HAL
open science

Traitement des signaux pour la détection de mines antipersonnel

Delphine Potin

To cite this version:

Delphine Potin. Traitement des signaux pour la détection de mines antipersonnel. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Ecole Centrale de Lille, 2007. Français. NNT : . tel-00180169

HAL Id: tel-00180169

https://theses.hal.science/tel-00180169

Submitted on 17 Oct 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N^o d'ordre : 46

UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE
ECOLE CENTRALE DE LILLE

Thèse

présentée en vue
d'obtenir le titre de

Docteur de l'Ecole Centrale de Lille

Doctorat délivré par l'Ecole Centrale de Lille

Discipline : Automatique et Informatique Industrielle

par

Delphine Potin

Ingénieur ISEN

Titre de la thèse :

Traitement des signaux pour la détection de mines antipersonnel

Soutenue le 14 Mai 2007 devant la commission d'examen :

Président	M. Olivier COLOT	Professeur à l'USTL
Directeur de Thèse	M. Emmanuel DUFLOS	Professeur à l'Ecole Centrale de Lille
Directeur de Thèse	M. Philippe VANHEEGHE	Professeur à l'Ecole Centrale de Lille
Rapporteur	M. Noureddine ELLOUZE	Professeur à l'ENIT de Tunis
Rapporteur	M. Jérôme MARS	Professeur à l'INPG - ENSIEG de Grenoble
Examinateur	M. Marc LAMBERT	CR CNRS, L2S

Thèse préparée au Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal (LAGIS - UMR CNRS 8146)

Remerciements

Je tiens à remercier tout d'abord mes parents, ma soeur Caroline, mes grands parents ainsi que Thomas pour leur soutien inconditionnel dans tous les projets que j'entreprends.

*

Merci à mes directeurs de Thèse, M. Emmanuel Duflos et M. Philippe Vanheeghe, Professeurs à l'Ecole Centrale de Lille, pour la confiance et le soutien qu'ils m'ont accordé durant les quatre années de cette thèse. Le sujet de thèse proposé et la possibilité de tester mes travaux de recherche sur des données réelles ont été des éléments moteur indiscutables, les conseils qu'ils ont pu me donner concernant le choix des axes de recherche et la structure de mon mémoire ont été très précieux. Je tiens également à remercier M. Manuel Davy, Chargé de Recherche au LAGIS, pour ces conseils concernant la rédaction d'articles scientifiques et la rédaction du chapitre 3 de ma thèse.

*

Il convient de remercier également d'une part mes deux rapporteurs, Messieurs les Professeurs Noureddine Ellouze et Jêrome Mars pour le temps consacré à l'étude de ce mémoire et d'autre part, M. le Professeur Olivier Colot qui m'a fait l'honneur de présider ce jury. Je remercie également M. Marc Lambert, Chargé de Recherche au L2S, pour avoir participé à ce jury de thèse.

*

Je tiens à remercier, l'Institut Supérieur d'Electronique et du Numérique et la Fondation Norbert Ségart pour le financement de mes activités de recherche.

*

La majeur partie de mon travail de thèse s'est déroulée dans les locaux de l'ISEN. Je tiens à remercier toute l'équipe enseignante ainsi que l'ensemble du personnel de l'ISEN pour son accueil. Mes sincères salutations à toute l'équipe du département SST, Annemarie, Christelle, David, Laurent, George et Christophe. Votre soutien quotidien a été très important pour moi. Merci également à Evelyne Litton pour son aide. Je tiens à remercier également le personnel de l'Ecole Centrale de Lille pour son accueil lors de mes différentes visites.

*

Je tiens finalement à remercier vivement toutes les personnes qui ont contribué à mon équilibre personnel ces dernières années. Les amis de toujours, Charlotte, Florence et Hugues. Toute la joyeuse petite troupe de Manchester, Sophie, Gildas, François et Charles. Les amis de la promotion 43,Saly , Thierry, Anne, Vince, Thibault, Radhouan, Mika,...,. Les amis de bureau, Nima, François, Adrien et Mickaël. Les amis de La Haye, Sevda, Lieve, Sjoerd, Michal, Johanna, Patrick, Matthias et Christina. Enfin, merci aux membres de l'équipe de basket-ball féminine senior de l'USMCL, en particulier Caroline, ainsi que mes partenaires d'entraînement du Tennis Club de Lens.

Table des matières

Introduction **1**

1 Le GPR et la détection de mines antipersonnel **7**
1.1 Introduction 7
1.2 Les données GPR 8
1.3 La réduction de clutter 11
1.3.1 Réduction de clutter sur des données Ascan 11
1.3.2 Réduction de clutter sur des données Bscan 17
1.3.2.1 Approche basée sur la décomposition en valeurs singulières 18
1.3.2.2 Approche basée sur le filtrage des données Bscan 24
1.4 La détection des mines antipersonnel dans les données du GPR 33
1.4.1 Méthodes statistiques 35
1.5 Conclusion 41

2 La réduction de clutter **43**
2.1 Introduction 43
2.2 Conception d'un filtre numérique adapté aux données Bscan 43
2.2.1 Modélisation géométrique et analyse fréquentielle du clutter . . . 44
2.2.2 Modélisation et analyse fréquentielle d'une hyperbole caractérisant la réponse d'une mine antipersonnel 47
2.2.3 Synthèse du filtre RIF adapté aux données Bscan 53
2.2.3.1 Spécification du filtre dans le domaine fréquentiel 53
2.2.3.2 Réponse impulsionnelle du filtre 54
2.2.3.3 Réglage des paramètres du filtre 55
2.2.4 Simulations 57
2.2.4.1 Données synthétiques 57
2.2.4.2 Données réelles 60
2.2.5 Evaluation des performances du filtre 62
2.2.6 Résumé 64
2.3 Conception d'un filtre numérique adapté aux données Cscan 64
2.3.1 Modélisation et analyse fréquentielle du clutter 65
2.3.2 Modélisation et analyse fréquentielle de la réponse d'une mine . . 68
2.3.3 Gabarit du filtre 70
2.3.4 Réduction de clutter par un filtre numérique RIF 72
2.3.4.1 Spécification du filtre dans le domaine fréquentiel 72

2.3.4.2 Réponse impulsionnelle du filtre 73
2.3.4.3 Réglage des paramètres du filtre 73
2.3.5 Simulations 74
2.3.5.1 Données Cscan synthétiques 74
2.3.5.2 Données Cscan réelles 76
2.3.6 Evaluation des performances du filtre 78
2.3.7 Résumé 82
2.4 Conclusion 83

3 Détection de mines antipersonnel sur des données Bscan 85
3.1 Introduction 85
3.2 Cadre général de la méthode 86
3.3 Algorithme de détection de ruptures en ligne à noyau 88
3.3.1 Le contexte en ligne 88
3.3.2 Détection non paramètrique de ruptures 90
3.3.3 Apprendre une fonction de décision 90
3.3.4 L'approche SVM pour l'estimation du support de densité 91
3.3.5 Interprétation géométrique de l'approche SVM 93
3.3.5.1 Mise en forme du problème 93
3.3.5.2 Résolution du problème d'optimisation 95
3.3.6 Algorithme KCD 97
3.3.6.1 Description de l'algorithme KCD 97
3.3.6.2 Mesure de dissimilarité 97
3.3.6.3 Synthèse 100
3.4 Méthode de détection de mines antipersonnel 101
3.4.1 Etape 1 : Détection des positions horizontales 101
3.4.2 Etape 2 : Détection des temps de réponse 102
3.4.3 Réglage des paramètres 105
3.5 Simulations 106
3.5.1 Données synthétiques 106
3.5.2 Données réelles 112
3.6 Conclusion 116

4 Détection de mines antipersonnel sur des données Cscan 119
4.1 Introduction 119
4.2 Méthode de détection de mines antipersonnel 120
4.2.1 Etape 1 : Prétraitement des données Cscan 120
4.2.2 Etape 2 : Détection des disques dans la donnée Cscan obtenue à l'étape 1. 121
4.2.3 Réglage des paramètres 122
4.3 Simulations 123
4.4 Comparaison avec d'autres méthodes de prétraitement 128
4.5 Conclusion 133

5 Analyse des performances des méthodes de détection pour les données GPR 135
5.1 Introduction 135
5.2 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Bscans . . 136
5.2.1 Taux de détection du GPR pour les données Bscan 136
5.2.2 Méthode "empirique" pour l'obtention des courbes COR 139
5.2.2.1 Détection automatique des positions horizontales des mines 139
5.2.2.2 Détection automatique des réponses temporelles des mines 141
5.2.2.3 Analyse des courbes COR pour quelques scénarios . . . 143
5.3 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Cscans . 148
5.3.1 Taux de détection et de fausse alarme du GPR 148
5.3.2 Méthode pour l'obtention des courbes COR 150
5.4 Apport du GPR sur le détecteur de métal 153
5.5 Conclusion 155

Conclusion générale 157

A Les mines antipersonnel 159

B Données MACADAM 163
B.1 Caractéristiques du GPR 164
B.2 Description des mines antipersonnel 164
B.3 Description des scenarios d'essais 166

C Résultats de simulations 169

D Rappels méthodologiques 173
D.1 Décomposition en valeurs singulières 173
D.2 La transformée bilinéaire 174
D.3 La transformée de Fourier d'une ellipse 175

Liste des tableaux 177

Liste des algorithmes 179

Liste des figures 181

Bibliographie 191

Introduction

> ...les mines constituent ''l'une des formes de pollution les plus répandues, les plus mortelles et les plus vivaces'' jamais connues ...
>
> U.S. Department of State, Hidden Killers : The Global Problem with Uncleared Landmines, Washington DC, 1993.

Les mines terrestres ont été mises au point avant le vingtième siècle mais n'ont commencé à être utilisées systématiquement par de nombreux groupes et forces armées qu'à partir de la seconde guerre mondiale, notamment en raison de leur faible coût et de leur redoutable efficacité. Tout d'abord destinées à protéger les champs de mines antichars, les mines antipersonnel ont été progressivement détournées pour canaliser ou provoquer des mouvements de population. A partir des années 70, elles sont devenues des armes offensives destinées à terroriser les populations.

Dans leur version la plus simple, les mines antipersonnel sont des pièges explosifs déclenchés par les victimes elles-mêmes. Une mine est composée d'une certaine quantité d'explosif contenu dans un corps (habituellement composé de métal, de matière plastique ou de bois) et d'un mécanisme d'amorçage destiné à provoquer l'explosion. Les experts regroupent habituellement les mines antipersonnel en quatre sous-catégories selon la façon d'infliger les blessures : les mines à effet de souffle, les mines à fragmentation, les mines bondissantes et les mines à effet dirigé (voir annexe A). Au fil des évolutions techniques, les mines deviennent de plus en plus difficiles à repérer, notamment lorsqu'elles sont en matière plastique, et causent des dommages croissants. Certaines mines rudimentaires sont faciles à produire ou peuvent être fabriquées artisanalement par les combattants tandis que d'autres sont équipées de systèmes de mise à feu électronique et de capteurs. L'écart se creuse ainsi entre les *mines du pauvre* à 3 dollars U.S. et les engins les plus sophistiqués. Le coût du déminage est quant à lui nettement plus important puisqu'il faut compter environ 1000 dollars U.S. pour éliminer une mine.

Largement présentes dans les conflits internationaux aussi bien que dans les conflits internes, les mines constituent une menace permanente pour la population civile longtemps après la fin des hostilités. Personne ne sait combien de mines terrestres sont toujours en place, que ce soit à la suite de conflits, anciens ou récents. Auparavant le nombre de mines actives a été estimé à 100 millions mais ce chiffre a été très contesté et les ten-

tatives d'estimation relèvent plutôt de la spéculation. Ce qui est certain en revanche, c'est que les mines terrestres continuent de faire des victimes humaines, aussi bien durant les conflits qu'après, et surtout dans la population civile. Selon l'Organisation Non Gouvernementale Handicap International, les mines sont dispersées sur 84 états et tuent ou mutilent 15000 à 20000 nouvelles victimes par an, soit une toutes les 30 minutes, voir figure A.2. Parmi les victimes, 75% sont des civils dont 29% sont des enfants (estimation pour la période mai 2004 - mai 2005). Cependant, le risque inhérent aux mines terrestres dépasse largement le fait de tuer, mutiler et blesser des milliers de personnes chaque année. Les conséquences sociales, économiques et environnementales de ces armes perdurent et sont souvent graves. En effet, la dissémination des mines antipersonnel est très facile puisqu'elles peuvent être directement emportées par les combattants et rapidement dispersées en grand nombre. En cas de troubles internes ou de guerre civile, le contrôle des populations est considéré comme un atout stratégique majeur. Les mines sont alors fréquemment dispersées le long des ponts, des cours d'eau, des centrales électriques, sur les voies de communication, dans les ports et aéroports, dans les systèmes d'irrigation, dans les champs et les forêts, les villes et les villages ([Dem97]). Ainsi, l'emploi de mines antipersonnel à grande échelle force les populations rurales à se réfugier soit dans des terres de faible rendement qui se dégradent de plus en plus, soit dans les villes, aggravant ainsi les phénomènes de surpopulation, de chômage et autres problèmes urbains, voir [Mas04].

Pour faire face à ce fléau planétaire, la lutte antimines s'est mise en place depuis la fin des années 80. D'après la définition actuelle donnée par les Nations Unies, la lutte antimines se rapporte aux "activités visant à réduire l'impact social, économique et environnemental des mines et des engins non explosés". Elle comprend cinq composantes essentielles : l'éducation au danger des mines, le déminage humanitaire, l'assistance aux victimes, incluant réhabilitation et réintégration, la destruction des stocks et le plaidoyer contre l'emploi des mines antipersonnel. Aujourd'hui, signé par 152 états, la Convention sur l'interdiction des mines antipersonnel, aussi appelée Traité d'Ottawa, s'impose progressivement, bien que de grandes puissances comme les États-Unis, la Chine et la Russie, ne l'aient pas encore signé. Aux termes de la Convention, les Etats parties s'engagent à ne jamais utiliser, ni mettre au point, produire, stocker ou transférer à quiconque des mines antipersonnel, à détruire les stocks existants, à déminer les zones concernées, enfin à porter assistance aux victimes.

Dans ce mémoire, l'attention se porte sur le déminage humanitaire et en particulier sur la détection et la localisation des mines antipersonnel. Le déminage a pour but l'identification et l'enlèvement ou la destruction de toutes les mines et engins non explosés dans une zone bien limitée et jusqu'à une certaine profondeur. Réalisé dans un contexte de guerre pour servir une action offensive, le déminage militaire vise exclusivement à ouvrir une brèche ou un itinéraire dans un champ de mines, afin d'atteindre un objectif ou de permettre le passage d'une unité de combat ou logistique. Ce type de déminage nécessite une extrême rapidité et ne constitue donc qu'une dépollution limitée. Le déminage humanitaire, en revanche, est plus difficile et dangereux, car il nécessite l'élimination complète de toutes les mines et le retour du terrain déminé à l'usage normal.

