et que les autres sont des fausses alarmes ;
- la méthode d'association probabiliste conjointe (JPDA : Joint Probabilistic Data Association) qui est une extension de la PDA pour le cas multicible. L'ensemble des trajectoires antérieures peut être associé à toutes les mesures validées à l'instant courant.

2.4 Association multihypothèse

Une des méthodes d'association de données les plus performantes est l'algorithme de suivi multihypothèse (MHT de l'anglais : multiple hypothesis tracking). Il est considéré comme le plus robuste et l'un des plus largement utilisés pour le suivi radar. Il présente d'excellentes performances de suivi même en présence d'un bruit élevé, là où des techniques plus simples donnent de mauvais résultats [Stone, 1999]. La Figure 3.7 montre la structure générale d'un trackeur MHT ainsi que la manière dont les hypothèses sont formées et gérées au fil du temps.

Le MHT, au contraire des méthodes décrites précédemment, utilise une stratégie d'association avec mémoire, i.e., il utilise une séquence de données obtenues à différents instants. À chaque fois que des conflits d'association surviennent, plusieurs hypothèses d'association sont formées. Les hypothèses sont propagées dans le temps et la prise de décision sur l'association est reportée jusqu'à la réception de mesures qui résolvent l'incertitude.

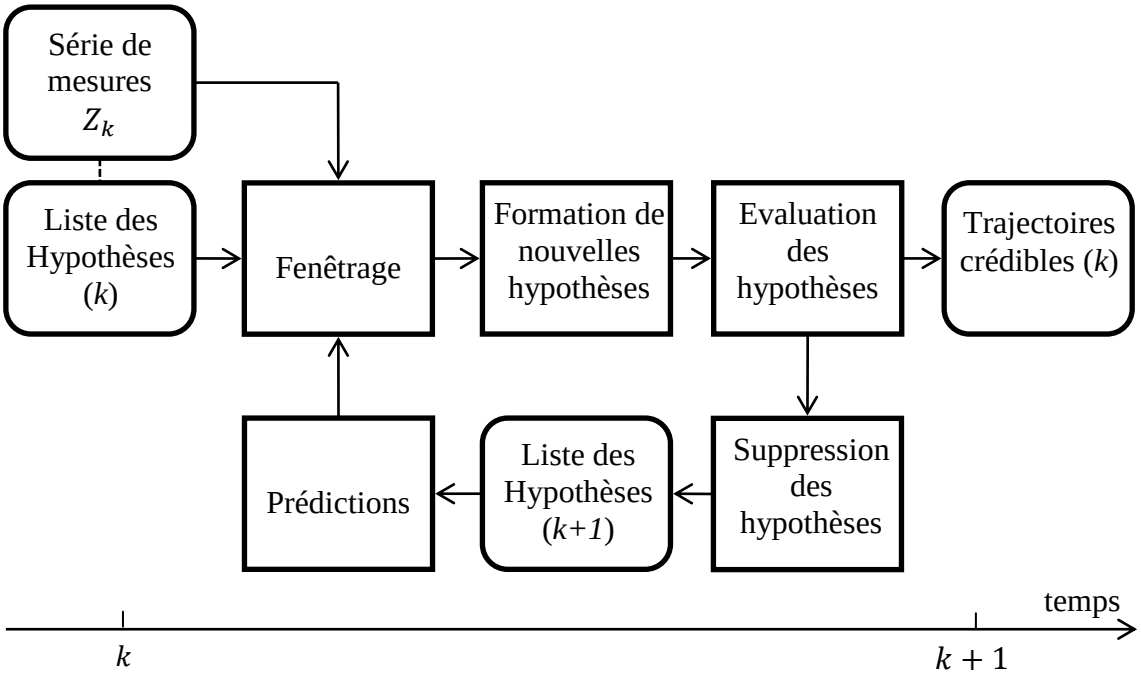


Figure 3.7 : schéma synoptique d'un suivi utilisant une méthode d'association multihypothèse.

Le MHT tire profit de la corrélation temporelle qui existe entre les scans radar pour utiliser des mesures acquises dans le futur afin d'aider à résoudre les associations antérieures. La formation des hypothèses est orientée observation i.e. ce ne sont pas les trajectoires qui sont considérées et auxquelles on associe des mesures, mais au contraire les mesures qui sont considérées suivant les quatre cas ci-dessous [Reid 79] :

- la mesure provient d'une cible déjà existante,
- la mesure est considérée comme une nouvelle cible,
- la mesure est une fausse alarme,
- absence de mesure.

Puisqu'il prend avantage de l'information temporelle, le MHT est généralement considéré comme une méthode de référence pour résoudre le problème d'association de données dans les environnements fortement bruités. Les principaux avantages de la technique MHT sont [Stone 1999] :

- l'initiation automatique des trajectoires dès l'apparition de nouvelles cibles,
- la suppression automatique des trajectoires dès la disparition complète des cibles correspondantes,

- la continuité des trajectoires en cas de disparitions transitoires des cibles correspondantes,
- la modélisation explicite de la présence des fausses mesures,
- l'association d'une trajectoire à une seule mesure, et vice versa.

À fur et à mesure que les mesures sont acquises, la taille de l'arbre des hypothèses peut s'accroître d'une façon exponentielle. Par conséquent, beaucoup de travaux ont été réalisés pour rendre l'algorithme MHT utilisable en pratique. Pour conserver une taille opérationnelle de l'arbre, plusieurs techniques existent. Quelques-unes sont décrites dans [Blackman 04] et [Reid 79]. Trois moyens sont généralement considérés :

- ***le clustering*** : regroupement des hypothèses (sans fusion) ;
- ***le merging*** : fusion des hypothèses semblables ;
- ***le pruning*** : élagage des hypothèses peu probables.

3 Suivi de cibles dans le cadre de la vision à travers les murs

Les approches utilisant les filtres de Kalman sont adoptées dans environ 70% des cas. Derrière la théorie des filtres de Kalman, de nombreux modèles existent : linéaire, non-linéaire, étendue, ...etc. Nous pouvons relever les caractéristiques suivantes sur les différentes méthodes adoptées :

- dans les articles [Kocur 09A], [Rovnakova 09], [Wu et al. 12] et [Tan et al. 12], les auteurs mettent en avant l'importance du prétraitement des signaux. Ils illustrent l'effet de la compensation du mur sur la trajectoire estimée d'une cible. Les méthodes décrites dans ces articles paraissent pertinentes et montrent des résultats réalistes. Toutefois aucune comparaison n'est effectuée avec d'autres approches.

- dans le cadre de l'utilisation des filtres de Kalman, citons l'article [Rovnakova 10] où on essaye de suivre deux cibles. Il s'agit là d'un des rares articles traitant du suivi dans le cas multicibles. Malheureusement, cette étude est effectuée uniquement sur un cas peu réaliste : deux personnes suivant des trajectoires rectilignes.

- une méthode utilisant un filtrage bayésien afin d'estimer la position de la cible est présentée dans l'article [Chiani et al. 09].

- une étude originale utilisant les nonlinear two-stage tracking filters (2S-TF) est présentée dans [Kocur 09B]. Cette méthode permet d'obtenir qualitativement une

meilleure trajectoire que lors de l'utilisation des filtres de Kalman. La complexité de cette nouvelle approche est moindre.

- une approche utilisant les séries de Taylor est présentée dans l'article [Svecova 10]. Les auteurs mettent en place un algorithme de suivi s'appuyant sur les séries de Taylor lors de la phase de prédiction. Une comparaison approfondie de cette méthode par rapport au filtre de Kalman linéaire et utilisant une association de type plus proche voisin est ensuite effectuée sur deux scénarios réels.

Les méthodes présentées dans ces articles paraissent pertinentes et offrent des résultats dans des contextes proches des nôtres. Toutefois ces études sont effectuées sur des cas relativement simples : une seule personne ou deux personnes suivent des trajectoires rectilignes. Les problèmes d'intersection des trajectoires, de bruit important et l'absence de détection n'ont pas été abordés. Le parcours de la littérature des différentes méthodes de suivi dans le cadre spécifique des radars UWB permet d'établir les constatations suivantes :

- la plupart des méthodes se placent dans le cadre d'un suivi monocible. La mise en place d'un suivi multicibles est obligatoire au vu de la problématique et des cadres applicatifs de ce projet ;
- l'ensemble des méthodes de suivi ci-dessus est construit dans un plan 2D. les cibles ne sont pas suivies en 3D ;
- aucune des méthodes n'est indiquée comme fonctionnant en temps réel alors qu'il s'agit d'un suivi monocible 2D. Une des difficultés majeures de ce projet sera de respecter cette contrainte dans le cadre d'un suivi multicibles 3D ;

4 Développement de méthodes de suivi

Nous avons développé deux algorithmes différents de suivi. Ils s'appuient d'une part sur une méthode d'associations monohypothèse qui nous permet d'assurer le temps réel même pour un grand nombre de cibles, et d'autre part sur une méthode d'association multihypothèse plus robuste, mais au prix de ressources plus importantes. Plusieurs difficultés sont à prendre en compte comme :

- des mesures entachées de bruits,
- l'apparition et la disparition des cibles,
- des cibles qui se croisent et des directions qui évoluent rapidement.

4.1 Modélisation du mouvement humain

Les modèles du système et de mesure sont donnés par :

$$\begin{cases} s_k = F_k s_{k-1} + w_{k-1} \\ y_k = h_{k-1}(s_k) + V_k \end{cases} \quad (3.3)$$

où s_k est le vecteur d'état, y_k est la vecteur de mesure, w_k est le bruit du processus, caractérisé par sa matrice de covariance Q et V_k est le bruit de mesure, caractérisé par sa matrice de covariance R

Le modèle de déplacement humain que nous avons choisi d'adopter pour sa simplicité est :

$$\begin{cases} s_k = s_{k-1} + v_{k-1}\Delta t \\ v_k = v_{k-1} \end{cases} \quad (3.4)$$

Le vecteur d'état s_k représente une position bidimensionnelle exprimée en coordonnées cartésiennes (x, y), donné par l'algorithme de détection de notre chaîne de traitement. Le vecteur vitesse v_k, quant à lui, est calculé à partir des mesures de position, car nous ne disposons pas en effet de capteurs de mesure de vitesse pour le déplacement de la cible. Ce modèle représente un déplacement à accélération nulle. En effet, si on suppose que le déplacement d'une personne n'est pas caractérisé par de fortes accélérations, celles-ci peuvent être considérées comme des perturbations du processus, modélisées par la matrice de covariance Q, caractérisée par une variance σ_{acc}. La matrice de transition d'état F_k est déterminée en s'appuyant donc sur les équations de ce modèle d'évolution. L'équation 3.4 peut être alors représentée sous forme matricielle :

$$X_k = \begin{bmatrix} s_{xk} \\ s_{yk} \\ v_{xk} \\ v_{yk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{xk-1} \\ s_{yk-1} \\ v_{xk-1} \\ v_{yk-1} \end{bmatrix} = F_k X_{k-1} \quad (3.5)$$

où X_k est le vecteur d'état représentant les positions et les vitesses suivant les axes (X, Y) et F_k est la matrice de transition reliant l'état du système à la prédiction.

Cependant, pour le calcul de la matrice d'observation h_k, il est nécessaire de linéariser localement le système autour de l'état prédit à chaque itération.

4.2 Suivi avec une association monohypothèse

La méthode développée de suivi monohypothèse utilise le filtre de Kalman étendu associé à l'algorithme NN appliqué selon deux points de vue : mesure/prédiction et prédiction/mesure. Ce concept, introduit dans les paragraphes suivants, offre à

l'algorithme de suivi plus de robustesse surtout en présence d'intersections de trajectoires.

L'information sur le nombre de cibles présentes dans la scène n'est pas disponible. Les instants où celles-ci apparaissent ne sont pas connus non plus. Pour cela, nous choisissons de générer automatiquement un filtre EKF au moment de l'apparition d'une nouvelle cible. On considère que le nombre de cibles à l'instant t_k correspond au nombre de mesures validées à cet instant. Soit N_{cible}^{k} le nombre de cibles à l'instant k, on lance donc N_{cible}^{k} filtres EKF. Chaque filtre doit estimer séparément l'état d'une cible, le tout en temps réel. La Figure 3.8 illustre un scénario d'apparition et de disparition de cibles, et le comportement du filtrage à chaque changement du nombre de cibles. Les résultats présentés sur cette figure illustrent la bonne gestion de la génération des filtres EKF dans le cas multicible. De plus, on remarque la convergence des trajectoires estimées vers les valeurs réelles, ce qui montre la robustesse du filtrage de Kalman pour la reconstitution des trajectoires.

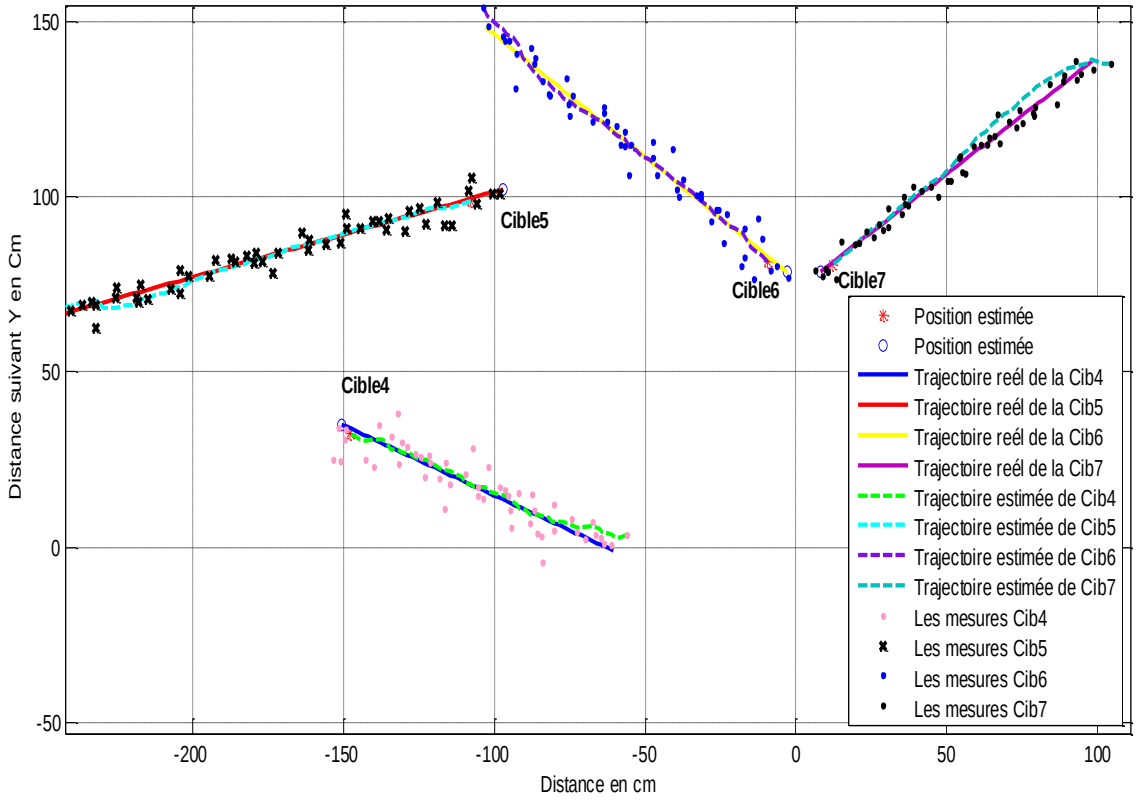


Figure 3.8 : suivi et génération simultanés des filtres EKF pour quatre cibles (simulation).

4.2.1 Association de données

Le problème de l'association de données est une phase délicate à gérer dans le cadre du suivi multicible. Il s'avère compliqué de suivre des cibles dans le cas où leurs trajectoires se croisent. Il existe en effet une forte probabilité de perdre une cible, en associant leurs états estimés à de mauvaises mesures. Cela peut se traduire par (cf. Figure 3.9) :

- une confusion entre les mesures : par laquelle des trajectoires sont mises à jour avec d'autres mesures. Par exemple, sur la Figure 3.9, au moment de l'intersection de la cible 4 et la cible 3, les trajectoires ont été permutées.
- une association de plusieurs mesures à une seule cible, comme, sur la Figure 3.9, où les trajectoires des cibles 1, 2 et 3 convergent vers la trajectoire réelle de la cible 2, et sont mises à jour uniquement par les mesures de celle-ci.

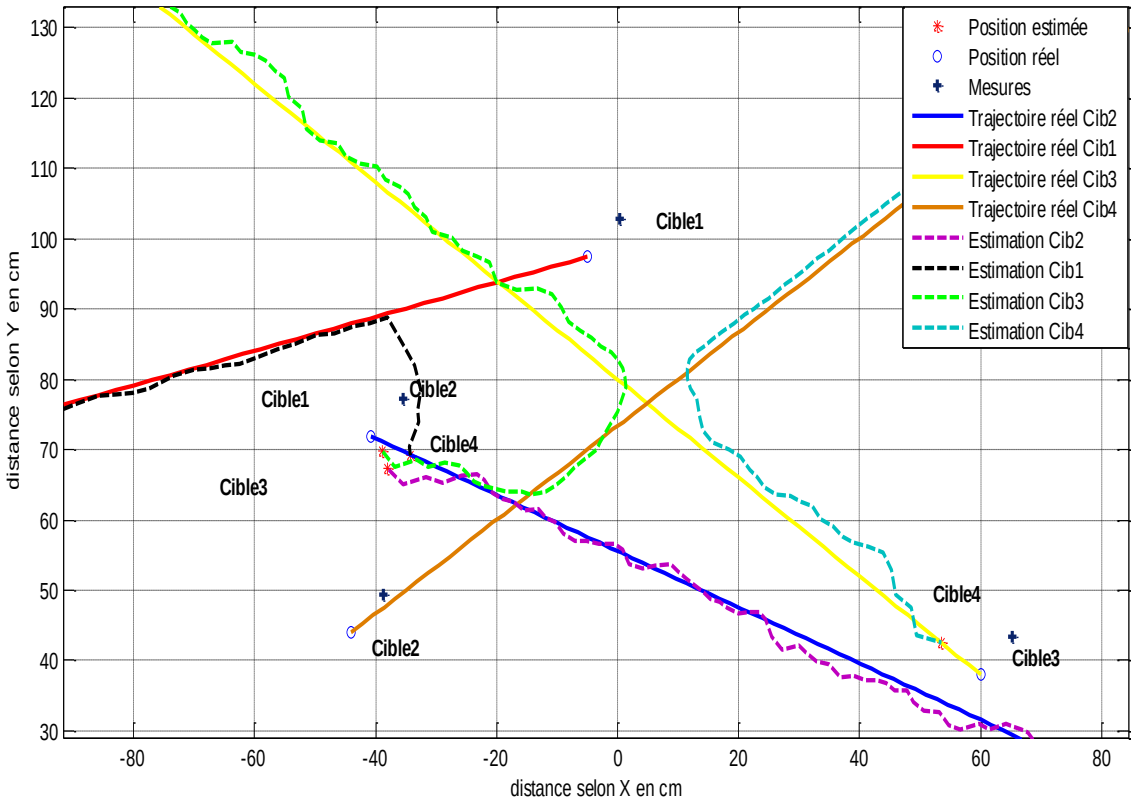


Figure 3.9 : problème d'association de données en utilisant les filtres EKF et la méthode NN.

Après de nombreux tests, il s'avère que l'application de la méthode NN n'est pas assez performante. En effet, un critère de distance minimale seul n'est pas suffisant pour effectuer une association en présence de nouvelles mesures ambiguës situées dans les zones d'intersection. On obtient le plus souvent des associations incorrectes. Nous avons donc choisi de rajouter d'autres critères de comparaison dans l'optique d'améliorer l'association entre mesures et cibles. Pour cela, on propose une nouvelle méthode d'association. Elle repose sur trois critères de comparaison :

- distance euclidienne entre mesures et estimation,
- vitesses mesurées et estimées,
- incertitudes calculées à partir de l'erreur de prédiction.

Ces critères sont évalués à travers des vecteurs représentant l'erreur en distance, en vitesse et en incertitude entre les estimations et les mesures. En outre, les calculs se font dans les deux sens : le sens prédiction→mesures et le sens mesure→prédictions (cf. Figure 3.10). Le premier point de vue a pour but de fixer l'estimation et d'effectuer un balayage de toutes les mesures existantes à un instant donné. Alors que le second fixe les mesures et effectue un balayage de toutes les prédictions existantes.

Pour chaque point de vue, les trois critères d'association sont calculés : E_D, E_V et E_{Ins} sont respectivement les vecteurs d'erreur en distance, vitesse et incertitude calculés dans le sens prédiction-mesures en utilisant les formules suivantes :

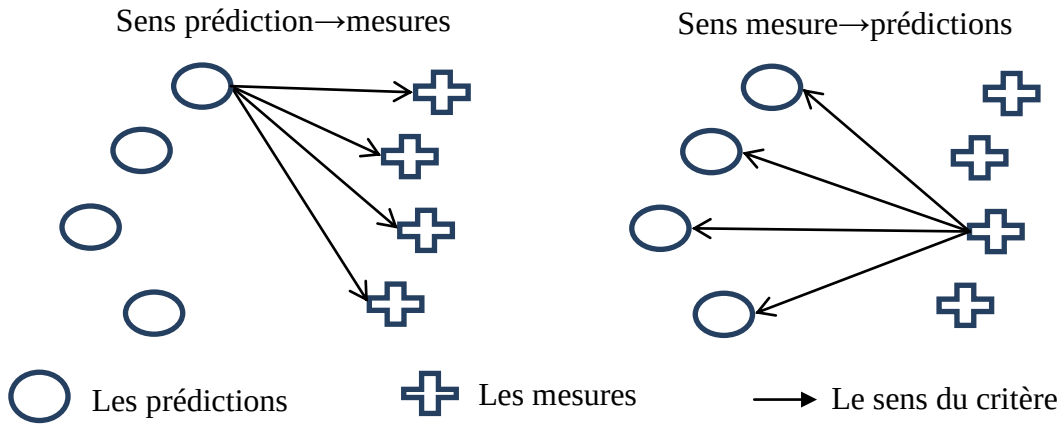


Figure 3.10 : représentation des deux points de vue pour le calcul des critères d'association.

$$E_D(j) = \sqrt{(\hat{x}_i - x_{mj})^2 + (\hat{y}_i - y_{mj})^2} \quad (3.6)$$

$$E_V(j) = \sqrt{(\hat{v}_{x_i} - v_{xm_j})^2 + (\hat{v}_{y_i} - v_{ym_j})^2} \quad (3.7)$$

$$E_{Ins}(j) = \sqrt{\left(\frac{\hat{x}_i - x_{mj}}{\hat{x}_i}\right)^2 + \left(\frac{\hat{y}_i - y_{mj}}{\hat{y}_i}\right)^2} \quad (3.8)$$

Après le calcul des vecteurs d'erreur dans les deux sens, la procédure suivante consiste à rechercher les minima, pour les deux points de vue, et d'associer le couple estimation-mesure correspondant.

$$\hat{E}_{D\,kal}(i) = \min_j(E_{D\,kal}(j)) \quad (3.9)$$

$$\hat{E}_{V\,kal}(i) = \min_j(E_{V\,kal}(j)) \quad (3.10)$$

$$\hat{E}_{Ins_{kal}}(i) = \min_j(E_{V\,Ins}(j)) \quad (3.11)$$

Les couples (estimation, mesure) associés à ces minima sont "mémorisés" sous forme matricielle. Les lignes de ces matrices représentent les mesures et les colonnes représentent des estimations. Les matrices sont remplies avec des 1 et des 0. Nous notons (j, i), un élément d'une matrice A de dimension (N_{mes}, N_{pred}) utilisée pour mémoriser l'association (mesure, prédiction) dans le sens prédiction→mesures. Alors, cet élément prend la valeur 1, si le couple (mesure, prédiction) correspond à un minimum du critère dans le sens prédiction→mesures. Puisque nous avons trois critères d'erreur et deux points de vue, le nombre de matrices est égal à 6. La Figure 3.11 les représente dans un cas de suivi de 4 cibles.

Ces matrices nous permettent de représenter les associations retenues de manière synthétique. Elles permettent également de relever simplement les ambiguïtés d'association et leur emplacement. Une matrice est dite valide dans le cas où la somme de chaque colonne et de chaque ligne est égale à 1 (cf. marquage vert sur la Figure 3.11). Dans le cas contraire, la matrice est dite non valide, présentant ainsi une ou plusieurs ambiguïtés (cf. marquage rouge sur la Figure 3.11). On distingue trois types d'ambiguïté :

- association d'une prédiction à plusieurs cibles,
- association d'une cible à plusieurs prédictions,
- aucune association.

Sens prédiction→mesures position

pos	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	1	1
o4	0	0	0	0

Sens prédiction→mesures vitesse

vel	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	0	0	1
o3	0	0	1	0
o4	0	0	0	1

Sens prédiction→mesures incertitude

ins	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Sens mesure→prédictions position

pos	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Sens mesure→prédictions vitesse

vel	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	0	0	0
o3	0	0	1	1
o4	0	0	0	1

Sens mesure→prédictions incertitude

ins	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Figure 3.11 : représentations matricielles des évaluations des critères d'association. o_i : observation i (ou mesure $z^i_{k|k-1}$) ; k_j : prédiction du filtre EKF j (ou $z^j_{k|k-1}$)

On associe ensuite un coefficient de validation (de pondération) à chaque matrice dépendant du nombre d'ambiguïtés. Ce coefficient sera d'autant plus élevé que le nombre d'ambiguïtés sera faible (cf. Figure 3.12).

Sens prédiction→mesures position

pos	k1	k2	k3	k4
o1	0,33	0	0	0
o2	0	0,33	0	0
o3	0	0	0,33	0,33
o4	0	0	0	0

Sens prédiction→mesures vitesse

vel	k1	k2	k3	k4
o1	0,33	0	0	0
o2	0	0,33	0	0,33
o3	0	0	0,33	0
o4	0	0	0	0,33

Sens prédiction→mesures incertitude

ins	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Sens mesure→prédictions position

pos	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Sens mesure→prédictions vitesse

vel	k1	k2	k3	k4
o1	0,2	0	0	0
o2	0	0	0	0
o3	0	0	0,2	0,2
o4	0	0	0	0,2

Sens mesure→prédictions incertitude

ins	k1	k2	k3	k4
o1	1	0	0	0
o2	0	1	0	0
o3	0	0	0	1
o4	0	0	1	0

Figure 3.12 : illustration de la détermination des matrices de critères.

On obtient ensuite les matrices globales des trois critères par l'addition élément à élément des deux points de vue (ie. les matrices deux à deux). Ceci est illustré sur la Figure 3.13.

Finalement, afin de prendre en compte les trois critères d'erreur, une matrice globale est calculée en sommant les matrices résultantes :

$$M_{global} = Mdistance_{global} + Mvitesse_{global} + Mincertitude_{global} \quad (3.12)$$

La prise de décision s'effectue à partir de la matrice d'association globale (cf. Figure 3.14). Elle s'appuie sur la plus haute valeur des poids dans celle-ci. Les valeurs les plus fortes déterminent les couples prédiction/mesure les plus probables. Dans le cas de l'exemple, ces valeurs sont surlignées en rouge. Ainsi, les mesures et les prédictions sont associées de la manière suivante (cf. Figure 3.14 de droite) :

Matrice Globale position

pos	k1	k2	k3	k4
o1	1,33	0	0	0
o2	0	1,33	0	0
o3	0	0	0,33	1,33
o4	0	0	1	0

Matrice Globale vitesse

pos	k1	k2	k3	k4
o1	0,53	0	0	0
o2	0	0,33	0	0,33
o3	0	0	0,53	0,2
o4	0	0	0	0,53

Matrice Globale incertitude

pos	k1	k2	k3	k4
o1	2	0	0	0
o2	0	2	0	0
o3	0	0	0	2
o4	0	0	2	0

Figure 3.13 : Illustration de la détermination des trois matrices globale de critères

pos	k1	k2	k3	k4
o1	3,86	0	0	0
o2	0	3,66	0	0,33
o3	0	0	0,86	3,53
o4	0	0	3	0,53

$Cibel1\ (mesure1) \rightarrow Estimation1\ (EFK1)$

$Cibel2\ (mesure2) \rightarrow Estimation2\ (EKF2)$

$Cible3\ (mesure3) \rightarrow Estimation4\ (EKF4)$

$Cible4\ (mesure4) \rightarrow Estimation\ 3(EKF3)$

Figure 3.14 : le calcul de la matrice d'association globale et la prise de décision.

4.2.2 Synthèse de l'algorithme

Pour résumer, les étapes de cet algorithme d'association monohypothèse sont :

1- pour chaque estimation apportée par un filtre de Kalman, rechercher la mesure la plus proche au sens des trois critères (Eq. 3.6, 3.7 et 3.8) ;
2- pour chaque mesure, rechercher l'estimation la plus proche au sens des trois critères (Eq. 3.9, 3.10 et 3.11) ;
3- construire les matrices d'association correspondantes ;
4- évaluer les matrices cohérentes (somme des éléments d'une colonne, respectivement, ligne, égale à1) dans le cas contraire la matrice est non valide.
5- associer un poids élevé (proche de 1) aux éléments d'une matrice valide et des poids moins élevés pour les éléments d'une matrice non valide.
6- sommer les éléments des matrices, pour obtenir une matrice synthétisant les poids.
7- associer le couple (estimation, mesure) suivant le poids le plus fort.

4.2.3 Validation de l'algorithme

Pour illustrer cette approche, on propose différents scénarios. La Figure 3.15 représente le suivi de 4 cibles. Les résultats de l'association après intersection sont également présentés. On remarque que les traces des trajectoires estimées sont toujours associées aux traces des trajectoires réelles correspondantes, avant et après intersection. En effet, sur la figure, les traces des estimations des cibles 3 en noir et 4 en rouge "collent" aux traces des trajectoires réelles en jaune pour la cible 3 et en bleu pour la cible 4. Cela confirme que les mesures sont bien associées à la bonne estimation, malgré cette phase d'incertitude entre les deux cibles.

Les résultats obtenus confirment son bon fonctionnement, d'après les comportements suivants :

- la gestion du nombre de filtres générés à chaque itération. En effet chaque cible est gérée par un filtre correspondant: pour 4 trajectoires réelles, nous avons 4 trajectoires estimées;
- les trajectoires obtenues sont bien régularisées et convergent vers les trajectoires réelles, avec des erreurs d'estimations variant entre 4.97 cm et 12.06 cm (résolution = 1cm);
- la phase d'intersection est correctement gérée (cibles 3, 4) ;
- la diminution du nombre de non-décisions est possible en augmentant le nombre de critères sans modifier l'architecture de l'algorithme.

Pour évaluer cette méthode de suivi, nous définissons les critères d'évaluation suivants :

- la confiance C : qui représente le pourcentage du nombre d'essais réussis noté Es_r par rapport au nombre total de tests réalisés (d'associations) noté Ts_{glob}.
- l'erreur moyenne E_{moy} : qui représente la distance moyenne entre les trajectoires réelles et celles estimées.

$$C = \frac{Es_r}{Ts_{glob}} * 100\% \tag{3.13}$$

$$E_{moy} = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^{N} E_i \tag{3.14}$$

où N est le nombre de trajectoires ; E_i est l'erreur d'estimation de chaque filtre EKF.

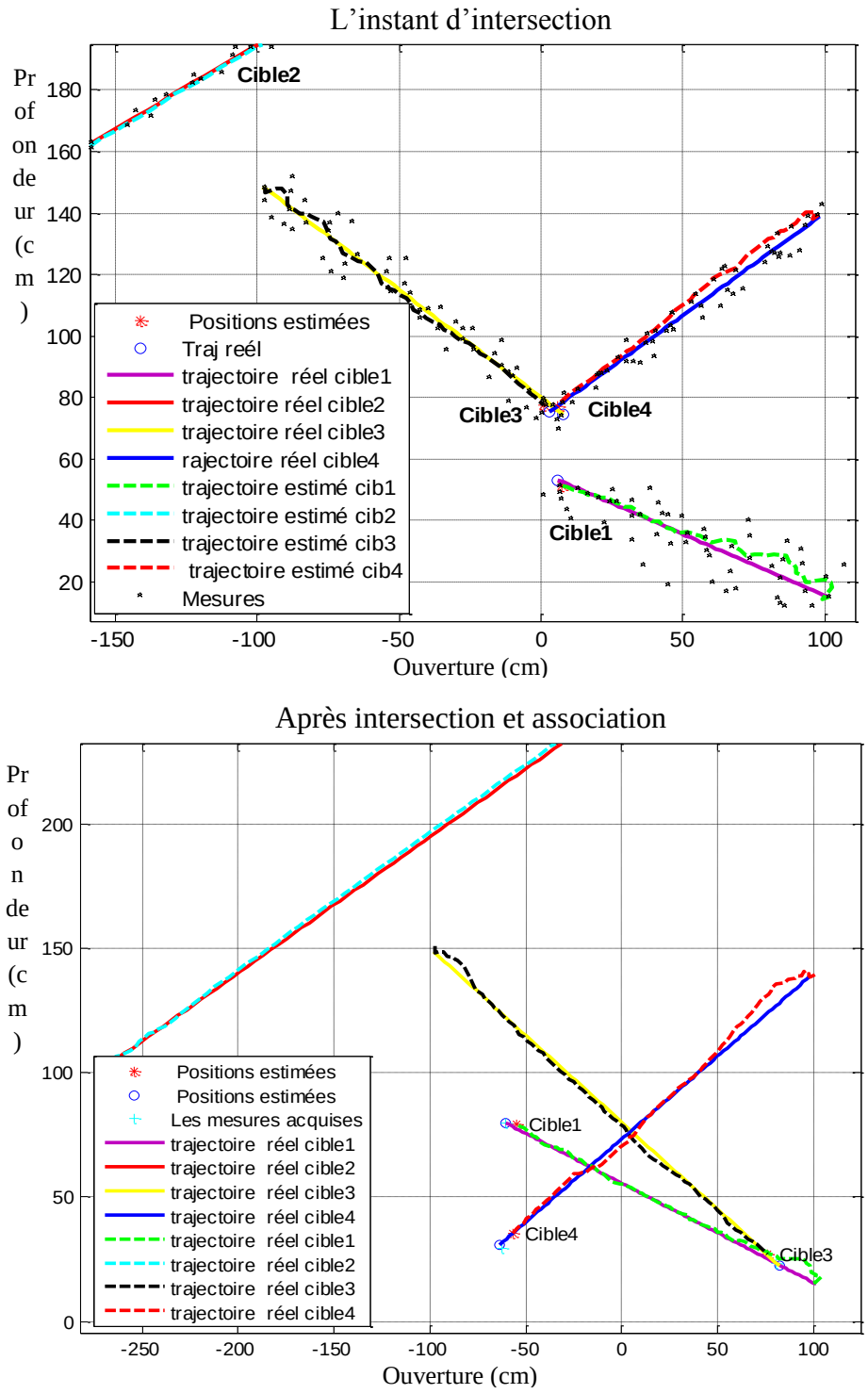


Figure 3.15 : la gestion de l'intersection de deux cibles avec l'algorithme de suivi monohypothèse proposé.

Le Tableau 3.1 montre le pourcentage de confiance et l'erreur moyenne pour différents nombres de cibles suivies. Il est important de signaler que les résultats sont fortement dépendants du choix des paramètres de l'algorithme. Pour cela, chaque test est effectué avec des conditions initiales différentes sur les matrices R, P et Q.

Bien que les résultats dépendent des paramètres choisis pour les filtres de Kalman, du point de vue association de données, la méthode du plus proche voisin devient plus robuste lorsqu'on utilise de nouveaux critères de comparaison s'appuyant comme précédemment sur la vitesse et l'incertitude. Cela est traduit par des pourcentages de confiance corrects obtenus avec différentes conditions initiales. De plus, l'erreur moyenne commise est inférieure à 10 cm ce qui est acceptable pour notre système radar, car elle reste inférieure à sa résolution observée.

En expérimentation, la Figure 3.16 représente la trajectoire obtenue d'une cible se déplaçant horizontalement à une profondeur de 1.2 m derrière un mur de placoplatre. La cible est correctement suivie sur toute la séquence.

Les résultats illustrés dans ces expériences confirment que la combinaison entre le filtrage EKF et la méthode d'association proposée apporte une plus grande robustesse au suivi de trajectoires. De plus, le fait de pouvoir ajouter d'autres critères sans modifier la structure de l'algorithme, sa capacité de temps réel lors du suivi de nombreuses cibles sont des atouts intéressants pour des systèmes embarqués disposant peu de ressources.

Toutefois, l'application de cet algorithme aux données du radar FMCW (de l'ONERA) ne répond pas d'une manière satisfaisante aux besoins exprimés. Le développement d'une méthode plus performante, adaptée aux données complexes de ce radar, nous a conduit à adopter l'approche MHT.

Nombre de cibles	**1 cible**	**2 cibles**	**3 cibles**	**4 cibles**
La confiance (C%)	100 %	100 %	99.8%	99.7%
Erreur moyenne E_{moy} (cm)	9.55 cm	9.43 cm	8.93 cm	8.99 cm

Tableau 3.1 : évaluation de la méthode de suivi monohypothèse proposée

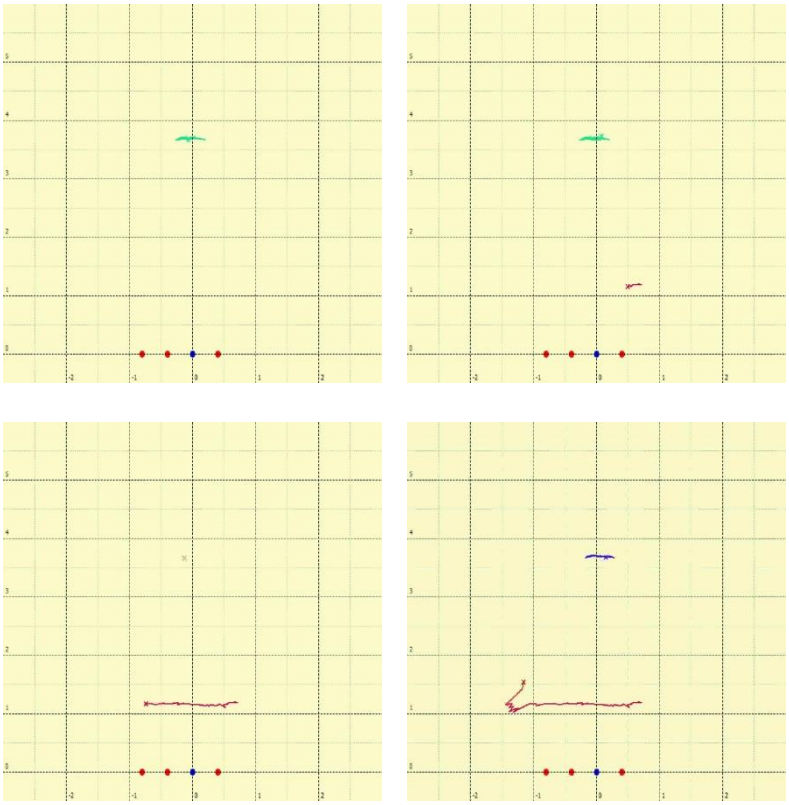


Figure 3.16 : suivi monohypothèse d'une cible (images capturées à différents instants du scénario réel utilisant le radar L3i)

4.3 Suivi avec association multihypothèse

4.3.1 Contraintes liées au contexte de la vision à travers les murs

La méthode de suivi multihypothèse, dont nous avons précisé les principes précédemment, a été adoptée pour faire face aux limitations des méthodes classiques de suivi monohypothèse dans le cas notamment des images obtenues par l'imageur FMCW. Rappelons que le principe du MHT est de retarder la prise de décision pour l'étape d'association, de façon à disposer d'un nombre de mesures plus important, pour confirmer les différentes hypothèses. La décision sur les associations entre les trajectoires et mesures se fait alors en profitant conjointement des informations temporelles (les scans radar successifs) et des informations spatiales (la distribution des détections). Par conséquent, le principe de la méthode MHT est adopté dans de nombreux systèmes modernes de suivi multicible [Blackman et al. 99]. Toutefois, cette performance est obtenue au détriment d'une augmentation importante des besoins en puissance de calcul et en capacité mémoire, et d'une complexité accrue de la gestion des

différentes hypothèses d'association. Ces contraintes limitent l'utilisation du la méthode MHT sous sa version originale. En conséquence, nous avons choisi d'implémenter un algorithme de suivi MHT plus simple, en prenant en compte le contexte de l'imagerie radar pour la vision à travers les murs, caractérisé par :

- la faible cadence des images radar : contrairement à l'imagerie optique, notre système présente une faible résolution temporelle. Par conséquent, le mouvement effectué par les cibles entre deux frames peut s'avérer important, rendant plus complexe encore l'étape de l'association de données.
- les processus de localisation et de détection radar ne sont pas parfaits. L'apparition et la disparition fréquentes des cibles, combinées avec un fort taux de fausses alarmes peuvent conduire à une mise à jour erronée des trajectoires et à la création de nouvelles trajectoires à partir des mesures fausses.
- les signatures non ponctuelles des cibles, se présentant sous une forme ellipsoïdale : ceci peut engendrer des fausses détections, dues aux lobes secondaires, qui peuvent persister durant le déplacement de la cible.

4.3.2 Choix de la méthode d'association multihypothèse

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la version originale du MHT est orientée hypothèse, dite HO-MHT (Hypothesis-Oriented MHT) [Reid 79], car elle consiste à construire quelques hypothèses de suivi et les maintenir en temps. Toutefois, une approche alternative orientée trajectoire, nommée TO-MHT (Track-Oriented MHT), a été introduite dans [Kurien 90]. Une des principales différences entre les deux méthodes est que le TO-MHT opère en conservant un ensemble élagué de trajectoires potentielles, grâce à l'utilisation d'une structure de données appelée « arbre de trajectoires ». Un arbre de trajectoires est tout simplement un arbre dans lequel chaque nœud correspond à une mesure et chaque branche représente une trajectoire possible. Cette structure représente implicitement les différentes hypothèses, par opposition à l'énumération explicite de la version originale du MHT, ce qui permet de représenter plus aisément un plus grand nombre d'hypothèses. Ainsi, le TO-MHT permet de maintenir un seul arbre d'association pour toutes les trajectoires possibles au lieu de conserver de nombreux arbres pour les hypothèses d'association. Un arbre de trajectoires est constitué par les séquences possibles d'associations d'une trajectoire avec des détections. A la réception de chaque nouvelle série de mesures, les arbres de trajectoires existants sont étendus pour inclure les nouvelles mesures et de nouveaux arbres sont créés pour représenter les nouvelles cibles possibles. Les hypothèses d'association sont générées en combinant les feuilles de l'arbre. Certaines de ces hypothèses sont sélectionnées pour mettre à jour les trajectoires, le reste est effacé par la

suite. Par conséquent, le TO-MHT est prouvé être plus rapide que l'algorithme original [Blackman et al. 01].

L'avantage de cette approche réside dans le fait que les hypothèses les moins probables ne sont pas conservées. La suppression des hypothèses moins probables rend, certes, l'approche TO-MHT sous-optimale, néanmoins, plus efficace pour le suivi temps réel multicible. En outre, l'approche TO-MHT offre une manière plus simple de maintenir et de mettre à jour les trajectoires. Pour ces raisons, nous avons opté pour l'implémentation de l'approche TO-MHT afin de prendre avantage de la topologie de l'arbre des trajectoires et pour résoudre plus efficacement les incertitudes rencontrées, durant l'étape de l'association de données, dans le cas des mesures fortement bruitées et de cibles spatialement rapprochées. La Figure 3.17 présente le schéma bloc de la méthode du suivi TO-MHT mise en place. Nous adoptons une approche séquentielle comprenant plusieurs étapes :

- génération des trajectoires potentielles ;
- génération des groupes de trajectoires : regroupement de toutes les trajectoires partageant une mesure commune, ou provenant d'une trajectoire commune ;
- génération des hypothèses : pour chaque groupe, recherche de toutes les associations possibles de trajectoires ;
- évaluation des hypothèses ;
- mise à jour des trajectoires ;
- prédictions des états futurs ;

Un scan radar fournit un certain nombre de détections (mesures) qui vont être utilisées, durant une première phase, pour étendre les trajectoires issues du scan précédent. Pour ce faire, nous construisons indépendamment pour chaque trajectoire, l'ensemble des branchements possibles formés par les associations avec les détections dans sa région de validation et sa position estimée. La deuxième étape consiste à diviser le problème global d'association en un ensemble de petits problèmes en regroupant les arbres de trajectoires qui partagent simultanément au moins une mesure depuis leurs créations. Ensuite pour chaque regroupement, toutes les hypothèses qui pourraient résumer la situation courante sont générées. Dans cette étape, nous nous assurons que la solution construite respecte le principe de l'unicité de l'association, à savoir, chaque trajectoire est associée à une seule mesure, et une mesure est affectée à une trajectoire tout au plus. Si une mesure n'est pas incluse dans l'une des trajectoires d'une hypothèse, elle est supposée être une fausse alarme pour cette hypothèse. Sur cette base, des trajectoires validées sont soit poursuivies ou terminées et un certain nombre de nouvelles trajectoires sont validées.

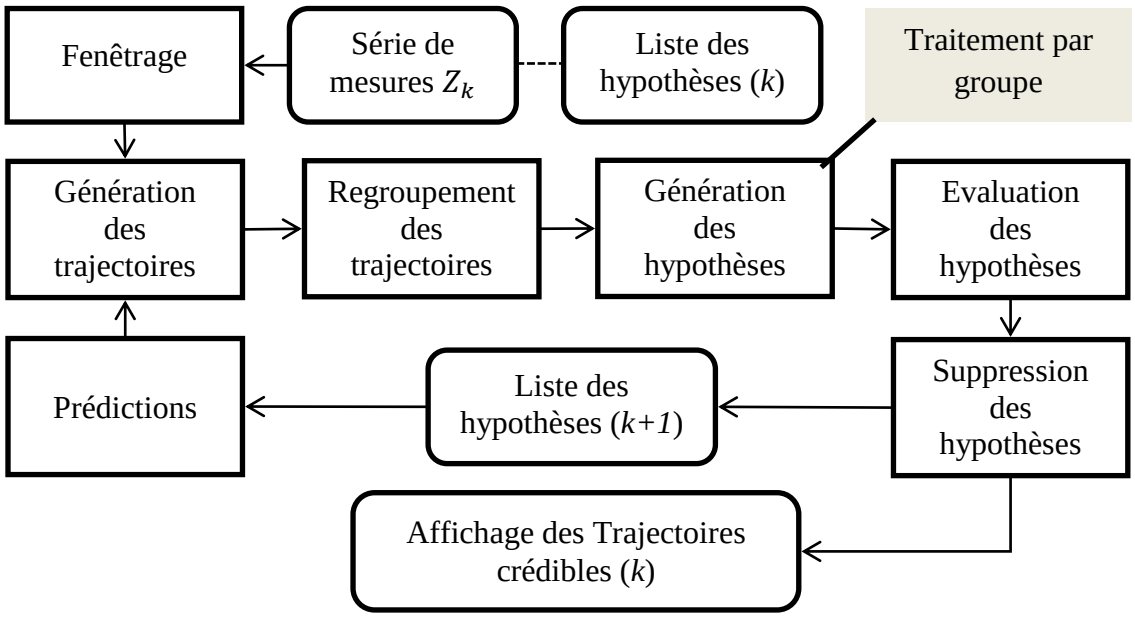


Figure 3.17 : schéma bloc de la méthode de suivi TO-MHT mise en place

4.3.3 Détails de l'algorithme proposé

Nous présentons les détails de l'algorithme de suivi MHT dans le cas du système d'imagerie de l'ANR DIAMS. Toutes les étapes seront décrites et illustrées à partir d'un cas typique d'association (cf. Figure 3.18).

Notons que l'indice k (indice du scan radar) fournit un ordre temporel significatif des données alors que les indices i (indices des trajectoires) et j (indices des mesures) sont arbitraires et ne contiennent aucune information quant à l'identité de la cible qui les a générés. L'exemple consiste en deux scans radar successifs. Le scan k contient deux trajectoires validées (représentées par $z^1_{k|k-1}$ et $z^2_{k|k-1}$) ainsi que trois mesures reçues ($z_1(k)$, $z_2(k)$ et $z_3(k)$). La même notation est utilisée pour le scan suivant $(k+1)$.

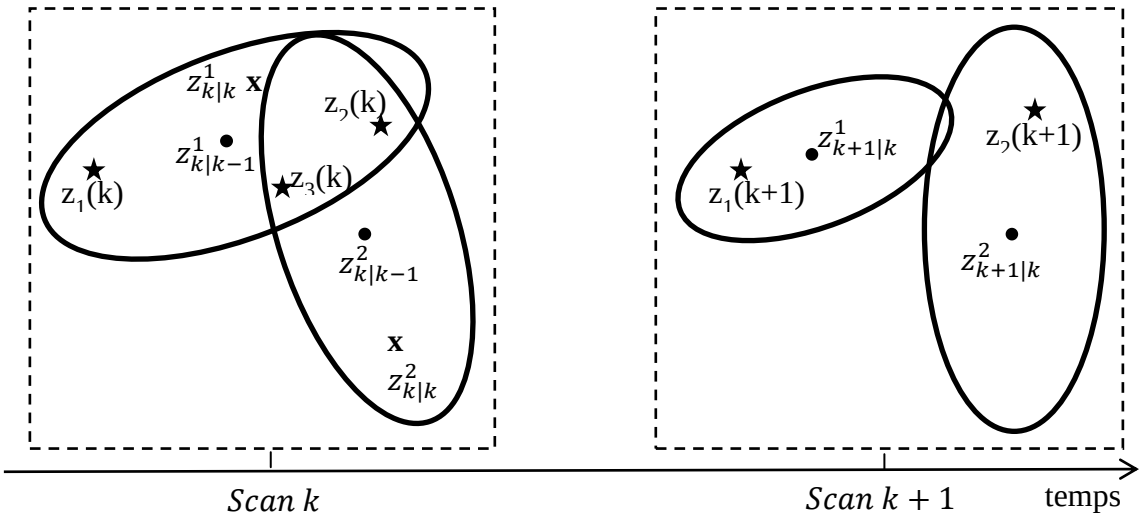


Figure 3.18 : exemple utilisé pour illustrer l'implémentation du suivi MHT adopté. La notation $z_j(k)$ représente la $j^{ème}$ mesure reçue au scan radar k. La notation $z^i_{k|k-1}$ représente la position de la $i^{ème}$ trajectoire validée au scan radar k.

4.3.3.1 Création des trajectoires

La Figure 3.19 fournit un exemple d'arborescence de trajectoires à partir du cas d'association de la Figure 3.18. Chaque trajectoire (notée par t) représente toute une succession de mesures $z_j(k)$ et/ou prédiction $z^i_{k|k-1}$. Les racines sont les deux prédictions ($z^1_{k|k-1}$ et $z^2_{k|k-1}$) effectuées au scan $k-1$. Celles-ci représentent les deux trajectoires $t_{1,k-1}$ et $t_{2,k-1}$ qui seront étendues, soit par les mesures validées (dans les régions de validation) soit par les prédictions. Par exemple, la trajectoire $t_{2,k-1}$ est étendue par sa prédiction ($z^2_{k|k}$) ainsi que les deux mesures dans sa région de validation ($z_2(k)$ et $z_3(k)$). Egalement, la considération de fausses alarmes est systématique dans chaque scan. Dans ce cas, chaque observation initie une trajectoire au scan suivant. Chacune des trajectoires est indexée par un chiffre unique, le numéro du scan et l'observation associée (non montrée dans la Figure 3.19).

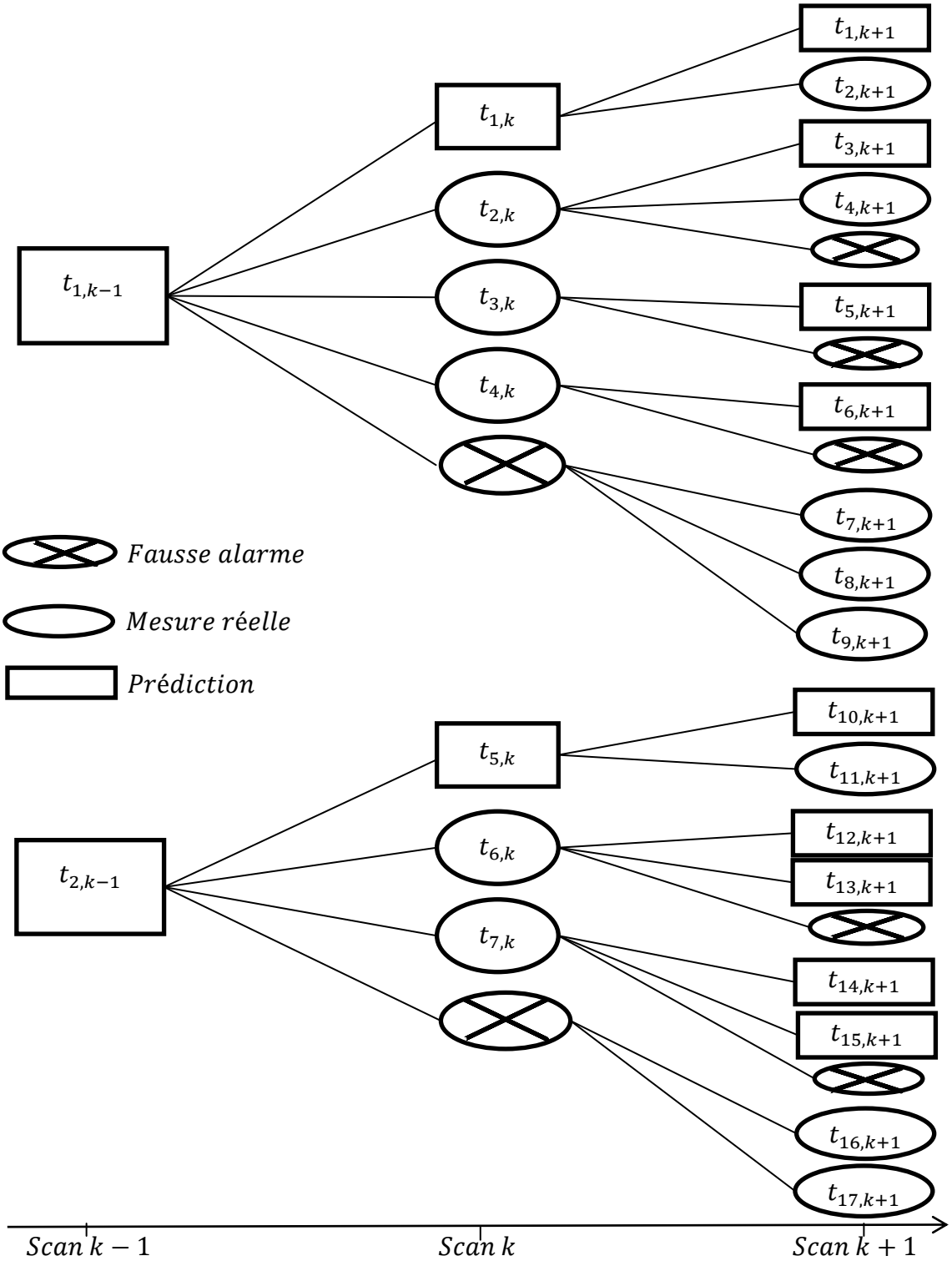


Figure 3.19 : construction des arbres de trajectoires potentielles à partir du cas présenté sur la Figure 3.18.

Pour chacune de ces trajectoires, un calcul de score est effectué. Le calcul dépend de la situation en question. Pour chaque situation, des équations spécifiques sont utilisées (cf. sections ci-dessous). Si le score d'une trajectoire est supérieur à un seuil prédéfini, celle-ci deviendra la feuille de la trajectoire précédente, sinon elle est supprimée. Cette procédure permet d'éliminer dès le début les trajectoires ayant une très faible probabilité pour ne pas surcharger la mémoire avec de telles données.

Ainsi, les trois cas de figure qui peuvent se présenter sont :

- **Création d'une nouvelle trajectoire à partir d'une mesure**

L'apparition d'une nouvelle cible est prise en compte. Un arbre est donc créé à partir de cette mesure. Le score d'une trajectoire créée à partir d'une nouvelle mesure est obtenu en utilisant les équations suivantes :

$$Score_t = \log\left(f_{int}\frac{Vc * bNT * pD}{pFA}\right) \tag{3.15}$$

où :

- Vc : volume d'observation
- pD : probabilité de détection.
- pFA : probabilité de fausses alarmes.
- bNT : densité d'une nouvelle cible.
- f_{int} : facteur d'initialisation de score.

- **Continuité d'une trajectoire existante par une mesure**

Dans ce cas de figure, la trajectoire est mise à jour exclusivement par une mesure se trouvant dans la région de validation de la trajectoire. La dimension de la région de validation est mise à jour récursivement en utilisant l'équation suivante :

$$gating_{t_k} = initGating + P\{t_{k-1}\} * gatingWindowSize \tag{3.16}$$

où :

- $P\{t_{k-1}\}$: désigne la probabilité de la trajectoire d'intérêt à l'instant k-1
- $init$Gating : désigne la taille initiale de la région de validation.
- gatingWindowSize : désigne la taille élémentaire de la région de validation.

Le score est ici obtenu en utilisant les paramètres exprimés par les équations suivantes (f_{int} est celui de l'équation 3.15) :

$$LRs_t = \log\left(f_{int}\frac{pD}{pFA}\right) \tag{3.17}$$

Finalement, Le score global d'une trajectoire à un instant donné k est donné par la relation suivante :

$$score_{t_k} = score_{t_{k-1}} + \log\left(LRs_t\right) + \log(LRk_t) \tag{3.18}$$

- **Continuité d'une trajectoire existante par sa prédiction**

Dans ce cas de figure, la trajectoire est mise à jour à partir de se dernière prédiction. Ceci permet de prendre en compte l'absence momentanée de détection. Le score d'une trajectoire est ici obtenu en utilisant l'équation suivante :

$$score_{t_k} = score_{t_{k-1}} + \log\left(\frac{1-pD}{1-pFA}\right) \tag{3.19}$$

4.3.3.2 Créations des groupes

On regroupe les trajectoires partageant des mesures communes. L'état initial consiste à créer un groupe par arbre existant, puis de regrouper les arbres si leurs trajectoires partagent des observations. L'avantage de cette procédure est de simplifier la génération d'hypothèses dans l'étape suivante, en séparant les trajectoires totalement indépendantes.

4.3.3.3 Génération et évaluation des hypothèses

Cette étape est effectuée pour chaque groupe créé précédemment, à partir de toutes les trajectoires "feuilles" des arbres du groupe. Certaines de ces trajectoires ont été créées à partir d'observations, dont la liste des observations l_{obs} est connue. L'objectif est de trouver toutes les associations possibles de trajectoires satisfaisant la condition suivante, chaque hypothèse doit contenir une liste de trajectoires l_t où chaque observation de l_{obs} est associée à une et seulement une trajectoire de l_t . Le score de chaque hypothèse est calculé à partir des scores des trajectoires la constituant, comme le montre la relation suivante :

$$score_h = \sum_{i=1}^{N_{t,h}} score_{t_k \in h} \tag{3.20}$$

où $N_{t,h}$ désigne le nombre de trajectoires créées dans une hypothèse.

Ensuite, le score global des hypothèses est aussi calculé en utilisant la formule suivante :

$$Sumscore = \sum_{i=1}^{N_h} e^{score_h} \tag{3.21}$$

où N_h désigne le nombre total d'hypothèses.

Le score de chaque hypothèse est ensuite normalisé par rapport à la somme des scores d'hypothèses. Cela conduit à la définition d'une probabilité pour chaque trajectoire :

$$probabilité_h = \frac{e^{score_h}}{1 + Sumscore} \tag{3.22}$$

Finalement, On supprime toutes les trajectoires ayant une probabilité trop faible (inférieure au seuil trackGlobalProbaThreshold).

4.3.3.4 Élagage des arbres

Cette étape consiste à supprimer certaines branches des arbres de manière à ne conserver que les trajectoires les plus probables. Pour chaque arbre, on remonte à une profondeur choisie (pruningDepth) depuis les feuilles. Pour tous les nœuds situés à ce niveau, on ne conserve qu'un seul fils (branche) et on supprime les autres. Le fils choisi est celui qui possède la somme maximum des probabilités de toutes les trajectoires "feuilles" issues du nœud. Outre le fait d'éliminer les trajectoires les moins fiables, cela permet également de simplifier les associations suivantes en limitant le nombre de trajectoires restantes. Également, on supprime toute trajectoire considérée comme perdue, i.e. provenant de trajectoires créées sans observation consécutivement et pendant une durée correspondant à lostDepth.

4.3.3.5 Synthèse des paramètres

Le Tableau 3.2 synthétise les différents paramètres qui gèrent le comportement de l'algorithme de suivi multihypothèse.

Paramètre	Appellation	Signification	Valeurs typiques
P_d	Probabilité de détection	Taux de détection des vrais positifs	0.8
P_{fa}	Probabilité de fausses alarmes	Taux de détection des faux positifs	0.2
β_{nc}	Densité d'une nouvelle cible	La densité (volumique ou surfacique) des cibles	0.01
track score Threshold	Seuil sur le score de trajectoire	Seuillage individuel des trajectoires	0.1
trackGlobalProbaThreshold	Seuil sur la probabilité de trajectoire	Seuillage global des trajectoires	0.01
init-Gating	Périmètre initial de la Région de validation	Étendu initial de la zone de l'espace de mesure dans laquelle des mesures sont susceptibles de provenir d'une cible réelle	$50cm$
gating-Window-Size	Périmètre de la Région de validation	Étendu de la zone de l'espace de mesure dans laquelle des mesures sont susceptibles de provenir d'une cible réelle	$100\ cm$
pruning depth	Profondeur de l'élagage	Si une trajectoire est invalide on supprime ses « pruning depth » parents	5
lost depth	Profondeur des trajectoires perdues	A supprimer, les trajectoires mises à jour avec « lost depth » prédictions successivement	4

Tableau 3.2 : tableau de synthèse sur les paramètres de l'algorithme de suivi multihypothèse.

4.3.4 Validation de l'algorithme

Cet algorithme utilise un grand nombre de paramètres liés. Nous avons pu réduire leur nombre (par rapport à la version originale) et trouver un jeu correct de paramètres qui assure un suivi de cibles précis. Pour la validation de cette approche MHT adaptée à la vision à travers les murs, on propose plusieurs scénarios, en simulation et en expérimentation (d'autres scénarios sont présentés dans le chapitre 5).

Le premier scénario de simulation représente le suivi d'une cible se déplaçant, derrière un mur de brique, selon une trajectoire circulaire dans le sens antihoraire. Des images à différents instants sont présentées sur la Figure 3.20.

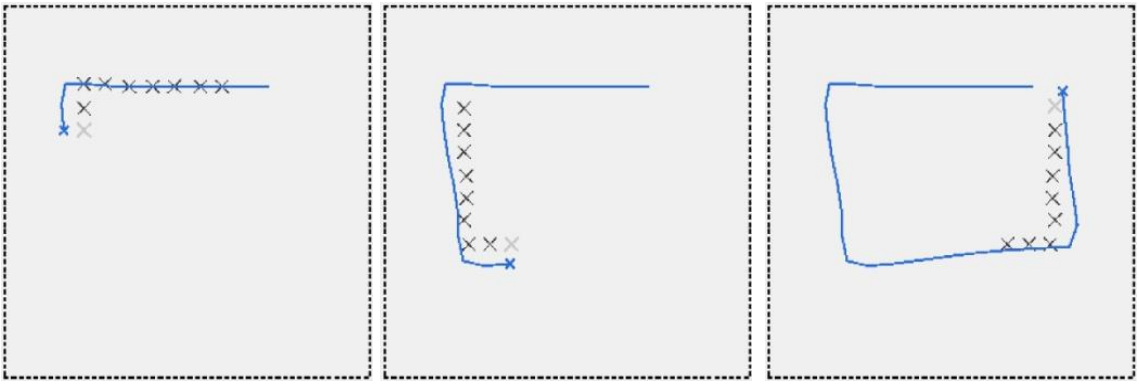


Figure 3.20 : suivi MHT d'une cible (images capturées à différents instants - premier scénario de simulation).

Pour ce scénario relativement simple, le suivi est fiable, la cible n'a jamais été perdue. On remarque lors des courbes que le suivi s'écarte légèrement, avant de reprendre la bonne trajectoire. On peut l'expliquer par le fait que la méthode de suivi approxime les positions en fonction de la position précédente et de la nouvelle détection. On pourra améliorer la précision de la position en réglant les paramètres sur le système final. Cette remarque sur l'écartement est récurrente dans le cas de cibles manoeuvrantes.

La seconde simulation représente le suivi de trois cibles, à travers un mur de brique, obéissant au scénario suivant :

- Cible 1 : une cible ponctuelle se déplace selon une trajectoire circulaire dans le sens antihoraire ;
- Cible 2 : une cible ponctuelle effectue un aller-retour vertical ;
- Cible 3 : une cible ponctuelle effectue un aller-retour horizontal ;
- Toutes les cibles sont censées se déplacer d'un pas de 30cm.

Des images à différents instants sont présentées sur la Figure 3.21.

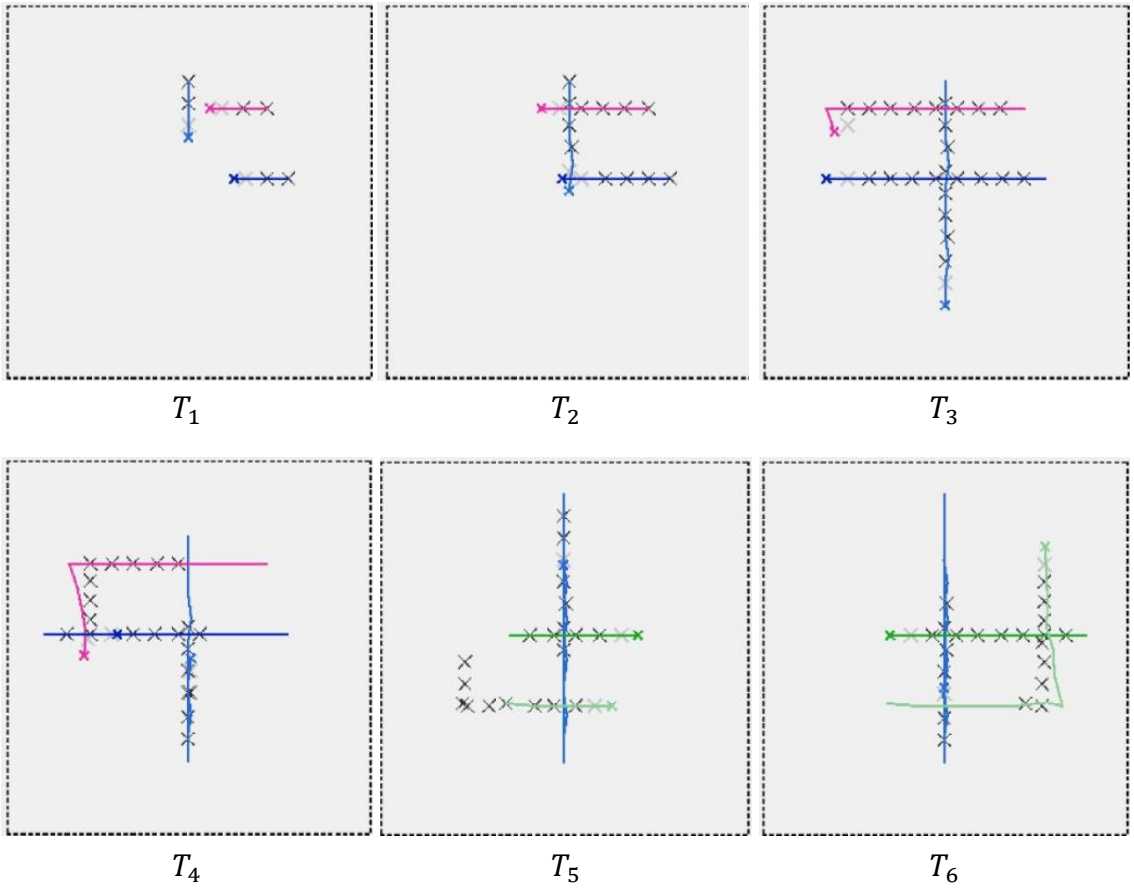


Figure 3.21 : suivi MHT de trois cibles avec croisement (images capturées à différents instants du second scénario de simulation).