Aujourd'hui, le déminage humanitaire s'effectue principalement à l'aide de détecteurs portables et/ou de chiens renifleurs ([Mas04]). La technique de détection la plus courante consiste à envoyer une forme d'énergie en direction de la mine et à mesurer l'onde de retour (à l'aide d'une sonde, de courants de Foucault, d'un radar à pénétration de sol, de rayons infrarouges ou de la résonance nucléaire, etc.) ou en pressentant tout changement qui aurait pu se produire dans l'environnement naturel immédiat de la mine (perturbation d'un champ magnétique, perturbation de l'aspect du terrain, détection de vapeurs explosives émanant de la mine et de son contenu). Les détecteurs de métaux demeurent le type de détecteur le plus employé. Ils trouvent les objets contenant du métal en utilisant un champ électromagnétique variable pour induire dans ces objets des courants de Foucault qui, à leur tour, produisent un champ magnétique détectable. Si les mines anciennes contiennent des éléments métalliques (par exemple des percuteurs), leurs équivalents modernes n'en contiennent que peu ou pas. En augmentant la sensibilité du détecteur pour trouver de plus faibles quantités de métal, on le rend aussi très sensible aux fragments métalliques souvent présents dans les zones où l'on peut trouver des mines. Ceci se traduit par une augmentation du nombre des fausses alarmes. Le radar à pénétration de sol, capable de détecter les matières plastiques ou les objets ne contenant aucun métal semble être le plus apte sur le terrain pour la détection des mines antipersonnel dont le contenu métallique est faible ou inexistant. Utilisé conjointement avec un détecteur de métaux, il contribue à abaisser considérablement le nombre de fausses alarmes ([Mas04]). En outre, les détecteurs de métaux, radars à pénétration de sol, aussi perfectionnés soient-ils, ne peuvent que détecter des anomalies dans le sol ; ils ne renseignent pas sur la présence ou non d'un agent explosif. L'une des principales difficultés du déminage humanitaire consiste à opérer une distinction entre un objet factice et une mine. Identifier et enlever un objet inoffensif est long et coûteux. Les chiens, qui ont un sens olfactif très développé, peuvent être formés pour détecter des explosifs en quantités infimes. Cette technique nécessite cependant une longue formation des chiens et de leurs maîtres ; de plus, en raison de la durée limitée de l'attention du chien, il est difficile de mener des opérations prolongées. La possibilité d'utiliser des rats et des insectes, comme les mouches et les abeilles, pour détecter les explosifs a récemment été étudiée. Des renifleurs chimiques électroniques imitant les sens naturels du chien peuvent également être utilisés. Cependant, les champs de mines, sont souvent saturés de vapeurs d'explosifs détonés qui limitent l'application des techniques de reniflage à la détection de mines.

La complexité des objets à détecter ainsi que celle de l'environnement amènent à mettre au point des systèmes de détection multicapteurs. En effet, à l'heure actuelle, aucun capteur n'est capable seul, de performances lui permettant d'atteindre les objectifs fixés par les experts. Seule la combinaison de plusieurs techniques de mesure est à même de résoudre le problème de la localisation et de l'identification des mines. Les performances des systèmes de détection multicapteurs dépendent bien évidemment de la richesse des informations fournies par les différents capteurs puisque ces informations sont les entrées du système de fusion. Il est donc nécessaire de mener, pour chaque capteur, une étude dont le but est d'extraire une information la plus riche possible à partir des signaux bruts mesurés par les différents capteurs.

Dans ce mémoire, l'activité de recherche est focalisée sur le radar à pénétration de sol encore appelé GPR (Ground Penetrating Radar). L'objectif à atteindre est le développement de nouvelles techniques de traitement du signal pour la détection et la localisation des mines antipersonnel dans les données enregistrées par un GPR. Les méthodes développées seront testées sur des données réelles de la campagne de mesure MACADAM financée par la communauté européenne. Ce mémoire est organisé de la façon suivante :

Le premier chapitre s'attache à étudier la problématique de la détection de mines antipersonnel par un GPR. La nécessité d'une étape de prétraitement des données GPR, visant à réduire le clutter est mise en évidence. Le clutter est un ensemble de phénomènes indésirables, principalement constitué de la réponse de l'interface air-sol, des réflexions multiples entre l'antenne et le sol auxquelles s'ajoutent l'ensemble des bruits de mesure et le couplage entre les antennes du radar. Plusieurs techniques de réduction de clutter, utilisant différentes approches de traitement du signal, sont présentées en fonction du type de données GPR considéré. Quelques méthodes de détection de mines antipersonnel sont également décrites.

Le chapitre 2 présente deux filtres numériques conçus pour réduire le clutter respectivement dans les données de type Bscan et Cscan fournies par le GPR. Les données de type Bscan et Cscan représentent respectivement des images de tranches verticales et horizontales du sous sol. La conception de ces filtres nécessite au préalable une modélisation géométrique du clutter et d'une signature de mine pour chacune de ces données. Ensuite, pour chaque type de donnée, une analyse spectrale permet de définir le gabarit du filtre idéal pour la réduction du clutter. Une méthode est alors mise en place pour régler automatiquement les paramètres de ces deux filtres. Des données synthétiques et réelles sont utilisées pour évaluer les performances de ces filtres pour la réduction de clutter. Une comparaison avec d'autres méthodes de filtrage pour ces deux types de données est également réalisée.

Le troisième chapitre présente une nouvelle méthode de détection de mines antipersonnel, basée sur la détection de ruptures, pour localiser automatiquement les réponses des mines antipersonnel sur des données Bscan. Dans un premier temps, un algorithme de détection de ruptures en ligne, est introduit. Ensuite, une méthode de détection de mines antipersonnel est présentée dans son ensemble. Des données Bscan synthétiques et réelles sont utilisées pour tester l'efficacité de la méthode proposée pour détecter et localiser les mines.

Le chapitre 4 présente une technique de détection de mines antipersonnel afin de localiser automatiquement les mines antipersonnel sur des données Cscan. Une nouvelle étape de prétraitement des données Cscan, basée sur le filtre numérique conçu au chapitre 2, est présentée. Ensuite, une technique de détection basée sur l'extraction, le filtrage morphologique et l'association de contours fermés, issue de [Per04], est utilisée. La méthode est testée sur un ensemble de données Cscan réelles. Les performances de la méthode sont évaluées en calculant les taux de détection et de fausses alarmes.

Enfin, le cinquième chapitre a pour objectif de tester les méthodes de détection proposées dans ce mémoire pour les données Bscan et Cscan sur un ensemble de données réelles issues de différents scénarios de mesure. Les performances des méthodes de détection sont évaluées par le calcul de probabilité de détection et de fausses alarmes.

Chapitre 1

Le GPR et la détection de mines antipersonnel

1.1 Introduction

Depuis le début des années 70, le radar à pénétration de sol, plus communément appelé GPR (Ground Penetrating Radar), est utilisé pour l'exploration du sous-sol dans de nombreux domaines d'applications tels que la prospection pétrolière (localisation de gisements), la géologie (étude de la stratification du sous-sol), le génie civil (localisation de conduites ou de structures enterrées), la glaciologie et l'archéologie. Le GPR est également utilisé depuis quelques années pour la détection de mines antipersonnel, notamment pour celles de faible contenu métallique, difficilement détectable par un détecteur de métal.

L'analyse des signaux GPR doit permettre de détecter les réponses des différents objets enfouis dans le sol. Cependant, un ensemble de phénomènes indésirables, dénommé clutter, affecte les données enregistrées par ce capteur et rend la détection des objets difficile. Le clutter est principalement constitué de la réponse de l'interface air-sol, des réflexions multiples entre l'antenne et le sol auxquelles s'ajoutent l'ensemble des bruits de mesure et le couplage entre les antennes du radar. Le phénomène prédominant est le changement brutal de permittivité diélectrique au niveau de l'interface air-sol, résultant en une forte réflexion de l'onde électromagnétique émise par le GPR. Les mines antipersonnel sont souvent posées, affleurantes ou enterrées à très faibles profondeurs (1-5 cm). Leur contenu métallique étant faible, l'énergie de la réponse de l'interface air-sol est donc souvent bien plus élevée que l'énergie réfléchie par tout objet de ce type. Par conséquent, les réponses des mines sont souvent difficilement discernables voire complètement noyées dans la réponse de l'interface air-sol, ce qui résulte en un faible rapport signal sur clutter et empêche toute détection [dMG00]. Le terme signal est utilisé dans se chapitre pour désigner la réponse d'un objet enfoui. Une étape complexe de prétraitement des données GPR, dénommée réduction de clutter, s'avère indispensable pour détecter de manière

efficace les mines antipersonnel. Celle-ci doit permettre d'augmenter significativement le rapport signal sur clutter des objets qu'il faut détecter. De nombreuses méthodes de détection, basées sur différentes approches de traitement du signal, peuvent ensuite être utilisées pour détecter automatiquement les réponses des mines dans les données GPR.

Ce chapitre a pour objectif de présenter les principales approches pour la réduction de clutter et la détection des mines antipersonnel. La section 1.2 présente le principe de fonctionnement du GPR et les différents types de données fournies par un tel radar. La réduction de clutter est ensuite abordée dans la section 1.3 en fonction du type de données GPR considéré. Une analyse des principales méthodes de réduction de clutter existantes est réalisée. Enfin, la section 1.4 a pour objectif de présenter quelques unes des techniques les plus fréquemment utilisées pour la détection de mines antipersonnel.

1.2 Les données GPR

La plupart des GPR du commerce, opèrent selon le principe du radar à impulsion. Une impulsion électrique est appliquée à l'antenne émettrice. L'antenne génère alors un court pulse électromagnétique qui se propage dans le sol et est réfléchi par les éléments présentant une différence de permittivité diélectrique avec le milieu de propagation. L'onde réfléchie est alors captée par l'antenne réceptrice. La durée d'un aller-retour de l'onde est directement liée à la distance antennes-réflecteur. Le GPR est capable de détecter les matières plastiques ou les objets ne contenant aucun métal. Pour cela, le contraste de permittivité diélectrique entre le sol et les objets à détecter doit être suffisamment grand. Cependant, l'humidité ou la nature du sol peuvent affecter les performances des GPRs, et même parfois provoquer de fausses alarmes, voir [Dan04].

La fréquence centrale du spectre du pulse et la bande passante doivent être compatibles avec les propriétés d'absorption du milieu de propagation, le sol en l'occurence, pour atteindre la profondeur de détection souhaitée. Ainsi, les fréquences vont généralement de quelques 10 MHz jusqu'à quelques GHz tout au plus. Les longeurs d'ondes courtes pénètrent difficilement (quelques 10 cm), mais permettent d'atteindre la résolution nécessaire pour la détection de petits objets comme les mines. Ainsi, la gamme spectrale couverte par les GPR destinés à la détection de mines est généralement de l'ordre de 1 à 5 GHz, voir [Aa01]. Les caractéristiques techniques du GPR et son principe de fonctionnement sont détaillés de manière précise dans les références [PDY94], [DA89], et [Dan04].

Le GPR permet d'obtenir trois types de données, généralement dénommées Ascan, Bscan et Cscan. Ces données sont représentées schématiquement sur la figure 1.1.

Une donnée Ascan est une fonction temporelle qui représente la réponse au pulse émis par le GPR, à une position donnée. Une donnée Ascan réelle enregistrée au dessus d'une mine antipersonnel est représentée sur la figure 1.2.

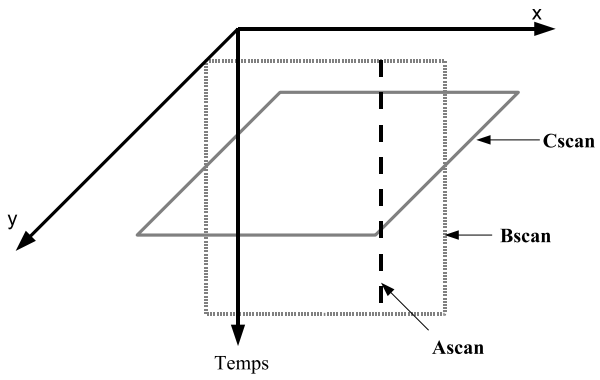

FIG. 1.1: Représentation schématique des données Ascan, Bscan et Cscan.

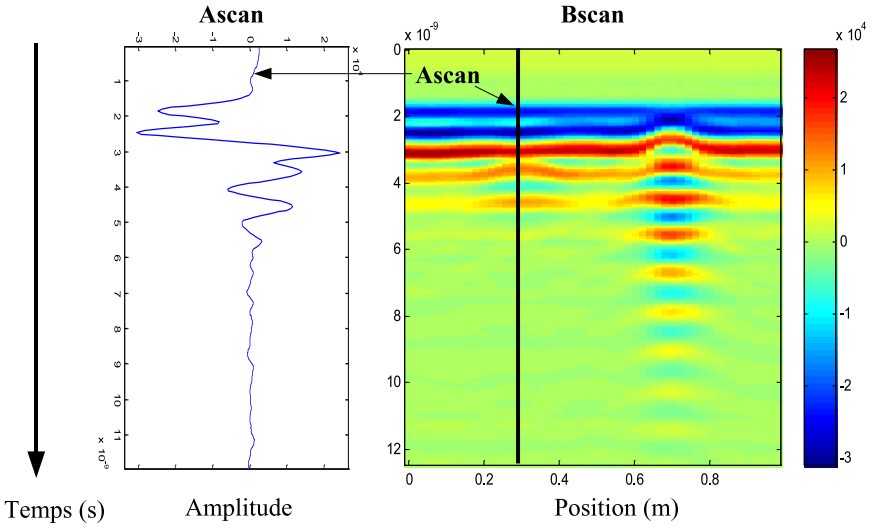

FIG. 1.2: Données Ascan et Bscan réelles enregistrées par un GPR.

Une donnée Bscan peut être interprétée comme une image d'une tranche verticale du sous-sol. Elle est obtenue par la concaténation d'une série de données Ascan enregistrées par un GPR se déplaçant suivant une ligne de mesure et à une hauteur constante au dessus du sol. Une donnée Bscan réelle, contenant les réponses de deux mines antipersonnel, est représentée sur la figure 1.2. Les réponses des objets présents dans le sol sont représentées sur des Bscans par des hyperboles. Ceci s'explique par le fait qu'un point réflecteur localisé sous la surface du sol peut être détecté à différentes positions du radar du fait de la non-directivité parfaite des antennes du GPR. Ceci est illustré par les figures 1.3 et 1.4 issues de [DA89].

Une donnée Cscan est une image d'une tranche horizontale du sous-sol. Pour obtenir une telle donnée, il est nécessaire de sonder une aire complète de terrain. Une donnée Cscan réelle enregistrée au dessus d'une aire de terrain dans laquelle des mines antiper-

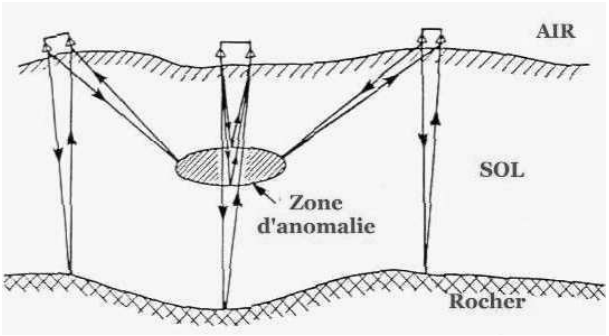

FIG. 1.3: Illustration d'une série de mesure réalisée par un GPR. Cette figure est issue de [DA89].