Pour la cible 1, on remarque lors du changement de direction que le suivi s'écarte légèrement, avant de reprendre la bonne trajectoire. Son suivi est fiable, la cible 1 n'a jamais été perdue. La cible 2 est détectée et suivie parfaitement, sans perte, même lors des croisements avec les deux autres cibles. Cependant, la cible 3, effectuant un mouvement d'aller/retour « horizontal », présente un "bond" entre deux instants successifs. La cible se trouve donc à une position anormale, et l'association avec le MHT s'est mal passée. De plus, à ce moment précis de la simulation, les deux cibles sont très proches. Comme une cible est absente, l'autre cible est aussi "perturbée" lors de son association par le MHT. On explique ainsi la fausse détection apparue et la baisse du pourcentage de détection. La suite du scénario ne présente pas d'autres incohérences, et le MHT associe correctement les cibles.

Le scénario réel représente le suivi d'une cible se déplaçant, derrière un mur de brique, selon la trajectoire présentée sur la Figure 3.22 :

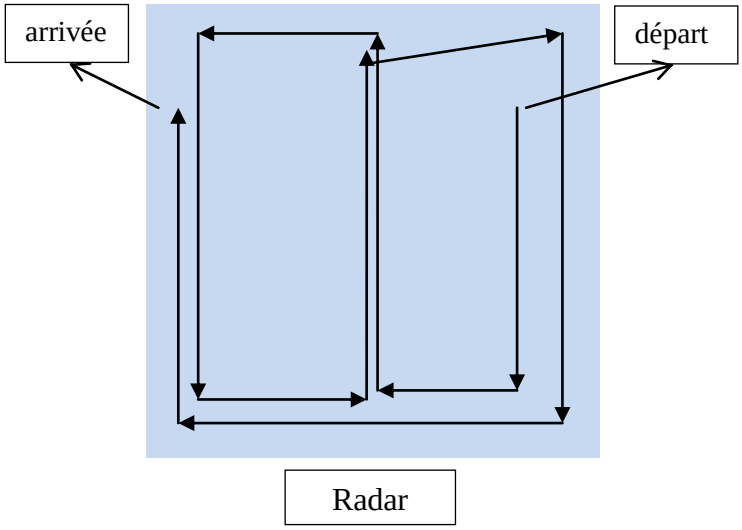
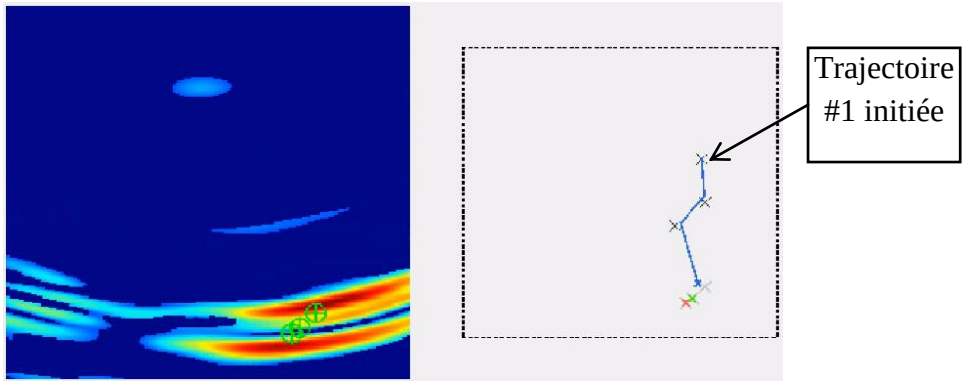
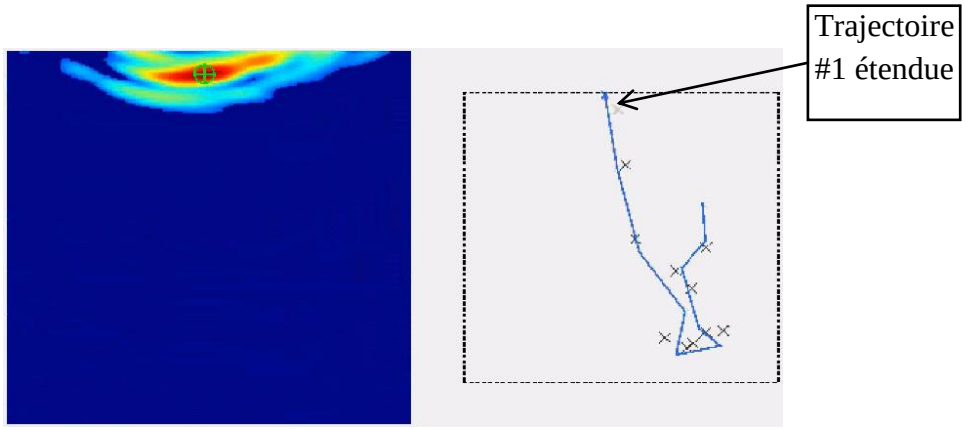


Figure 3.22 : trajectoire de la cible pour le scénario réel.

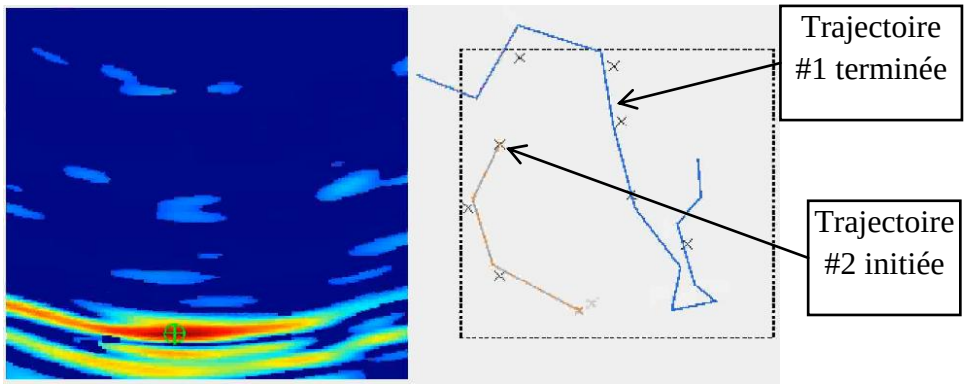
Des images à différents instants sont présentées sur la Figure 3.23. La cible est correctement suivie sur toute la séquence. Toutefois, l'association n'ait pas été possible aux instants T_3, T_5 et T_6, à cause d'un manque d'information de détection sur plusieurs frames. L'aspect zigzag des trajectoires est dû au déplacement important de la cible entre deux séquences successives ainsi que la taille conséquence de sa signature. De plus, nous remarquons que les trajectoires obtenues sont éloignées des positions réelles de la cible. Ceci est dû au fait que les signatures successives de la cible sont de taille importante, et que le détecteur CFAR fournit des positions, certes contenues dans les signatures, mais éloignées de la vérité terrain.


Trajectoire
#1 initiée

T_1


Trajectoire
#1 étendue

T_2


Trajectoire
#1 terminée
Trajectoire
#2 initiée

T_3

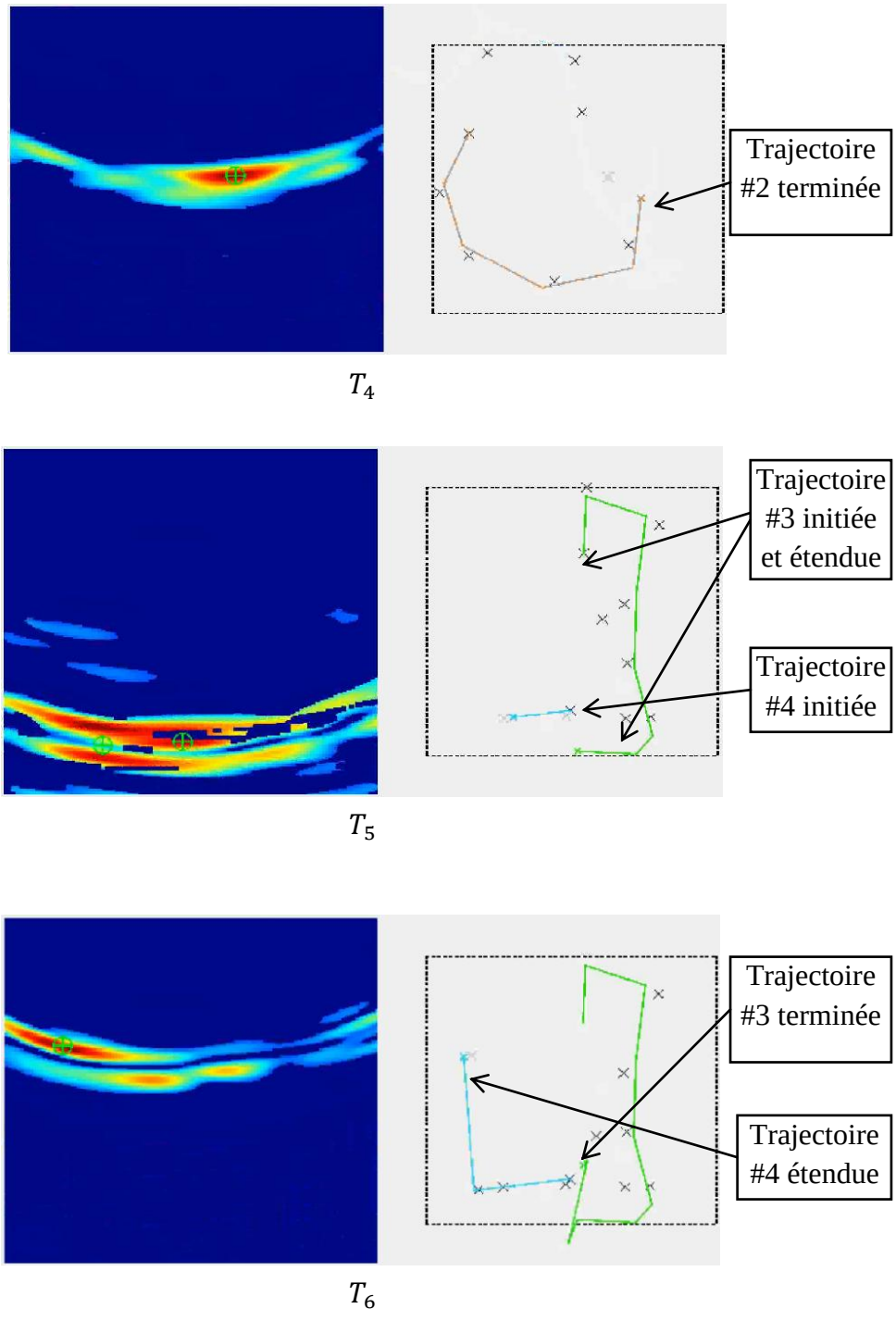


Figure 3.23 : suivi MHT d'une cible (images capturées à différents instants du scénario réel utilisant le radar ONERA).

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit une implémentation de deux algorithmes de suivi gérant soit une seule hypothèse soit plusieurs simultanément. Ils sont adaptés à la problématique du suivi des cibles mobiles cachées derrière un mur. Nous nous sommes focalisés sur l'association de données. En effet, le problème le plus délicat dans le cadre du suivi multicible est l'intersection de trajectoires. Il s'avère très compliqué de suivre des cibles dans le cas où les trajectoires se croisent. Il existe en effet une forte probabilité de perdre une cible, en associant de mauvaises mesures aux états estimés (confusion entre mesures ou association de plusieurs mesures à une seule cible). Le travail réalisé a principalement comme objectif d'améliorer la robustesse du suivi lors des intersections de trajectoires, avec une contrainte temps réel. L'étape d'association de données dans un tel contexte s'avère donc primordiale.

La méthode de suivi monohypothèse tente de résoudre les problèmes de robustesse en utilisant, lors de la phase d'association de données, plusieurs critères d'association (distance, vitesse, incertitude) et deux points de vue afin de détecter les incohérences d'association. Les résultats montrent une amélioration notable du suivi multicible par rapport à une méthode classique (EKF + NN). Une plus grande robustesse a été obtenue en présence d'intersections de trajectoires de plusieurs cibles simultanément. Cependant, il est important de noter que le choix des paramètres du filtre de Kalman reste un point sensible. Lors de l'utilisation de ce type de méthode dans ce travail, ce réglage est empirique.

La méthode de suivi multihypothèse est, certes plus compliquée à mettre en œuvre, mais semble plus performante pour notre jeu de données. Cette performance est due au report de la prise de décision jusqu'à confirmation de celle-ci par de nouvelles mesures. Néanmoins, le suivi MHT souffre du nombre de paramètres (liés) à régler. Cela dit, une bonne configuration de ces paramètres donne de très bons résultats. Ceux-ci restent stables pour une dynamique donnée.

Afin de valider les deux approches, nous avons proposé une série d'expériences avec divers ensembles de données : données synthétiques et données réelles. Les résultats montrent la robustesse de la méthode monohypothèse par rapport à une méthode classique (EKF + NN). Néanmoins, cette méthode présente une mauvaise performance face aux situations complexes. Quant à la méthode multihypothèse, elle est plus performante que les autres méthodes présentées, mais nécessite plus de ressources. Pour ces raisons, le MHT a été adopté pour la chaîne de traitement de l'information de notre prototype radar de vision à travers les murs.

6 Références

[Blackman 04] S. S. Blackman, “Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking”, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 19, no. 1, pp. 5-18, 2004.

[Blackman 86] S. S. Blackman, “Multiple Target-Tracking with Radar Applications”, Ed. Artech House, 1986.

[Blackman et al. 01] S. S. Blackman, R. J. Dempster, R. W. Reed, “Demonstration of multiple-hypothesis tracking (MHT) practical real-time implementation feasibility”, Signal and Data Processing of Small Targets 2001, vol. 4473, pp. 470-475, 2001.

[Blackman et al. 99] S. S. Blackman, R. Popoli, “Design and analysis of modern tracking systems”, Ed. Artech House, 1999.

[Chiani et al. 09] M. Chiani, A. Giorgetti, M. Mazzotti, R. Minutolo, E. Paolini, “Target detection metrics and tracking for UWB radar sensor networks", IEEE International Conference on Ultra-Wideband, pp. 469-474, 2009.

[Knoblauch et al. 96] R. L. Knoblauch, M. T. Pietrucha, M. Nitzburg, “field studies of pedestrian walking speed and start-up time”, Journal of transportation research record, vol. 1538, pp. 27-38, 1996.

[Kocur 09A] D. Kocur, J. Rovňaková, and M. Švecová, “Through Wall Tracking of Moving Targets by M-Sequence UWB Radar”, in Towards Intelligent Engineering and Information Technology, I. J. Rudas, J. Fodor, and J. Kacprzyk, Ed. Springer, pp. 349-364, 2009.

[Kocur 09B] D. Kocur, J. Gamec, M. Švecová, M. Gamcová, J. Rovňáková, “A New Efficient Tracking Algorithm for Through Wall Tracking of Moving Target by Using UWB Radar”, The 54th Internationales Wissenschaftliches Kolloquium, 2009.

[Kurien 90] T. Kurien, “Issues in the design of practical multitarget tracking algorithms”, In Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications,Y. Bar-Shalom, Ed. Artech House, vol. 1, pp. 43-83, 1990.

[Pinho et al. 06] R. R. Pinho, J. M. R. S. Tavares, M. V. Correia, “Efficient Approximation of the Mahalanobis Distance for Tracking with the Kalman Filter”, in Computational Modelling of Objects Represented in Images : Fundamentals, Methods and Applications, 2006.

[Reid 79] D. B. Reid, “An Algorithm for Tracking Multiple Targets”, IEEE Transaction on Automatic Control, vol. 24, no. 6, pp. 843-854, 1979.

[Rovnakova 09] J. Rovnakova, D. Kocur, “Compensation of Wall Effect for Through Wall Tracking of Moving Targets”, Radioengineering, vol. 18, pp. 189-195, 2009.

[Rovnakova 10] J. Rovnakova, D. Kocur, “UWB radar signal processing for through wall tracking of multiple moving targets”, Proc. European Radar Conference, pp. 372-375, 2010.

[Shalom et al. 00] Y. Bar-Shalom, F. Daum, J. Huang, “The probabilistic data association filter”, IEEE Control Systems, vol. 29, no. 6, pp. 82-100, 2009.

[Shalom et al. 88] Y. Bar-Shalom, T.F. Fortmann, “Tracking and Data Association”, Academic Press, 1988.

[Svecova 10] M. Švecová, D. Kocur, “Taylor Series-based Tracking Algorithm for Through Wall Tracking of a Moving Persons”, Acta Polytechnica Hungarica, vol. 7, no. 1, pp. 5-21, 2010.

Chapitre VI

Présentation des résultats

1 Introduction

Cette thèse a servi de support à deux projets de recherche l'un financé par un FEDER de la région Poitou-Charentes et l'autre par une ANR CSOSG. Le premier concerne la mise au point d'un radar pulsé. Le second porte sur le développement d'un radar FMCW. Dans ce contexte, nous avons développé une chaîne de traitement de l'information (CTI) qui répond à des critères d'adaptabilité et de modularité pour pouvoir traiter les informations issues de ces deux types de radar. Ce chapitre décrit les aspects expérimentaux de cette thèse. Principalement, trois points y sont abordés :

1) la description d'un simulateur d'imageur pour la VTM fonctionnant dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel ;
2) la description d'un prototype de radar ULB pulsé (temporel) VTM, développé au L3i dans le cadre de travaux de thèses antérieures. Ainsi qu'une brève description du prototype d'un radar ULB FMCW (fréquentiel) VTM, développé à l'ONERA dans le cadre du travail de thèse de N. Maaref [Maaref 09] ;
3) la présentation des résultats obtenus par notre chaîne de traitement de l'information, et ce pour les deux types de signaux : temporels et fréquentiels. Les premiers sont issus du simulateur et du prototype radar impulsionnel du L3i. Les seconds sont issus du simulateur et du prototype radar FMCW de l'ONERA.

Ont donc été considérés et traités deux types de données : celles simulées et celles expérimentales. Elles ont pour but de tester et d'évaluer la CTI développée. Celle-ci est paramétrée avec les mêmes paramètres pour les deux types de données et les deux types de radar. Les expérimentations ont été faites dans deux situations : sans et avec mur[1]. Les expérimentations sans mur permettent de simplifier le problème VTM. Dans ce cas, les cibles sont en visibilité directe avec le système radar. Cela présente plusieurs avantages :

- identifier les effets du mur dans les expérimentations avec mur ;
- corriger les algorithmes de traitement ;
- calibrer le prototype radar et évaluer ses performances.

[1] Sauf mention contraire, il s'agit du mur frontal qui cache la scène sous surveillance.

2 Simulateur de vision à travers les murs

2.1 Présentation générale du simulateur

La simulation est un outil précieux pour mettre au point les algorithmes de la CTI et tester leur robustesse. Dans le cadre des travaux de cette thèse, a été développée une plateforme de simulation temporelle/fréquentielle. Son principal objectif est de fournir des séries de signaux qui correspondent à l'évolution spatiotemporelle d'une scène d'intérêt. Différents paramètres peuvent être contrôlés, notamment, la configuration du radar et de la scène, et les paramètres d'acquisition des signaux. Ces signaux sont ensuite traités de la même manière que les signaux réels pour générer les informations sur la scène sous surveillance. Les résultats sont visualisés à travers une interface homme-machine qui commande les différents paramètres. Le simulateur a été initialement développé sous MATLAB R2009b©. Une autre version, développée sous C++, a été développée dans le cadre de l'ANR DIAMS. La Figure 4.1 présente le schéma bloc de cette plateforme de simulation.

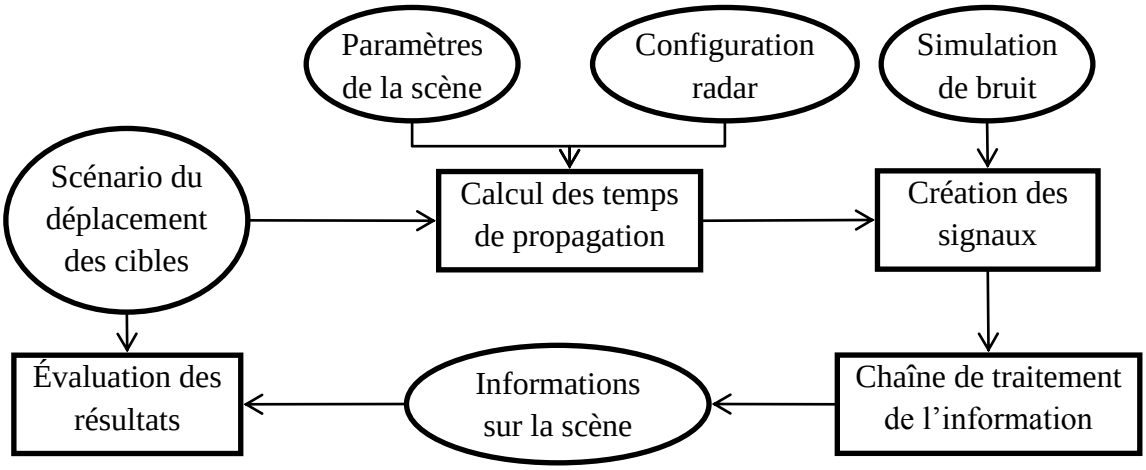


Figure 4.1 : schéma bloc du simulateur de radar de vision à travers les murs.

2.2 Description du simulateur

2.2.1 Définition des paramètres

Les paramètres sont les constantes physiques et les paramètres de configuration de la scène, du radar et de l'acquisition.

2.2.1.1 Les paramètres de la scène[1]

- **la superficie de la scène** : ce paramètre définit les limites physiques de la zone de surveillance radar. Il est représenté par un vecteur de dimension 1×2. Par exemple, le vecteur : (4,5) représente une scène de $4\,m$ de large sur $5\,m$ de profondeur.
- **le mur à traverser** : ce paramètre définit les constantes physiques du mur, à savoir, son épaisseur et sa permittivité complexe. Il est représenté par un vecteur de dimension 1×2. Par exemple, le vecteur $(0.25, 9 - 0.9j)$ définit un mur de $25\ cm$ construit avec un matériau ayant une permittivité de $9 - 0.9j$.

2.2.1.2 Les paramètres du radar

- **l'émission** : qui est définie à travers :
  - la forme de l'impulsion ULB : temporelle ou fréquentielle,
  - la bande passante,
  - la position : l'émetteur est considéré comme l'origine des coordonnées.
- **la réception** : qui est définie en choisissant un certain nombre de récepteurs. Pour chacun de ces récepteurs, on définit leur position relative par rapport à l'émetteur.

2.2.1.3 Les paramètres d'acquisition des signaux

- **le pas d'échantillonnage :** il est de $50\ ps$ pour le cas temporel et de $15\ MHz$ dans le cas fréquentiel ;[2]
- **le nombre de points :** il dépend de la taille de la scène à couvrir et du pas d'échantillonnage pour le cas temporel (valeur typique : 1000), ou de la largeur de la bande passante dans le cas fréquentiel (valeur typique : 201) ;
- **le niveau du bruit** : choisi pour obtenir des signaux avec un SNR variant de 0 à $15\ dB$.

2.2.2 Définition des Scénarios

Le scénario définit l'évolution spatiotemporelle de la scène. Pour ce faire, il faut définir :

---

[1] Les unités sont, par convention, celles issues du système international d'unités (SI).
[2] Pour correspondre aux paramètres des prototypes radars du L3i et de l'ONERA, mais il peut être modifié.

- **la durée de la simulation** représentée par le nombre d'images radar souhaité, elle est strictement positive ;
- **le nombre des cibles** : N = 0, 1, 2, 3..., ;
- **la réflectivité des cibles** est définie pour chaque cible (ponctuelle). Ses valeurs sont comprises entre [0,1] (par exemple, 1 pour une cible métallique et 0.7 pour une cible humaine) ;
- **les trajectoires** : pour chaque cible on définit une position de départ et une position d'arrivée. Ces positions sont des coordonnées de points dans la scène. Si la position de départ est identique à celle d'arrivée alors la cible est immobile ;
- **la durée du mouvement** : pour chaque trajectoire de cible, on définit une durée qui ne peut être supérieure à la durée de la simulation. Elle définit implicitement la vitesse de la cible. Si la durée de mouvement est inférieure à la durée de simulation, la vitesse du mouvement sera supérieure et la cible restera immobile une fois arrivée à sa destination. Sinon, la cible se dirige à vitesse constante vers sa destination.

2.2.3 Calcul des temps de propagation

Le calcul des temps de propagation s'effectue en espace libre. Nous considérons l'impulsion ULB comme un Dirac. Celui-ci se déplace dans la scène, de l'émetteur vers un point de la scène pour revenir au(x) récepteur(s). Le simulateur s'appuie sur le calcul du temps pris, par l'onde, pour faire ce trajet (ToA). Ce temps est considéré en espace libre (sans tenir compte de mur). Ainsi, on définit, pour chaque cible, autant de temps de propagation que de récepteurs constituant le système radar.

2.2.4 Création des signaux

La création des signaux respecte le modèle présenté dans le paragraphe 3 du chapitre 2 (cf. Figure 2.3). Cette étape s'effectue de la même manière pour toutes les antennes de réception (la position de l'antenne est le seul paramètre différent). Pour chaque image radar, le nombre de signaux générés est identique à celui des antennes réceptrices. Ils peuvent être enregistrés pour un traitement offline ultérieur.

2.2.4.1 En temporel

Un signal canonique (binaire) est créé. Ce dernier a des valeurs unitaires aux instants qui correspondent à l'arrivée des différentes composantes de l'écho de la scène (cf. Eq. 4.1) (en y incluant le couplage direct). Le retard temporel engendré par le mur est pris en compte en utilisant la formule 1.15 (cf. Chapitre 2 paragraphe 5).

$$s_c(t) = \sum_i \delta(t - ToA_{composante_i}) \quad 4.1$$

où δ est l'impulsion de Dirac

Ce signal est, par la suite, multiplié par une fonction décroissante f_{propa} représentant la réflectivité de la cible ainsi que la propagation dans l'espace libre (cf. Eq. 4.2).

$$f_{propa}(x_c, x_R) = \frac{\sqrt{\sigma_c}}{16\pi^2 \|x_E - x_c\|^2 \|x_c - x_R\|^2} \quad 4.2$$

où x_E, x_c, x_R sont respectivement les vecteurs positions de l'émetteur, de la cible et du récepteur, et σ_c est la réflectivité de la cible.

Le signal résultant est convolué par la fonction $Pusle$ (cf. Eq. 4.3), représentant la forme du signal d'émission. Celui-ci est une impulsion gaussienne modulée par une fonction sinusoïdale[1].

$$Pulse\ (t) = e^{-2\pi(f_s t)^2} \cos\ (2\pi f_c t) \quad 4.3$$

où f_s est un facteur d'échelle qui contrôle la largeur de l'impulsion (bande passante) et f_c est la fréquence de la porteuse.

Finalement, est ajouté un bruit gaussien additif avec une certaine variance choisie pour avoir un SNR prédéfini. Dans ce cas, le SNR est défini comme le rapport de l'énergie totale du signal utile par rapport à l'énergie du bruit. La Figure 4.2 présente un exemple du déroulement de la génération d'un signal ULB en simulation temporelle.

2.2.4.2 En fréquentiel

Dans un premier temps, la bande passante est subdivisée avec un pas fréquentiel correspondant à la fréquence d'échantillonnage (dans le domaine fréquentiel) prédéfinie. Ensuite, pour chaque fréquence et pour chaque récepteur, nous calculons la réponse de la scène. Nous simulons, en espace libre, la réponse d'un à plusieurs points brillants soumis à un signal ULB. Le signal reçu S par l'antenne x_R à la fréquence f_l est donné par :

$$S(x_R, f_l) = \sum_{p=1}^{N} \sqrt{\sigma_{c_p}}\, e^{-j(2\pi f_l ToA_p)} \quad 4.4$$

[1] La dispersion de l'impulsion ULB dans le mur n'a pas été prise en compte.

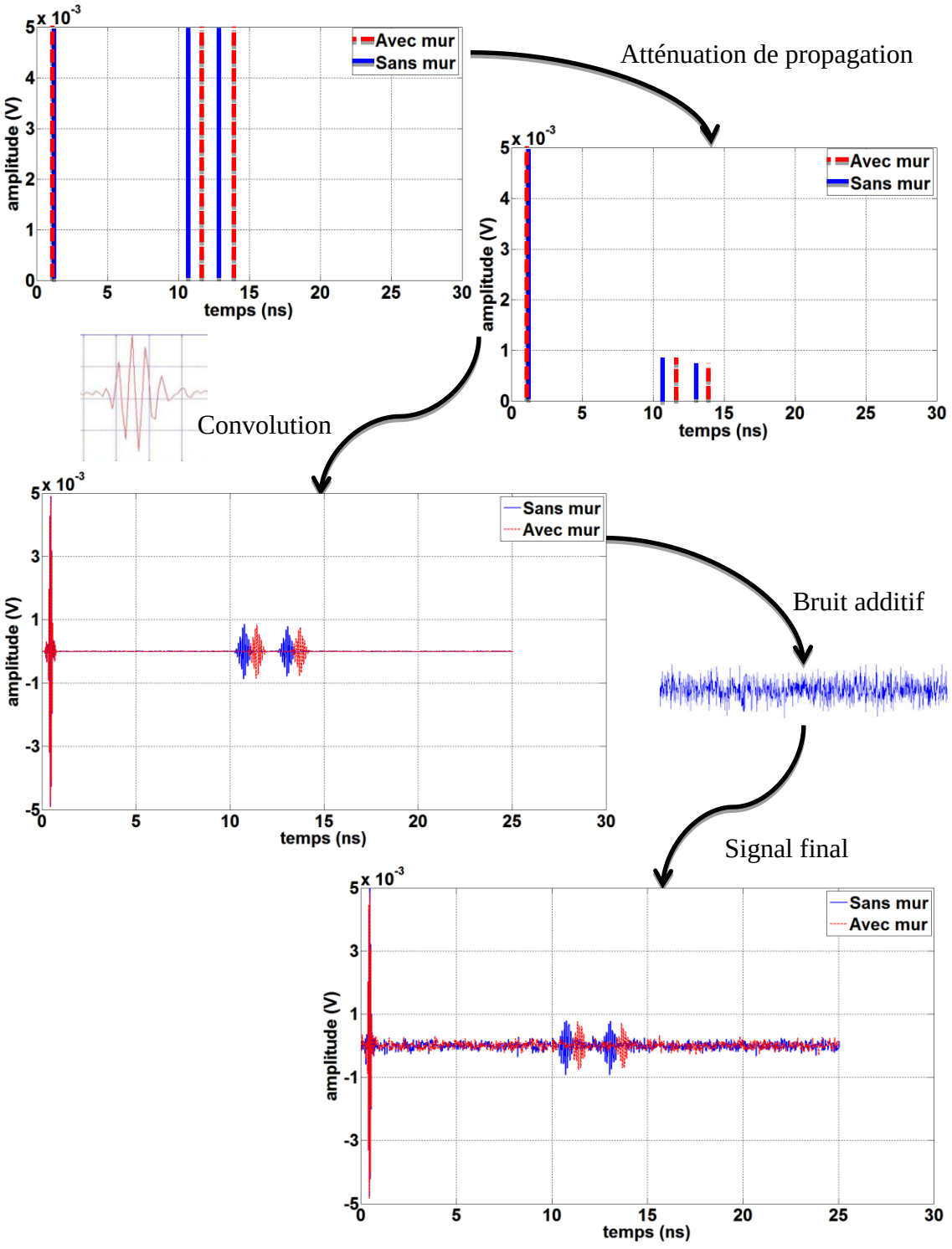


Figure 4.2 : exemple de génération d'un signal en simulation temporelle ; scène avec deux cibles situées à (2.5, 2.4) et (-2.5, 3), observées en espace libre ou derière un mur de placoplatre de 13 *cm.*

Pour chaque antenne réceptrice x_R et pour chaque fréquence f_l, nous calculons la somme des réponses de toutes les cibles (de nombre N), en fonction de leurs réflectivités σ_{c_p}, de la fréquence en cours f_l et de leur ToA_p. Par la suite, la fonction de transfert du mur est calculée en utilisant un modèle s'appuyant sur le principe des lames à faces parallèles [Maaref 09]. Pour tenir en compte de l'effet du mur sur les signaux, nous intégrons dans l'équation 4.4 l'atténuation (α) et le déphasage (φ) obtenus par ce modèle, et nous obtenons :

$$S(x_R, f_l) = \sum_{i_p}^{N_p} \alpha(f_l) \sqrt{\sigma_{c_p}}\, e^{-j(2\pi f_l ToA_p + \varphi(f_l))} \qquad 4.5$$

La pondération des amplitudes a comme conséquence de diminuer la dynamique du signal reçu, tandis que les termes de phase en exponentielle complexe contribuent au retard temporel engendré par le mur. Finalement, est ajouté au signal résultant un bruit gaussien avec une certaine variance choisie pour avoir un SNR prédéfini. Nous appliquons une transformée de Fourrier inverse pour ramener le signal fréquentiel dans le domaine temporel. La Figure 4.3 présente un exemple d'un signal généré en simulation fréquentielle, ramené dans le domaine temporel.

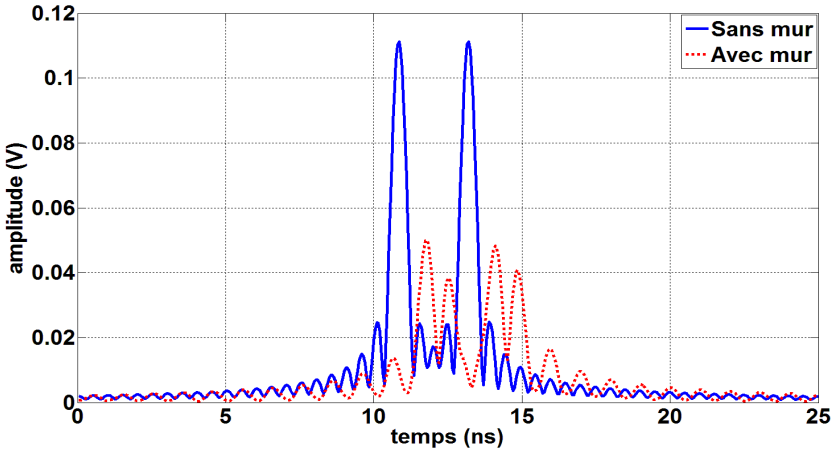


Figure 4.3 : exemple d'un signal généré en simulation fréquentielle, ramené dans le domaine temporel ; Scène avec deux cibles situées à (2.5, 2.4) et (-2.5, 3), observées en espace libre et derière un mur de placoplatre de 13 cm.

2.2.5 La chaîne de traitement de l'information

Les signaux générés sont ensuite traités par la chaîne de traitement de l'information présentée dans le paragraphe 2 du chapitre 3 (cf. Figure 3.2).

2.2.6 L'interface homme-machine

Le simulateur est contrôlé par une interface graphique (cf. Figure 4.4). Dans celle-ci sont montrées les différentes parties de contrôle/affichage. L'affichage des différents résultats est effectué sur l'écran de droite. Cet affichage est en couche, autrement dit, il peut être affiché en totalité ou fenêtre par fenêtre. Chaque méthode de traitement à son propre marqueur qui représente son résultat. Pour une meilleure visibilité, une grille graduée (0.5 m) a été utilisée. Pour chaque instant, le logiciel montre les signaux ULB créés et ceux traités ainsi que les informations radar générées sur la scène simulée. Au fur et à mesure que ces informations sont générées, des statistiques sur la détection radar sont mises à jour : le taux de détections et le taux de fausses alarmes.

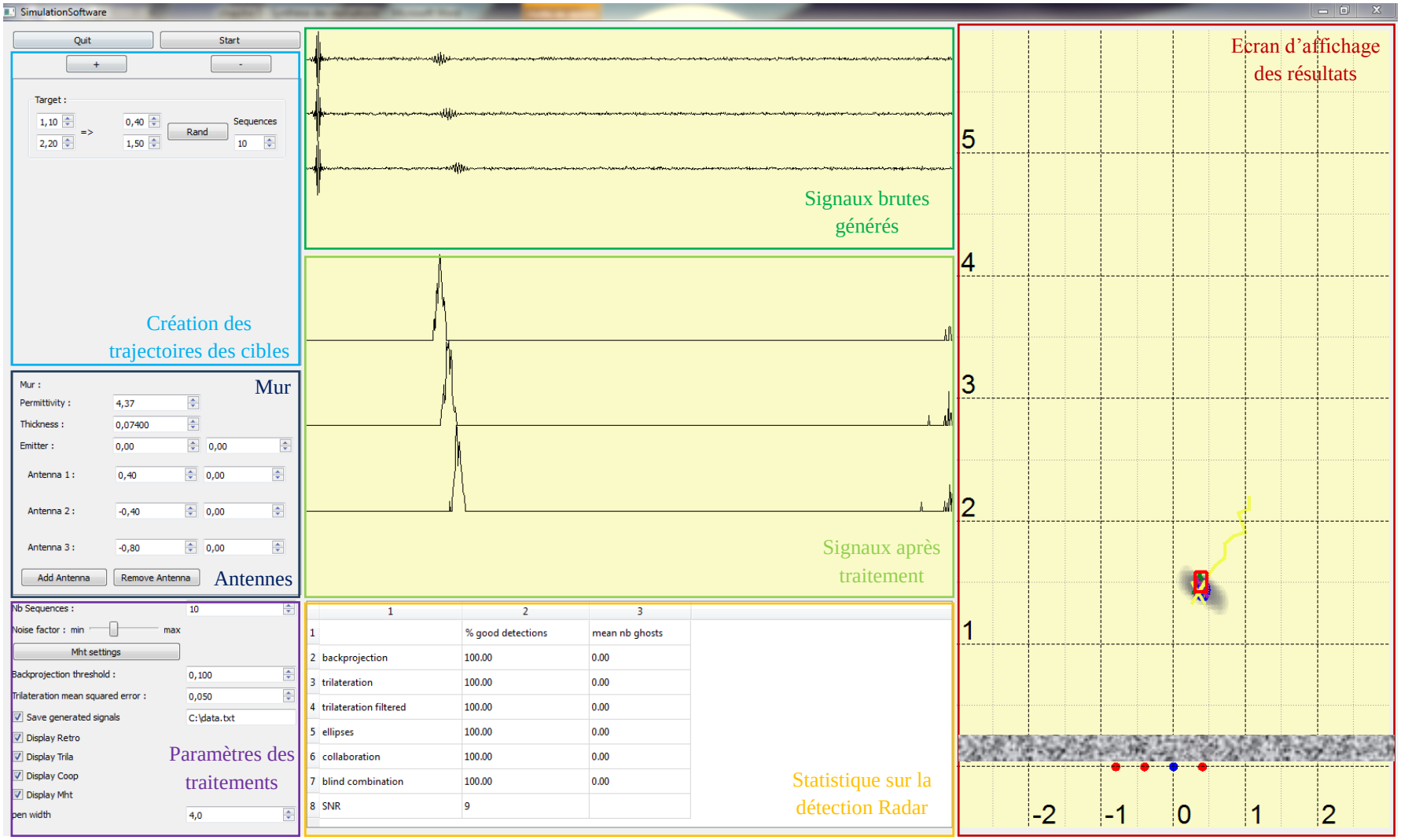


Figure 4.4 : interface graphique du logiciel de simulation temporelle.

3 Description des scénarios de simulation

En simulation (contrairement aux mesures réelles), un large choix de configurations est possible. Nous modifions, par exemple, le nombre d'antennes, le type de mur, le nombre de cibles, leurs déplacements,…etc. Pour illustrer ce chapitre nous avons défini différents scénarios de complexité variable, détaillés dans le Tableau 4.5. Les cibles sont ponctuelles et présentent une réflectivité unitaire. Elles évoluent dans une scène de (6, 6) m, avec leurs vitesses prédéfinies. Les simulations sont effectuées en considérant la propagation à travers un mur prédéfini (25, 9). Ces paramètres simulent un mur d'extérieur en béton.

3.1 Scénarios du radar pulsé

Les scénarios simulés en temporel sont :

- un scénario monocible dans lequel une seule cible se déplace dans la scène ;
- un scénario multicibles sans croisement de trajectoires dans lequel trois[1] cibles se déplacent dans la scène sans qu'il y ait contact entre elles ;
- un scénario multicibles avec croisement de trajectoires dans lequel trois cibles se déplacent dans la scène avec au moins un croisement entre elles.

3.2 Scénarios du radar FMCW

Les scénarios simulés en fréquentiel sont :

- un scénario multicibles avec croisement de trajectoires dans lequel deux cibles se déplacent dans la scène avec au moins un croisement entre elles ;
- un scénario multicibles avec croisement de trajectoires dans lequel trois cibles, dont une cible fixe, se déplacent dans la scène avec au moins un croisement entre elles.

[1] Le nombre des cibles (trois) est choisi à titre indicatif. Toutefois, nous montrons qu'en théorie notre chaîne de traitement peut gérer des scénarios multicibles plus nombreux.

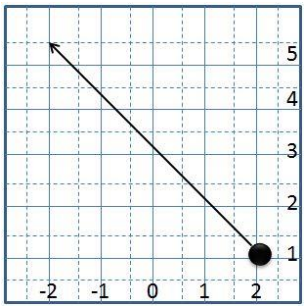
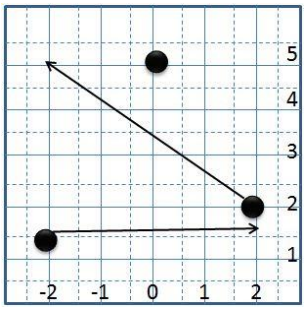
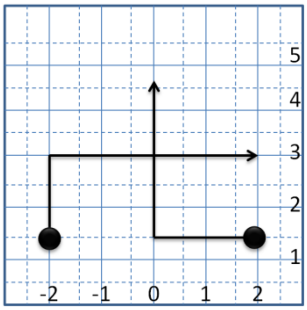
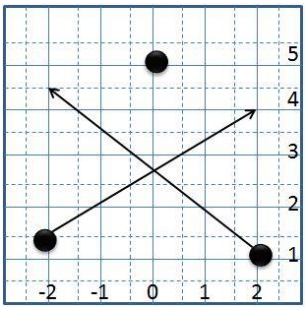
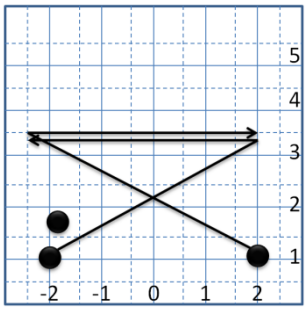
	Simulation temporelle		**Simulation fréquentielle**
Scénario St1 (monocible)	Cible#1 : (2,1)➔(-2,5.5) ;V=+ ; 		/
Scénario St2 (multicibles)	Cible#1 : (2,2) ➔(-2,5) ; V=++ ; Cible#2 : (-2,1.5)➔(2,1.6); V=+ ; Cible#3 : immobile (0,5) ; V=0 ; 	**Scénario Sf1 (multicibles)**	Cible#1 : itinéraire en L Cible#2 : itinéraire en L 
Scénario St3 (multicibles)	Cible#1 : (2,1) ➔(-2,4.5); V=+ ; Cible#2 : (-2,1.5)➔(2,4) ; V=++ ; Cible#3 : immobile (0,5) ; V=0 ; 	**Scénario Sf2 (multicibles)**	Cible#1 : itinéraire en V Cible#2 : itinéraire en V Cible#3 : immobile (-1,8;1,8) ; V=0 ; 

Tableau 4.1 : présentation des différents scénarios pour l'évaluation du simulateur de radar de vision à travers les murs ; V(Vitesse) : 0 immobile, + : moyenne, ++ : forte ; ➔ : se déplace de …vers.

4 Prototypes de Radar de vision à travers les murs

4.1 Présentation du prototype de radar Pulsé

4.1.1 Configuration

Notre prototype radar est un système distribué pulsé ultra large bande pour la détection et la localisation de cibles. Il a était développé dans le cadre de la thèse de X. ZHAO [Zhao 10] et est amélioré régulièrement. Ses caractéristiques sont données dans le Tableau 4.2. Une photographie du prototype est présentée sur la Figure 4.5.

La Figure 4.6 présente le schéma synoptique de l'architecture de notre système radar. Il peut être globalement divisé en deux parties :

- une **plateforme d'émission/réception** de signaux ULB qui comprend des antennes (émission et réception), un générateur d'impulsion Pulson 210 et un système d'acquisition (oscilloscope). Plus d'informations sur ces éléments sont données dans l'annexe C et D;
- une **unité de traitement** pour le traitement de l'information, installée sur un ordinateur.

Caractéristique	
Forme d'onde	Pulsé de 3,2 GHz à 6,2 GHz
Puissance émise[1]	-12.8 dBm
fréquence de répétition des impulsions	600 KHz
Nombre d'émetteurs	1
Nombre de récepteurs	3 (ou 4)
Configuration	Multistatique

Tableau 4.2: récapitulatif des caractéristiques du prototype développé.

[1] Puissance isotrope rayonnée équivalente

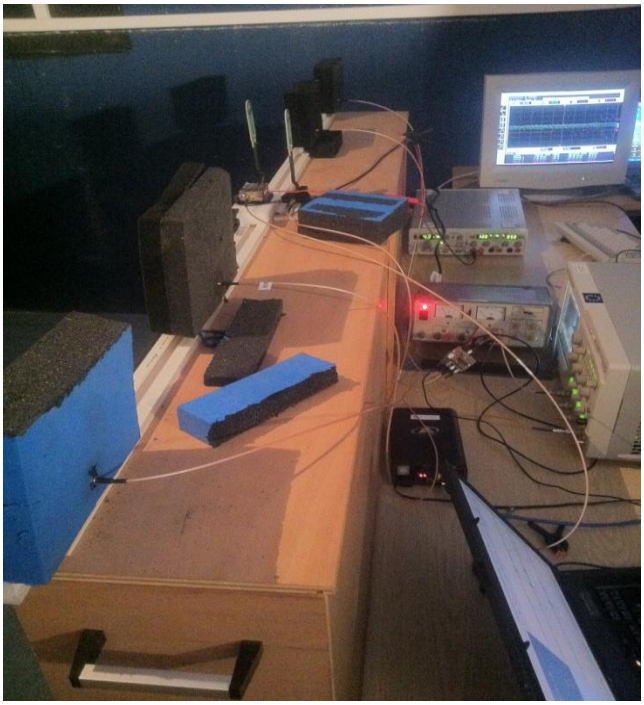
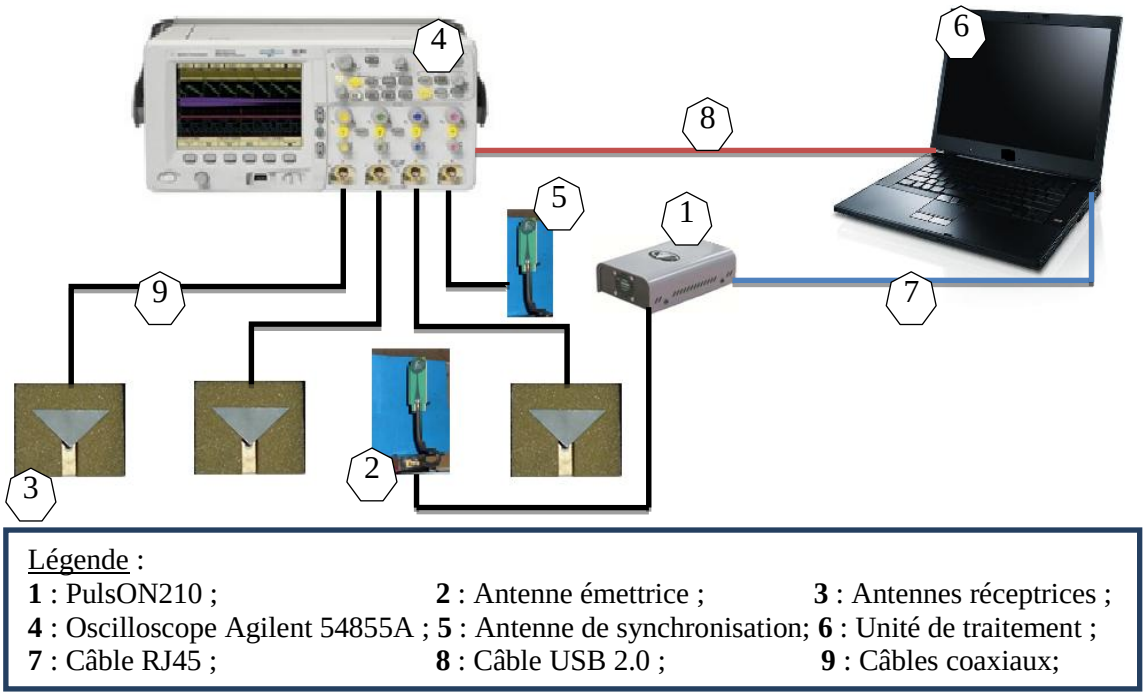


Figure 4.5 : photographie du système radar prototype développé et ses composants.



Légende :
1 : PulsON210 ; **2** : Antenne émettrice ; **3** : Antennes réceptrices ;
4 : Oscilloscope Agilent 54855A ; **5** : Antenne de synchronisation; **6** : Unité de traitement ;
7 : Câble RJ45 ; **8** : Câble USB 2.0 ; **9** : Câbles coaxiaux;

Figure 4.6 : schéma synoptique de l'architecture du système radar.

4.1.2 La chaîne d'acquisition des signaux ULB

Les éléments de la chaîne d'acquisition sont illustrés sur la Figure 4.5. On peut voir quatre antennes de réception branchées à l'oscilloscope ainsi que l'antenne d'émission. Ce dernier est relié à un amplificateur et est branché au générateur d'impulsions. Les câbles utilisés pour le branchement de chacune des antennes de réception sont identiques.

4.1.2.1 L'étage d'émission

L'étage d'émission comprend une antenne émettrice omnidirectionnelle de gain uniforme sur toute la bande de fréquence. Celle-ci est excitée par un générateur d'impulsion, le PulsON 210[1], commandé par un ordinateur via une liaison Ethernet, qui génère des impulsions gaussiennes modulées par une porteuse sinusoïdale.

La fréquence centrale d'émission est de 4,7 GHz avec une largeur de bande de 3,2 GHz. La durée d'une impulsion est donc[2] de 312,5 ps et la bande passante de travail est de [3,1GHz – 6,3 GHz]. L'allure temporelle de cette impulsion ainsi que son spectre sont présentés dans la Figure 4.7.

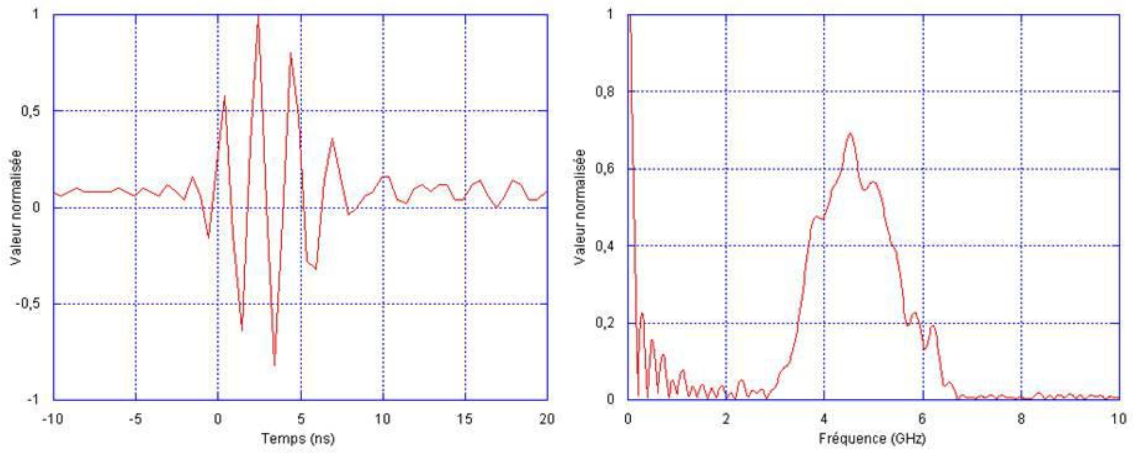


Figure 4.7 : caractérisation de l'émission. (à gauche) : forme temporelle de l'impulsion ULB générée par le Pulson 210 et échantillonnée à 20GHz. (à droite) : spectre de cette même impulsion obtenu par FFT. Notons la présence d'une légère composante continue sur les impulsions générées.

[1] Nom de la puce qui est le cœur de la technologie de la société Time Domain©.
[2] L'inverse de la largeur de la bande passante $(1/B)$

Ces impulsions sont amplifiées avant émission afin d'exploiter au mieux le potentiel de l'antenne émettrice. Cela permet de gagner 15 dB au détriment d'une déformation de l'impulsion ULB. La fréquence de répétition des impulsions avoisine les 600 KHz, et la puissance crête d'émission est de -12,8 dBm. Chaque salve d'émission contient 16 impulsions.

4.1.2.2 L'étage de réception

L'étage de réception comprend un certain nombre d'antennes réceptrices. Celles-ci ont été dimensionnées au laboratoire COMELEC de Télécom Paristech. Ces antennes tridimensionnelles appelées « antenne sonde en F+ triangle » [Lepage 05], sont directives et adaptées pour la bande 3 GHz - 6,2 GHz. Elles fournissent un gain de 7 dB à 4,6 GHz. Les diagrammes de rayonnement, simulés sous CST studio, sont donnés en annexe. Une architecture multistatique est adoptée pour notre radar. Plusieurs configurations ont été étudiées vis-à-vis du nombre d'antennes réceptrices. Ce nombre est variable en fonction des besoins. Théoriquement, deux récepteurs sont nécessaires afin de localiser une cible en 2D. Toutefois, la précision de la localisation est directement proportionnelle au nombre de récepteurs.

Tout d'abord, a été considérée une configuration à trois récepteurs distribués autour de l'antenne émettrice (cf. Figure 4.9). Ce nombre est fixé par celui des voies d'acquisition disponible sur l'oscilloscope. Aussi, nous avons effectué des tests pour augmenter le nombre d'antennes de réception. La solution adoptée s'appuie sur l'utilisation des switchs (multiplexeur). En utilisant des switchs 4x1, combinés avec notre oscilloscope, le nombre de récepteurs peut atteindre 12 (cf. Figure 4.8).

Le Tableau 4.3 et la Figure 4.9 résument les deux configurations considérées et la convention sur la nomination des antennes réceptrices.

Certes, cette solution permet d'augmenter le nombre de récepteurs et d'améliorer la qualité de la localisation et l'imagerie, mais l'utilisation des switchs entraîne de nouvelles problématiques, notamment :

- l'atténuation de 3dB des signaux acquis (propre au switch) ;
- la diminution de la cadence des images radar générées à cause du temps de commutation.

La complication de la synchronisation des signaux à cause du retard de commutation pour chaque voie. Finalement, dans le cadre de notre étude expérimentale, la majeure partie des résultats sont acquis avec le système à 3 antennes. Des résultats des deux configurations seront présentés et discutés.

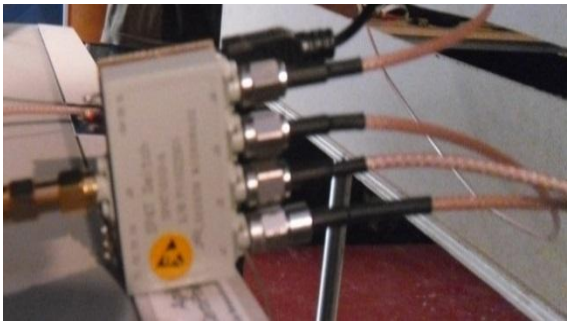


Figure 4.8 : utilisation des switchs pour augmenter le nombre de récepteurs. (le switch utilisé).

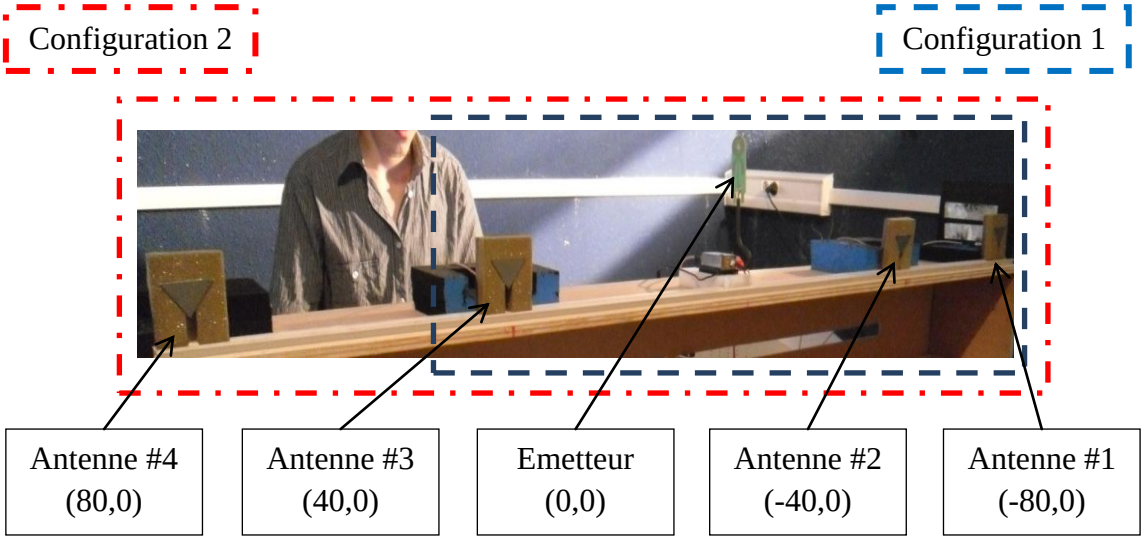


Figure 4.9 : les configurations radar considérées et la convention sur la nomination des antennes réceptrices.

Configuration 1	**Configuration 2**
1 émetteur 3 récepteurs Switch : non Position de l'émetteur: (0,0) Position des récepteurs (cm) : (40,0), (-40,0), (-80,0)	1 émetteur 4 récepteurs Switch : oui Position de l'émetteur: (0,0) Position des récepteurs (cm) : (80,0), (40,0), (-40,0), (-80,0)

Tableau 4.3 : récapitulatif des deux configurations radar considérées.

4.1.2.3 L'étage d'acquisition

L'acquisition des signaux ULB est effectuée en utilisant un oscilloscope Agilent Infiniium 54855A®. Ce dernier est un oscilloscope ayant quatre voies sur lesquelles sont branchées directement les antennes. Sa bande passante est de 6 GHz. Il est équipé de 80 Convertisseurs Analogique Numérique temps réel, entrelacés et cadencés à 1GHz. Il est piloté via un câble GPIB-USB, ce qui permet d'acquérir directement les signaux ULB à 20 GHz et de les transférer sur un ordinateur afin de les traiter en temps réel.

Une des voies de l'oscilloscope est utilisée pour acquérir le signal d'émission. Ce dernier est utilisé comme référence de temps. Pour l'acquisition, le temps zéro correspond à l'instant d'arrivée de l'impulsion émise qui la déclenche. Pour ce faire, le signal émis est branché sur la voie sur laquelle est réglé le trigger de l'oscilloscope. Nous appelons cette voie, la voie de synchronisation.

Deux approches ont été testées. La première consiste à utiliser un diviseur de puissance (50% / 50%) à la sortie du générateur d'impulsions. Une des sorties du diviseur est reliée à l'antenne émettrice, tandis que l'autre est branchée directement sur la voie de synchronisation (cf. Figure 4.10). L'utilisation d'un diviseur de puissance permet de restituer l'impulsion émise avec fidélité, mais diminue de moitié la puissance émise.

De plus, une seconde approche pour la synchronisation a été testée. Elle consiste à utiliser un récepteur supplémentaire (cf. Figure 4.11). Dans ce cas, la synchronisation est réalisée grâce au signal capturé par une antenne reliée directement à la voie de synchronisation de l'oscilloscope. Pour éviter la perte d'information, la distance antenne Tx antenne de synchronisation doit être inférieure à la distance antenne Tx antenne Rx. Cette technique permet d'optimiser le niveau de puissance transmise à l'antenne d'émission (pas de pertes dues au diviseur).

4.1.3 L'unité de traitement

Les échos sont acquis puis enregistrés pour le traitement. Le prototype utilise un ordinateur (en bas, à droite de la Figure 4.5) qui permet non seulement de piloter le générateur d'impulsion, mais aussi l'oscilloscope pour enregistrer les acquisitions. Sur cet ordinateur est installée la chaîne de traitement de l'information. Les informations sur la scène sont affichées en temps réel.

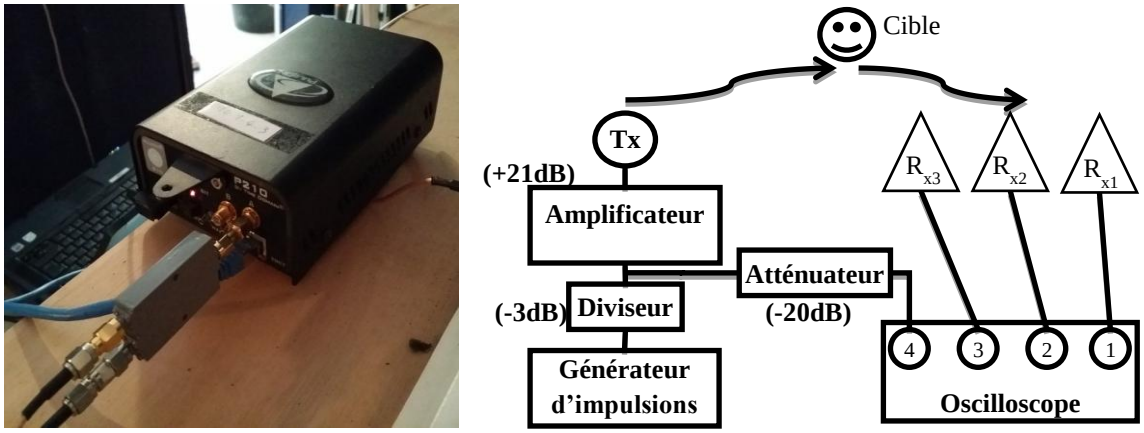


Figure 4.10 : système de synchronisation émission-réception utilisant un diviseur de puissance : (à gauche) : photographie du montage ; (à droite) : schéma du montage.

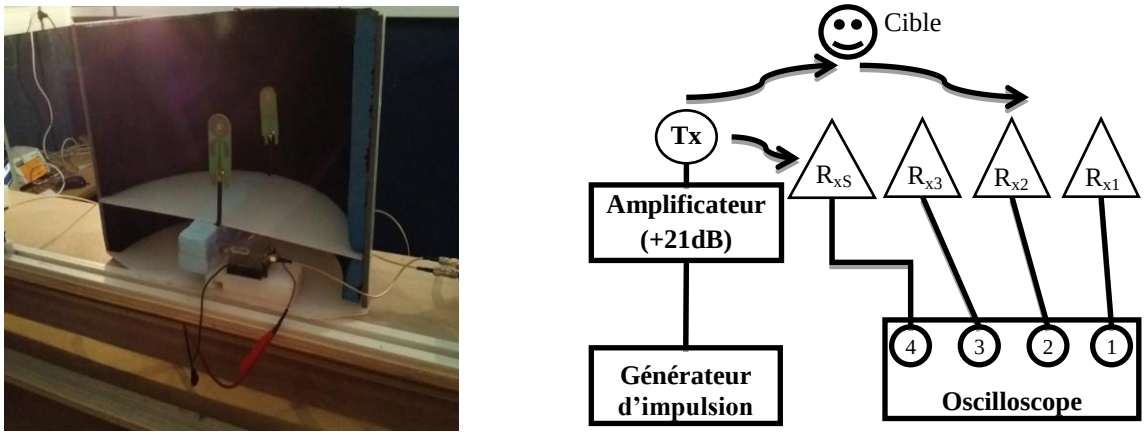


Figure 4.11 : système de synchronisation émission-réception utilisant une antenne de synchronisation ; (à gauche) : photographie du montage ; (à droite) : schéma du montage.

4.2 Présentation du prototype radar FMCW

Dans le cadre des travaux de thèse de N. Maaref [Maaref 09], l'ONERA-Toulouse, en collaboration avec LEAT-Nice, a développé un prototype de radar FMCW (cf. Figure 4.12). Le prototype FMCW utilise une source hyperfréquences à balayage rapide (1ms) sur la bande 1-4GHz. Cette source est placée au-dessus d'un réseau de 16 antennes ULB espacées de 7,5 cm. Elle est reliée à la carte d'acquisition à travers des commutateurs. Le tout est installé suivant une configuration multistatique. Les signaux provenant de la carte d'acquisition sont prétraités pour éliminer l'environnement immobile de la scène observée. Les principales caractéristiques de ce prototype sont données dans le Tableau 4.4.

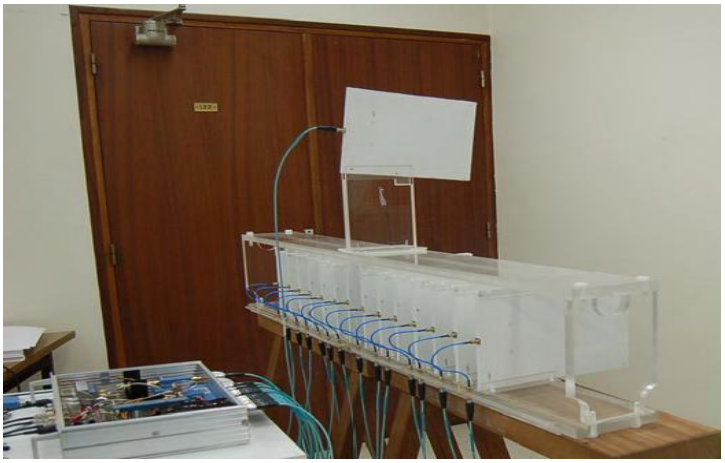


Figure 4.12 : photographie du prototype de radar FMCW de l'ONERA.

Caractéristiques	
Forme d'onde	FMCW : 1-4 GHz (pas : 15MHz)
Temps de balayage fréquentiel	1 ms
Nombre d'émetteurs	1
Nombre de récepteurs	16
Configuration	Multistatique

Tableau 4.4: récapitulatif des caractéristiques du prototype radar FMCW de l'ONERA.