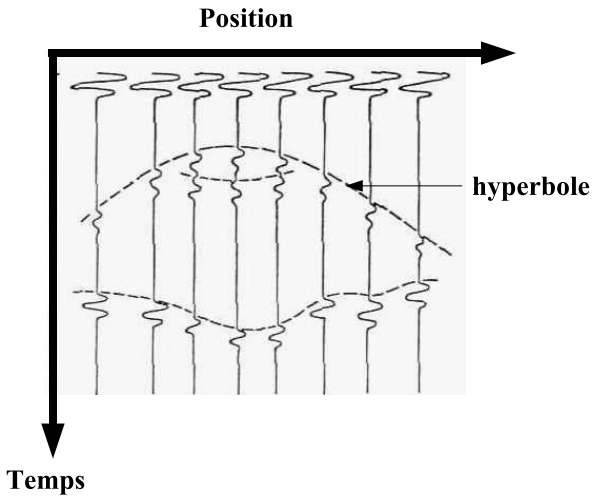

FIG. 1.4: Données Ascan enregistrées par un GPR au dessus du scénario représenté sur la figure 1.3. Cette figure est issue de [DA89].

---

sonnel ont été enfouies, est représentée sur la figure 1.5. Les réponses des mines sont représentées par des ellipses du fait de la non-directivité parfaite des antennes du GPR.

Les données réelles présentées dans cette section sont issues de la campagne de mesure MACADAM, présentée dans l'annexe B. La section suivante a pour objectif de présenter les principales méthodes de réduction de clutter pour les données Ascan et Bscan.

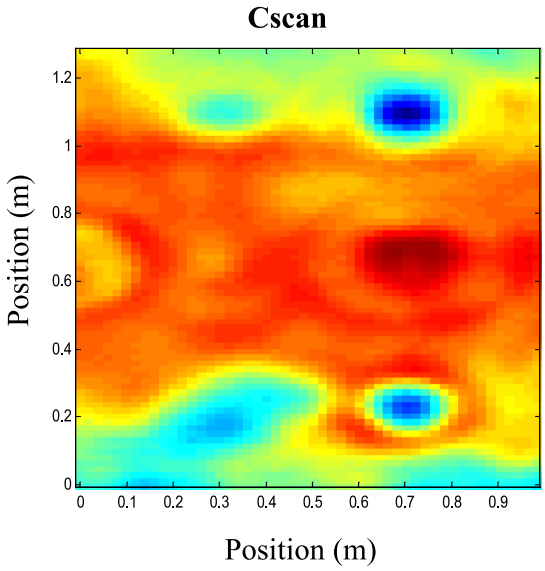

FIG. 1.5: Donnée Cscan réelle enregistrée par un GPR.

1.3 La réduction de clutter

1.3.1 Réduction de clutter sur des données Ascan

Sur des données de type Ascan, le clutter est caractérisé par des oscillations de large amplitude situées aux premiers instants de la réponse. Un Ascan réel enregistré par un GPR au dessus d'une terre homogène est représenté figure 1.6. On entend par homogène l'absence de racines, cailloux, tout objet autre que des mines. Le premier pic de la réponse est causé par le couplage entre les antennes du GPR. En effet, la distance entre les antennes émettrice et réceptrice étant de quelques centimètres, l'antenne réceptrice enregistre le pulse émis. Le second pic provient de la réflexion du pulse électromagnétique émis par le GPR sur l'interface air-sol, engendrée par la différence de permittivité diélectrique relative entre les deux milieux. Les autres pics enregistrés proviennent des réflexions multiples entre les antennes du radar et le sol. Un Ascan réel enregistré au dessus d'une mine de type MAUS1, enfouie à 5 cm, est représenté figure 1.7. On peut voir que la présence d'une mine enfouie à une faible profondeur modifie le début de la réponse enregistrée par le radar, y compris celle du clutter. L'amplitude de la réponse de la mine étant plus faible que celle de l'interface air-sol, elle est difficilement détectable. La réduction de clutter doit permettre d'augmenter le rapport signal sur clutter de l'objet que l'on cherche à détecter.

De nombreuses méthodes de réduction de clutter peuvent être trouvées dans la littérature. L'approche la plus simple, appelée "Early time gating", consiste à éliminer du signal la partie obtenue pour des instants inférieurs à un seuil temporel T_s [dMG00].

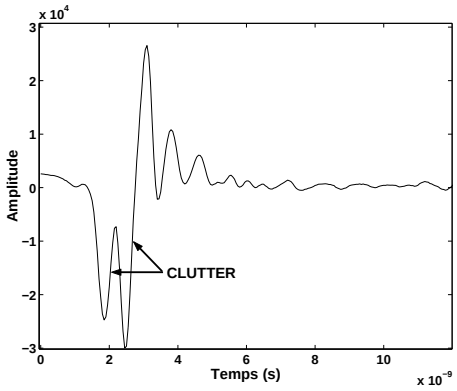

FIG. 1.6: Donnée Ascan réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène

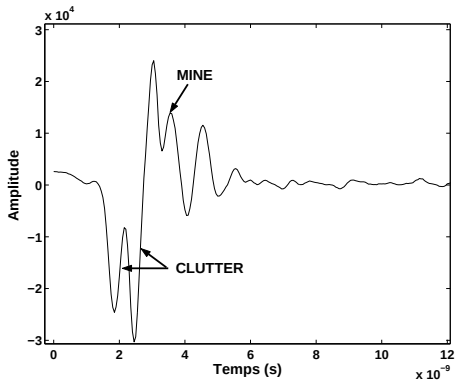

FIG. 1.7: Donnée Ascan réelle enregistrée au dessus d'une mine MAUS1 enfouie à 5cm

- **Early time gating**

Après un seuil temporel T_s, à déterminer, les composantes principales du clutter ne sont plus considérées comme des composantes prédominantes de la réponse totale (On fait référence ici aux couplages des antennes et à la réponse de l'interface air-sol.). Seuls les instants temporels des Ascans supérieurs à T_s sont conservés. D'un point de vue traitement du signal, ceci est équivalent à fenêtrer le signal dans le domaine temporel et par conséquent à filtrer le spectre puisque l'opération de convolution est réalisée dans le domaine fréquentiel.

Cette technique est limitée par le choix du seuil temporel T_s, en raison de la rugosité du sol. De plus la réponse en provenance d'une cible enfouie peu profondément et qui se situerait dans l'intervalle de temps supprimé est éliminée. La figure 1.8 montre la difficulté du choix de T_s. Deux Ascans enregistrés respectivement au dessus d'une mine AUPS enfouie à 10 cm et au dessus d'une mine MAUS1 posée sur le même sol sont représentés. Si l'on choisit le seuil T_s de la mine MAUS1 pour la réduction de clutter, le clutter ne sera pas suffisamment réduit pour le Ascan contenant la réponse de la mine AUPS. Si l'on choisit le seuil T_s de la mine AUPS, une partie de la réponse de la mine MAUS1 sera éliminée. Cette technique n'est donc pas adaptée à la détection d'objets enfouis à de faibles profondeurs.

Une autre technique consiste à modéliser les pics de l'Ascan provenant de la réponse de l'interface air-sol et du couplage des antennes et à les soustraire ensuite des mesures. Il existe différentes méthodes basées sur ce principe, selon l'approche choisie pour modéliser le clutter.

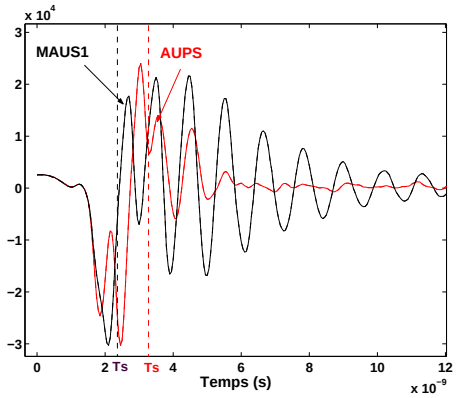

FIG. 1.8: Choix du seuil T_s pour deux Ascans provenant d'un même Bscan.

- **Approche basée sur la modélisation du clutter par une combinaison linéaire d'exponentielles complexes**

Les diverses contributions du clutter intervenant au début de la réponse (avant réflexion sur un objet enfoui), pour des instants $t < T_s$, sont modélisées par une combinaison linéaire d'exponentielles complexes. Soit $x(n)$ le vecteur contenant les N échantillons du clutter à modéliser. Le modèle utilisé est le modèle paramétrique suivant [Mar87] :

$$x(n) = \sum_{k=1}^{p} h_k \exp((\alpha_k + j2\pi f_k)(n-1)T), \quad n = 1...N \tag{1.1}$$

avec p le nombre de modes. α_k, f_k et h_k sont respectivement le facteur d'amortissement, la fréquence de résonance et l'amplitude complexe associés au mode k. Les paramètres du modèle, respectivement α_k, f_k et h_k, sont estimés par la méthode de Prony ([CCC97], [CP97], [Mar87]). Cette méthode permet de modéliser un signal par un modèle déterministe exponentiel tel que celui décrit par la relation (1.1). La méthode de Prony transforme la non linéarité du modèle exponentiel en une factorisation polynomiale. Elle peut être décomposée en trois étapes principales [Mar87]. La première étape consiste à déterminer les coefficients d'une prédiction linéaire. La seconde, permet d'estimer les coefficients d'amortissement et les fréquences de chacun des termes exponentiels, à partir des racines du polynôme formé à partir des coefficients de la prédiction linéaire. Enfin, la troisième étape permet d'obtenir les amplitudes complexes de chaque mode grâce à la résolution d'un ensemble d'équations linéaires. Le principal problème de la méthode Prony est sa grande sensibilité au bruit c'est pourquoi une autre méthode, dénommée "Total Least Square-Prony "(TLS-prony), moins sensible au bruit est également utilisée pour l'estimation des paramètres inconnus α_k, f_k et h_k ([GVdMC98], [RY87]). La partie du clutter ainsi estimée est ensuite soustraite de l'Ascan à prétraiter.

Cette méthode est appliquée sur l'Ascan de la figure 1.9. Cet Ascan contient l'enregistrement d'une mine de type MAUS1 enfouie à 5 cm du sol. On modélise la partie

du signal pour les instants $t < T_s$ à l'aide du modèle paramétrique décrit ci-dessus. La méthode de TLS-prony est utilisée pour estimer les paramètres du modèle. Le nombre de modes p est choisi de sorte que l'erreur d'estimation soit faible, pour notre exemple $p = 32$. Le clutter mesuré et le clutter modélisé sont représentés figure 1.10. Le modèle du clutter est bien représentatif des mesures, l'erreur d'estimation étant très faible, voir figure 1.11. L'Ascan après soustraction du clutter modélisé est donné figure 1.12. Les pics provenant du couplage des antennes et de la réponse de l'interface air-sol ont bien été éliminés.

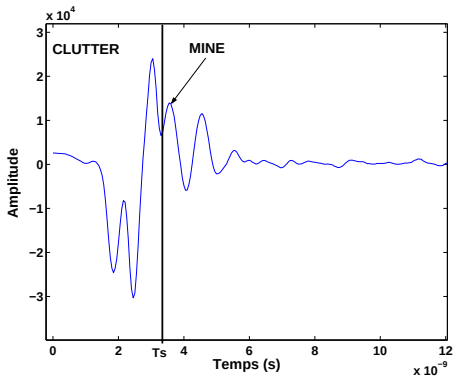

FIG. 1.9: Donnée Ascan réelle de la figure 1.7

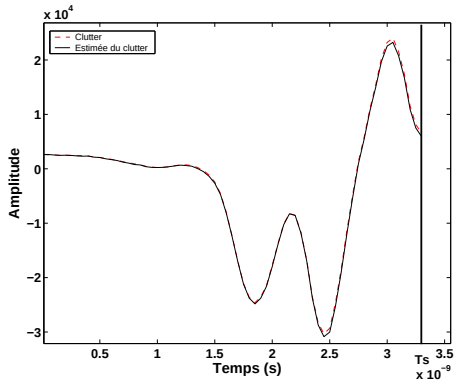

FIG. 1.10: Clutter et modèle du clutter de l'Ascan figure 1.9

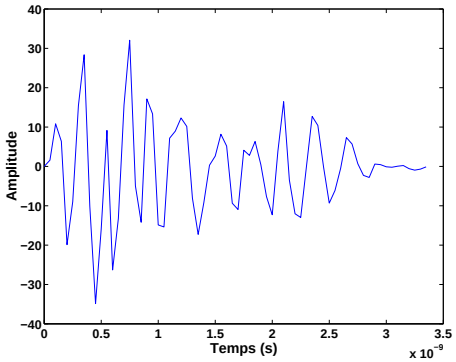

FIG. 1.11: Erreur d'estimation

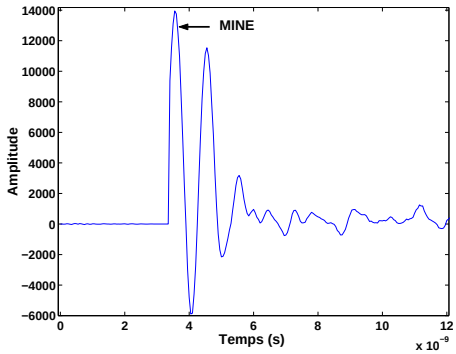

FIG. 1.12: Ascan après soustraction du modèle du clutter.

Cette technique est elle aussi limitée par le choix du seuil temporel T_s puisqu'il faut s'assurer que les échantillons de clutter choisis pour estimer les paramètres du modèle ne contiennent pas la réponse d'un objet. Il faut également choisir un nombre de mode suffisamment grand pour la méthode TLS-prony de sorte que l'erreur entre le clutter mesuré et le clutter modélisé soit faible. Cette méthode de réduction de clutter ne prend pas en compte la composante incohérente du clutter (inhomogénéités du sol, bruits de mesure). Seul le clutter apparaissant au début de l'Ascan est réduit.

Une méthode itérative, basée sur la même idée, permet de prendre en compte la composante incohérente du clutter ainsi que les objets dont la réponse est noyée dans le

clutter [dMG00]. Une estimation adaptative des paramètres inconnus du modèle permet de déterminer une estimée non biaisée du clutter (L'estimée du clutter ne contient pas la contribution d'un objet enfoui peu profondément.). Son principal inconvénient est qu'elle nécessite la connaissance d'une signature caractéristique d'objet enfoui.

- **Approche basée sur les moindres carrés pondérés**

Une autre méthode, dénommée "Least squares fitting of background", consiste à soustraire d'un Ascan, noté $\boldsymbol{s}$, une estimée retardée et échelonnée du clutter, notée $\hat{\boldsymbol{b}}$, [Bru99]. Le retard et le facteur d'échelle apportés sur l'estimée du clutter doivent permettre d'ajuster les pics de $\boldsymbol{s}$ et $\hat{\boldsymbol{b}}$ avant la soustraction.

$$\hat{\boldsymbol{b}} = c\ z^{-k}\boldsymbol{b} \tag{1.2}$$

avec $\boldsymbol{b}$ le vecteur contenant les échantillons temporels de l'estimée du clutter et c le facteur d'échelle. Le terme z^{-k}, $z \in \mathbb{C}$, introduit un retard de k périodes d'échantillonnage sur le signal $\boldsymbol{b}$. L'estimée du clutter $\boldsymbol{b}$ est construite en prenant la moyenne sur un certain nombre d'Ascans dont l'absence d'objet est certaine. Afin de trouver les valeurs optimales des paramètres c et k, on introduit le critère suivant :

$$\min_{c,\ k}\ \epsilon^2 = \|\boldsymbol{s} - c\ z^{-k}\boldsymbol{b}\|^2 \tag{1.3}$$

avec $\boldsymbol{s}$ le vecteur contenant les échantillons temporels de l'Ascan à prétraiter. Afin de focaliser l'analyse sur la partie du signal où les pics du clutter se produisent une matrice de gain $\mathbf{G}$ est introduite. $\mathbf{G}$ est une matrice diagonale dont les éléments $[\mathbf{G}]_{ii} = g_i$ sont positifs. En définissant, $\boldsymbol{b}_k = z^{-k}\boldsymbol{b}$, l'erreur quadratique peut s'écrire :

$$\epsilon^2 = (\boldsymbol{s} - c\boldsymbol{b}_k)^T\boldsymbol{G}(\boldsymbol{s} - c\boldsymbol{b}_k) \tag{1.4}$$

Ce problème de minimisation est un problème des moindres carrés pondérés linéaire en c et non linéaire en k. En annulant le gradient $\frac{\partial\epsilon^2}{\partial c}$, on trouve l'estimateur $\hat{c}$ des moindres carrés pondérés [Kay93] :

$$\hat{c} = (\boldsymbol{b}_k^T\boldsymbol{G}\boldsymbol{b}_k)^{-1}\boldsymbol{b}_k^T\boldsymbol{G}\boldsymbol{s} \tag{1.5}$$

En remplaçant (1.5) dans (1.4), l'estimateur $\hat{k}$ peut être obtenu par la résolution du problème d'optimisation suivant [Kay93] :

$$\max_{k}\ \boldsymbol{s}^T\boldsymbol{G}\boldsymbol{b}_k(\boldsymbol{b}_k^T\boldsymbol{G}\boldsymbol{b}_k)^{-1}\boldsymbol{b}_k^T\boldsymbol{G}\boldsymbol{s} \tag{1.6}$$

Lorsque l'estimateur $\hat{k}$ est déterminé, sa valeur est substituée dans (1.5) pour obtenir $\hat{c}$. Le principal inconvénient de cette méthode est le choix de $\boldsymbol{b}$, puisqu'il faut connaître un certain nombre de Ascans dont l'absence d'objet est certaine.

Une variante de cette méthode, dénommée "Differentiated Gaussian pulse subtraction" [MC03], modélise le pic du clutter engendré par la réponse de l'interface air-sol par la dérivée première d'un pulse gaussien, caractérisé par deux paramètres : la moyenne μ et l'écart type σ. Ces deux paramètres sont estimés à partir de données Ascans ne

contenant que la réponse du clutter. Le clutter ainsi modélisé est ensuite échelonné puis retardé avant d'être soustrait de l'Ascan à prétraiter, comme décrit précédemment. Le pic du clutter provenant du couplage des antennes doit être éliminé avant d'appliquer cette méthode.

- **Approche basée sur la prédiction linéaire**

Une autre approche consiste à prédire le clutter à partir de la connaissance des échantillons du clutter mesurés à des positions antérieures du GPR. La prédiction du clutter est ensuite soustraite de l'Ascan considéré afin de réduire le clutter ([FP98], [HG02]).

Soit $\mathbf{x}_n$ le vecteur colonne contenant les échantillons temporels de l'Ascan enregistré par le GPR à la position n. On cherche à prédire la composante prédominante du clutter à partir des échantillons du clutter des l Ascans précédents ($\mathbf{x}_{n-1}$, $\mathbf{x}_{n-2}$, ..., $\mathbf{x}_{n-l}$). Pour cela, on ne garde pour chaque Ascan $\mathbf{x}_j$, $j \in [n-l, n]$, que les échantillons temporels inférieurs à un seuil temporel T_s. On retire ensuite la moyenne de chaque Ascan $\mathbf{x}_j$, $j \in [n-l, n]$, afin de centrer le signal.

On se place alors dans le cadre de la prédiction linéaire en moyenne quadratique [Hay96]. Puisque les signaux sont centrés, le prédicteur $\hat{\mathbf{x}}_n$ prend la forme :

$$\hat{\mathbf{x}}_n = \sum_{j=1}^{l} a_j \ \mathbf{x}_{n-j} \tag{1.7}$$

Les coefficients du prédicteur a_j sont calculés de sorte que l'erreur quadratique ε, telle que $\varepsilon = \mathrm{E}[|\mathbf{x}_n - \hat{\mathbf{x}}_n|^2]$, soit minimale. Ces coefficients seront différents pour chaque position n afin de prendre en compte les variations des caractéristiques du clutter d'un point de mesure à l'autre. Les coefficients du prédicteur $\mathbf{a} = [a_1, \cdots, a_l]$ sont donnés par :

$$\mathbf{a} = \Gamma_{\mathbf{x},l}^{-1} \mathbf{c}_l \tag{1.8}$$

où $\Gamma_{\mathbf{x},l} = \mathrm{E}[\mathbf{x}^T \mathbf{x}]$ la matrice d'autocorrélation de dimension $l \times l$ avec $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_{n-1}, \ldots, \mathbf{x}_{n-l}]$ et T l'opérateur de transposition classique, les signaux $\mathbf{x}_j$, $j = 1, \cdots, n-1$, étant réel. $\mathbf{c}_l$ est le vecteur contenant les covariances entre le signal $\mathbf{x}_n$ et les signaux ($\mathbf{x}_{n-1}, ..., \mathbf{x}_{n-l}$) tel que $\mathbf{c}_l = [\mathrm{E}[\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_{n-1}], \cdots, \mathrm{E}[\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_{n-l}]]^T$.

Cette méthode est illustrée sur l'Ascan de la figure 1.7 représenté par un trait sur le Bscan de la figure 1.13. La prédiction linéaire est réalisée à partir des 5 Ascans précédents ($l = 5$). Après soustraction du prédicteur, la réponse de la mine est prédominante dans la réponse totale (voir figure 1.14).

Le principal inconvénient de cette méthode est le choix du seuil T_s. Il faut s'assurer de l'absence d'objet dans l'intervalle de temps [0 T_s]. Seul le clutter défini pour des instants inférieurs à T_s est réduit.

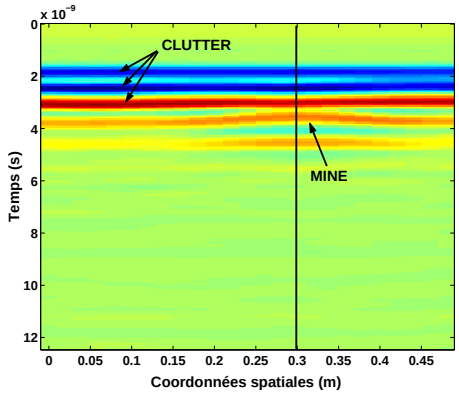

FIG. 1.13: Donnée Bscan réelle. L'Ascan de la figure 1.7 est représenté par le trait vertical.

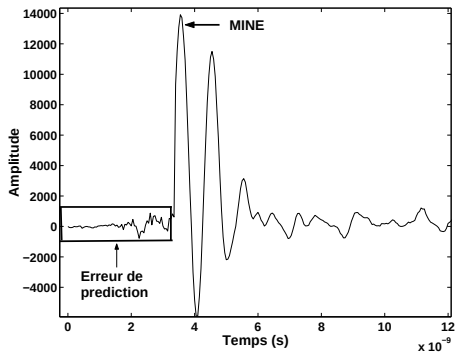

FIG. 1.14: Donnée Ascan de la figure 1.7 après soustraction du prédicteur du clutter.

Ainsi, les différentes méthodes basées sur la soustraction d'une estimée du clutter ne sont en pratique efficaces que pour des objets enfouis dont la réponse n'est pas noyée dans celle du clutter. C'est à dire lorsqu'il est possible de choisir un seuil T_s en dessous duquel l'absence de réponse d'objet est certaine. On s'interesse ensuite à la réduction de clutter sur des données Bscan.

1.3.2 Réduction de clutter sur des données Bscan

Sur des données de types Bscan, le clutter est caractérisé par des bandes quasiment horizontales et de grande amplitude. Les objets enfouis sont eux représentés par des hyperboles. L'amplitude des signatures hyperboliques des objets enfouis est relativement faible comparée à celle des bandes horizontales caractérisant le clutter. Un Bscan réel enregistré au dessus d'une terre homogène est représenté figure 1.15. Le clutter est représenté par trois bandes quasiment horizontales. La première bande contient le pic causé par le couplage des antennes du GPR, enregistré aux différents points de mesure. Les deux autres bandes contiennent la réponse causée par la réflexion sur l'interface air-sol du pulse électromagnétique émis par le GPR, enregistrée aux différents points de mesure. Les réponses de deux mines de type MAUS1 (contenu metallique) ont été enregistrées, elles sont représentées dans le Bscan par des hyperboles. La réduction de clutter sur des données Bscans doit permettre d'éliminer les bandes horizontales du clutter tout en préservant les signatures hyperboliques des objets à détecter.

Les principales méthodes de réduction de clutter sur des données Bscans peuvent être résumées dans deux catégories correspondant à deux approches possibles de traitement du signal. La première catégorie est basée sur une méthode statistique de séparation des signaux : la décomposition en valeur singulière également dénommée analyse par composante principale. La seconde catégorie contient des méthodes basées sur des techniques classiques de filtrage.

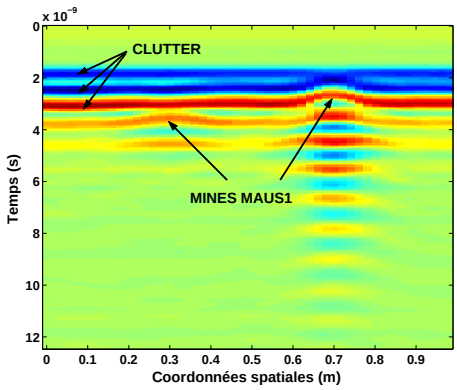

FIG. 1.15: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

1.3.2.1 Approche basée sur la décomposition en valeurs singulières

En géophysique, la technique de Décomposition en Valeurs Singulières (SVD) d'une section sismique dans le domaine temps-distance est couramment utilisée afin de séparer des signaux sismiques [Vra03]. Une section sismique étant une image obtenue par la concaténation des ondes sismiques reçues par une série de géophones (récepteurs), disposés en surface du sol, suivant une ligne d'étude. La SVD est une méthode statistique qui permet de décomposer et ainsi de réduire un jeu de données quelconques en une série de composantes qui en décrivent les propriétés principales. Cette technique peut également être utilisée sur des données de type Bscan afin de séparer les signaux provenant du clutter et ceux provenant des objets enfouis ([GB00], [CU01], [TEL04]). Des rappels théoriques sur la SVD sont donnés dans l'annexe D.1.

A - Interprétation de la SVD d'un Bscan

Soit $\mathbf{Y} = \{y_{ij}\} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_x}$ un Bscan résultant de la concaténation de N_x Ascans comportant chacun N_t échantillons temporels. On considère ce Bscan centré. La SVD de ce Bscan selon la relation (D.1) est :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^{p} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T \tag{1.9}$$

avec $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \cdots \mathbf{u}_{N_t}] \in \mathbb{R}^{N_t \times N_t}$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \cdots \mathbf{v}_{N_x}] \in \mathbb{R}^{N_x \times N_x}$, $\sigma_1 \geq \ \sigma_2 \geq \ \cdots \geq \ \sigma_p > \ 0$ et p le rang du Bscan. Généralement, le nombre d'échantillons temporels est plus important que le nombre d'échantillons spatiaux ($N_t > N_x$) et le rang du Bscan est $p = N_x$.
On appelle $i^{ème}$ Bscan singulier le produit extérieur $\mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$. Ce produit décrit le comportement de la forme d'onde contenue dans le vecteur $\mathbf{u_i}$ pour les différentes positions du GPR, l'information spatiale étant contenue dans le vecteur $\mathbf{v_i}$. Une représentation schématique d'un Bscan singulier est donnée figure 1.16. Le Bscan $\mathbf{Y}$ peut donc être décomposé en une somme pondérée par les valeurs singulières σ_i de Bscans singuliers. La valeur singulière σ_i peut être interprétée en terme d'énergie du $i^{ème}$ Bscan singulier.

En effet, les vecteurs $\mathbf{u_i}$ et $\mathbf{v_i}$ étant mutuellement orthogonaux, l'énergie globale, notée E, s'écrit sous la forme :

$$\mathsf{E} = \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_x} (y_{i,j})^2 = \sum_{i=1}^{p} \sigma_i^2 \tag{1.10}$$

Ainsi, l'énergie relative contenue par chaque Bscan singulier i, notée $\mathsf{E_i}$, s'écrit :

$$\mathsf{E_i} = \frac{\sigma_i^2}{\mathsf{E}} \tag{1.11}$$

où l'énergie du Bscan singulier i est égale à σ_i^2.

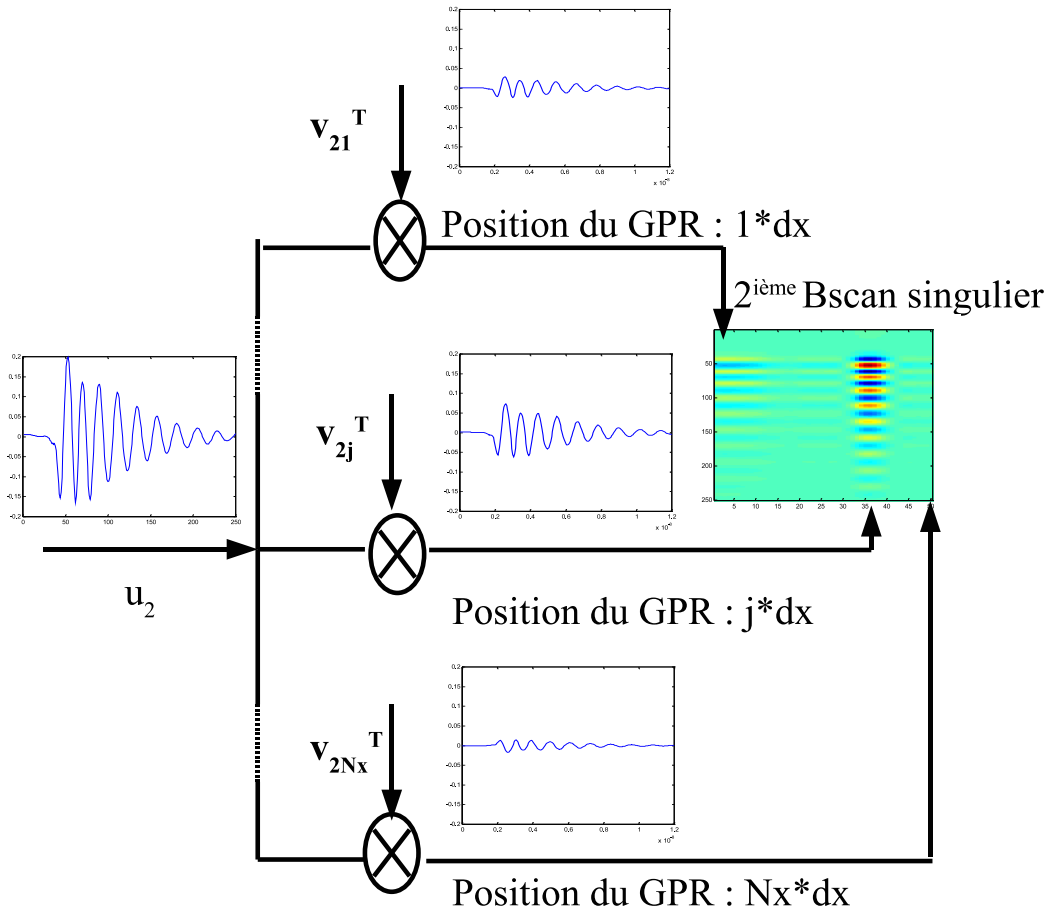

FIG. 1.16: Interprétation du 2ème Bscan singulier issu de la décomposition en valeurs singulières du Bscan représenté sur la figure 1.15. Le produit extérieur $\mathbf{u_2}\ \mathbf{v_2}^T$ décrit le comportement de la forme d'onde contenue dans le vecteur $\mathbf{u_2}$ pour les différentes positions du GPR, l'information spatiale étant contenue dans le vecteur $\mathbf{v_2}$. dx dénote la fréquence d'échantillonage spatiale suivant x et $\mathbf{v_{2j}}$ la j-ième composante du vecteur $\mathbf{v_2}$.