5 Description des mesures réelles

5.1 Radar pulsé

Dans le cadre des expérimentations du radar pulsé, les mesures ont été effectuées dans une salle vide au sein du département génie civil de l'IUT de La Rochelle (cf. Figure 4.13), dont les caractéristiques sont :

- **Zone de mesures :** la surface couverte par le système radar est de 3,6 m de profondeur, 4m d'ouverture, avec un repérage des cibles au sol (constitué d'un tapis marqué par un système de coordonnées dont l'origine coïncide avec l'émetteur du radar). Cela permet d'établir facilement une vérité terrain.
- **Mur :** un seul type de mur a été utilisé. Il s'agit d'une cloison de Placoplatre® de référence BA13, d'épaisseur totale de 12 cm. Cette cloison est constituée, en réalité, de deux BA13 de 1,3 cm d'épaisseur chacune, séparés par un gap d'air (cf. Figure 4.14). Le BA13 présente une constante diélectrique relative de 4,37. Les deux BA13 sont maintenus par une structure métallique montée aux deux bouts du mur.



Figure 4.13 : photographie de la scène réelle de mesures pour le radar pulsé avec différents types de cibles (métalliques et humaines).

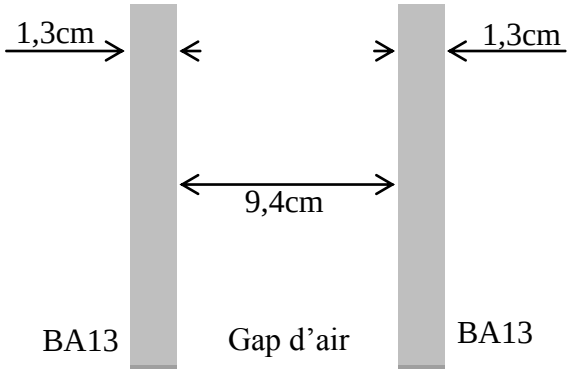


Figure 4.14 : mur BA13 utilisé pour les expérimentations réelles du radar pulsé.

- **Cibles :** Ont été considérés deux types de cibles (cf. Figure 4.13) :
  - cibles métalliques : des tubes de cuivre, de forme ovale d'une taille humaine ;
  - cibles humaines : des personnes de taille normale ne portant pas de grands objets métalliques.

5.2 Radar FMCW

Un ensemble de mesures ont été effectuées sur ce radar. Ces experimentations ont été réalisées par l'ONERA, dans le cadre de l'ANR DIAMS, afin de tester notre CTI sur des données réelles. Les expérimentations avec le radar FMCW sont réalisées dans une salle vide au sein du l'ONERA par l'équipe de P.MILLOT. Un seul type de mur a été utilisé. Il s'agit d'une cloison constituée de moëllons en ciment d'une épaisseur de 20 cm. Deux types de cibles ont été considérés, à savoir, des cibles métalliques (réflecteurs trièdres métalliques portés sur un trépied en bois) et des cibles humaines.

5.3 Description des scénarios

Pour illustrer ce chapitre, nous avons choisi deux scénarios (cf. Tableau 4.5) :

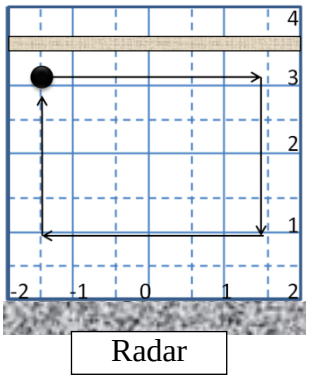
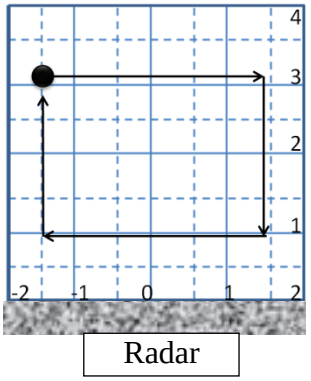
	Radar pulsé		**Radar FMCW**
Scénario Pulse		**Scénario Fmcw**	

Tableau 4.5 : présentation des scénarios pour l'évaluation des prototypes de radar. ➔ *: se déplace de …vers*

6 Déroulement et évaluation de la CTI

Dans cette partie, nous présentons, évaluons et discutons des performances de la CTI développée, pour traiter les données issues du simulateur et prototypes radars. Nous montrons l'évolution que subissent les signaux à travers les différentes étapes de la CTI (cf. Figure 2.2) jusqu'à la présentation des informations sur la scène sous surveillance.

Le Tableau 4.6 présente le contexte et les paramètres sur lesquels est évaluée la CTI. Pour ne pas alourdir cette présentation, les images ayant les mêmes caractéristiques, dans une même problématique traitée, ne seront pas présentées.

Traitement / **Configuration**		**Imagerie radar**	**Segmentation des images radar**	**Suivi des cibles mobiles**	**Détection de structure fixe**
Nombre de cibles	Simulation	X	X	X	X
	Réelle	X	X	X	/
Nombre d'antennes	Simulation	X	X	X	/
	Réelle	X	/	/	/
Variation du SNR	Simulation	X	X	X	/
	Réelle	/	/	/	/
Présence du mur	Simulation	X	X	X	/
	Réelle	X	X	X	/

Tableau 4.6 : contexte et paramètres d'évaluation de la chaîne de traitement de l'information développée.

6.1 Imagerie radar

Avant d'attaquer le bloc « imagerie radar », les signaux générés par le simulateur et le radar pulsé sont traités avec les procédures décrites dans le paragraphe 1.5 du chapitre 1. Notez que le mur à traverser a été filtré dans l'étape de traitement de signal. Par la suite, les images radar sont générées en utilisant la méthode de rétroprojection bicross-corrélée. Quant aux images du radar FMCW, elles sont générées par les algorithmes de l'ONERA détaillés dans [Maaref 09]. Contrairement à l'évaluation du chapitre 2 qui porte sur les taux de détection, celle dans ce chapitre porte sur la qualité de l'image radar et l'influence de celle-ci sur la compréhension de la scène sous surveillance.

6.1.1 Forme des signatures de cibles

Sur la Figure 4.15 sont représentées la frame #50 du scénario St2 et la frame #26 du scénario Sf2 (cf. Tableau 4.1). Les tâches ellipsoïdes observées représentent les signatures des cibles. La forme de celles-ci dépend de leurs positions dans l'image (i.e. la position des cibles par rapport au système radar). En effet, l'intensité de la signature s'affaiblit en fonction de la distance cible/Radar. Quant à sa taille, elle grandit en profondeur et change d'orientation en azimut.

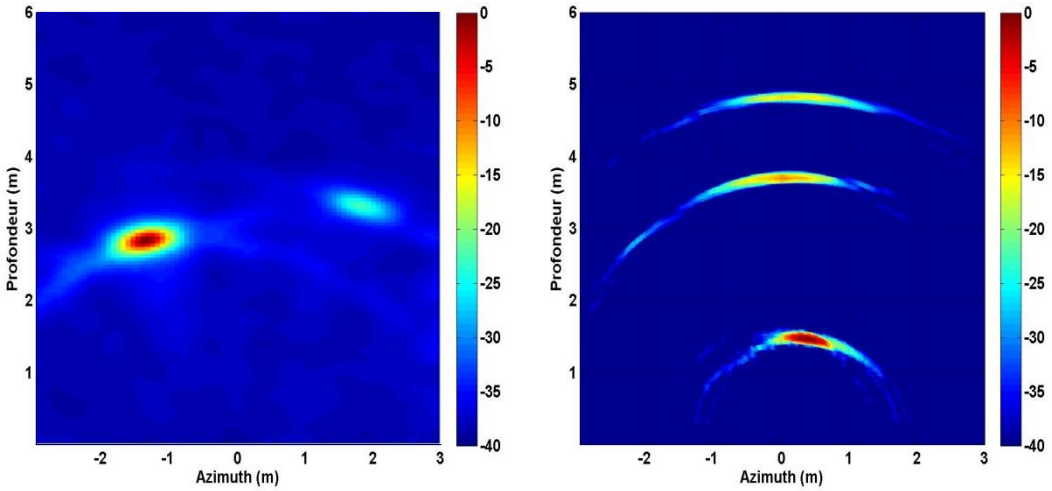
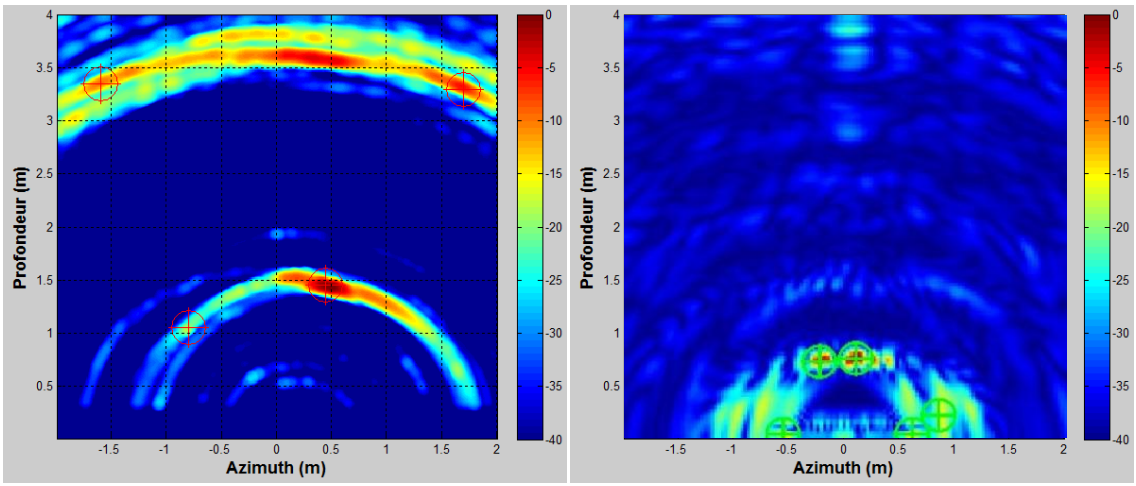


Figure 4.15 : exemple d'imagerie radar[1] simulée à travers le mur. Pour un SNR de 9dB (configuration 1). Séquence #50 du scénario St2 et Séquence #26 du Sf2.

[1] L'échelle à droite des images est en dB.

Comme expliqué aux chapitres précédents, l'affaiblissement de l'intensité des signatures est dû à celui des ondes électromagnétiques dans l'air. Quant à l'agrandissement de la taille, il est dû à la faible orthogonalité entre les ellipses de localisation. En effet, plus on s'éloigne du radar plus le grand rayon des ellipses de localisation augmente, diminuant ainsi leur courbure. Dans ce cas, l'intersection n'est plus assimilée à un point, mais plutôt à un segment de droite. L'orientation des signatures, quant à elle, est définie par l'emplacement où l'intersection a lieu. Dans le cas de signaux ULB à 9dB, aucune ambiguïté n'est apparente. Le niveau de bruit de fond est très faible (pratiquement inexistant à -40dB[1]) et celui des signatures des cibles est important (>-15dB). Des résidus des ellipses de détection persistent, mais sans aucun impact sur l'interprétation de la scène.

La Figure 4.16 présente un exemple d'images obtenues avec les deux systèmes imageurs. Pour le radar pulsé, les phénomènes observés sont les mêmes que ceux présentés sur la figure précédente. Quant au radar FMCW, l'image est difficilement interprétable à première vue. Nous montrons qu'avec l'utilisation de la CTI proposée, il est possible de mettre en évidence la détection des cibles.



Scénario Pulse Scénario Fmcw

Figure 4.16 : images obtenues avec les deux radars imageurs. (configuration 1), séquences #26 du scénario Pulse ; séquences #31 du scénario Fmcw.

[1] -40dB étant un seuil conventionnel pour la détection radar à travers les murs.

6.1.2 Variation du SNR et qualité

La qualité de l'imagerie radar se dégrade selon plusieurs facteurs, notamment le SNR des signaux ULB. Nous pouvons remarquer ce phénomène sur les Figure 4.17 et la Figure 4.15, avec des images radar à 3dB et 0dB. Dans le premier cas (3dB), aucune ambiguïté n'est apparente, mais le bruit de fond est clairement présent et celui des signatures des cibles reste dominant. Dans le deuxième cas (0dB), la détection est toujours possible, mais les résidus des ellipses de détection conduisent à des cibles fantômes (artefacts d'imagerie avec une intensité importante). D'où la nécessité d'un traitement de signal performant en amont.

6.1.3 Interaction entre cibles

Une problématique importante, dont il faut tenir compte, est l'interaction des ellipses de localisation en dehors de leurs lieux d'intersections. En effet, ceci peut engendrer deux problèmes : la fusion des signatures proches et l'apparition de cibles fantômes.

Le premier problème se produit quand des cibles se situent dans un emplacement pour lequel leurs ellipses de localisation se confondent même en présence d'un SNR correct. Cela peut conduire à une mauvaise interprétation de la scène. La Figure 4.18 illustre ce problème dans les scénarios multicibles. À la frame #74 du scénario St2, les signatures des deux cibles au fond de la scène fusionnent et forment ce qui peut être interprété comme une seule cible. Le même apparaît sur la frame #27 du scénario Sf2 pour les deux cibles au milieu de la scène.

Le deuxième problème se produit quand des cibles sont proches. Dans ce cas, les ellipses de localisation se croisent mutuellement pour former des cibles fantômes au voisinage des cibles réelles. Les cibles fantômes suivent le déplacement des cibles réelles jusqu'à ce que ces dernières soient suffisamment élgoinées pour que leurs ellipses ne se croisent plus. La Figure 4.19 illustre ce problème dans le scénario St3. À la frame #46, les deux cibles au milieu se rapprochent et leurs ellipses forment deux autres cibles fantômes. La même chose est remarquée à la frame #86 pour les trois cibles au fond de la scène.

Ces problèmes propres à la méthode d'imagerie radar peuvent fausser la compréhension de la scène. Ils peuvent être résolus en améliorant conjointement l'ouverture du radar (matériel) et les traitements post-imagerie (logiciel).

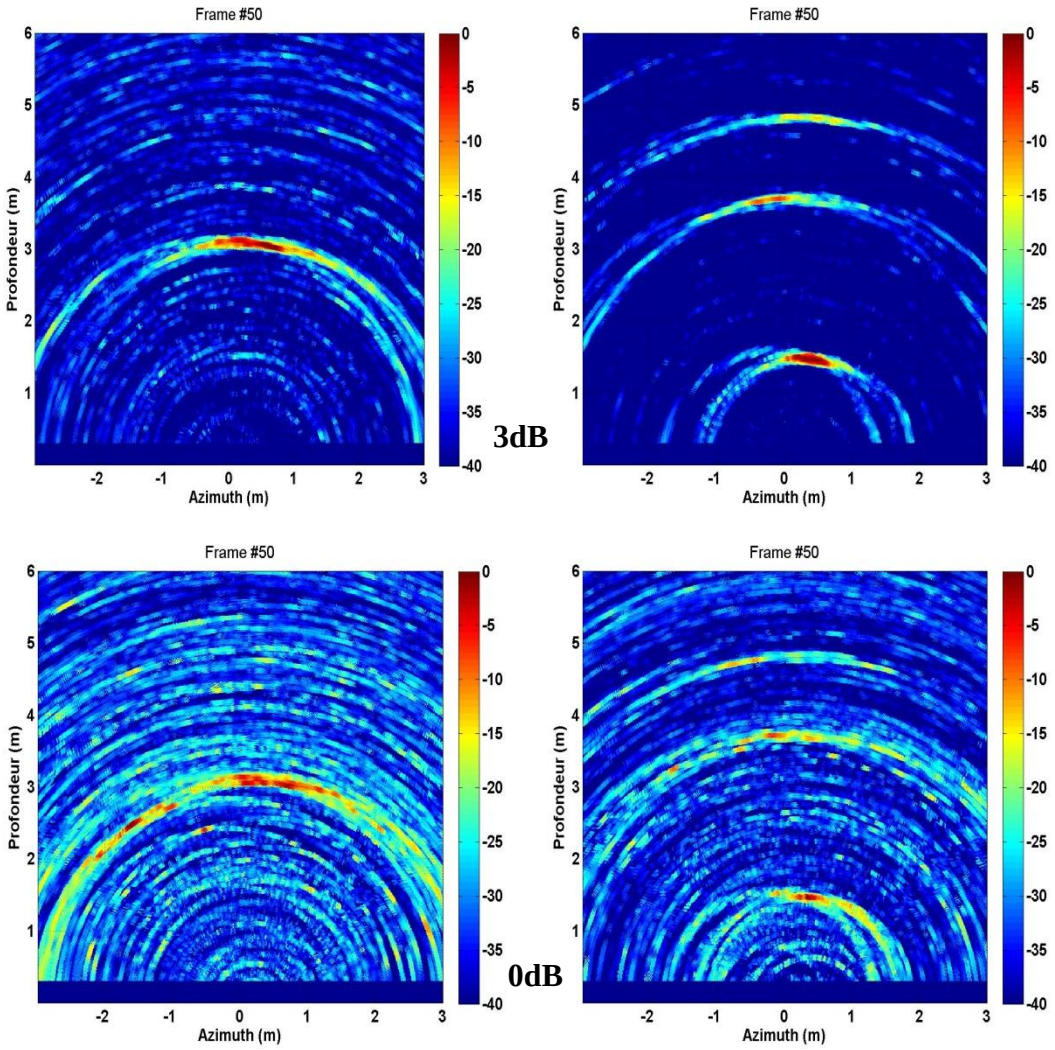
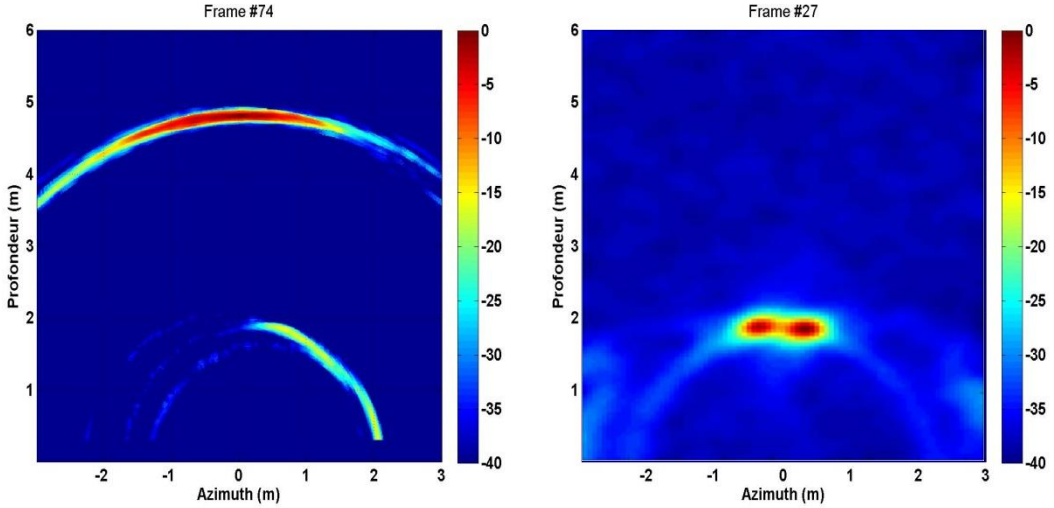
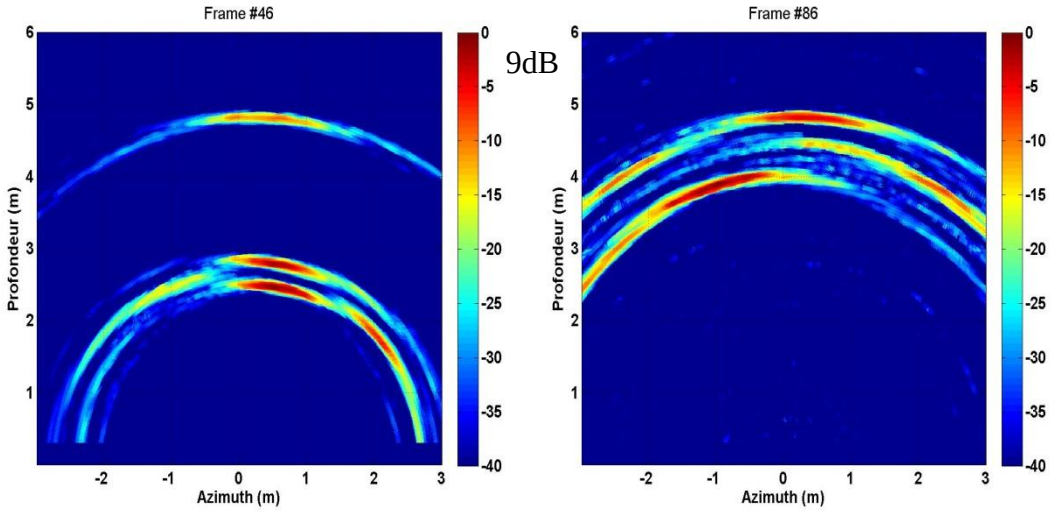


Figure 4.17 : dégradation de la qualité de l'image obtenue suivant le SNR des signaux en simulation ; signaux à 3dB et 0dB (configuration 1) ; Séquences #50 des scénarios St1 et St2



Scénario St2 Scénario Sf2

Figure 4.18 : problème de fusion des signatures des cibles en simulation ; avec des signaux à 9dB (configuration 1) ; Séquence #74 du scénario St2 et Séquence #27 du scénario Sf2



Scénario St3 Scénario St2

Figure 4.19 : Problème de multiplication des cibles fantômes en simulation ; signaux à 9dB (configuration 1) ; séquence #46 et #86 du scénario St3

6.1.4 Ajout d'un récepteur

L'ajout d'un autre récepteur ne résout pas forcément le problème de l'interaction entre les cibles. La Figure 4.20 montre les images radar extraites d'une séquence correspondant à la configuration 2 et présentant des ambiguïtés. L'augmentation du nombre d'antennes ne résout pas forcément ces ambiguïtés. Par exemple, à la frame #46 du scénario St3, l'intensité des signatures des deux cibles fantômes est plus importante dans la configuration 2 que dans la configuration 1 (cf. Figure 4.19). Idem pour la frame #74 du scénario St2, les deux cibles du fond sont toujours fusionnées et la troisième cible est entourée par des artefacts qui ne sont pas visibles avec la configuration 1 (cf. Figure 4.18). Les mêmes observations peuvent être faites pour l'imagerie radar pulsé (cf. Figure 4.21) en comparant les résultats obtenus avec les deux configurations. D'une manière générale, on remarque la présence de plus d'artéfacts dans la configuration 2 que dans la configuration 1. Ceci est dû aux imperfections du matériel utilisé (pertes et désynchronisation dues au switch)

À travers ces exemples, nous montrons que l'information obtenue par l'imagerie radar seule n'est pas suffisante pour bien cerner ce qui se passe dans la scène surveillée. Cela est vrai même avec des signaux propres (SNR = 9 dB), obtenus avec une plateforme d'acquisition performante et des méthodes de traitement de signal robustes. D'où la nécessité des traitements post-imagerie pour résoudre les ambiguïtés.

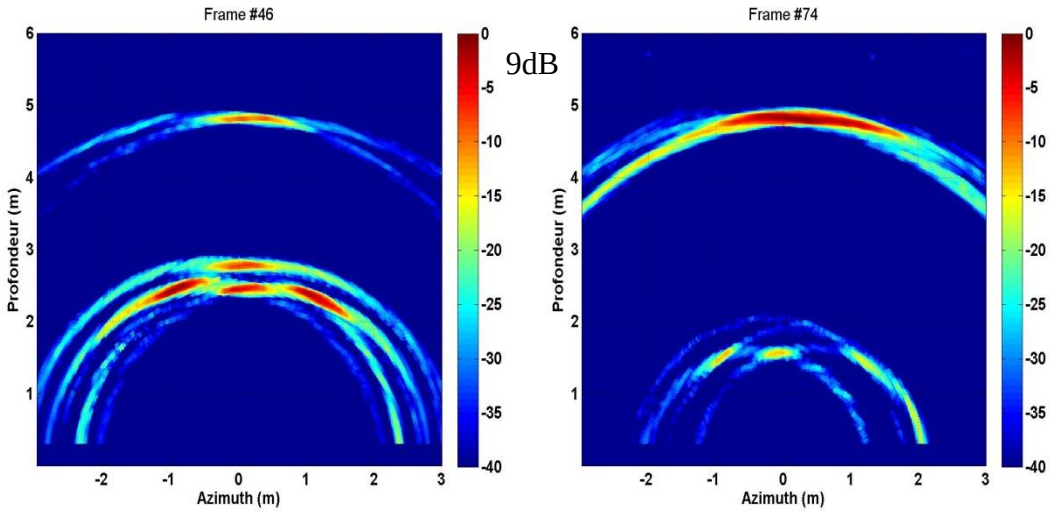
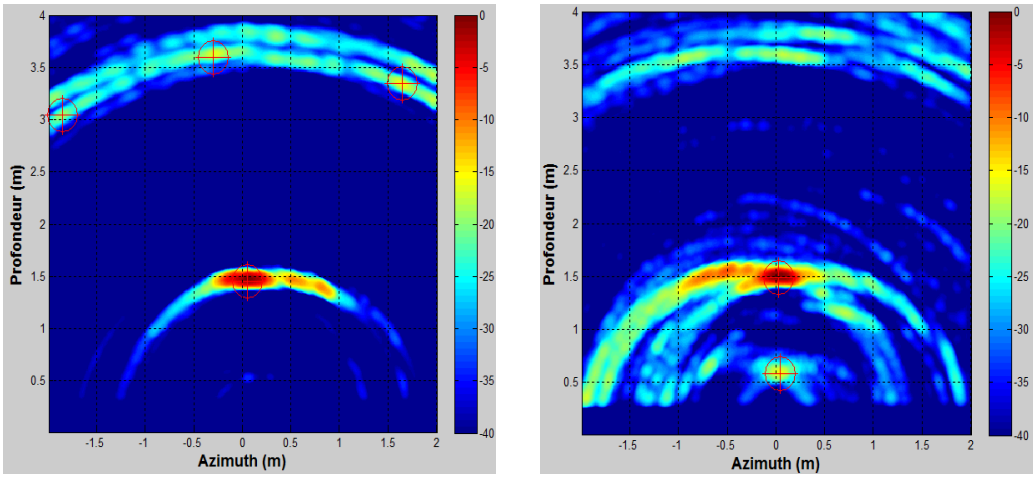


Figure 4.20 : persistance des problèmes de l'imagerie radar avec même après l'amélioration de l'ouverture du radar (simulation) ; signaux à 9dB (configuration 2) ; séquence #46 du scénario St3 et #74 du scénario St2



Configuration 1 Configuration 2

Figure 4.21 : comparaison de l'imagerie radar pulsé issue des deux configurations. Expérimentations à travers le mur de placo, cible métallique aux coordonnées (0 ; 1.5)m dans les deux cas.

6.2 Segmentation des cibles mobiles

Rappelons que le but de la segmentation est de scinder le flux d'images radar en une séquence d'images dynamique et une statique. Cette opération facilitera par la suite l'application de traitements spécifiques sur chaque partie, notamment, le tracking sur la partie dynamique contenant les cibles mobiles. *A priori*, aucune information n'est disponible sur les mouvements des cibles. De ce fait, la segmentation des cibles mobiles n'a pas d'utilité dans les cas suivants :

- cas de cibles immobiles tout au long de la surveillance : dans ce cas la séquence d'images dynamique est (presque) vide d'information.
- cas de cibles mobiles tout au long de la surveillance : dans ce cas la séquence d'images statique est (presque) vide d'information. (cf. Scénarios St1, Sf1…).

Dans chacun de ces deux cas, une des deux séquences d'images ne porte aucune information utile pour le traitement en aval. L'autre séquence est traitée normalement par son traitement qui fournit les informations visées. Mais le cas le plus courant est le cas du scénario avec des cibles mobiles et immobiles (cf. Scénarios St2, St3, Sf2 et Pulse). Ainsi, nous présentons ici les résultats de segmentation obtenus pour les scénarios multicibles. La méthode de segmentation utilisée est l'algorithme de Yang (cf. Chapitre 3), que l'on applique sur le flux d'images radar généré. Les paramètres principaux utilisés sont exposés dans le Tableau 4.7. Ces paramètres sont choisis, après

plusieurs essais des différents systèmes, pour avoir une bonne qualité de segmentation pour les différents types de données. La Figure 4.22 montre des résultats de segmentation de cibles mobiles pour le scénario St3 (simulation). Ces résultats sont les séquences #27 et #47 du scénario St3.

Paramètre	Valeur
T_f	60 (sur une échelle de 255)
λ	10
α	0.2
T_s	50 (sur une échelle de 255)

Tableau 4.7 : paramètres principaux de l'algorithme de segmentation de cibles mobiles choisi lors des expérimentations

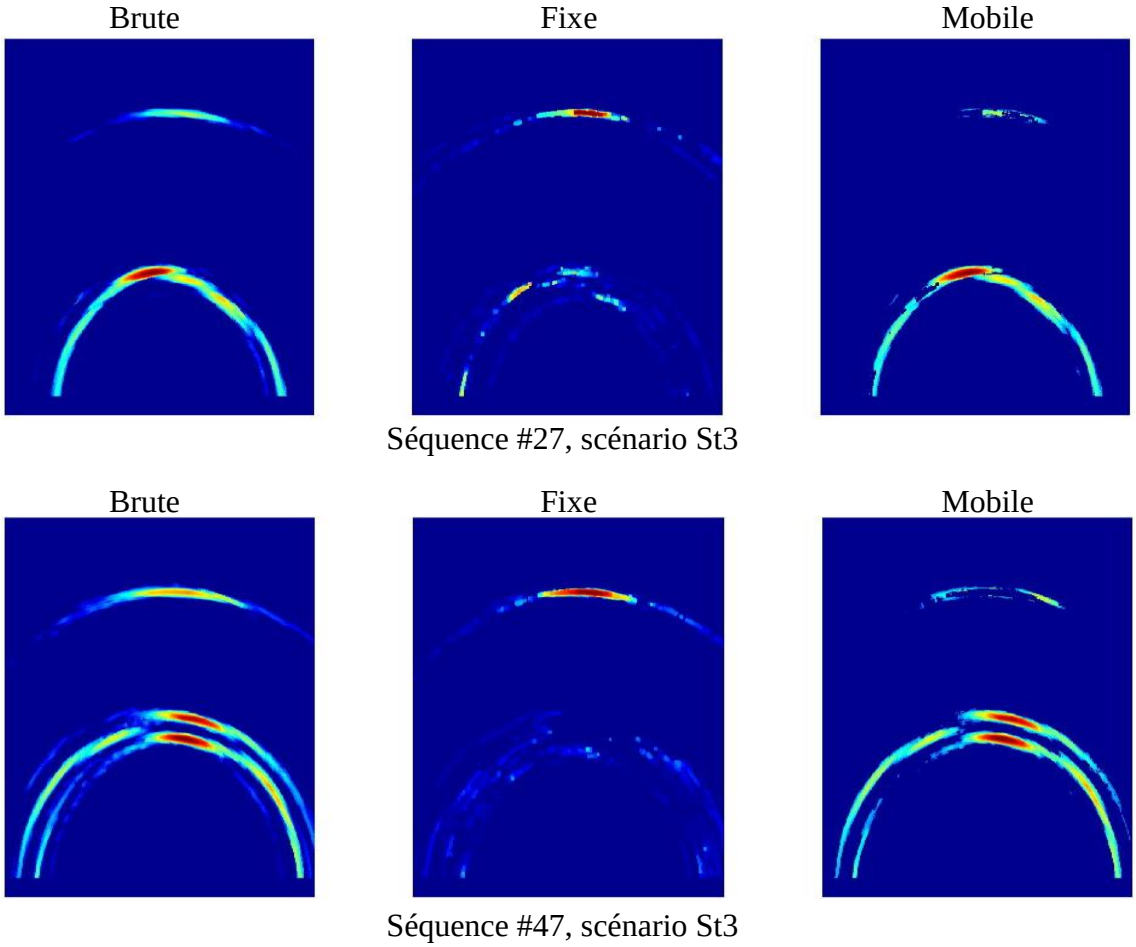


Figure 4.22 : résultats de la segmentation des cibles mobiles; signaux à 9dB (configuration 1) ; Séquence #27 et séquence #47 du scénario St3

Le choix du paramètre λ (cf. chapitre 2, paragraphe 3.2) implique que la segmentation ne fournit un résultat pertinent qu'à partir de la frame λ[1]. Au cours du temps, la qualité de la segmentation s'améliore et les artefacts disparaissent progressivement.

À la séquence #27, le résultat obtenu commence à converger vers le résultat final. Avant cette frame, la cible immobile n'est généralement pas totalement reconstruite dans la séquence fixe à cause des variations aléatoires de son intensité. Normalement, pour une cible immobile, on doit avoir une segmentation au bout de λ frames. En effet, nous remarquons que même si une cible est immobile, l'intensité de sa signature n'est pas forcément constante. Les variations brusques des intensités des signatures ne sont pas uniquement dues au mouvement de la cible, mais peuvent être dues à d'autres causes, citons par exemple :

- des défaillances de matériel : soit en émission soit en réception, ceci diminue le niveau de puissance émis ou reçu ;
- des interactions entre les cibles : une cible peut réduire la puissance ou masquer l'écho d'une autre cible, ou engendrer des réflexions multiples qui peuvent être constructives ou destructives ;
- le codage relatif des intensités des signatures : l'image radar à segmenter est codée sur 8 bits. Ce codage est relatif (lié au système d'imagerie utilisé), la dynamique des signatures l'est d'autant[2].