Les valeurs singulières σ_i étant classées par ordre décroissant, on peut s'attendre à ce que les premiers Bscans singuliers captent la majeure partie de l'énergie globale (ou variance) des données. La SVD peut être considérée comme une méthode permettant de construire une partition de la variance d'une base de données, i.e. elle fournit la base orthogonale qui maximise l'énergie relative $\mathsf{E_i}$ au sens des moindres carrés [Per04]. Ceci signifie que le premier Bscan singulier contient une énergie $\mathsf{E_i}$ maximale et qu'il contient la structure la mieux corrélée en temps et dans l'espace. De manière générale, les premiers Bscans singuliers de la décomposition (pour σ_i élévé) devraient préférentiellement capter les structures cohérentes et les derniers Bscans singuliers les structures aléatoires du Bscan.

B - Réduction de clutter par SVD

Un Bscan $\mathbf{Y}$ peut être écrit comme la somme des signaux provenant des réponses des objets enfouis et du clutter (réponse de l'interface air-sol, couplage des antennes). Ces signaux sont supposés indépendants.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{C} + \mathbf{B} \tag{1.12}$$

avec $\mathbf{C}$ la matrice contenant les signaux des cibles à détecter et $\mathbf{B}$ la matrice contenant les principales contributions du clutter. Le Bscan $\mathbf{Y}$ peut être décomposé en une somme de plusieurs matrices orthogonales entre elles, selon la relation (1.9). Ainsi la séparation de l'espace de départ en deux sous espaces orthogonaux est donnée par :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_b + \mathbf{Y}_c = \mathbf{U}_q \mathbf{\Sigma}_q \mathbf{V}_q^T + \mathbf{U}_{p-q} \mathbf{\Sigma}_{p-q} \mathbf{V}_{p-q}^T = \sum_{k=1}^{q} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T + \sum_{i=q+1}^{p} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T \tag{1.13}$$

Les sous espaces $\mathbf{Y}_b$ et $\mathbf{Y}_c$ étant orthogonaux on peut penser que cette décomposition doit pouvoir permettre de séparer le Bscan $\mathbf{Y}$ en deux sous-espaces orthogonaux entre eux : un sous espace bruit $\mathbf{Y}_b$ qui va estimer la matrice $\mathbf{B}$ contenant le clutter et un sous espace signal $\mathbf{Y}_c$ qui va estimer la matrice $\mathbf{C}$ contenant les réponses des objets enfouis [Vra03]. En effet, la meilleure approximation (au sens des moindres carrés) de rang $q < p$, notée A_q, d'une matrice A de rang p, est donnée par la troncature de la SVD.

$$\mathbf{A}_q = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma}_q \mathbf{V}^T = \mathbf{U}_q \mathbf{\Sigma}'_q \mathbf{V}_q^T \tag{1.14}$$

où $\mathbf{\Sigma}_q = \mathsf{diag}(\sigma_1, \cdots, \sigma_q, 0, \cdots, 0)$, $\mathbf{\Sigma}'_q = \mathsf{diag}(\sigma_1, \cdots, \sigma_q)$, $\mathbf{U}_q = [\mathbf{u}_1 \cdots \mathbf{u}_q]$ et $\mathbf{V}_q = [\mathbf{v}_1 \cdots \mathbf{v}_q]$.
Sur des données Bscans, le clutter est représenté par des bandes quasiment horizontales de grande amplitude, comparées aux signatures hyperboliques des objets. Ainsi, les signaux du clutter provenant des différents Ascans constituant $\mathbf{Y}$ sont fortement corrélés et sont prédominants dans $\mathbf{Y}$. En décomposant le Bscan en valeurs singulières selon la relation (1.9), on peut alors espérer que la somme pondérée des tous premiers Bscans singuliers de la décomposition constitue une estimée du clutter. L'estimée du clutter $\mathbf{Y}_b$ est alors donnée par : $\mathbf{Y}_b = \sum_{i=1}^{q} \sigma_i \mathbf{u_i} \mathbf{v_i}^T$ avec q petit devant p.

La réduction de clutter est réalisée par la soustraction de la matrice $\mathbf{Y}_b$, contenant l'estimée du clutter, du signal à prétraiter $\mathbf{Y}$.

C - Application de la réduction de clutter par SVD sur des données réelles

La donnée Bscan, représentée figure 1.15, est décomposée en une somme de Bscan singulier selon la relation (1.9). Les six premiers Bscans singuliers de cette décomposition sont représentés figure 1.17 et la distribution des valeurs singulières est donnée figure 1.18. On peut voir que la valeur singulière associée au premier Bscan singulier est largement supérieure aux autres ce qui peut être traduit en terme d'énergie grâce à la relation (1.11). Ce Bscan, représenté figure 1.17, contient ainsi à lui seul 84.12% de l'énergie globale du Bscan $\mathbf{Y}$. Il est principalement constitué des trois bandes horizontales caractérisant le clutter sur une donnée Bscan. Ce premier Bscan singulier ne contient pas de signatures caractéristiques de la présence de mine, il peut donc constituer à lui seul une estimée du clutter, s'écrivant : $\mathbf{Y}_b = \sigma_1 \mathbf{u_1}\ \mathbf{v_1}^T$.

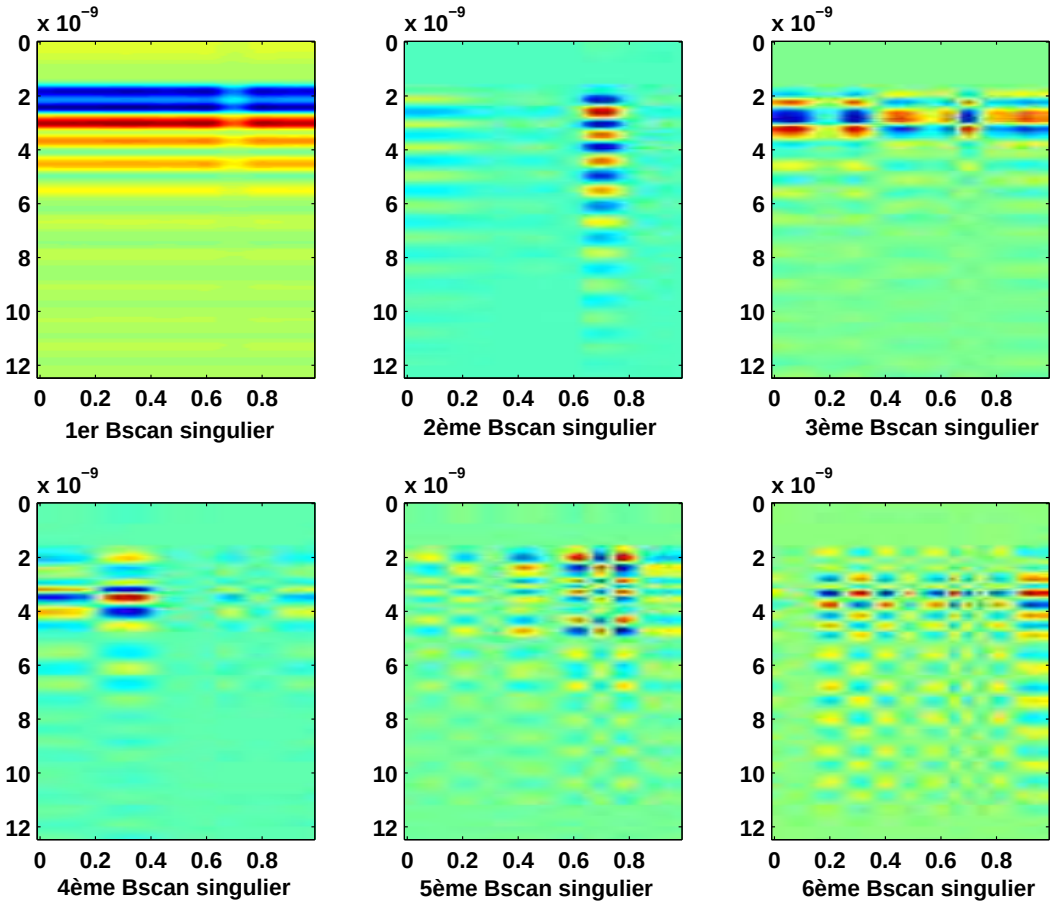

FIG. 1.17: Décomposition du Bscan de la figure 1.15 par SVD

En général, un Bscan $\mathbf{Y}$ peut être reconstruit parfaitement à partir de quelques Bscans singuliers. La donnée Bscan de la figure 1.15 peut par exemple être reconstituée

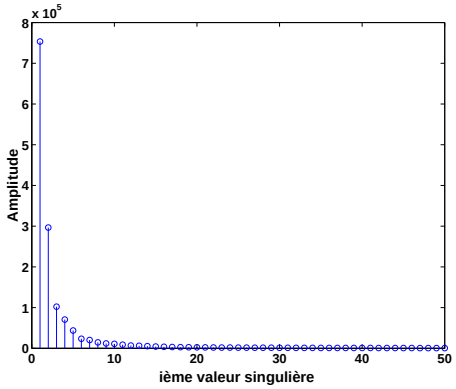

FIG. 1.18: Valeurs singulières associées aux p Bscans singuliers.

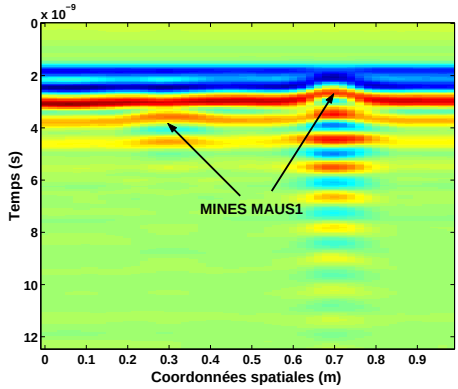

FIG. 1.19: Estimée de la donnée Bscan de la figure 1.15 : $\hat{\mathbf{Y}} = \sum_{i=1}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$

à partir de la somme des six premiers Bscans singuliers constituant à eux seuls 99.82% de la réponse totale en terme d'énergie, c.f. figure 1.19. Ainsi, $\mathbf{Y}_c$ l'estimée de la matrice $\mathbf{C}$, contenant les réponses des cibles à détecter, peut être obtenue en rejetant les Bscans singuliers dont les signaux sont fortement corrélés (relatifs au clutter) ainsi que ceux dont les signaux sont fortement décorrélés (i.e. sans structure spatio-temporelle particulière) (relatifs aux inhomogénéités du sol) [CU01]. L'estimée $\mathbf{Y}_c$ de la matrice $\mathbf{C}$ s'écrit alors :

$$\mathbf{Y}_c = \sum_{i=q+1}^{r} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T \quad \text{avec} \quad 1 \leq q \leq r \leq p \tag{1.15}$$

Ainsi, l'estimée de la matrice $\mathbf{C}$ de la donnée Bscan, contenant les réponses des mines à détecter, s'écrit : $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=2}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$. Une représentation de $\mathbf{Y}_c$ est donnée figure 1.20. Le clutter est réduit significativement puisque les trois bandes représentant le clutter sur une donnée Bscan sont quasiment éliminées, seuls quelques résidus sont présents pour les premiers Ascans constituant ce Bscan. Les réponses des mines n'ont pas subi de distortions significatives et elles sont prédominantes dans la réponse totale.

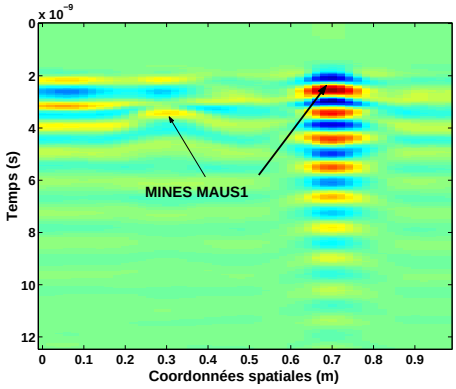

FIG. 1.20: Estimée de la matrice $\mathbf{C}$ du Bscan représentée figure 1.15 :$\mathbf{Y}_c = \sum_{i=2}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$.

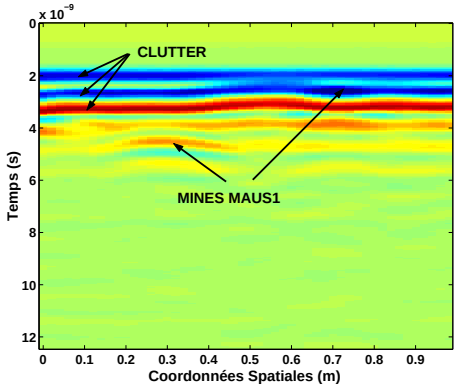

FIG. 1.21: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

On applique cette méthode de réduction de clutter à la donnée Bscan, représentée figure 1.21. Les réponses de deux mines sont enregistrées sur cette donnée. La première provient d'une mine de type MAUS1 enfouie à 10 cm de l'interface air-sol (flèche de gauche). La seconde provient d'une mine de type MAUS1 affleurante (flèche de droite). Ce Bscan est dans un premier temps décomposé en une somme de Bscans singuliers. Les valeurs singulières associées à chacun de ces Bscans sont représentées figure 1.23. Elles permettent de quantifier l'énergie relative dans chaque Bscan singulier. Ainsi, on remarque que les six premiers Bscans représentés figure 1.22 contiennent à eux seuls 99.72% de l'énergie totale. L'estimée de cette donnée Bscan est : $\hat{\mathbf{Y}} = \sum_{i=1}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$. L'énergie relative contenue dans le premier Bscan singulier est nettement supérieure aux autres, il contient à lui seul 90,38% de l'énergie totale. On peut voir figure 1.22 qu'il est bien constitué des éléments les plus corrélés du Bscan, puisqu'on retrouve les trois bandes horizontales résultantes du couplage entre les antennes du GPR et des réflexions sur l'interface air-sol. Le deuxième Bscan singulier contient lui aussi principalement des éléments du clutter. Ainsi l'estimée du clutter est : $\mathbf{Y}_b = \sum_{i=1}^{2} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$ et celle contenant les réponses des mines à détecter est : $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=3}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$. Cette dernière est représentée figure 1.24. Les signatures des mines antipersonnel sont prédominantes dans la réponse totale, il reste cependant quelques résidus du clutter.