Parmi les causes citées, quelques-unes sont aussi rencontrées dans des contextes classiques de vision, par exemple la surveillance vidéo, mais d'autres sont propres à l'imagerie radar, qui présente une caractéristique particulière, à savoir, la faible résolution spatiale (dimension de l'image) et la faible résolution temporelle (nombre de frames par seconde). Cela représente le principal défi de la segmentation des images radar à travers les murs.

En traitant plus de frames, la cible fixe se construit progressivement à travers le processus de mise à jour du fond. En choisissant une valeur adéquate pour le paramètre α, le bruit dans la séquence fixe sera lissé et son effet sera réduit. Malgré la variation de l'intensité de la signature de la cible immobile, celle-ci est donc bien détectée.

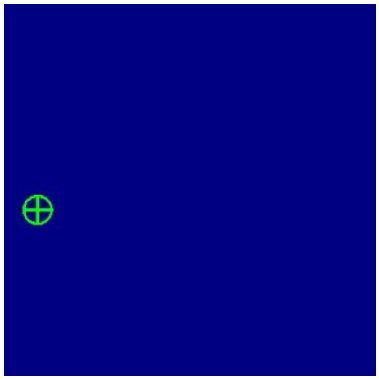
---

[1] D'un point de vue opérationnel, on peut ne pas afficher les λ premières frames. Celles-ci font partie d'une phase transitoire.

[2] Exemple d'illustration : une cible qui n'est pas loin du radar à une plus grande intensité par rapport à mur de fond de la scène. Si cette même cible s'approche du mur du fond alors l'intensité du mur se voit augmenter.

À la séquence #47, la séparation des deux flux est clairement observée. Néanmoins quelques légers artefacts de segmentation, d'intensité faible cependant, persistent sur le flux d'images fixe. Sur le flux d'images mobile, les cibles (mobiles) sont observées sans ambiguïté. De plus, à cause de l'augmentation de la taille de la signature de la cible fixe, quelques pixels périphériques dont l'intensité n'est pas constante (ou subit de fortes variations) ne sont pas inclus dans le modèle du fond. En conséquence, des artefacts dûs à la cible fixe sont présents dans l'image mobile.

La Figure 4.23 montre le résultat de segmentation de cibles mobiles obtenu pour le scénario Fmcw. La cible mobile est difficilement repérable à l'œil nu à cause des artefacts fixes présents dans les images fournies par le radar FMCW (cf. Figure 4.16). Après segmentation, le mouvement de la cible mobile est détecté sur la plupart des images du scénario. Dans quelques frames de la séquence mobile, des artefacts sont présents et engendrent des fausses détections. D'où l'utilité de l'étape de segmentation pour l'extraction des cibles mobiles dans des images radar présentant un bruit uniformément distribué.



Séquence #31

Figure 4.23 : détection CFAR possible après la segmentation des cibles mobiles du scénario Fmcw (cf. Figure 4.16).

6.3 Suivi des cibles mobiles

L'algorithme de tracking est appliqué sur les détections CFAR effectuées sur le flux des cibles mobiles. Nous utilisons la méthode MHT présentée dans le chapitre 4. Les paramètres principaux utilisés sont exposés dans le Tableau 4.1 (cf. chapitre 4).

Le tracking MHT a été testé en simulation et en expérimentation, et ce pour les différents systèmes, à travers les scénarios que nous avons définis. L'adoption du tracking MHT permet de faire face à plusieurs difficultés rencontrées dans les scénarios compliqués, comme :

- des cibles qui se croisent, et des directions de trajectoires qui évoluent rapidement ;
- la disparition des cibles par une non-détection CFAR (ou par une non-localisation) qui engendre des trajectoires discontinues (perte d'identification) ;
- des mesures dues au bruit qui génèrent de fausses détections et ainsi de fausses trajectoires.

Pour un scénario simple sans difficulté, le suivi MHT de la cible est effectué sans erreurs (cf. Figure 4.24). La cible est bien identifiée le long du scénario sans interruption de sa trajectoire. Cette dernière présente des oscillations importantes au fond de la scène à cause de l'incertitude de localisation, elle-même plus importante.

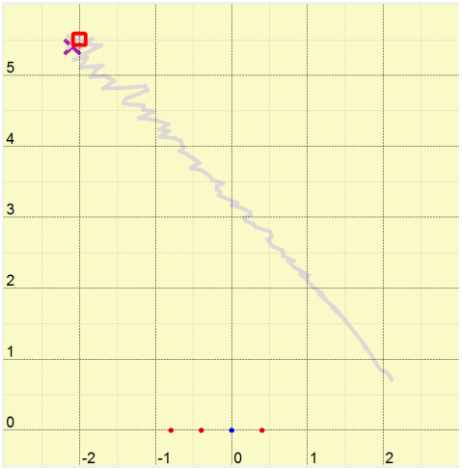
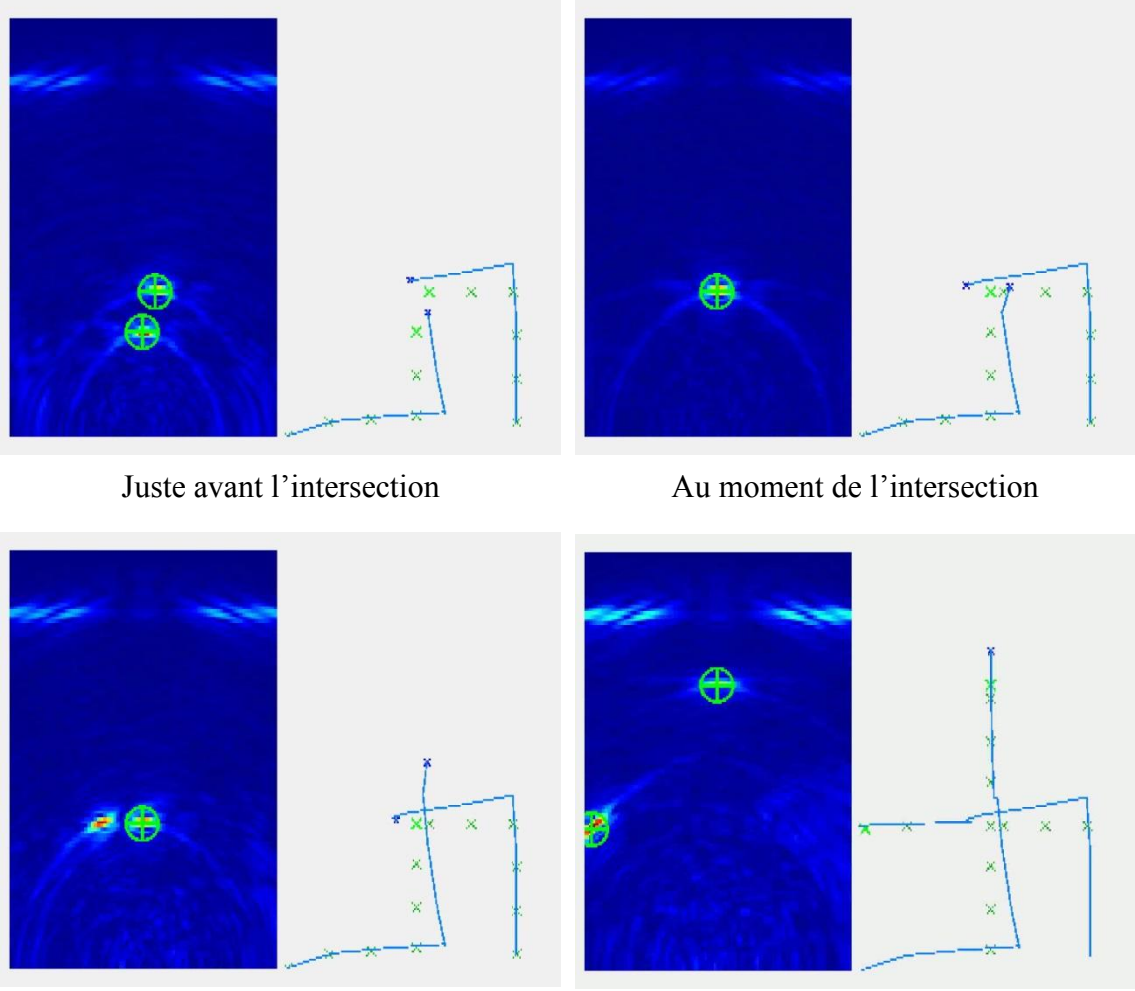


Figure 4.24 : suivi de la cible mobile du scénario St1 ; signaux à 9dB (configuration 1).

La Figure 4.25 illustre un cas d'intersection de trajectoires lors du suivi de la cible mobile du scénario Sf1. Les séquences clefs de ce scénario sont présentées par un affichage conjoint de l'image radar/trajectoires pour une meilleure compréhension. Sur ces données synthétiques, la poursuite est sans erreur jusqu'à la séquence qui précède le croisement des deux trajectoires. De plus, les trajectoires s'éloignent des mesures lors du changement brusque de la direction. Il est nécessaire pour mieux traiter ce cas, de s'appuyer sur des modèles de cibles manoeuvrantes plus performants. Les trajectoires recollent ensuite les détections après quelques séquences.



Juste avant l'intersection | Au moment de l'intersection

Juste après l'intersection | Fin du scénario

Figure 4.25 : suivi des deux cibles mobiles du scénario Sf1 (deux cibles mobiles avec intersection de trajectoires). Affichage conjoint de l'image radar/trajectoires des séquences clefs.

À l'instant de l'intersection des deux cibles, celles-ci se confondent, et une seule détection en résulte (dans l'image). Une trajectoire est mise à jour avec cette « nouvelle » détection et une autre l'est juste avec une prédiction. À la séquence suivante, les deux cibles se sont éloignées, mais restent proches. Une des deux cibles se dirige vers la gauche et nous perdons sa détection. Ceci est dû au fait que la deuxième cible se trouvait dans la zone référence du masque CFAR de la première cible. Dans ce cas également, une trajectoire est mise à jour avec la seule détection et une autre l'est juste avec une prédiction. Ainsi, le croisement des trajectoires est finalement bien géré. Aux séquences suivantes, les deux cibles sont parfaitement détectées et leurs trajectoires sont de nouveau obtenues.

La Figure 4.26 illustre les résultats du suivi de la cible mobile du scénario Fmcw (cf. Tableau 4.5). Nous présentons l'évolution de la trajectoire de la cible à travers les séquences clefs.

Jusqu'à la séquence #7, la trajectoire principale est bien obtenue. Aux séquences suivantes, de fausses trajectoires sont créées suite à une succession de fausses détections (cf. séquences #12 et #13). À partir de la séquence # 14, la cible est perdue pendant 2 séquences. Ensuite, la cible est bien suivie, mais le MHT n'arrive pas à associer la cible sur le long terme, et crée alors une nouvelle trajectoire (une nouvelle couleur). Ceci est dû en partie au pas entre chaque image (temps d'acquisition et de génération des images) trop grand, perturbant ainsi l'étape d'association.

À remarquer que les fausses détections n'engendrent pas forcément de nouvelles trajectoires, lorsque notamment la succession de celles-ci ne correspond pas au modèle du mouvement adopté.

À travers cet exemple, on a pu confirmer que la qualité du suivi de cibles par le MHT dépend en partie de trois facteurs principaux :

- le pas d'acquisition qui représente le temps nécessaire écoulé entre la génération et le traitement de deux images radar successives, lié au matériel ;
- la vitesse des cibles et la nature du mouvement ;
- la performance de détection (taux de détection et taux de fausses alarmes).

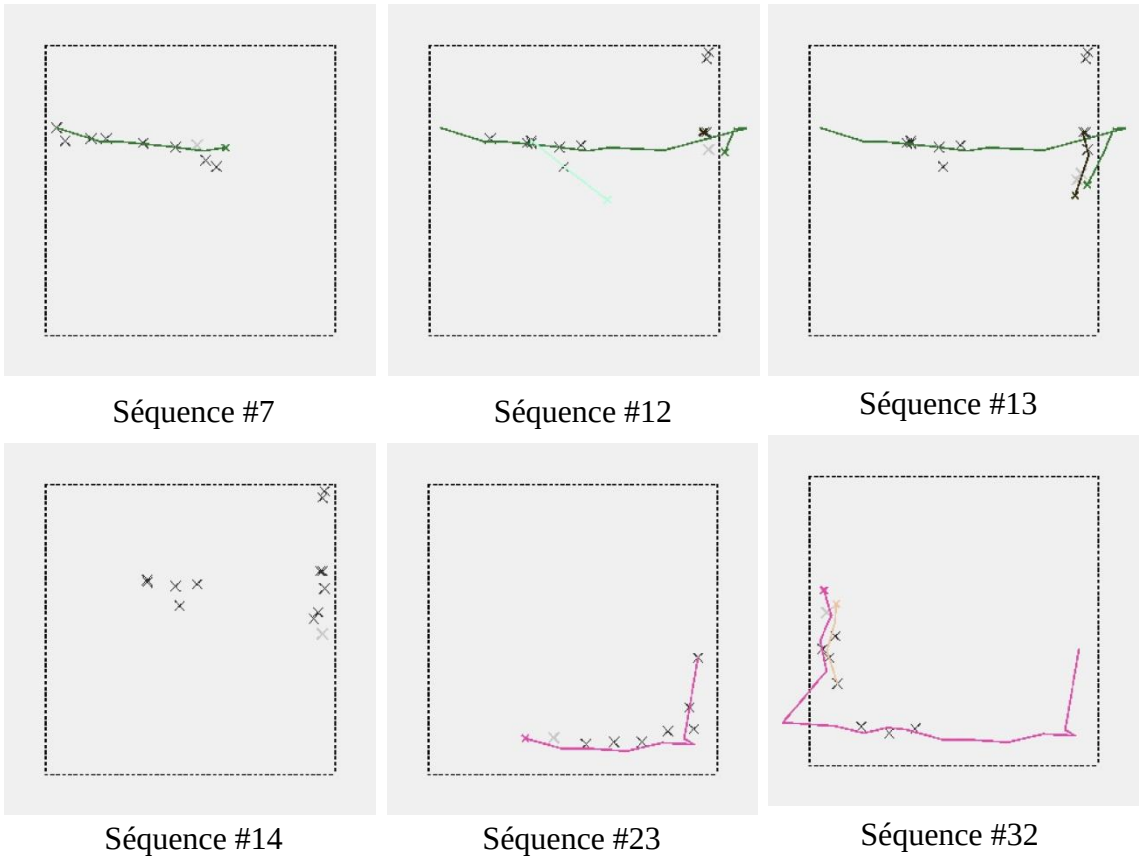


Figure 4.26 : suivi de la cible mobile du scénario Fmcw (une cible mobile dans le sens horaire). Affichage de l'évolution des trajectoires à travers les séquences clefs.

7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé trois points principaux. Le premier est le développement d'un simulateur de vision à travers les murs. Il génère des signaux ULB dans les deux domaines, temporel et fréquentiel. Son but est d'évaluer la CTI mise au point pour différents types de radar.

Le deuxième point est la présentation des deux systèmes radar ULB de vision à travers les murs. Un radar pulsé développé au L3i avec lequel plusieurs expérimentations ont été effectuées. Ces dernières ont porté non seulement sur les scénarios de surveillance de scène, mais aussi sur la configuration propre du radar. Nous avons présenté donc deux configurations, leurs inconvénients et leurs avantages. Une seule configuration a été choisie pour illustrer la majorité des résultats expérimentaux. Nous avons également présenté d'une manière concise cependant, le prototype de radar FMCW de l'ONERA.

Le troisième point est une synthèse des résultats obtenus par la CTI mise au point sur les différents types de systèmes (simulation temporelle, simulation fréquentielle, Radar pulsé et Radar FMCW). Nous avons montré que notre chaîne de traitement peut être utilisée efficacement pour l'ensemble de ces systèmes, bien qu'ils présentent des caractéristiques différentes.

8 Bibliographie

[Lepage 05] A.C. Lepage, “Analyse et optimisation d'antennes tridimensionnelles : application à la conception d'antennes compactes intégrées dans un système de communication ultra-large bande”, Thèse de doctorat, ENST, 2005

[Maaref 09] N. Maaref, “Étude de nouveaux concepts de radar de détection de personnes à travers les murs et les obstacles”, Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2009

[Zhao 10] X. Zhao, A. Gaugue, C. Lièbe, J. Khamlichi, M. Ménard, “Through the Wall Detection and Localization of a Moving Target with a Bistatic UWB Radar System”, European Radar Conference (EuRad), pp. 204-207, 2010

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Au cours de cette thèse, nos travaux de recherche ont porté sur la conception d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar Ultra Large Bande pour la vision à travers les murs. Cette chaîne de traitement est adaptée à différents types de radars imageurs, notamment, les radars impulsionnels et les radars FMCW. Elle est utilisée pour le radar pulsé du Laboratoire L3i développé dans le cadre d'un FEDER de la région Poitou-Charentes ainsi que pour le radar FMCW de l'ONERA développé dans le cadre du projet ANR DIAMS.

Dans le chapitre 1, nous avons réalisé, en premier temps, une étude comparative sur les chaînes de traitement de l'information des principaux prototypes développés dans des laboratoires de recherche. Cela représente *notre première contribution* dans le cadre de cette thèse.

Ensuite, nous avons décrit la configuration du processus de la vision à travers les murs pour modéliser les signaux ULB. Nous avons défini un modèle qui nous a permis de développer des méthodes de traitement de signal nécessaires pour mettre en évidence les échos utiles, après leurs interactions avec l'environnement complexe.

Enfin, nous avons présenté deux méthodes de localisation : la rétroprojection et la trilatération. La rétroprojection fusionne, à travers l'utilisation de techniques de cross-corrélation, les informations capturées par l'antenne réceptrice avec celles issues d'antennes dites de référence. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de cette approche quant à la réduction des artefacts et des cibles fantôme. La trilatération, quant à elle, utilise les informations capturées par les antennes pour localiser de manière géométrique les cibles. Nous avons adapté celle-ci à la localisation multicibles à travers un processus d'optimisation. *L'autre contribution* présentée dans ce chapitre est la combinaison de la rétroprojection et de la trilatération pour la localisation à travers les murs. En effet, L'observation des performances de ces deux approches permet d'identifier un comportement qui s'avère complémentaire. La méthode de combinaison proposée présente un compromis entre probabilité de détection et nombre moyen de fausses alarmes.

Dans le chapitre 2, nous avons décrit la chaîne de traitement de l'information mise au point. Celle-ci est *la contribution principale* de cette thèse. Le flux d'images radar obtenu est scindé en deux parties. La première séquence, dynamique, contient les cibles mobiles. La seconde séquence, statique, contient les cibles stationnaires ainsi que les murs intérieurs. Cette partition permet ensuite d'appliquer des traitements spécifiques sur chaque type d'images, notamment, la détection des structures fixes sur la séquence statique et le suivi de cibles mobiles sur la séquence dynamique.

Dans le chapitre 3, nous avons exposé la problématique du suivi de cibles, en se focalisant principalement sur les méthodes d'association de données. Nous en avons développé deux, une monohypothèse pour notre radar, l'autre multihypothèse pour le radar développé dans le cadre de l'ANR DIAMS. Cette dernière est plus robuste et a été adoptée finalement pour intégrer la chaîne de traitement. La mise en œuvre d'un suivi MHT s'avère délicate à cause du nombre important de paramètres liés entre eux et qu'il est nécessaire de régler pour un résultat robuste. Nous avons réduit le nombre de paramètres par rapport à l'implémentation de la littérature ce qui la rend plus aisée à gérer.

Dans le dernier chapitre, nous avons commencé par décrire la conception et le développement de notre simulateur de vision à travers les murs fonctionnant dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel. Celui-ci représente *une contribution* dans le cadre de cette thèse. Il a été utilisé pour tester la robustesse des traitements de la chaîne et évaluer la qualité des résultats obtenus. Ensuite, nous avons décrit les deux systèmes radar, le radar pulsé du L3i et le radar FMCW de l'ONERA. Enfin, pour évaluer le comportement de la chaîne de traitement de ces différents systèmes, nous avons défini plusieurs scénarios simulés et expérimentaux. Les résultats obtenus montrent que la chaîne de traitement construite est pertinente et robuste. Elle est ainsi validée pour les deux systèmes radar ce qui répond à la problématique principale de cette thèse.

Perspectives

À partir de ces travaux de thèse, plusieurs perspectives peuvent être envisagées. La principale vise à réduire le temps nécessaire pour l'acquisition et le traitement des signaux. Cela permet d'appliquer des traitements plus robustes et d'améliorer la résolution temporelle du flux d'images radar. Ceci est rendu possible par un nouveau dispositif mis au point au laboratoire, dans le cadre d'une nouvelle thèse, permettant d'échantillonner les signaux à une fréquence de 100 GHz. Ceci représente un grand pas vers le prototypage du système radar final.

Le fonctionnement actuel du radar pulsé s'appuie sur la connaissance *a priori* des paramètres du mur (épaisseur et permittivité). Ceux-ci sont nécessaires pour l'élimination du retard temporel que subissent les signaux lors de la traversée du mur. Dans le but de rendre le système totalement autonome, nous proposons d'y intégrer une fonction d'estimation des paramètres du mur s'appuyant sur l'analyse des premières réflexions du mur. En effet, l'atténuation et le retard de celles-ci dépendent du mur qu'elles traversent.

Dans l'implémentation actuelle du rendu 3D de la scène, sont calculées des coupes verticales centrées sur la détection CFAR des cibles. Cependant, cette approche est sous-optimale car elle ne montre pas complètement le voisinage des cibles. C'est pourquoi nous nous proposons d'étudier la rétroprojection 3D au sein de volumes (de taille prédéfinie) centrés sur les détections CFAR des cibles. Dans ce cas, une configuration radar adéquate doit être adoptée pour pouvoir acquérir l'information nécessaire pour le rendu 3D.

La chaîne de traitement proposée se limite à un système radar selon un seul point de vue. Cette limitation empêche la détection de la structure fixe latérale. Pour ce faire, nous proposons d'adapter la chaîne de traitement de l'information à un système radar multi-vue. En effet, en regardant la scène selon plusieurs points de vue et en appliquant un algorithme de fusion adéquat, l'information sur les cibles et la structure fixe sera plus fiable. La difficulté est de :

- synchroniser les différents systèmes ;
- établir un réseau de communication (probablement sans fil) entre eux ;
- garantir un résultat cohérent, i.e., ne pas fusionner des informations issues de différents instants.

Publications

Ces travaux de thèse ont été valorisés par la rédaction d'un article dans un chapitre de livre [UWB-SP 11] et également dans des conférences internationales [PIRES 2013], [EUSIPCO 2012], [EURAD 2012], [EUROEM 2012] et nationales [GRETSI 2013], [CNRIUT 2011], [JNM 2011].

▪ Revues internationales

1. ***O. Benahmed Daho***, J. Khamlichi, M. Ménard, A. Gaugue. "UWB Short-Pulse Radar: combining trilateration and backprojection for through-the-wall radar imaging", Ed. Springer Link, Ultrawideband Short-Pulse Electromagnetics, vol.10, no.68, pp.433-441, 2013

▪ Conférences internationales

2. V. Mérelle, ***O. Benahmed Daho***, A. Gaugue, J. Khamlichi, M. Ménard, "Improving Non-coherent Multistatic UWB Impulse Radar System for Through-the-Wall Applications", Progress In Electromagnetics Research Symposium, Stockholm, Sweden, pp. 1431-1432, 2013.
3. ***O. Benahmed Daho***, J. Khamlichi, Olivier Chappé, Bruno Lescalier, A. Gaugue, M. Ménard, "Using CFAR algorithm to further improve a combined through-wall Imaging method", In Proc. EUSIPCO 2012, Bucarest, Romania, pp. 2521-2525, 2012.
4. ***O. Benahmed Daho***, J. Khamlichi, M. Ménard, A. Gaugue, "Description of the Complete Processing Pipeline of a Multistatic Through-Wall Pulse Radar", in Proc. EURAD 2012, Amsterdam, The Netherlands, pp. 222-225, 2012.
5. ***O. Benahmed Daho***, J. Khamlichi, A. Gaugue, M. Ménard, "Toward the Combination of Backprojection and Trilateration Algorithms for Through-Wall Imaging", in Proc. EUROEM 2012. Toulouse, France, pp. 236, 2012

▪ Conférences et colloques nationales

6. ***O. Benahmed Daho***, Olivier Chappé, J. Khamlichi, A. Gaugue, M. Ménard, " Mise en place d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar ULB ". Colloque GRETSI 2013, Brest, France.
7. B. Lescalier, ***O. Benahmed Daho***, A. Gaugue, J. Khamlichi, M. Ménard, "Vision à travers les murs : De la modélisation à la reconstruction de scène ". Colloque National de la Recherche IUT 2011, Cherbourg, France.

8. X. Zhao, B. Lescalier, ***O. Benahmed Daho***, A. Gaugue, J. Khamlichi, M. Ménard, "Radar ULB : méthode de localisation de cibles derrière un mur ", 17ième Journées Nationales Microondes, Brest, France, May 2011

- **Autres colloques**

9. ***O. Benahmed Daho***, "Vision à travers les murs : ce n'est plus impossible !!", Poster, colloque des doctorants 2012, Université de La rochelle, Mai 2012.
10. ***O. Benahmed Daho***, "Mise en place de la chaîne de traitement de l'information d'un radar distribué pour la vision à travers les murs", colloque des doctorants 2012, Université de La rochelle, Mai 2012.
11. ***O. Benahmed Daho***, J. Khamlichi, M. Ménard, A. Gaugue. "Radar Ultra Large Bande : Détection des victimes ensevelies dans les décombres" . Poster. Colloque de la Fédération de Recherche en Environnement et Développement Durable. Ile d'Oléron. Juin 2012.

Annexe A

Généralités sur la détection à travers les milieux opaques par radar ULB

Cette annexe contient des éléments généraux, nécessaires à la bonne compréhension de ce manuscrit. Tout d'abord seront données des généralités sur la détection à travers les murs puis la justification du choix de la technologie ULB pour notre problématique. Ensuite seront présentés des concepts fondamentaux sur les radars ULB.

1. Généralités sur la détection à travers les murs

Différentes technologies peuvent être utilisées : les micro-ondes, les rayon-X et l'acoustique. Ces types d'ondes peuvent effectivement pénétrer des murs diélectriques (béton, brique, bois,…etc.) mais avec une efficacité très variable. La théorie montre que la résolution d'un radar est inversement proportionnelle à sa bande passante. Il est aussi connu que les hautes fréquences permettent d'améliorer la résolution pour une bande passante donnée. Par contre, les basses fréquences ont une grande capacité de pénétration dans la plupart des matériaux diélectriques. La génération d'un spectre aussi large, nécessite la réduction de la durée de l'impulsion envoyée, ainsi l'information contenue dans le signal radar est augmentée.

Il est recensé deux types de systèmes de détection : les systèmes passifs et les systèmes actifs. Les systèmes de détections passifs ne possèdent pas d'émission et essayent de détecter l'énergie naturellement émise par les cibles. Tandis que les systèmes actifs éclairent la scène à surveiller avec une énergie qu'ils émettent pour récupérer les échos des cibles d'intérêt.

Le Tableau A.*1* classifie les systèmes de détections à travers les murs, suivant la technologie utilisée et le mode de détection du système.

La technologie ULB offre plusieurs avantages qui sont pertinents pour la problématique de la VTM, dont :

- ***la résolution spatiale importante, en conséquence une grande précision de localisation ;***
- ***la reconnaissance des formes des cibles à détecter ;***
- ***l'immunité aux interférences passives, comme la pluie, le brouillard, etc…***
- ***l'immunité aux perturbations électromagnétiques en bande étroite et au bruit ;***
- ***le niveau de puissance inférieur au bruit des systèmes radio classique.***

	Système de détection passif	Système de détection actif
Acoustique (*Ultrasons*)	Revient à écouter le bruit émis par les cibles. À travers des murs, la localisation avec cette méthode n'est pas simple	Faible performance en pénétration, résolution et portée. Dépend des conditions de l'environnement
Thermique (*Infrarouge*)	Utilisée pour caractériser les surfaces des murs et évaluer leurs qualités	Pas de systèmes existants
Rayons-X	Impossible car le corps humain ne génère pas de telles ondes	Ondes à caractère ionisant
Wi-Fi	Analyser le doppler sur les ondes Wi-Fi (supposé disponible). Donne uniquement la direction et la vitesse des cibles[1]	Pas de systèmes existants
ULB	Difficile à mettre en œuvre dans la bande *1,99GHz* à *10,6GHz*. *Néanmoins existence de MiliCam30*[2]	Développé dans les paragraphes suivants

Tableau A.1 : classification des systèmes de détections à travers les murs, suivant la technologie utilisée et le mode de détection du système.

Un grand intérêt a été porté aux radars ULB et en particulier à l'imagerie ULB qui s'est beaucoup développée ces dernières années. Cette dernière couvre un large champ applicatif : l'agroalimentaire, le biomédical, la défense et la sécurité civile, et d'une manière générale les techniques d'imageries non destructives qui demandent une visualisation de phénomènes cachés par un milieu opaque ou bien la caractérisation de matériaux. Ainsi, nous avons choisi d'opter la technologie ULB pour notre radar.

2. Généralités sur les radars ULB

a. Concepts fondamentaux en radar

Le RADAR (de l'anglais **RA**dio **D**etection **A**nd **R**anging ; en français détection et télémétrie radio) est un système effectuant des tâches de détection et/ou de localisation et/ou d'évaluation de la vitesse des cibles en utilisant des ondes électromagnétiques.

Comme le montre la Figure A.1, un radar fonctionne comme l'écholocalisation des chauves-souris et des mammifères marins. Une onde électromagnétique avec des caractéristiques spécifiques est émise. Celle-ci est réfléchie sur la cible et détectée par

[1] F. Adib, D. Katabi, "See Through Walls with Wi-Fi!", ACM SIGCOMM, 2013.
[2] http://www.mc2-technologies.com/index.php/productspage/security-products-pages.html

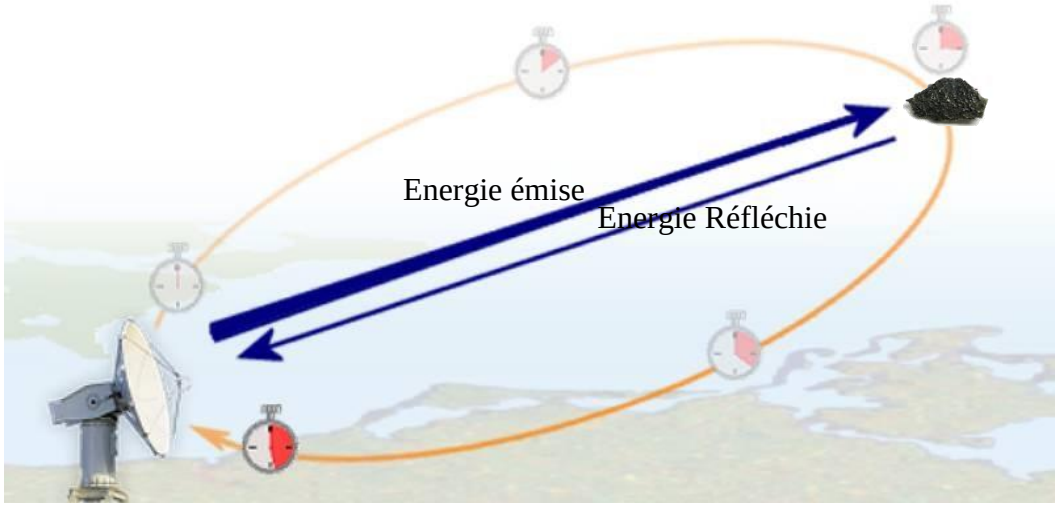


Figure A.1 : principe de base du fonctionnement d'un radar à retard.

un ou plusieurs récepteurs. Le temps écoulé par l'onde émise pour faire le trajet aller-retour est directement proportionnel à la distance séparant la cible du système radar. La position de la cible est alors estimée grâce aux temps de retour de l'onde sur les différents récepteurs. En outre, la vitesse peut être mesurée par le décalage en fréquence de l'onde émise dû à l'effet Doppler[1].

L'effet Doppler n'a pas été exploité dans le cadre de nos travaux. Toutefois, caractériser le déplacement de cibles peut se faire à travers l'étude de leurs positions successives. Ces dernières peuvent être obtenues avec précision en augmentant le nombre d'antennes. Cela définit la configuration du système radar.

b. Configuration radar

Un radar peut avoir plusieurs configurations suivant le nombre et le positionnement relatif des antennes (cf. tableau 2). La configuration monostatique permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur au détriment d'une perte de l'énergie diffusée par la cible. Quant à la configuration bistatique, elle donne la possibilité de positionner l'émetteur et le récepteur à volonté pour explorer d'autres configurations de réflexion. Cela permet d'augmenter la quantité d'informations sur les cibles à condition d'avoir une bonne synchronisation entre

[1] Décalage de fréquence d'une onde acoustique ou électromagnétique entre la mesure à l'émission et la mesure à la réception lorsque la distance entre l'émetteur et le récepteur varie au cours du temps.

l'émetteur et le récepteur. La configuration multistatique, quant à elle, permet d'avoir une multivues de la scène. Elle est la plus performante en termes d'illumination et de sensibilité. Toutefois, le même problème de synchronisation se pose.

Les configurations monostatique et bistatique sont dites SISO (un émetteur et un récepteur). La configuration multistatique peut être SIMO ou MISO (cf. tableau 2). Le cas MIMO est le plus large. Il utilise plusieurs émissions codées simultanément pour récolter le plus d'informations possibles sur la scène. Ces dernières sont traitées par un processus de fusion pour faire ressortir l'information d'intérêt.

Dans cette thèse, nous travaillons avec deux radars multistatiques de configuration différente. L'un est SIMO l'autre est MIMO. Le choix de la configuration influence la méthode de génération de l'image radar mais notre objectif dans cette thèse est que notre chaîne de traitement soit adaptée aux deux configurations.