Pour former l'estimée $Y_c = \sum_{i=q+1}^{r} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$ de la matrice $\mathbf{C}$ contenant principalement les réponses d'objets enfouis, il faut déterminer les paramètres q et r. Concernant le choix du paramètre r, il peut être choisi de sorte que la somme des énergies relatives des r premiers Bscans singuliers représente environ 99.8% de l'énergie globale E. Cette valeur a été déterminée expérimentalement à partir de l'analyse de plusieurs données Bscan issues d'un même scénario de mesure. Il est cependant plus difficile de mettre en place une procédure automatique pour le choix du paramètre q. On peut s'attendre à ce que le premier Bscan singulier constitue une bonne estimée du clutter, l'énergie relative de celui-ci étant en pratique bien supérieure aux autres. Cependant pour un Bscan dont le clutter n'est pas stationnaire on peut s'attendre à ce que les Bscans singuliers suivants contiennent eux aussi des composantes du clutter. En effet, la SVD est une méthode statistique, un seul processus physique peut être réparti sur plusieurs modes statistiques (i.e. les Bscans singuliers pour notre application aux signaux du GPR) [Per04]. Ainsi, si l'on ne soustrait de $\hat{Y} = \sum_{i=1}^{r} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$ que le premier Bscan singulier on peut s'attendre à obtenir des résidus de clutter d'énergie relative supérieure à celle des objets enfouis. C'est notamment le cas pour le Bscan de la figure 1.21 dont on note une variation du clutter dans sa partie centrale (les bandes du clutter ne sont pas horizontales et il n'y a pas d'objets enfouis à cet endroit). La décomposition en valeurs singulières de ce Bscan, représentée figure 1.22, montre que la combinaison linéaire des deux premiers Bscans singuliers est nécessaire pour estimer correctement le clutter.

L'avantage de cette méthode est qu'elle ne dégrade pas les signatures des objets enfouis. Elle est de plus simple d'implémentation. Cependant, elle est limitée par le choix du nombre de Bscan singulier q permettant de construire l'estimée du clutter.

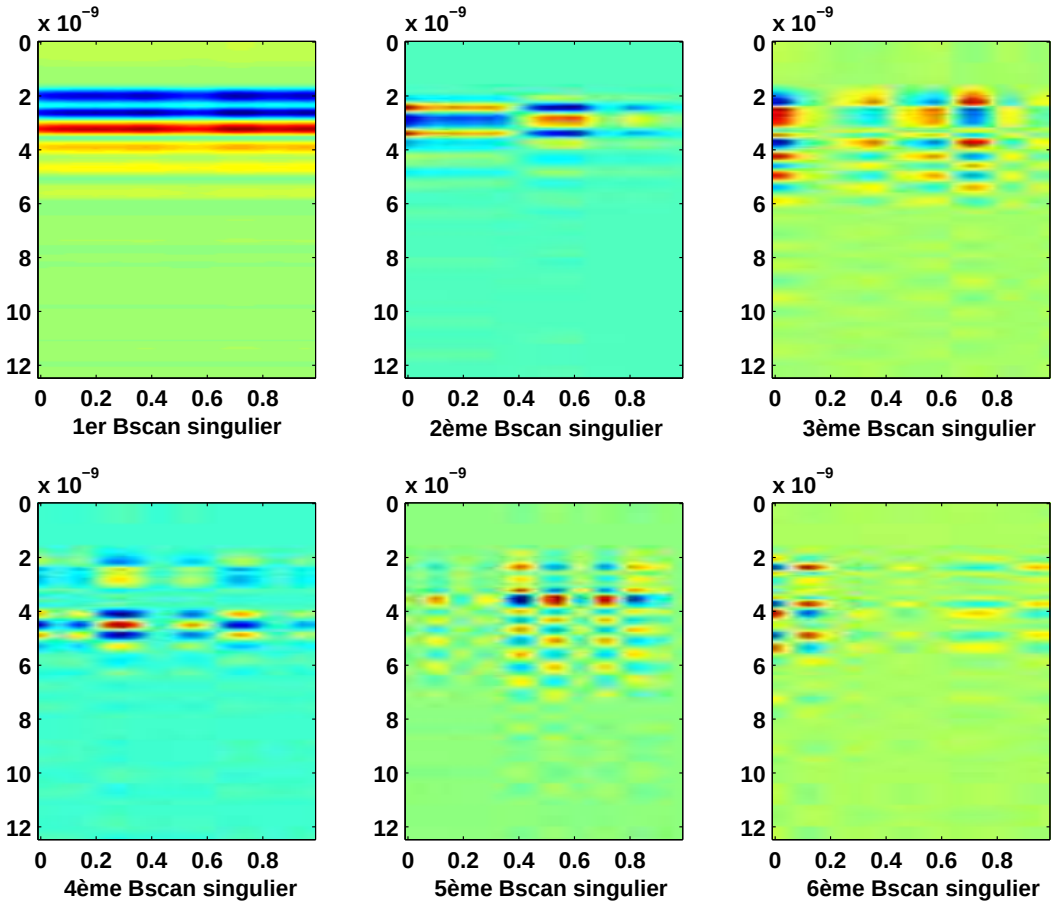

FIG. 1.22: Décomposition du Bscan2 par SVD

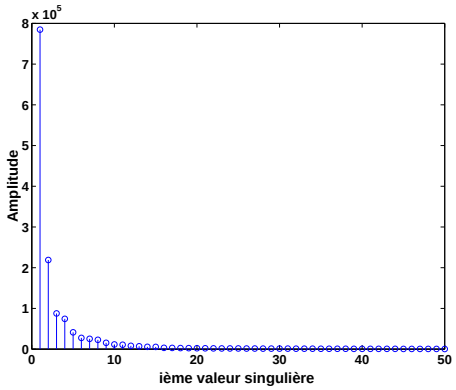

FIG. 1.23: Valeurs singulières issus de la décomposition du Bscan représenté figure 1.21.

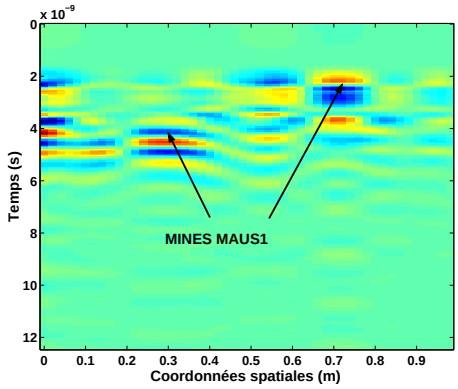

FIG. 1.24: Estimée de la matrice $\mathbf{C}$: $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=3}^{6} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^T$ du Bscan représenté figure 1.21.

1.3.2.2 Approche basée sur le filtrage des données Bscan

La réduction de clutter sur des données Bscan peut être réalisée par l'emploi d'un filtre numérique. Dans ([Che98], [Dan04], [dMG00], [Mil01]), les auteurs utilisent un filtre

numérique passe haut dont les coefficients ne sont pas optimisés par rapport aux spectres du signal et du bruit, cette méthode dénommée 'Algorithme classique de réduction de clutter' est l'une des méthodes les plus fréquemment utilisées pour la réduction de clutter. Dans [Per01], l'auteur s'appuie sur une analyse fréquentielle du clutter pour justifier l'utilisation des filtres de déclivité, couramment utilisés en sismique, pour réduire le clutter.

A - Algorithme classique de réduction de clutter

L'algorithme classique de réduction de clutter consiste, pour chaque Ascan, à retirer la moyenne réalisée sur un certain nombre de données Ascan le précédant, et cela dans une direction donnée ([Che98], [Dan04]). Les Ascans peuvent être extraits d'une donnée Bscan par l'intermédiaire d'une fenêtre glissante bidimensionelle, la moyenne étant calculée sur cette même fenêtre. Ainsi, un Ascan filtré dénoté $A_f(x_i, y_j)(t)$ suivant la direction x est donné par la relation suivante :

$$A_f(x_i, y_j)(t) = A(x_i, y_j)(t) - \frac{1}{N_w}\sum_{l=1}^{N_w} A(x_{i-l}, y_j)(t) \tag{1.16}$$

$$= \sum_{l=0}^{N_w} a_l A(x_{i-l}, y_j)(t) \tag{1.17}$$

avec $A(x_i, y_j)(t)$ le vecteur contenant les échantillons temporels de l'Ascan enregistré à la position $(x = x_i,\ y = y_j)$, N_w le nombre d'Ascans sélectionnés par la fenêtre glissante suivant x, les coefficients a_l sont tels que $a_0 = 1$ et $a_i = \frac{-1}{N_w}$ pour $l = 1, ..., N_w$. .

Ainsi, l'algorithme classique de réduction de clutter réalise un traitement du clutter par un filtre numérique à réponse impulsionnelle finie dont la fonction de transfert en z est définie comme suit :

$$H_{ac}(z) = \sum_{l=0}^{N_w} a_l z^{-l} \tag{1.18}$$

avec $\{a_l\}$, $l = 1, ..., N_w$ les coefficients du filtre. Les Ascans sont ainsi filtrés par un filtre numérique de type passe-haut, dénommé filtre ACRC, dont les coefficients ne sont pas optimisés par rapport aux spectres du signal et du bruit. En effet, les coefficients du filtre ne dépendent que de l'ordre N_w du filtre. Les réponses fréquentielles d'un filtre ACRC pour différentes valeurs de N_w sont représentées sur la figure 1.25.

Le filtre est testé sur le Bscan de la figure 1.26. Sur cette donnée les réponses provenant de deux mines MAUS1 ont été enregistrées. La figure 1.27 montre le résultat de l'opération de filtrage par un filtre ACRC d'ordre $N_w = 10$. Les trois bandes horizontales caractérisant le clutter ont été éliminées par le filtrage, les réponses des mines sont désormais prédominantes dans la donnée Bscan filtrée. L'algorithme classique de réduction de clutter permet ainsi d'augmenter significativement le rapport signal sur clutter des objets à détecter.

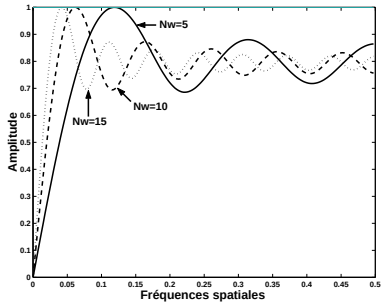

FIG. 1.25: Réponse fréquentielle d'un filtre ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$.

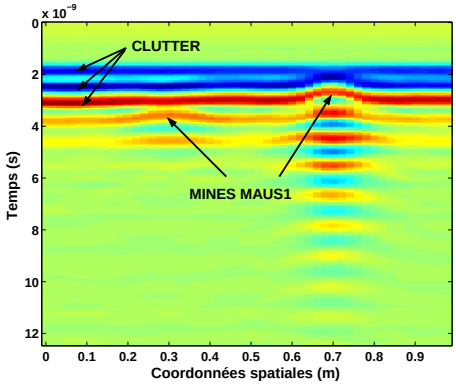

FIG. 1.26: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

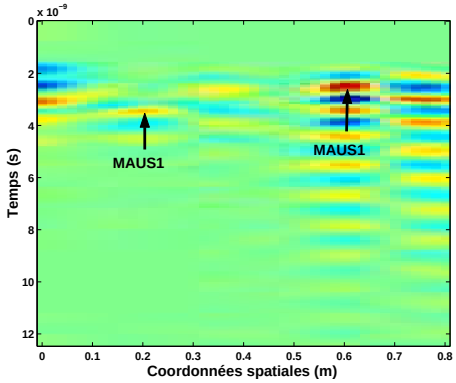

FIG. 1.27: Bscan de la figure 1.26 après filtrage ($N_w = 10$).

Cette méthode de filtrage simple fonctionne correctement dans le cas où la distance entre la tête du radar et le sol varie peu lors des mesures et lorsque seul un nombre faible d'objets suffisamment espacés est présent dans le sol [Dan04]. En effet, les Ascans sélectionnés par la fenêtre glissante pour le calcul de la moyenne, retirée au Ascan courant, doivent être le plus représentatif possible d'une mesure sans objet, c'est à dire dans un cas idéal, uniquement porteur de la réponse de l'interface air-sol. Ce qui en pratique s'avère difficile puisque la fenêtre glisse suivant la dimension spatiale du Bscan. Elle est par conséquent, nécessairement positionnée à un moment donné, sur les signatures des mines présentes sur la donnée Bscan. Ainsi, le choix de la taille de la fenêtre glissante doit être fait avec soin. Une fenêtre trop courte par rapport à la taille des objets conduit à la soustraction des signatures caractéristiques d'objets enfouis et peut créer de faux objets. Une fenêtre trop grande ne permet pas d'éliminer les composantes du clutter dont les propriétés statistiques changent d'un point de mesure à l'autre.

De plus, l'algorithme classique de réduction de clutter peut apporter des distorsions sur les signaux à détecter. Considérons par exemple, le Bscan de la figure 1.28, il résulte des Ascans enregistrés successivement par un GPR au dessus d'une terre agricole dans laquelle une mine de type MAUS1 a été enfouie à 10 cm de l'interface air-sol (flèche de gauche) et une autre mine, de même type, déposée sur le sol (flèche de droite). Un

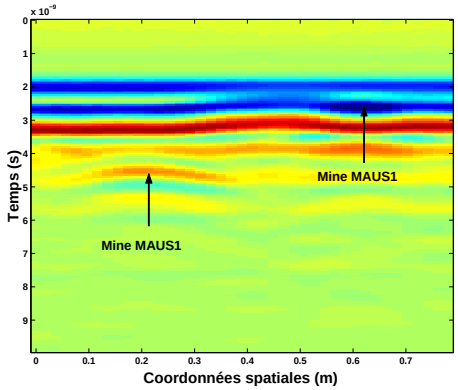

FIG. 1.28: Donnée Bscan réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène.

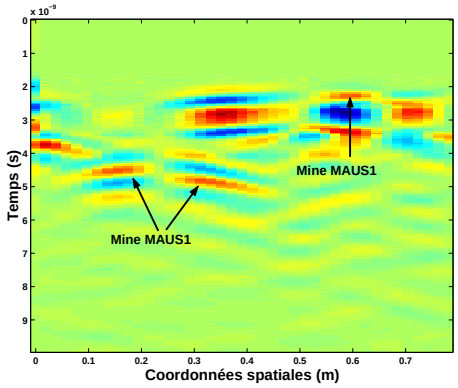

FIG. 1.29: Donnée Bscan réelle de la figure 1.28 après réduction de clutter.

filtre ACRC d'ordre $N_w = 5$ est appliqué sur cette donnée. Le Bscan résultant de cette opération est représenté figure 1.29. On peut voir que la signature de la mine enfouie à 10 cm a été dégradée par le filtrage. En effet, la signature hyperbolique de cette mine a été séparée en deux parties. Ceci peut s'expliquer par le fait que l'algorithme de réduction de clutter est assimilable à un filtre passe haut. Il a par conséquence tendance à éliminer la partie centrale des signatures hyperboliques étalées dans l'espace. En effet, au niveau du sommet d'une signature hyperbolique la variation d'un Ascan à l'autre est très faible. Ceci peut avoir pour conséquence, l'augmentation du taux de fausse alarme, lorsque ces données prétraitées sont utilisées par un algorithme de détection, puisque deux objets à la place d'un sont susceptibles d'être détectés. De plus, pour des signatures de faible amplitude, l'action de retirer la moyenne, calculée sur les Ascans précédents, réduit encore davantage cette amplitude, relativement plus que pour des signatures d'amplitude élevée. Ceci est en particulier vrai pour les signatures d'objets enfouis à faibles profondeurs puisque leurs réponses sont noyées dans celle de l'interface air-sol [Per01].

Des variantes de cet algorithme ont été mises au point. La méthode "complex average subtraction" consiste à utiliser des Ascans dont l'absence de tout objet est certaine afin de calculer la moyenne des Ascans [dMG00], ceci afin d'éviter la distorsion des signatures hyperboliques des objets. Cependant, les propriétés statistiques du sol évoluant en fonction du temps et de la position du radar, cette technique ne conduit pas non plus à une réduction suffisante du clutter. Une autre méthode, "Background removal" consiste à introduire un gain à temps variable sur chaque Ascan afin de compenser les atténuations dues aux pertes du sol [Mil01]. Chaque donnée Ascan est amplifié par l'ajout d'un gain de α dB par seconde. Une donnée Ascan amplifié, noté $A_g(x_i, y_j)(t)$, s'écrit :

$$20\log(A_g(x_i, y_j)(t)) = 20\log(A(x_i, y_j)(t)) + \alpha t \tag{1.19}$$

La réduction de clutter est ensuite effectuée de la même manière que pour l'algorithme classique de réduction de clutter, voir relation (1.16). Le choix de la valeur optimale de α pour le gain à temps variable est cependant délicat puisqu'il doit correspondre à une correction des pertes physiques du sol, celles-ci dépendant des caractéristiques

physiques du sol. Il faut également éviter d'augmenter significativement le bruit aux derniers instants de la réponse. Le calcul de la moyenne sur une fenêtre glissante peut également être remplacé par l'utilisation d'un filtre médian [Bru99]. Le filtre médian classe par ordre de grandeur les intensités des échantillons du Bscan pris à l'intérieur d'une fenêtre glissante et choisit l'échantillon avec l'intensité médiane (du milieu) en sortie du filtrage. Ainsi, si N_w Ascans dans une série sont affectés par la présence d'un objet et que la taille du filtre est supérieur à $2N_w + 1$, l'estimée du clutter ne sera pas affectée par la présence de l'objet. Cependant, le choix d'une fenêtre de grande taille n'est pas approprié pour éliminer les composantes du clutter dont les propriétés statistiques changent d'un point de mesure à l'autre. Enfin, on peut pondérer les Ascans utilisés pour le calcul de la moyenne [Bru99]. Ceci peut être fait de la façon suivante :

$$A_f(x_i, y_j)(t) = A(x_i, y_j)(t) - \frac{1}{N_w} \sum_{l=1}^{N_w} h(l) A(x_{i-l}, y_j)(t) \tag{1.20}$$

avec N_w, le nombre d'Ascans sélectionnés par la fenêtre glissante et $h(l)$ les coefficients de la pondération. La forme la plus simple pour ces coefficients est $h(l) = \frac{1}{l}$, $l = 1 \cdots N_w$. Ceci revient à accorder un poids plus fort pour les Ascans proches de l'Ascan à prétraiter. Les propriétés du sol ayant plus de chance d'être semblables pour des points de mesure proches.

B - Les filtres de déclivité

La plupart des filtres sont utilisés afin de rendre possible l'observation dans une donnée d'événements faibles, porteurs d'une information pertinente, mais masqués par des événements forts. Les filtres à une dimension permettent de réaliser cela en sélectionnant ou en rejetant certaines composantes fréquentielles. En deux dimensions, un autre critère est possible : la sélection par déclivité.

Le filtrage par déclivité est utilisé en géophysique. Il peut permettre par exemple, de discriminer différents événements sismiques en se basant sur leurs déclivités apparentes et d'éliminer certains bruits. Par exemple, un problème classique consiste à observer dans une section sismique les faibles diffractions issues de failles, souvent masquées par la réponse d'épaisses couches du sous-sol (déclivités quasi-horizontales). Ceci peut être résolu en filtrant les déclivités proches de zéro [Cla96].

Ce problème propre à la sismique peut se retrouver dans les données Bscans enregistrées par un GPR [Per01]. En effet, l'énergie de la réponse de l'interface air/sol est généralement bien plus élevée que l'énergie réfléchie par tout objet enfoui. De plus, les réponses provenant d'objets enfouis près de la surface du sol sont souvent masquées par celle de l'interface air-sol. Sur des données Bscans le clutter est représenté par des bandes quasiment horizontales, et donc de déclivités proches de zéro. Les objets sont eux représentés par des hyperboles dans l'image. Chacune des branches de l'hyperbole peut être modélisée par un segment de droite de déclivité non nulle. Ainsi l'utilisation d'un filtre de déclivité conçu afin d'éliminer les déclivités proches de zéro doit permettre de réduire

le clutter sur les données Bscan. Dans [Per01], l'auteur propose l'utilisation des filtres de déclivité pour réduire le clutter sur les données Bscan.

B - 1 Principe de fonctionnement des filtres de déclivité

Pour réaliser une opération de filtrage par un filtre de déclivité, il faut tout d'abord transformer les données du domaine (x,t), i.e. les Bscans, dans le domaine (k,w) où k dénote la pulsation spatiale (nombre d'onde) et w la pulsation temporelle. La transformation est réalisée par l'intermédiaire d'une transformée de Fourier bidimensionnelle. Les données sont ensuite multipliées par la fonction de transfert désirée du filtre $f(k, w)$ avant de réaliser la transformation de fourier 2D inverse.

Il faut donc définir le filtre par l'intermédiaire de la fonction $f(k, w)$ dans le domaine (k,w) de façon à répondre à un cahier des charges précisant les déclivités qui doivent être rejetées ou conservées. L'avantage de travailler dans le domaine (k,w) est que l'opération de filtrage est réalisée par une simple multiplication là où il faut opérer une convolution dans le domaine (x,t).

Afin de justifier l'utilisation de ces filtres, l'auteur [Per01], analyse dans le domaine (k, w), domaine de définition des filtres de déclivité, un segment de droite de pente a défini dans le domaine (x, t). En effet, le clutter est représenté par des segments de droites de pente quasiment nulle ($a \approx 0$) dans le domaine (x, t) tandis que la réponse d'une mine, représentée par une hyperbole sur un Bscan, est elle caractérisée par des segments de droite de pente non nulle ($a \neq 0$) à l'exception stricte d'un intervalle autour du sommet.

B - 2 Analyse fréquentielle d'un segment de droite de pente a défini dans le plan (x, t)

Un Bscan peut être défini par une fonction $I(x, t)$, où x représente la coordonnée spatiale variant de 0 à x_1 et t le temps variant de 0 à T.

Un segment de droite de pente a dans le plan (x,t) peut être défini par la fonction $f_s(x, t)$ suivante :

$$f_s(x, t) = A\ \delta(t = ax + b) \ \text{ avec } \ x \in [x_i,\ x_{i+1}] \subset [0,\ x_1] \tag{1.21}$$

avec A, a, b, x_i et x_{i+1} des constantes réelles et δ la fonction dirac.

Pour transformer les données du plan (x, t) dans le plan (k, w) on utilise une transformée de Fourier continue à deux dimensions. La transformée de Fourier $F(k, w)$ d'une fonction $f(x, t)$ s'exprime de la façon suivante :

$$F(k, w) = \int_{t=-\infty}^{+\infty} \int_{x=-\infty}^{+\infty} f(x, t) e^{-iwt} e^{-ikx} dx dt \tag{1.22}$$

Ainsi, la transformée de fourier de la fonction $f_s(x,t)$, notée $F_s(k,w)$, s'écrit :

$$F_s(k,w) = A(x_{i+1}-x_i)e^{-ibw}e^{-i\frac{(aw+k)(x_i+x_{i+1})}{2}}\text{sinc}\left(\frac{(aw+k)(x_{i+1}-x_i)}{2}\right) \tag{1.23}$$

Le spectre d'amplitude d'un segment de droite ainsi modélisé est donné par la relation suivante :

$$|F_s(k,w)| = \left|A(x_{i+1}-x_i)\text{sinc}\left(\frac{(aw+k)(x_{i+1}-x_i)}{2}\right)\right| \tag{1.24}$$

Un segment de pente a dans le domaine (x,t) se traduit par un sinus cardinal (relation 1.24) dans le domaine (k,w). Les courbes isogains sont des courbes telles que $|F_s(k,w)| = C$, avec C le gain compris entre 0 et 1, i.e. telles que la quantité $aw+k$ soit constante. Ainsi, le lieu des courbes isogains pour un segment de droite de pente a dans le domaine (x,t) est un ensemble de droites parallèles de pente $\frac{-1}{a}$ dans le domaine (k,w).

Ainsi, le lieu des courbes isogains pour un segment de clutter de pente nulle dans le domaine (x,t) est un ensemble de droites parallèles de pente infinie dans le domaine (k,w) dont l'amplitude est modulée par la valeur du sinus cardinal en $\frac{k(x_{i+1}-x_i)}{2}$. Le filtre adapté à la réduction de clutter sur des données Bscan est par conséquent un filtre de déclivité passe-haut puisqu'il faut éliminer les droites isogains de pente infinie dans le domaine (k,w). Dans la littérature relative à la sismique [Cla96] on peut trouver un filtre de déclivité passe-haut d'ordre supérieur en k d'ordre n. La fonction de transfert de ce filtre est définie de la façon suivante :

$$g_{ph}^{(n)}(p_n) = \frac{p_n}{p_n - i\alpha} \quad \text{avec} \quad p_n = \frac{k^n}{w} \tag{1.25}$$

avec α la fréquence de coupure du filtre. La figure 1.30 montre la réponse d'un filtre passe-haut en p_n d'ordre 2 avec $\alpha = 0.1$ dans le plan (k,w).

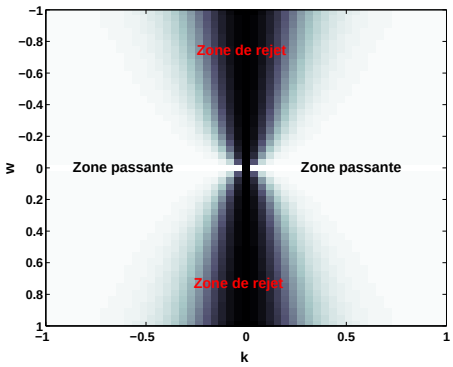

FIG. 1.30: Réponse du filtre passe haut en p_n d'ordre 2 avec $\alpha = 0.1$ dans le plan (k,w).

B - 3 Choix du filtre de déclivité adapté aux données Bscan

Le choix d'un filtre passe haut se justifie par la nécessité de filtrer les déclivités $\frac{t}{x}$ proches de zéro caractérisant essentiellement le clutter. Cependant d'autres phénomènes peuvent apporter des signaux indésirables. Des erreurs d'enregistrement ou de recalage des données peuvent se produire, une variation brusque suivant l'axe verticale de la tête du radar peuvent engendrer ces phénomènes. Ceux-ci sont souvent caractérisés par des déclivités très élevées voir infini dans le plan (x, t). Pour atténuer ces effets, un filtre de déclivité passe bande est proposé dans [Per01]. Il s'agit d'un filtre passe-bande symétrique d'ordre n en k et w, obtenu par la mise en cascade d'un filtre passe-haut d'ordre supérieur en k et d'un filtre passe-haut d'ordre supérieur en w. Il est défini par la fonction suivante :

$$h_b^{(n)}(p_n, q_n) = A\frac{p_n q_n}{(p_n - i\alpha_k)(q_n - i\alpha_w)} \tag{1.26}$$

avec α_w et α_k les fréquences de coupure, non nulles, A un coefficient de normalisation, $p_n = \frac{k^n}{w}$ et $q_n = \frac{w^n}{k}$.

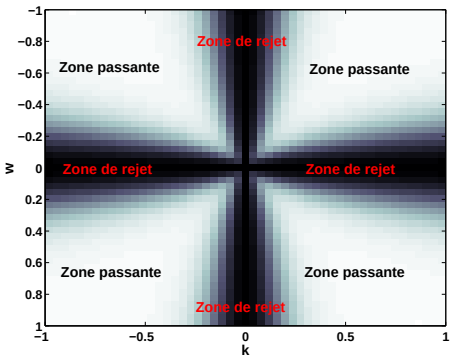

FIG. 1.31: Réponse du filtre passe bande symétrique en d d'ordre 2 avec $\alpha_k = 0.05$ et $\alpha_w = 0.1$ dans le plan (k, w)

Les paramètres de ce filtre sont α_k et α_w les fréquences de coupure du filtre et n l'ordre du filtre. Dans [Per01], l'auteur propose une méthode afin de sélectionner la fréquence de coupure α_k. Il montre que le choix d'une fréquence α_k telle que $\alpha_k > \alpha_{ks}$ permet d'atténuer d'au moins $20\log(C)$ dB les pentes p du plan (x, t) telles que $|p| < a_c$ avec a_c une constante positive à déterminer. α_{ks} étant définie comme suit :

$$\alpha_{ks} = \frac{(-a_c M)^n}{2^{2n-1}N}\sqrt{\frac{1 - C^2}{C^2}} \tag{1.27}$$

avec C le gain compris entre 0 et 1, n l'ordre du filtre, M et N les nombres d'échantillons de la donnée Bscan à filtrer suivant respectivement x et t. Il n'existe pas de méthode pour régler les paramètres du filtre α_w et n. Ceci doivent être sélectionnés de façon expérimentale.

B - 4 Réduction de clutter sur des données Bscan réelles par un filtre de déclivité

Le filtre de déclivité passe bande symétrique est testé sur les données Bscan représentées sur les figures 1.32 et 1.34 afin de réduire le clutter. La valeur de coupure α_k est choisie égale à 0.03 de sorte que les déclivités inférieures à $a_c = 0.1$ du plan (x, t) soient atténuées d'au moins 3 dB. La valeur de la fréquence de coupure α_w est choisie de manière heuristique égale à 0.5. Les figures 1.33 et 1.35 montrent le résultat de l'opération de filtrage. Le clutter a été réduit de manière significative sur ces deux données tandis que les signatures des mines n'ont pas subi de dégradations majeures. Contrairement au filtre ACRC, la signature de la mine MAUS1 enfouie à 10 cm du Bscan de la figure 1.34 n'a pas été coupée en deux parties, voir figure 1.29.

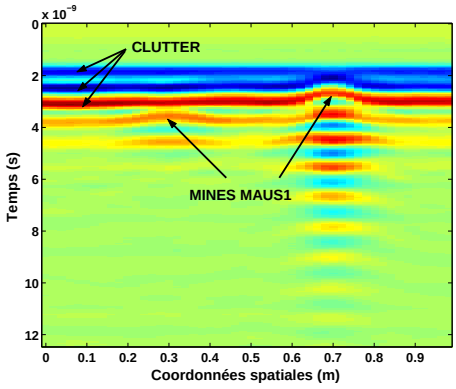

FIG. 1.32: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

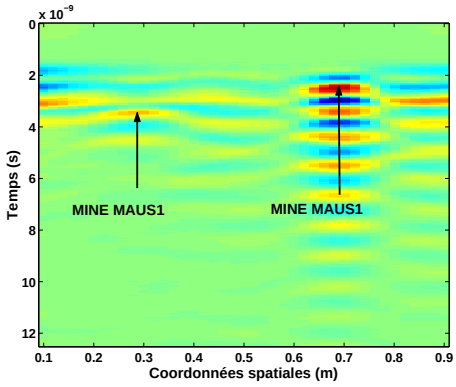

FIG. 1.33: Bscan de la figure 1.32 après filtrage.