<table>
<tr><th></th><th>Monostatique</th><th>Bistatique</th><th>Multistatique</th></tr>
<tr><td>SISO*</td><td>Un seul émetteur et un seul récepteur partageant une électronique et une antenne commune</td><td>Un seul émetteur et un seul récepteur. Les deux antennes sont séparées</td><td>Combinaison impossible</td></tr>
<tr><td>SIMO*</td><td colspan="2" rowspan="3">Combinaison impossible</td><td>Un seul émetteur et plusieurs récepteurs. Toutes les antennes sont séparées</td></tr>
<tr><td>MISO*</td><td>Plusieurs émetteurs et un seul récepteur. Toutes les antennes sont séparées</td></tr>
<tr><td>MIMO*</td><td>Plusieurs émetteurs et plusieurs récepteurs. Toutes les antennes sont séparées</td></tr>
</table>

*Tableau A.2 : classification des systèmes radars suivant la configuration. * S : single ; M : multiple ; I : input, O : output.*

c. La technologie ULB

L'ULB (Ultra-Large Bande, ou UWB pour Ultra WideBand), est une technique de modulation radio mise au point pour les communications à courte portée et à débit élevé. Un système de communication est considéré comme ULB si sa bande passante B, ou sa bande fractionnelle B_f vérifie les relations suivantes :

$$\begin{aligned} B &= F_H - F_L > 500MHz \\ B_f &= 2.\frac{F_H - F_L}{F_H + F_L} > 20\% \end{aligned} \quad (1)$$

où F_H et F_L représentent respectivement les fréquences de coupure supérieure et inférieure de la bande définie à -10 dB.

Selon le standard de l'autorité de régulation américaine FCC (Federal Communication Commission), le spectre ULB s'étend de *1,99 GHz* à *10,6 GHz*. Pour des raisons techniques et de coût, l'utilisation de la totalité de ce spectre est impossible et un choix des limites supérieure et inférieure s'impose. La Figure A.2 illustre une comparaison entre les systèmes radio conventionnels qui modulent généralement un signal de bande étroite sur une fréquence porteuse, les systèmes larges bandes, avec, par exemple, les approches par étalement de spectre, et les systèmes ULB, qui présentent une très faible densité spectrale de puissance.

Le choix de la bande passante d'un radar VTM est important puisqu'elle définit la résolution de celui-ci. Les deux radars présentés dans cette thèse ont une bande passante avoisinant les 3 GHz. Ainsi, la résolution théorique est de 5 cm ce qui répond aux exigences de la localisation à travers les murs.

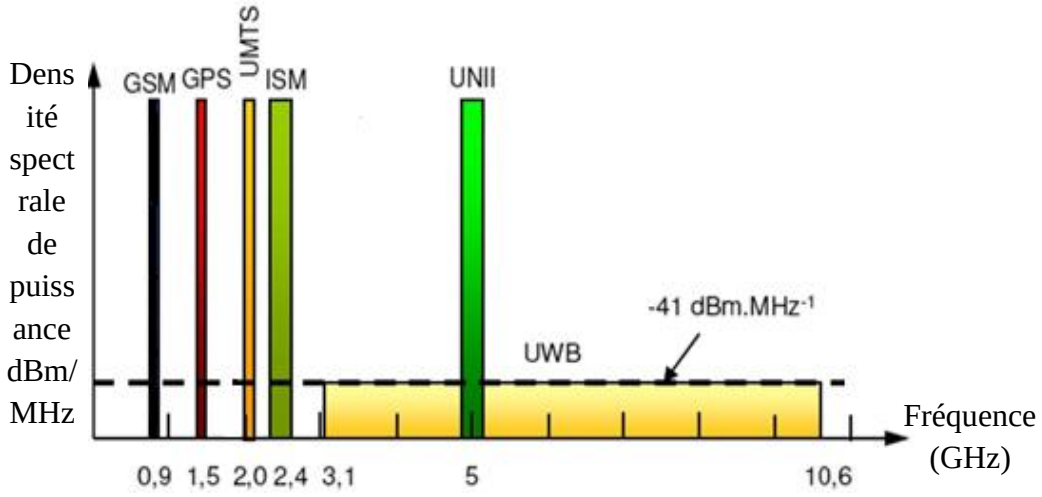


Figure A.2 : comparaison des spectres de différents systèmes radio.

d. Formes d'onde ULB

La génération de la forme de l'onde ULB peut être considérée comme un point de départ pour tout dimensionnement de système radar : impulsion ultra-courte, impulsion synthétique ou bruit aléatoire. Ces trois formes définissent les trois types de radar rencontrés dans notre problématique : le radar pulsé, le radar FMCW et le radar à bruit. Dans ce qui suit, nous présenterons ces trois types, avec pour chaque cas, le calcul du temps de propagation qui est la base de la télémétrie radar.

- ***Radar pulsé***

Comme son nom l'indique, les systèmes pulsés utilisent un oscillateur sinusoïdal modulé par une impulsion gaussienne (cf. Figure A.3). Cela permet de générer une courte impulsion qui excite l'antenne d'émission. Cette dernière modifie légèrement la forme de l'impulsion. Puisque la durée d'impulsion est inférieure à la nanoseconde, le générateur d'impulsion doit fournir des pics de puissance beaucoup plus grands que ceux des radars conventionnels. Néanmoins, la puissance moyenne d'émission sera plus faible dans le cas d'un radar ULB.

Dans ce cas, le calcul du temps de propagation se fait simplement par la différence entre l'instant de l'émission et l'instant de réception.

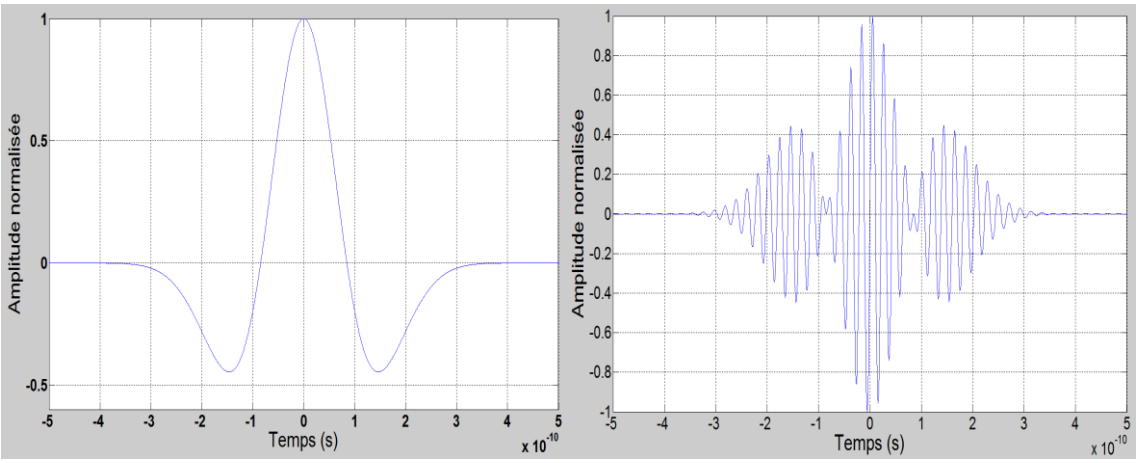


Figure A.3 : Exemple de forme impulsionnelle d'un signal ULB. (gauche) : avant modulation, (droite) : après modulation.

- ***Radar FMCW***

Son principe est de synthétiser l'impulsion temporelle en générant son spectre. Les deux méthodes les plus utilisées sont le balayage de fréquence FMCW (Frequency Modulated Continous Wave) et le saut de fréquence SFCW (Stepped Frequency Continuous Wave).

La méthode FMCW s'appuie sur l'émission en continu d'un signal vobulé en fréquence. Ceci consiste à balayer un spectre donné en dent de scie, c'est-à-dire, augmenter la fréquence de F_L à F_H linéairement puis retourner à F_L (cf. Figure A.4). Le temps nécessaire pour balayer la bande passante est la FRI (Fréquence de Répétition d'Impulsion). Dans ce cas, le calcul du temps de propagation Δt s'effectue à partir de la fréquence de battement[1] f_b comme suit :

$$\Delta t = FRI.\frac{f_b}{F_H - F_L} \quad (3)$$

La méthode SFCW est similaire à la FMCW à la seule différence que l'on émet les fréquences constituant le spectre une à une avec un certain temps de transition. La performance d'émission d'un système radar SFCW est définie par ce temps de transition. Plus ce dernier est petit plus le radar est performant (rapidité et pouvoir séparateur). Le coût élevé d'un système à saut de fréquence et la difficulté de le mettre en œuvre sont les raisons pour lesquelles cette technique n'est souvent pas utilisée. Dans les deux cas, le signal résultant sous forme temporelle est appelé signal chirp et est représenté sur la Figure A.5.

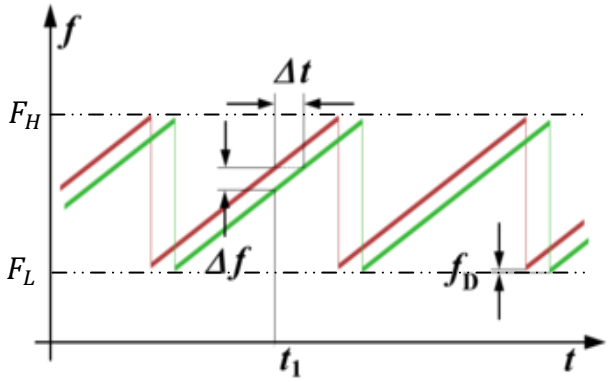


Figure A.4 : génération du signal ULB de type FMCW. En rouge : le signal émis. En vert : le signal reçu.

[1] La fréquence de battement est la fréquence du signal, obtenu en mélangeant le signal reçu avec une partie du signal émis (dans une réception homodyne).

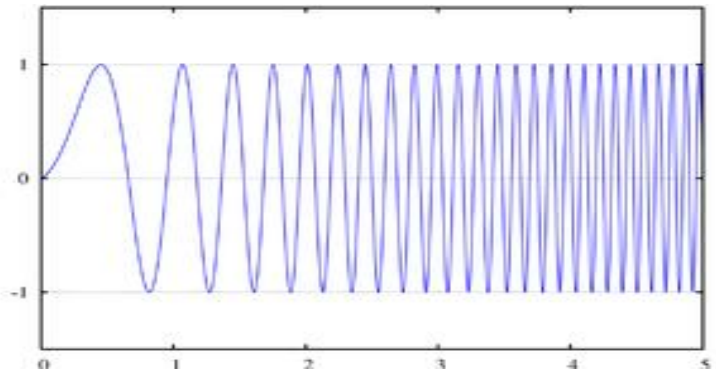


Figure A.5 : exemple de forme temporelle d'un signal ULB chirp.

- ***Radar à bruit***

Ce type de radar est le moins utilisé dans la problématique de VTM. Pour un radar à bruit, l'éclairage de la scène (l'émission) se fait à l'aide d'un bruit généré numériquement sous forme de séquences pseudo-aléatoires (cf. Figure A.6). Un cas particulier de cette technologie d'émission est celle liée à la génération d'une M-séquence[1], qui consiste à générer une « maximum length sequence[2] » d'impulsions. Les séquences sont périodiques, et en tant que telles, ne sont pas vraiment aléatoires, mais ont des propriétés qui sont très proches de celles des signaux aléatoires réels. Dans ce cas, le calcul du temps de retard se fait par autocorrélation, ce qui représente un avantage important en termes de gain. Il faut trouver la valeur qui maximise l'autocorrélation entre le signal reçu et la version retardée du signal émis.

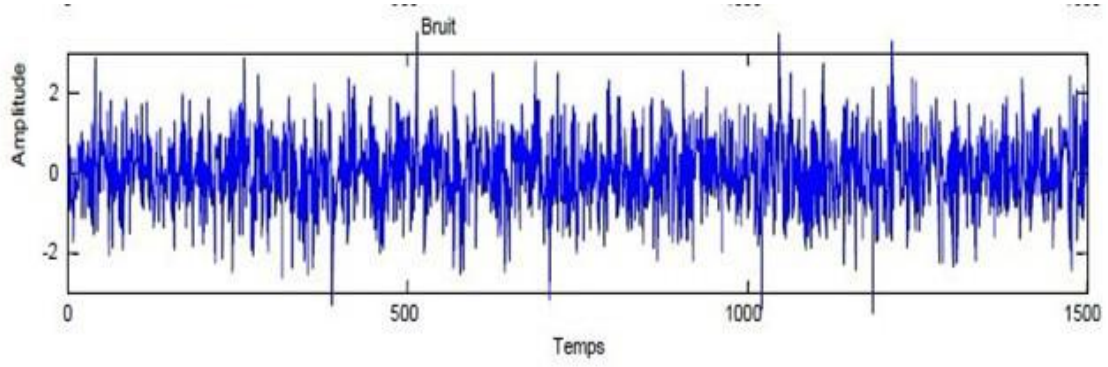


Figure A.6 : exemple de la forme bruit aléatoire d'un signal ULB.

[1] J. Sachs, "M-sequence ultra-wideband-radar: state of development and applications", Proceedings of the International Radar Conference, pp. 224-229, 2003.

[2] Une suite périodique de valeurs produite par un registre à décalage à rétroaction linéaire qui explore toutes les valeurs pouvant être produites par le registre à décalage à M bits.

Le tableau 3 synthétise les différentes technologies ULB pouvant être adoptées pour la vision à travers les murs.

La forme d'onde ULB générée a un impact direct sur le choix des méthodes de traitement de signal et d'imagerie utilisées. Elles peuvent être temporelles (Radar pulsé), fréquentielles (Radar à impulsion synthétique) ou temps-fréquence (Radar à bruit). Dans ce travail, nous avons utilisé des signaux issus de deux radars, l'un est pulsé l'autre est FMCW. Le radar pulsé est développé au L3i dans le cadre d'un projet FEDER en partenariat avec la société RFTRONIC, tandis que le radar FMCW est développé par l'ONERA dans le cadre d'un projet ANR. Les deux radars présentent globalement les mêmes besoins (performance de détection, identification, suivi…etc.) mais les contraintes (forme d'onde, nombre d'antennes,…etc.) sont bien distinctes. Celles-ci donnent aux images radar des caractéristiques différentes. L'objectif principal de cette thèse est alors de mettre en œuvre une chaîne de traitement de l'information temps-réel, adaptée à ces deux types de radars.

Technologie	Avantages	Inconvénients
Radar pulsé	▪ Technologie la plus courante ▪ Traitements intuitifs et simples	▪ Signal facilement repérable ▪ Réglages des retards entre les différents récepteurs ▪ SNR peu élevé ▪ Coût élevé
Radar FMCW	▪ Technologie facile à mettre en œuvre ▪ Coût réduit	▪ Linéarité non-parfaite des oscillateurs ▪ Traitements compliqués (FFT)
Radar à bruit	▪ Immunité de détection, brouillages et interférences ▪ Coût réduit ▪ Coexistence des radars à bruit	▪ Complexité du récepteur : corrélateur requis

Tableau A.3 : tableau de synthèse sur les différentes technologies ULB.

Annexe B

État de l'art sur les systèmes VTM développés dans le milieu industriel

Une cinquantaine de produits de VTM existent. Suivant le besoin des utilisateurs, les systèmes peuvent être compacts, portatifs ou relativement encombrants. Les technologies et les performances de ces systèmes sont difficiles d'accès et ne sont pas très souvent détaillées. Le contenu disponible a souvent un caractère commercial destiné aux acheteurs. Dans ce manuscrit, nous avons choisi les produits les plus connus dont les informations disponibles sont pertinentes pour notre étude. La présentation de ces produits[1] est axée sur leurs chaînes de traitement de l'information.

1. RadarVision2i® (USA 2005)

La société américaine « Time Domain Corporation » est la plus ancienne dans le domaine des radars ULB, avec plusieurs produits éprouvés. Elle commercialise à l'export le RadarVision2i[2], la version améliorée du système RadarVision (cf. Figure B.1). Ce système est conçu pour des applications militaires et équipe l'armée américaine (avec le modèle SoldierVision). Time Domain annonce que tous ces systèmes sont capables de traverser une paroi de 20cm de béton armé et atteindre 10m de portée[3].

Le système opère sur la bande de fréquence de 1– 3,5 GHz. L'émission est faite sous la forme d'impulsions ULB codées (10^7 impulsions/s) [Nag et al. 03] avec une puissance pouvant atteindre jusqu'à 50 µW. Cette technique permet la commutation rapide d'antennes imprimées tour à tour émettrices et réceptrices (réseaux de 22 antennes). Les antennes sont de type log-spirales. La polarisation est donc circulaire (cf. Figure B.1). Les patches noirs sur les antennes sont des mousses qui permettent d'absorber l'énergie rayonnée au bout des antennes.

La Figure B.2 montre les résultats obtenus en utilisant ce système pour la détection de deux cibles humaines se trouvant derrière un mur de brique.

Le système RadarVision2 peut détecter des cibles mobiles uniquement. La mobilité peut se limiter cependant au mouvement de la cage thoracique de la cible[4]. Les cibles sont

[1] Par ordre chronologique.
[2] La Version RadarVision2 est dédiée au commerce à l'intérieur des USA.
[3] La portée est réglable : 3 m, 5 m ou 10 m.
[4] Le système RadarVision2 ne détecte pas la structure fixe de la scène sous surveillance.

détectées à moins de 1m de leur position exacte. Pour ce faire, le système utilise la méthode de la triangulation pour les localiser. Néanmoins, la forme des signatures des cibles (les ellipsoïdes de couleur orange sur la Figure B.2) et son changement en taille ainsi qu'en intensité suivant la position, laisse penser que ce système utilise aussi des algorithmes d'imagerie radar combinés avec la méthode de localisation citée précédemment. Afin de faciliter pour les opérateurs l'interprétation des images radar, une croix met en évidence l'intensité la plus forte de chaque signature.

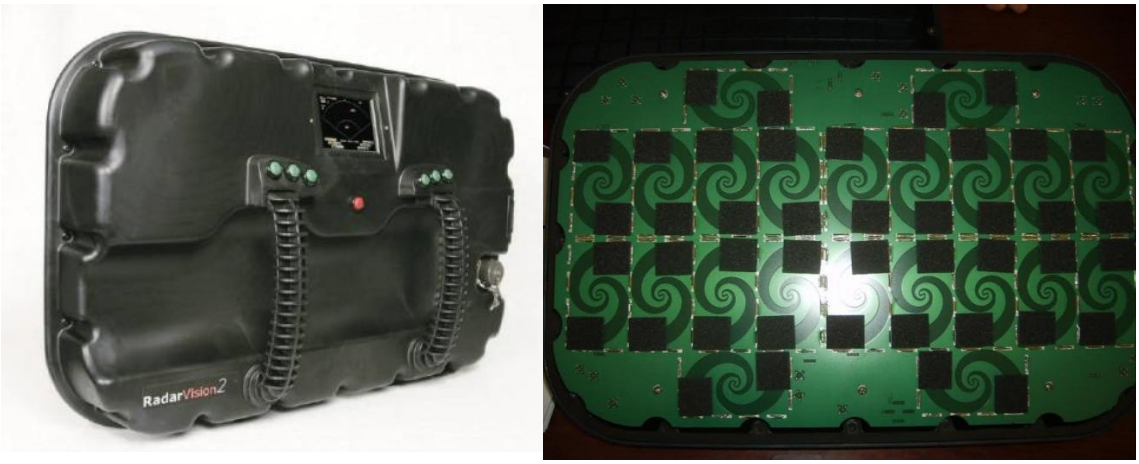


Figure B.1 : le RadarVision2i® et la photographie de son système antennaire.



Figure B.2 : test du RadarVision2i®. Résultat de la détection de deux cibles humaines.

2. PROBANT (France 2005)

L'entreprise française SATIMO (Société d'Applications Technologiques de l'Imagerie Micro-Onde) a conçu et fabriqué un radar de VTM (cf. Figure B.3) dans le cadre du projet européen PROBANT[1], avec l'université de Delft (Pays-Bas), la police fédérale Belge et le JRC (Joint Research Centre de la commission européenne).

Le système PROBANT utilise une technologie FMCW dual-band [Yarovoy 11], avec une bande passante de 2.5 GHz et une puissance d'émission de moins de 1W. Il utilise une illumination continue pour détecter les micro-Doppler afin d'assurer le suivi et l'identification des cibles humaines à l'aide des paramètres biométriques. Ce système peut surveiller un volume de 5 x 5 x 20 m avec une fréquence de rafraîchissement des images avoisinant les 12 Hz. Peu d'informations supplémentaires sont disponibles en provenance de cette entreprise [Zhug et al. 07]. La Figure B.4 montre les résultats obtenus par ce système pour une reconstruction 3D d'un corps humain caché derrière un mur en béton armé d'une épaisseur de 30 cm.

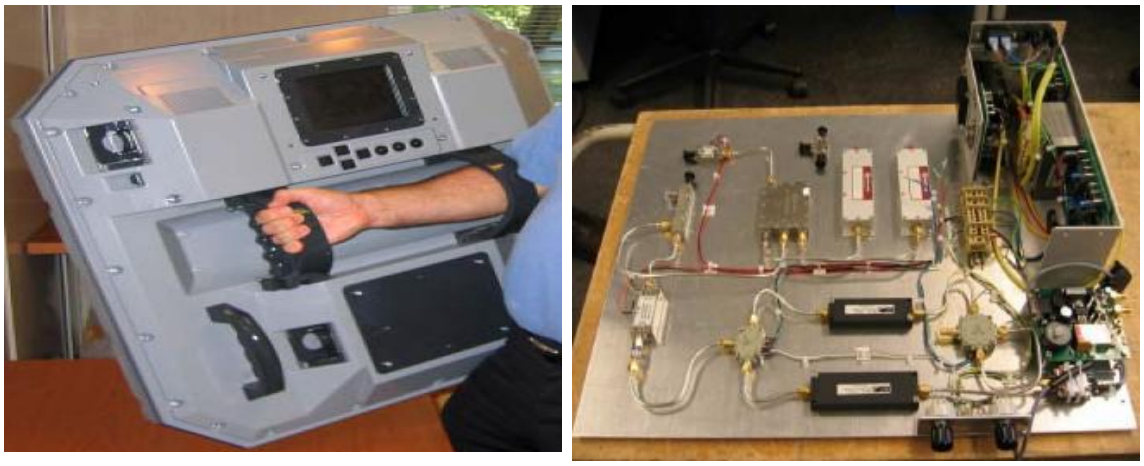


Figure B.3 : (à gauche) : la maquette du système radar PROBANT. (à droite) : la carte électronique du système [Zhug et al. 07].

[1] "People Real-time Observation in Buildings : Assessment of New Technologies in support of surveillance and intervention operations". [Zhug et al. 07]

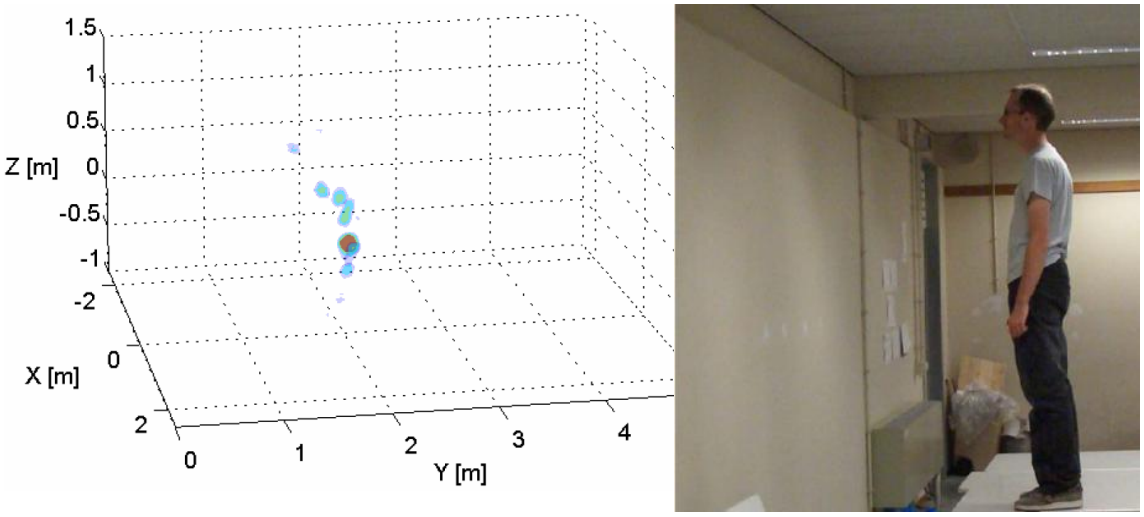


Figure B.4 : test de PROBANT®. Résultat de l'imagerie 3D d'une cible humaine (immobile) derrière un mur en béton armé de 30 cm [Zhug et al. 07].

3. CLEO (France 2005)

Le radar CLEO (Concept de Localisation Et d'Observation) a été développé par la société française Thalès pour la DGA (Direction Générale de l'Armement). La forme d'onde de ce radar est de type FMCW dans la bande 0.8 – 1 GHZ [Diot 06]. Ce système est couplé à des capteurs sismiques et acoustiques et est équipé de trois radars (cf. Figure B.5) réalisant des mesures de localisation par triangulation. Peu d'informations sur ce système sont disponibles.

4. Radar ASTIR® (USA 2007)

Grâce à son partenariat avec le National Institute of Justice (NIJ), AKELA a pu développer un système portable pour l'imagerie à travers les murs (cf. Figure B.6). ASTIR utilise la technologie à saut de fréquence dans la plage 20-2000 MHz [Akela 11].

Le système offre la possibilité de détecter et de suivre la présence de cibles humaines à la fois fixes et mobiles au sein d'un bâtiment, avec une portée de 30 mètres à travers un mur en béton de 20 cm. La fréquence d'actualisation des images radar de ce système est estimée à 4 Hz.

La Figure B.6 montre les résultats obtenus par ce système pour la détection d'une cible humaine dans un immeuble situé à une distance de 80 m.

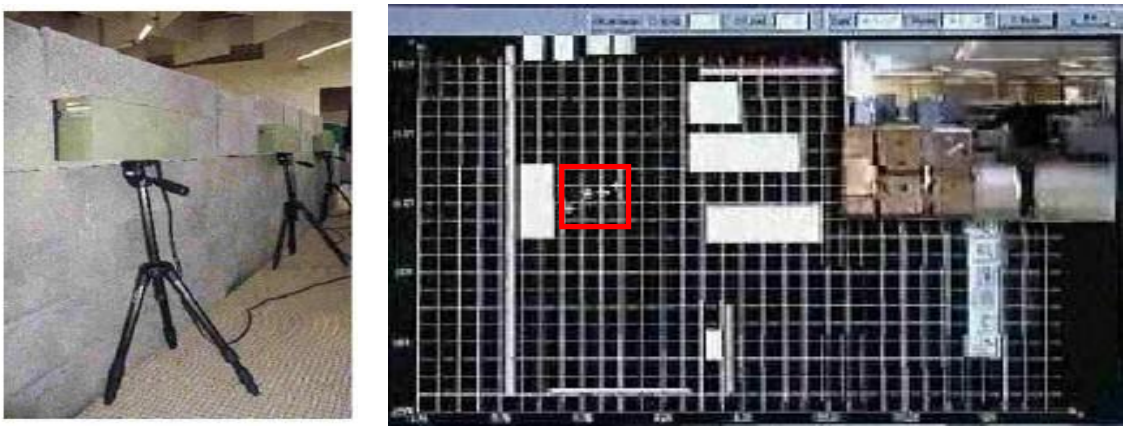


Figure B.5 : test du système Radar CLEO®. Image obtenue d'une cible humaine (immobile) [Zhao 12].

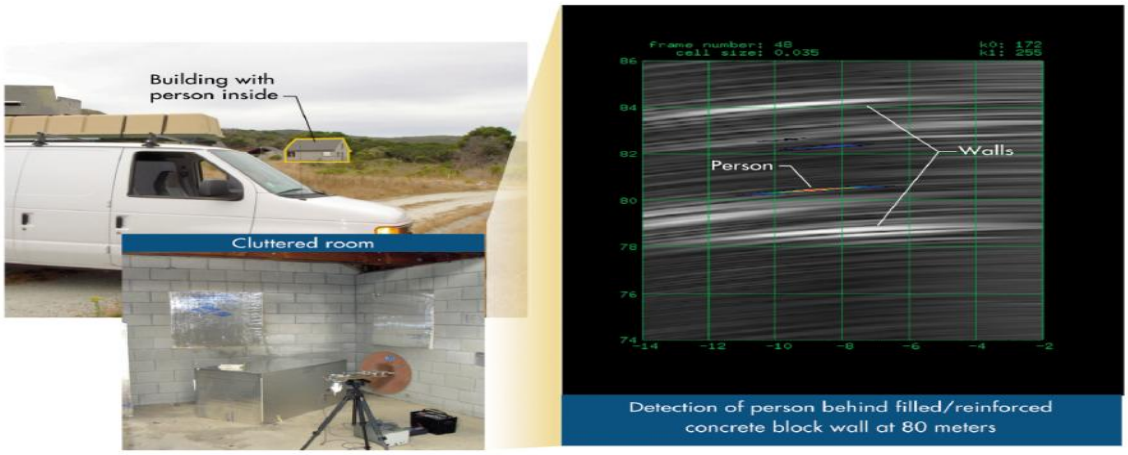


Figure B.6 : test du radar Astir. Résultat de la détection d'une cible humaine dans un immeuble situé à une distance de 80 mètres [Akela 11].

L'analyse de la forme des signatures des cibles (les ellipsoïdes colorées) laisse penser que ce système utilise aussi des algorithmes d'imagerie radar de type rétroprojection combinés avec un algorithme de détection/identification de cibles.

Contrairement à certains systèmes de VTM qui doivent être placés en contact direct ou à proximité du mur pour son bon fonctionnement, le système d'AKELA permet de se situer à plus de 30 mètres et peut être contrôlé à distance [Akela 11]. Ceci présente un grand intérêt pour la sécurité des opérateurs dans des situations à risque. Il fournit également un angle de visualisation plus large, permettant la détection à l'intérieur de structures complexes à partir d'une seule position. Un affichage des détections apparaît au bout de quelques secondes de démarrage. Le système permet non seulement de

détecter un individu, mais peut aussi déterminer sa position approximative. En plus de mouvements macroscopiques, la respiration d'une cible peut être détectée.

5. La série Xaver (Israël 2007)

La start-up CAMERO a développé une série de produits radar de VTM. Un de ses systèmes commercialisés les plus performants est le Xaver800® (cf. Figure B.7). C'est un système portable d'imagerie radar, optimisé pour recueillir, en temps réel, l'information instantanée et précise sur la scène sous surveillance [Taylor 12].

Le Xaver800® est le seul système fournissant une véritable image 3D d'objets situés derrière un mur. Ce système permet une localisation rapide des cibles et le suivi de leurs déplacements, permettant ainsi de différencier entre victimes et preneurs d'otages. Aussi, c'est l'un des rares systèmes qui ne nécessite pas d'être plaqués contre un mur. Il émet des impulsions ultra courtes, semblables à celles du système américain RadarVision. Travaillant de 3,1 GHz à 6,5 GHz, la résolution à 8 m[1] est estimée à 20 cm [Beeri et al. 07]. De plus, une excellente résolution angulaire provient du réseau de 24 antennes espacées de façon asymétrique. Le mécanisme de déploiement des quatre groupes d'antennes le rend facilement transportable. Un câble peut transférer les images radar par un affichage distant. L'observation des images laisse penser qu'ils utilisent, non seulement des algorithmes de détection et d'identification, mais aussi des algorithmes de tracking. Peu d'informations sont disponibles sur ce système.

La Figure B.8 montre les résultats obtenus par ce système pour la détection d'une cible humaine mobile à travers un mur de brique.



Figure B.7 : le système radar Xaver800®.

[1] La portée réglable : 4 m, 6 m, 8 m.

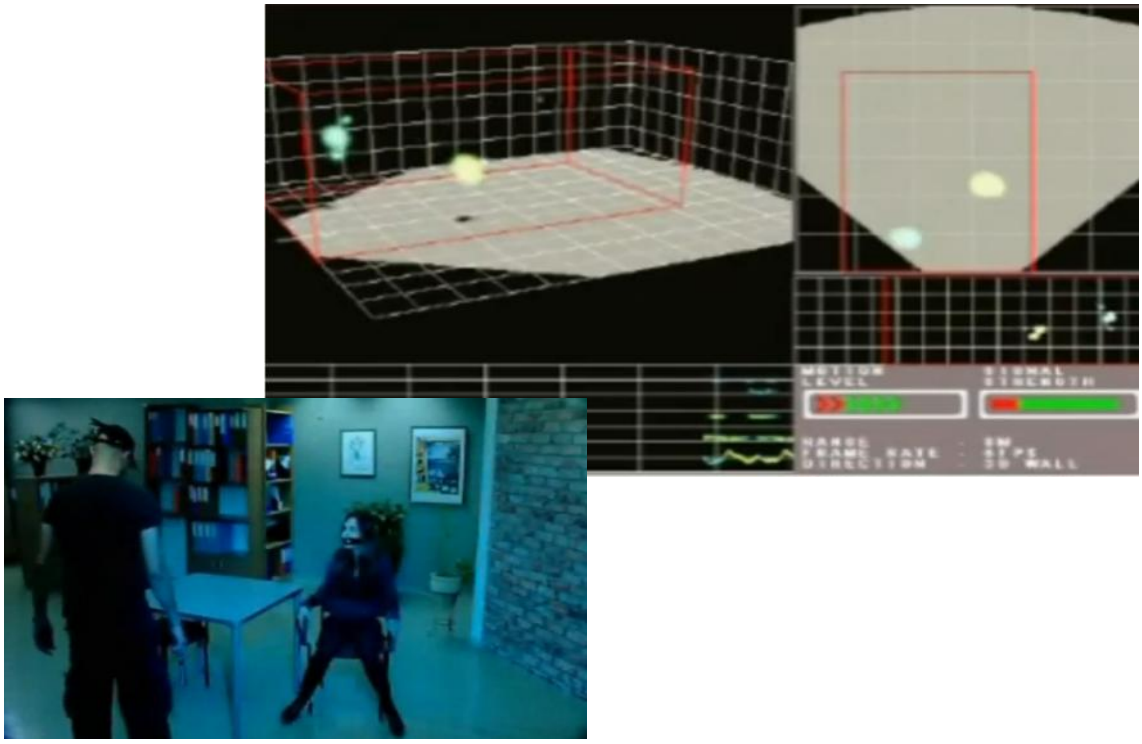


Figure B.8 : test du Xaver800®. Rendu d'une scène à travers un mur de brique [Taylor 12].

6. ReTWis® (République Tchèque 2008)

La société tchèque Retia a développé et commercialisé le système radar de VTM ReTWis. La version 4.3 de ce système (cf. Figure B.9) a été présentée durant la conférence IDEX[1] 2013. Ce système émet en continu, des impulsions courtes, dans une bande de fréquence à partir de 1 GHz. La puissance qu'il émet est inférieur de 100 fois à celle d'un téléphone portable. Il a une portée de 20 m derrière différents types de mur (bois, plâtre, béton, brique, etc.). Il fonctionne mieux lorsqu'il est placé à proximité de l'obstacle qui cache la zone surveillée. Une fonction intégrée au système ReTWis permet l'estimation automatique d'interférences et assiste l'utilisateur pour en découvrir les sources possibles, qui peuvent dans les cas extrêmes, dégrader la précision de détection. Une autre fonctionnalité offerte par ce système est l'estimation des dimensions de la pièce surveillée.

ReTWis est dit être optimisé pour détecter les micromouvements engendrés par les signes vitaux, ce qui laisse supposer l'exploitation de l'effet Doppler. Le traitement

[1] Tri-service Defence EXhibition.

s’appuie sur la soustraction complète du signal constant, qui provient des réflexions des obstacles fixes, avec le signal représentant le mouvement des cibles [Retwis 08]. Il évalue ensuite si la cible mobile détectée n’est pas un être humain. La Figure B.10 montre les résultats obtenus par ce système pour la détection d’une cible humaine mobile à travers un mur de brique.



Figure B.9 : le système ReTWis®. [Retwis 08]



Figure B.10 : test du radar ReTWis. Résultat de l’imagerie d’une cible humaine mobile à travers un mur de brique. [Retwis 08].

7. PRISM200® (UK 2009)

Le laboratoire anglais Cambridge Consultants est aussi très actif dans le domaine de la VTM. Il a développé en 2009 un radar portable nommé PRISM200 (cf. Figure B.11). Les opérateurs peuvent faire défiler des perspectives frontales, de plans ou de profils pour un rendu complet. Ce système opère sur la bande 1.6 - 2.2 GHz ce qui lui procure une résolution de 30 cm. Il émet une puissance avoisinant -10 dBm/MHz. Sa portée est estimée au maximum à 20 m.

Ce système utilise la technologie ULB impulsionnelle. Il peut fournir des rendus de la scène (position et mouvement des cibles) en 2D comme en 3D. Il est intéressant de signaler que le système PRISM200® utilise des traitements du signal spécifiques qui apportent à l'opérateur une aide à la prise de décision sur la nature de la cible (i.e. humain ou animal).

La Figure B.12 montre un exemple de résultats obtenus par ce système pour la détection de quatre cibles humaines (dont une cible mobile) se trouvant dans une salle.



Figure B.11 : le système radar PRISM200® [Taylor 12].



Figure B.12 : test du système PRISM200®. Résultat de la détection de quatre cibles humaines (dont une cible mobile) dans une salle [Prism 14].

8. Synthèse sur les systèmes commerciaux

Actuellement, il existe sur le marché un peu plus d'une cinquantaine de produits commercialisés dédiés à la VTM. On se limite aux produits cités ci-dessus, par manque d'information sur les autres systèmes. Ce manque est pleinement justifié, car des clones de certains systèmes commencent à faire leurs apparitions. Par exemple, le système radar NSS610® fabriqué par NovoQuad (USA) semble être le clone du système XAVER800®. Le système radar DF108® fabriqué par DAFAR (Taiwan) semble quant à lui être le clone du système ReTWis®. La Figure B.13 montre ces différents systèmes.

Le Tableau B.1 synthétise les systèmes de VTM selon le pays de production. Le nombre de produits commercialisés est donné ainsi que les noms des principaux acteurs locaux dans le domaine. D'un point de vue quantitatif[1], L'USA est le leader mondial dans ce domaine, avec plus d'une douzaine de systèmes commercialisés. La Chine vient après avec moins d'une dizaine de systèmes, dont quelques clones de systèmes existants. La Russie a pu commercialiser, quant à elle, cinq systèmes. En France, deux produits sont fabriqués. Il s'agit de PROBANT fabriqué par SATIMO et MILICAM 90 de la société M2C. Ce dernier est le seul étant en cours de commercialisation.

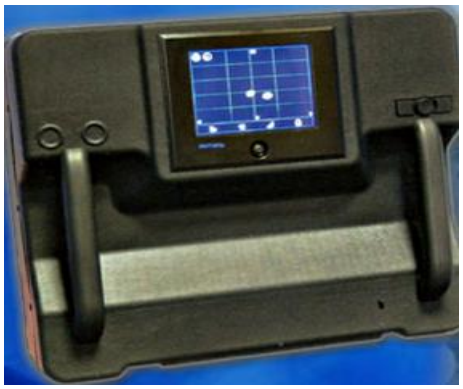
[1] Les produits recensés proviennent de fabricants différents, i.e., les versions améliorées des systèmes existants n'ont pas été prises en compte.



NSS610® (Clone du XAVER 800®)



L’original XAVER 800®



DF108® (Clone du ReTWis®)



L’original ReTWis®

Figure B.13 : clonage des systèmes de VTM.

Pays	Nombre d'entreprises	Noms des entreprises
USA	15	Time Domain, CyTerra, Raytheon, Eureka Aerospace, Hugues, Akela, TiaLinx, VAWD, SRC Inc, SALSBURG, Physical Optics Corporation, NovoQuad, darpa, dklabs, Walleye Technologies, Inc.
Chine	6	HANDEN, DAFAR International Inc, Qwonn, BIKEN, SMILE, TORON,
Russie	6	ФГУП СКБ ИРЭ РАН, MAI, KBOR, TENZOR, GOETECK, Moscow Aviation Institute
Italie	5	IDS©, SELEX, IREA, TEMPESTINI, endoacustica
Japon	4	Sakura Tech Corp, TRDI, ministère de la défence, Life Sensor Co
France	3	SATIMO, Thalès, M2C
UK	2	(cambrate) Cambridge Consultants, COSATT
Allemagne	2	PKI, GRADIENT
Inde	2	Roorkee, MELSS
Taiwan	2	DAFAR, ITRI
Suède	2	FOI, cinside
Canada	1	Sensors & Software Inc
UAE	1	ALFOROSIYA
Inde	1	MELSS
Pays Bas	1	TNO
Israël	1	Camero
R. Tchèque	1	RETiA
Irlande	1	ACUSTEK

Tableau B.1 : tableau de synthèse sur les systèmes VTM commercialisés.

9. Références

[Akela 11] AKELA, “Astir : Akela standoff through wall imaging radar”, Report, 2011.

[Beeri et al. 07] A. Beeri, D. Gazelle, M. Divald, “Through wall imaging device”, World Patent WO, 2007.

[Diot 06] J-C Diot, “Conception et réalisation d’un radar Ultra Large Bande Impulsionnel optoélectronique”, Thèse d’électronique, Université de Limoges, 2006.

[Nag et al. 03] S. Nag, M. Barnes, "A moving target detection filter for an ultra-wideband radar", Proceedings of the 2003 IEEE Radar Conference, pp. 147-153, 2003.

[Prism 14] Through Wall Radar, Thru Wall Radar, Prism 200, Online: http://www.youtube.com/watch?v=t2ehrcyAnXc, 2014.

[Retwis 08] ReTWis 4.3, Online: http://www.retwis.com/en/retwis-43.

[Taylor 12] J.D. Taylor, “Ultrawideband radar : application and design”, Taylor & Francis Inc, CRC Press Inc, pp. 445-454, 2012.

[Yarovoy 11] A.G. Yarovoy, “Ultra-Wideband Radar Imaging”, European Microwave week, 2011.

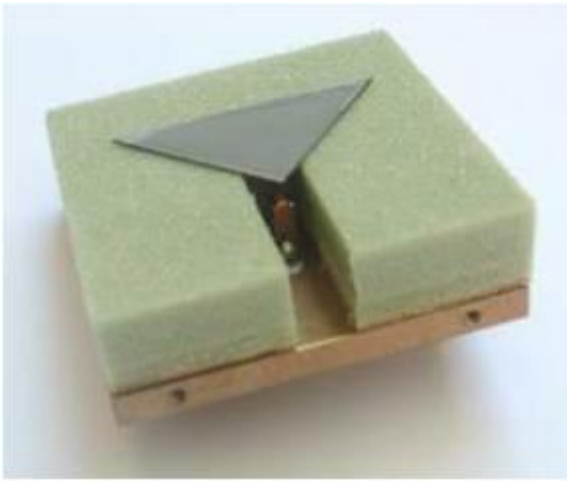
[Zhao 12] X. Zhao, “Détection et localisation de cibles derrière un mur avec un système radar ULB”, Thèse Electronique, Université de La Rochelle, 2010.

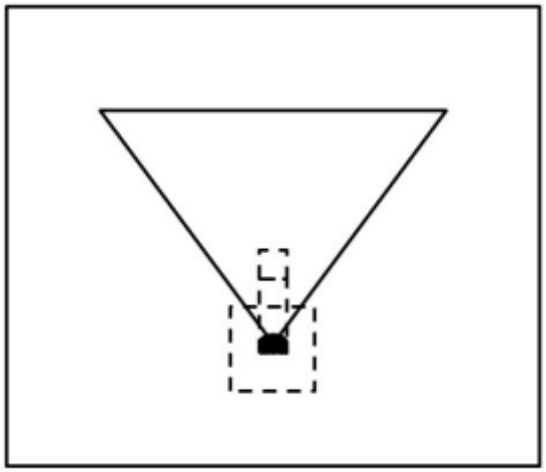
[Zhug et al. 07] X. Zhuge, T.G. Savelyev, A.G. Yarovoy, “Assessment of electromagnetic requirements for UWB through wall radar”, IEEE Electromagnetics in Advanced Applications, pp. 923-926, 2007.

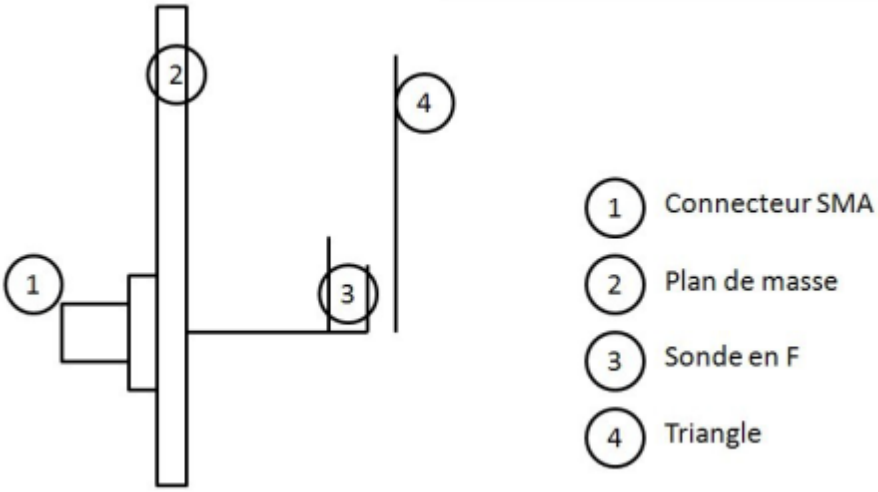
Annexe C

Caractéristiques des antennes réceptrices

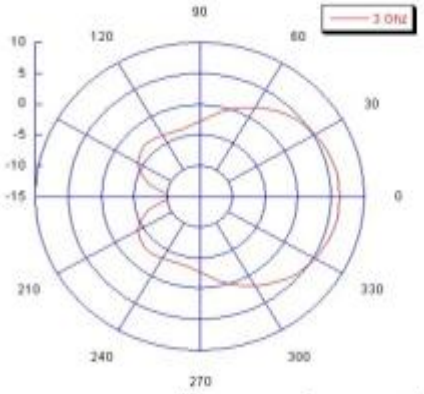
Pour le développement de notre prototype radar, les antennes réceptrices utilisées ont été dimensionnées au laboratoire COMELEC de Télécom Paristech. Ces antennes tridimensionnelles, appelées « antenne sonde en F + triangle », sont adaptées pour la bande 3 GHz - 6,2 GHz, et fournissent un gain de 7 dB à 4,6 GHz. Les diagrammes de rayonnement, simulés sous CST studio, sont donnés ci-dessous.

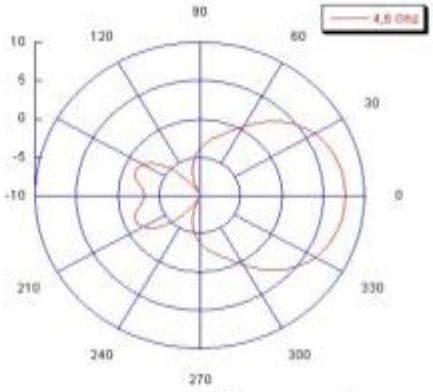


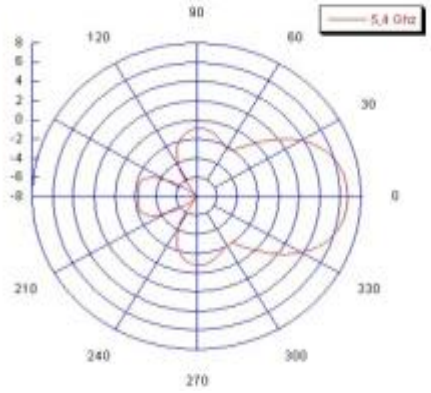


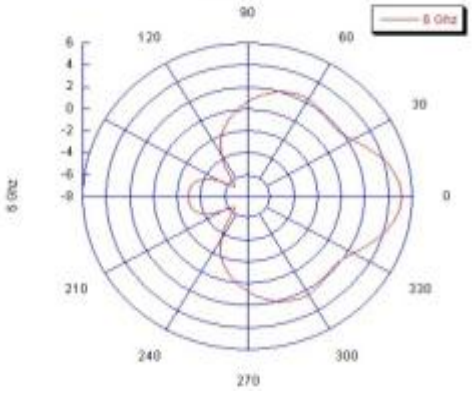


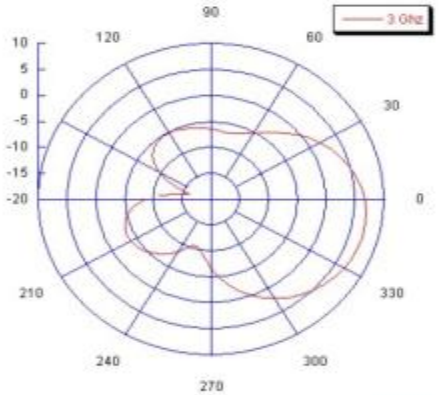
Sur le plan horizontal, les diagrammes sont symétriques et directifs avec un angle d'ouverture moyen de 90°, le gain varie de 5 dB à 7 dB en fonction des fréquences. Sur le plan vertical, on observe un dépointage des diagrammes aux fréquences basses et un manque de directivité dans le haut de la bande.

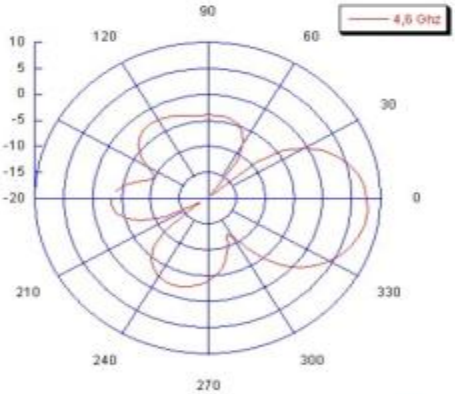

3 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10
-15

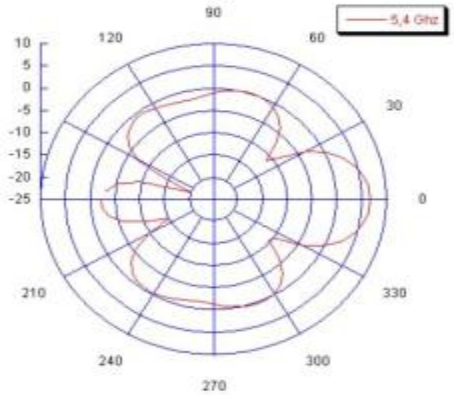

4,6 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10

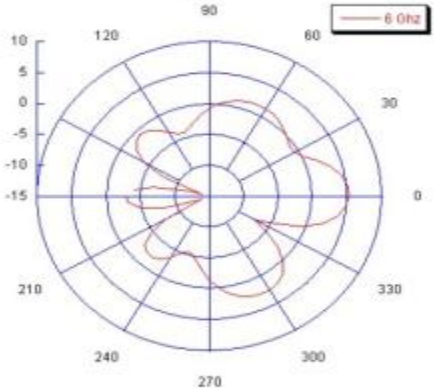

5,4 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
8
6
4
2
0
-2
-4
-6
-8


6 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
6
4
2
0
-2
-4
-6
-8
6 Ghz


3 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10
-15
-20


4,6 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10
-15
-20


5,4 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10
-15
-20
-25

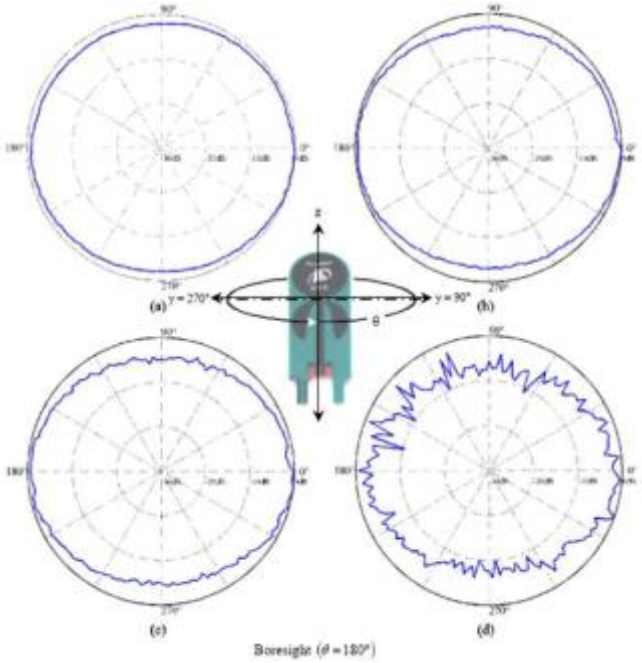

6 Ghz
90
120
60
30
0
330
300
270
240
210
10
5
0
-5
-10
-15

Annexe D

Caractéristiques des antennes émettrices

Les antennes fournies avec les modules de communication Pulson 210 sont des antennes omnidirectionnelles de gain moyen, uniforme dans toutes les directions et à toutes les fréquences, égal à 3 dB. Ces antennes ont une impédance de 50 ohms et sont adaptées sur toute la bande de travail. Elles se nomment broadspec [5].





Liste de figures

Chapitre 1

Figure 1.1: besoin minimum exprimé dans le contexte de la VTM. 14
Figure 1.2 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Zetik et al. 06]. 17
Figure 1.3 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Afantas 09]. 18
Figure 1.4 : détection de la structure fixe d'un immeuble [Afantas 09]. 18
Figure 1.5 : résultats obtenus avec la CTI présentée dans [Kocur et al. 10]. 19
Figure 1.6 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Maaref 09]. 22
Figure 1.7 : chaîne de traitement de l'information dans Debes [Debes 10]. 22
Figure 1.8 : Résultats obtenus par la CTI présentée dans [Peabody et al. 12].. 23
Figure 1.9 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Liebe 10]. 26
Figure 1.10 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Zhao 12]. 26
Figure 1.11 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Wu et al. 12]. 27
Figure 1.12 : résultats obtenus par la CTI présentée dans [Tan et al. 12]. 27
Figure 1.13 : schéma synoptique synthétisant le fonctionnement d'une chaîne de traitement de l'information classique. 30
Figure 1.14 : configuration du processus de vision à travers les murs. 33
Figure 1.15 : schéma bloc modélisant les différentes composantes des signaux ULB. 34
Figure 1.16 : phénomènes rencontrés lors de la propagation à travers les murs. 36
Figure 1.17 : représentation temporelle d'un signal ULB au niveau de l'acquisition. 38
Figure 1.18 : débruitage par moyennage pour un nombre de séquences moyennées différent.. 40
Figure 1.19 : performance du débruitage par moyennage d'acquisitions en fonction du nombre de séquences moyennées. 41
Figure 1.20 : synchronisation du signal acquis en utilisant le couplage direct. 42
Figure 1.21 : détection d'enveloppe par la transformée d'Hilbert. 44
Figure 1.22 : effet du mur sur la localisation des cibles derrière un mur en Placoplatre. 47
Figure 1.23 : modèle géométrique de la propagation des ondes ULB à travers les murs. 48
Figure 1.24 : matrice temps pour un mur de 25cm en Placoplatre.. 50
Figure 1.25 : projections elliptiques dans une configuration multistatique. 52
Figure 1.26 : schéma représentatif de la méthode conventionnelle de la rétroprojection. 54
Figure 1.27 : image rétroprojectée simulée de deux cibles dernière un mur de Placoplatre. 55
Figure 1.28 : Image rétroprojectée simulée avec cross-corrélation de deux cibles dernière un mur de Placoplatre. 56
Figure 1.29 : image rétroprojectée bicross-corrélée simulée de deux cibles dernière un mur de Placoplatre.. 57
Figure 1.30 : modèle de propagation adopté et notations utilisées par l'algorithme de trilatération. 59
Figure 1.31 : méthode d'association des échos pour la localisation multicibles par trilatération. 61
Figure 1.32 : les différentes étapes de traitement, et résultats associés de la méthode d'imagerie radar proposée en simulation et expérimentalement. 64

Chapitre 2

Figure 2.1 : disciplines scientifiques impliquées dans la mise en œuvre de la chaîne de traitement de l'information proposée. 72
Figure 2.2 : schéma synoptique de la chaîne de traitement de l'information proposée. 74
Figure 2.3 : architecture du traitement CA-CFAR.. 76
Figure 2.4 : configuration des signatures des cibles dans une image rétroprojectée. 77
Figure 2.5 : visualisation 3D d'une image radar après rétroprojection. 80
Figure 2.6 : création du masque CFAR directionnel.. 80
Figure 2.7 : les deux systèmes de direction dans le masque CFAR directionnel. 82
Figure 2.8 : estimation de l'orientation des signatures des cibles. 83
Figure 2.9 : problème des bords lors du balayage du masque CFAR 84
Figure 2.10 : résultats obtenus de l'algorithme de CFAR modifié. 85
Figure 2.11 : diagramme fonctionnel de la méthode de séparation des objets statiques/dynamiques 89
Figure 2.12 : segmentation des cibles mobiles (simulation). 91
Figure 2.13 : segmentation des cibles mobiles (données réelles) 91
Figure 2.14 : principe de la détection de la structure d'une scène en utilisant un système radar ULB 92
Figure 2.15 : la transformée de Radon. 94
Figure 2.16 : schéma synoptique de la méthode de détection de structures fixes 94
Figure 2.17 : détection des structures fixes dans le flux statique (simulation). 95
Figure 2.18 : détection des structures fixes dans le flux statique (données réelles). 96
Figure 2.19 : problème des murs fantômes (simulation). 97
Figure 2.20 : détection des structures en profondeur (en simulation). 97
Figure 2.21 : objectif de la chaîne de traitement de l'information bouclée par le suivi. 97
Figure 2.22 : rendu 3D d'une scène issu d'une rétroprojection 3D en simulation. 100
Figure 2.23 : schéma synoptique du processus de rendu 3D de la scène 101

Chapitre 3

Figure 3.1 : étapes pour réaliser un suivi multicible. 107
Figure 3.2 : exemples de cas de figures rencontrés lors de l'association des données.. 110
Figure 3.3 : exemple d'un scénario avec trois trajectoires effectives 112
Figure 3.4 : représentation arborescente des hypothèses possibles de la Figure 3.4.. 112
Figure 3.5 : les hypothèses les plus probables pour la situation de la Figure 3.3 113
Figure 3.6 : schéma synoptique d'un suivi utilisant une méthode monohypothèse d'association. 115
Figure 3.7 : schéma synoptique d'un suivi utilisant une méthode d'association multihypothèse. 117
Figure 3.8 : suivi et génération simultanés des filtres EKF pour quatre cibles (simulation). 121
Figure 3.9 : problème d'association de données en utilisant les filtres EKF et la méthode NN. 122
Figure 3.10 : représentation des deux points de vue pour le calcul des critères d'association. 123
Figure 3.11 : représentations matricielle des évaluations des critères d'association. 125
Figure 3.12 : illustration de la détermination des matrices de critères. 126
Figure 3.13 : Illustration de la détermination des trois matrices globale de critères 127

Figure 3.14 : le calcul de la matrice d'association globale et la prise de décision. 127
Figure 3.15 : la gestion de l'intersection de deux cibles avec l'algorithme de suivi monohypothèse proposé. 129
Figure 3.16 : suivi monohypothèse d'une cible 131
Figure 3.17 : schéma bloc de la méthode de suivi TO-MHT mise en place 134
Figure 3.18 : exemple utilisé pour illustrer l'implémentation du suivi MHT adopté.. 135
Figure 3.19 : construction des arbres de trajectoires potentielles à partir du cas présenté sur la Figure 3.18 136
Figure 3.20 : suivi MHT d'une cible 141
Figure 3.21 : suivi MHT de trois cibles avec croisement 142
Figure 3.22 : trajectoire de la cible pour le scénario réel 143
Figure 3.23 : suivi MHT d'une cible. 144

Chapitre 4

Figure 4.1 : schéma bloc du simulateur de radar de vision à travers les murs. 151
Figure 4.2 : exemple de génération d'un signal en simulation temporelle 155
Figure 4.3 : exemple d'un signal généré en simulation fréquentielle. 156
Figure 4.4 : interface graphique du logiciel de simulation temporelle. 158
Figure 4.5 : photographie du système radar prototype développé et ses composants. 162
Figure 4.6 : schéma synoptique de l'architecture du système radar. 162
Figure 4.7 : caractérisation de l'émission.. 163
Figure 4.8 : utilisation des switchs pour augmenter le nombre de récepteurs.. 165
Figure 4.9 : configurations radar et la convention sur la nomination des antennes réceptrices. 165
Figure 4.10 : synchronisation émission-réception utilisant un diviseur de puissance 167
Figure 4.11 : synchronisation émission-réception utilisant une antenne de synchronisation. 167
Figure 4.12 : photographie du prototype de radar FMCW de l'ONERA. 168
Figure 4.13 : photographie de la scène réelle avec différent type de cibles 169
Figure 4.14 : mur BA13 utilisé pour les expérimentations réelles du radar pulsé. 169
Figure 4.15 : exemple d'imagerie radar simulée à travers le mur.. 171
Figure 4.16 : images obtenues avec les deux radars imageurs.. 172
Figure 4.17 : dégradation de la qualité de l'image obtenue suivant le SNR. 174
Figure 4.18 : problème de fusion des signatures des cibles en simulation 175
Figure 4.19 : Problème de multiplication des cibles fantômes en simulation 175
Figure 4.20 : persistance des problèmes de l'imagerie même après l'amélioration de l'ouverture 176
Figure 4.21 : comparaison de l'imagerie radar pulsé issue des deux configurations.. 177
Figure 4.22 : résultats de la segmentation des cibles mobiles 178
Figure 4.23 : détection CFAR possible après la segmentation des cibles mobiles du scénario Fmcw. 180
Figure 4.24 : suivi de la cible mobile du scénario St1 181
Figure 4.25 : suivi des deux cibles mobiles du scénario Sf1. 182
Figure 4.26 : suivi de la cible mobile du scénario Fmcw. 184

Liste de tableaux

Chapitre 1

Tableau 1.1 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars M-séquence. 20
Tableau 1.2 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars M-séquence..... 21
Tableau 1.3 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars à synthèse de fréquence..... 24
Tableau 1.4 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars FMCW. 25
Tableau 1.5 : tableau de synthèse de quelques chaînes de traitement de l'information pour des radars pulsés. 28
Tableau 1.6 : tableau de synthèse des points forts et faibles des chaînes de traitement de l'information des radars pulsés. 29
Tableau 1.7 : critères de classification des CTI. 30
Tableau 1.8 : tableau de synthèse sur les chaînes de traitement de radar de VTM..... 31
Tableau 1.9 : tableau de synthèse sur les prototypes VTM..... 32
Tableau 1.10 : performance du débruitage par moyennage en fonction du nombre de séquences moyennées.. 41
Tableau 1.11 : performance du filtrage multicibles de la trilatération. 61
Tableau 1.12 : mise en évidence des comportements complémentaires de la rétroprojection et de la trilatération 62
Tableau 1.13 : performance de détection de la méthode de combinaison proposée. 63

Chapitre 3

Tableau 3.1 : Evaluation de la méthode de suivi monohypothèse proposée 130
Tableau 3.2 : tableau de synthèse sur les paramètres de l'algorithme de suivi multihypothèse. 140

Chapitre 4

Tableau 4.1 : présentation des différents scénarios pour l'évaluation du simulateur. 160
Tableau 4.2: récapitulatif des caractéristiques du prototype développé. 161
Tableau 4.3 : récapitulatif des deux configurations radar considérées..... 165
Tableau 4.4: récapitulatif des caractéristiques du prototype radar FMCW de l'ONERA. 168
Tableau 4.5 : présentation des scénarios pour l'évaluation des prototypes de radar..... 170
Tableau 4.6 : contexte et paramètres d'évaluation de la chaîne de traitement de l'information développée. 170
Tableau 4.7 : paramètres principaux de l'algotithme de segmentation de cibles mobiles choisi lors des expérimentations 178

Radar ULB pour la vision à travers les murs
Mise au point d'une chaîne de traitement de l'information d'un radar imageur

Résumé :

Nous nous intéressons dans cette thèse à la vision à travers les murs (VTM) par radar ULB, avec comme objectif la mise au point d'une chaîne de traitement de l'information (CTI) complète pouvant être utilisée par différents types de radar imageur VTM. Pour ce faire, nous ne souhaitons prendre en compte le moins possible d'information *a priori*, ni sur les cibles, ni sur leur contexte environnemental. De plus, la CTI doit répondre à des critères d'adaptabilité et de modularité pour pouvoir traiter les informations issues de deux types de radar, notamment, le pulsé et le FMCW, développés dans deux projets dans lesquels s'inscrivent les travaux de cette thèse.
L'imagerie radar est un point important dans ce contexte, nous l'abordons par la combinaison des algorithmes de rétroprojection et trilatération, et montrons l'amélioration apportée avec l'utilisation d'un détecteur TFAC prenant en compte la forme des signatures des cibles.
La mise au point de la CTI est notre principale contribution. Le flux d'images radar obtenu est scindé en deux parties. La première séquence dynamique contient les cibles mobiles qui sont ensuite suivies par une approche multihypothèse. La seconde séquence statique contient les cibles stationnaires ainsi que les murs intérieurs qui sont détectés par une méthode s'appuyant sur la transformé de Radon.
Nous avons produit un simulateur VTM fonctionnant dans le domaine temporel et fréquentiel pour mettre au point les algorithmes de la CTI et tester leur robustesse. Plusieurs scénarios de simulation ainsi que de mesures expérimentales, montrent que la CTI construite est pertinente et robuste. Elle est ainsi validée pour les deux systèmes radar.

Mots clés : Vision à travers les murs, Radar ULB, Imagerie radar, Détection, Segmentation d'objets mobiles, Algorithme TFAC, Suivi MHT.

Through-the-wall UWB radar
Design of an information procession pipeline for an imaging radar

Summary:

This report is focused on Through-the-wall surveillance (TTS) using UWB radar, with the objective of developing a complete information processing pipeline (IPP) which can be used by different types of imaging radar. To do this, we want to take into account any *a priori* information, nor on the target, or their environmental context. In addition, the IPP must meet criteria of adaptability and modularity to process information from two types of radar, including pulsed and FMCW developed in two projects that are part of the work of this thesis.
Radar imaging is an important point in this context; we approach it by combining backprojection and trilateration algorithms and show the improvement with the use of a CFAR detector taking into account the shape of the targets signatures.
The development of the IPP is our main contribution. The flow of radar images obtained is divided into two parts. The first dynamic sequence contains moving targets are tracked by a multiple hypothesis approach. The second static sequence contains stationary targets and interior walls that are highlighted by Radon transform-bases approach.
We developed a simulator operating in time and frequency domain to design the algorithms oh the IPP and test their robustness. Several simulated scenarios and experimental measurements show that our IPP is relevant and robust. It is thus validated for both radar systems.

Keywords: Through-the-wall surveillance, UWB radar, Radar Imaging, Detection, Moving objects segmentation, CFAR algorithm, MHT tracking,

Laboratoire L3i – Informatique, Image, Interaction

Pôle Science et Technologies, Université de La Rochelle
Avenue Michel Crépeau

17042 LA ROCHELLE CEDEX 01