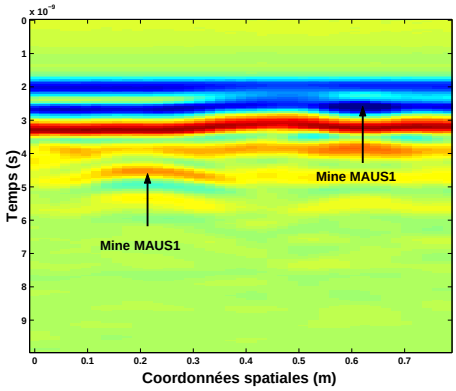

FIG. 1.34: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

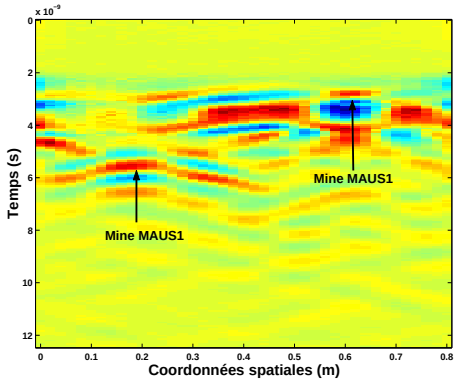

FIG. 1.35: Bscan de la figure 1.34 après filtrage.

Le filtre de déclivité passe bande symétrique se montre efficace pour réduire le clutter sur les données Bscan réelles de la campagne MACADAM puisqu'il permet de réduire significativement le clutter tout en préservant les signatures des mines. Cependant, les paramètres de ce filtre sont difficiles à régler de façon automatique. La méthode utilisée dans [Per01] pour déterminer la fréquence de coupure α_k dépend du choix du paramètre a_c (voir relation 1.27). Il faut choisir la valeur de a_c de sorte que la valeur absolue de

la pente d'un segment de droite modélisant le clutter dans le plan (x, t) soit strictement inférieure à a_c et que celle d'un segment de droite modélisant une branche d'hyperbole soit strictement supérieure à a_c. Cependant, la valeur de la pente d'un segment de droite modélisant le clutter dépend de la rugosité du sol et des possibles variations de hauteur du GPR lors des mesures. De même, la valeur de la pente d'un segment de droite modélisant une branche d'hyperbole dépend de la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique émise par le GPR dans le sol et du type d'objet sur lequel elle se réfléchit. Le filtre optimal correspondant à un scénario de mesure dépend ainsi de l'environnement du radar et plus particulièrement du sol et du type d'objet. Il n'existe pas de méthode pour régler la fréquence de coupure α_w et l'ordre n du filtre.

Les principales méthodes de traitement des données Bscan pour la réduction de clutter sont résumées dans le tableau 1.1. Dans la section suivante, des méthodes de détection de mines antipersonnel sont présentées.

TAB. 1.1: Récapitulatif des méthodes de réduction de clutter pour les données Bscan

Méthode	Paramètres	Avantages	Inconvénients
SVD	q le nombre de Bscan singulier nécessaire pour former l'estimée du clutter.	Pas de dégradation des signature des mines.	Pas de réglage automatique pour q.
Filtre ACRC	L'ordre du filtre N_w (Nombre d'Ascans sélectionnés par la fenêtre glissante).	Méthode adaptative.	Possible dégradations des signatures des mines selon le choix de N_w.
Filtre de déclivité	Les fréquences de coupure α_k, α_w.	Pas de dégradation des signature des mines.	Pas de réglage automatique pour α_w. Les fréquences de coupures du filtre dépendent des paramètres physiques du sol et de l'objet.

1.4 La détection des mines antipersonnel dans les données du GPR

Ces dernières années, les avancées technologiques ont permis de réduire considérablement les parties métalliques à l'intérieur des mines antipersonnel. L'utilisation de mine à faible contenu métallique dont le boîtier est en plastique, a permis de contrer les techniques de détection classiques, utilisant le détecteur de métal. Ainsi, la nécessité

de détecter les mines "plastique" a conduit au développement de nouvelles méthodes de détection pour des données enregistrées par un GPR.

La nature champs-proche inhérente au problème de détection de mines antipersonnel par un GPR, couplée avec le fait que les mines sont enfouies dans un sol inhomogène dont la surface est rugueuse, rendent la tâche de traitement des données GPR difficile. En effet, de nombreuses variables influent sur le traitement des données. Il y a notamment une grande variance dans la taille, la forme et la composition des mines, celles-ci pouvant être enfouies à différentes profondeurs ou simplement posées sur la surface du sol. Enfin, l'environnement dans lequel les mines sont posées a un effet direct sur leurs détectabilités puisque le contraste entre les mines et le sol est directement lié aux paramètres environnementaux tels que la végétation environnante, le type de sol, les conditions climatiques et la teneur en eau du sol. En fait, en supposant que l'on possède une connaissance de l'interface air-sol et des propriétés électriques du sous-sol, la simple modélisation du signal reçu, en utilisant par exemple la méthode des différences finies, dénommée FDTD (Finite Difference Time Domain), en trois dimensions est une tâche complexe dont les coûts de calcul sont très élevés [BS96], [DHP96], [Rej02]. Ainsi, l'utilisation d'un tel modèle de propagation, dans une routine quelconque de traitement en ligne où l'on doit prendre en compte la structure inconnue du sol n'est pas réalisable pour l'instant. En effet, des méthodes d'estimations des paramètres physiques du sol existent pour des sols constitués de plusieurs couches homogènes ([ML03], [LSB$^+$04]). Cependant ces méthodes ont un coût de calcul élevé et ne permettent pas de prendre en compte la rugosité de la surface du sol ainsi que les inhomogénéités du sol. De plus, les objets enfouis doivent avoir une forme géométrique simple (rectangle ou cercle sur une donnée Bscan). Par conséquent, on considère des méthodes de détection dont les coûts de calcul sont nettement plus faibles avec une attention particulière pour les approches qui peuvent être utilisées dans des scénarios réels.

L'objectif du traitement des signaux GPR est de détecter automatiquement tous les objets enfouis ou posés sur le sol afin de pouvoir réaliser par la suite une classification des objets qui consiste à séparer les signaux provenant des mines antipersonnel, des signaux provenant de fragments de métal, de cailloux, de racines. L'idéal d'un point de vue opérationnel est d'atteindre un taux de détection de 100% pour les mines antipersonnel. Le taux de fausse alarme minimal idéal étant de 0%. On peut noter que l'utilisation d'une étape de prétraitement des données visant à réduire le clutter est une étape indispensable à tout algorithme de détection utilisant les données provenant d'un GPR, ceci afin d'augmenter le rapport signal sur clutter des objets qu'il faut détecter.

Les différentes méthodes de détection de mines antipersonnel varient suivant l'approche de traitement du signal utilisé. Une première catégorie de méthode utilise des méthodes statistiques pour la détection.

1.4.1 Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques développées pour la détection de mines antipersonnel répondent à la nécessité de développer des algorithmes de détection de faible complexité pouvant être implémentés en situation réelle. Ces méthodes sont basées sur la théorie statistique de la décision et utilisent des modèles de bruit Gaussien, voir ([Bru99], [XMR02], [HG02], [Car99], [ZCB+02]). L'objectif de ces méthodes est de choisir pour chaque position k du GPR entre deux hypothèses :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : \text{L'Ascan enregistré à la position } k \text{ ne contient pas la réponse d'une mine.} \\ \mathsf{H}_1 : \text{L'Ascan enregistré à la position } k \text{ contient la réponse d'une mine.} \end{cases}$$

Pour cela, un modèle statistique des données Ascans sous chacune des hypothèses doit être défini.

Dans ([Bru99], [XMR02]), une donnée Ascan, enregistrée à la position k est modélisée de la façon suivante :

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{s}(k) + \mathbf{b}(k) + \mathbf{e}(k) \tag{1.28}$$

où le vecteur $\mathbf{s}(k)$ contient la réponse provenant d'une mine, le vecteur $\mathbf{b}(k)$ contient les contributions du clutter et le vecteur $\mathbf{e}(k)$ le bruit de mesure. Dans un premier temps, pour chaque donnée Ascan ainsi modélisée, le clutter est réduit. Dans [Bru99], la réduction de clutter est effectuée par l'approche basée sur les moindres carrés pondérés, voir section 1.3. Le problème de détection est ensuite défini comme un simple test entre deux hypothèses :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : \mathbf{w}(k) = \mathbf{e}(k), \text{ il n'y a pas de mine.} \\ \mathsf{H}_1 : \mathbf{w}(k) = \mathbf{s}(k) + \mathbf{e}(k), \text{ il y a une mine.} \end{cases}$$

On peut noter que le modèle utilisé ne prend pas en compte les résidus du clutter provenant de l'étape amont de prétraitement des données Ascan. Ainsi, après la réduction de clutter le vecteur $\mathbf{b}(k)$ est supposé nul. L'étape suivante consiste à supposer que les éléments de $\mathbf{w}(k)$ sont indépendants et distribués suivant une densité de probabilité normale sous H_0 et H_1. $\mathbf{w}(k)$ étant centré, les densités de probabilité de $\mathbf{w}(k)$ sous H_0 et H_1 s'écrivent :

$$p(\mathbf{w}(k), \mathsf{H}_0) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \mathsf{det}^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C_0})} \exp(-\frac{1}{2}\mathbf{w}(k)^T \mathbf{C_0}^{-1} \mathbf{w}(k)) \tag{1.29}$$

$$p(\mathbf{w}(k), \mathsf{H}_1) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \mathsf{det}^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C_1})} \exp(-\frac{1}{2}\mathbf{w}(k)^T \mathbf{C_1}^{-1} \mathbf{w}(k)) \tag{1.30}$$

où N est la longueur de $\mathbf{w}(k)$, $\mathbf{C_0}$ et $\mathbf{C_1}$ sont les matrices de covariance de $\mathbf{w}(k)$ respectivement sous les hypothèses H_0 et H_1. $\mathsf{det}^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C_0})$ dénote la racine carrée du déterminant de la matrice $\mathbf{C_0}$. Le test du rapport de vraissemblance est ensuite formulé de la façon

suivante :

$$L(\mathbf{w}(k)) = \ln \frac{p(\mathbf{w}(k), \mathsf{H}_1)}{p(\mathbf{w}(k), \mathsf{H}_0)} = \frac{1}{2} \ln \frac{\mathsf{det}(\mathbf{C_0})}{\mathsf{det}(\mathbf{C_1})} + \frac{1}{2}\mathbf{w}(k)^T(\mathbf{C_0}^{-1} - \mathbf{C_1}^{-1})\mathbf{w}(k) \gtrless \gamma \quad (1.31)$$

où γ dénote le seuil de détection. La variance de $\mathbf{w}(k)$ sous l'hypothèse H_1 est supposée nettement supérieure à celle de $\mathbf{w}(k)$ sous H_0. Ainsi, $\mathbf{C_0}^{-1} \gg \mathbf{C_1}^{-1}$. La matrice $\mathbf{C_0}^{-1}$ est estimée à partir de données Ascan pour lesquelles l'absence de mine est certaine. En négligeant les constantes, le test d'hypothèses devient :

$$L(\mathbf{w}(k)) = \mathbf{w}(k)^T\mathbf{C_0}^{-1}\mathbf{w}(k) \gtrless \gamma' \quad (1.32)$$

Ainsi, le rapport de vraissemblance $L(\mathbf{w}(k))$ suit une loi du χ^2 à N degrés de liberté sous H_0. Le seuil γ' peut être choisi de sorte que la probabilité de fausse alarme, dénotée P_{FA}, soit égale à une constante α :

$$P_{FA} = \mathsf{Pr}\{L(\mathbf{w}(k)) > \gamma', \mathsf{H}_0\} \quad (1.33)$$

Un objet est détecté chaque fois que $L(\mathbf{w}(k))$ est supérieur au seuil de détection γ'. L'analyse des résultats de cette méthode montre que le seuil γ' choisi de sorte que $P_{FA} = \alpha$ donne en réalité un taux de fausse alarme nettement supérieur à α. Cela s'explique en partie par le fait que les résidus de clutter n'ont pas été pris en compte dans le modèle statistique des données Ascan. Les résidus de clutter peuvent être ou ne pas être distribués suivant une densité de probabilité Gaussienne. De plus, ces résidus étant souvent corrélés, l'hypothèse d'indépendance des éléments de $\mathbf{w}(k)$ ne tient pas, [Bru99].

Pour faciliter la décision entre les hypothèses $\mathsf{H_0}$ et $\mathsf{H_1}$, un test statistique séquentiel, dénoté $\mathbf{T}(k)$, est utilisé dans [XMR02]. $\mathbf{T}(k)$ est une somme cumulative, définie de la façon suivante :

$$\mathbf{T}(k) = \max\left(0, \mathbf{T}(k-1) + \ln \frac{\mathsf{p}(\mathbf{w}(k), \mathsf{H_1})}{\mathsf{p}(\mathbf{w}(k), \mathsf{H_0})}\right) \quad (1.34)$$

Lorsque $T(k)$ est supérieur à un seuil constant γ'', l'hypothèse $\mathsf{H_1}$ est choisie et $T(k)$ est remis à zéro. Ainsi, le test statistique à une forme proche de celle d'un échelon. La présence d'un objet à la position k est indiquée par une rupture dans les statistiques du test séquentiel, c'est à dire un échelon de pente abrupte à la position k.

Dans [HG02], l'évolution des caractéristiques du clutter d'un point de mesure à l'autre est prise en compte en utilisant un seuil de détection adaptatif. La méthode de détection, basée sur la prédiction linéaire, repose également sur un test d'hypothèse binaire pour le problème de détection :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : \mathbf{w}(k) \text{ contient la réponse du clutter.} \\ \mathsf{H}_1 : \mathbf{w}(k) \text{ contient la réponse d'une mine.} \end{cases}$$

où $\mathbf{w}(k)$ est le vecteur contenant les N échantillons de l'Ascan enregistré à la position k.

Sous l'hypothèse H_0, l'Ascan courant s'écrit à l'aide d'un modèle prédictif linéaire comme une combinaison linéaire des Ascans enregistrés aux positions précédentes. Ainsi, un vecteur $\mathbf{w}(k)$ contenant des échantillons du clutter s'écrit :

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{W}(k-1)\mathbf{a}(k) + \varepsilon(k) \tag{1.35}$$

où $\mathbf{a}(k) = [\mathbf{a_1}(k), ..., \mathbf{a}_p(k)]^T$ est le vecteur contenant les coefficients de la prédiction linéaire, p l'ordre de la prédiction linéaire, $\varepsilon(k)$ le vecteur contenant l'erreur de prédiction et la matrice $\mathbf{W}(k-1) = [\mathbf{w}(k-1), ..., \mathbf{w}(k-P)]$ est une collection des P Ascans précédents. On peut noter que les coefficients de la prédiction linéaire sont différents pour les différentes positions k, ceci afin de prendre en compte les variations dans les caractéristiques du clutter. L'hypothèse d'une densité de probabilité Gaussienne pour l'erreur de prédiction $\varepsilon(k)$ est ensuite faite. $\varepsilon(k)$ étant centré, la densité de probabilité de $\varepsilon(k)$ sous H_0 s'écrit :

$$p(\varepsilon(k), \mathsf{H}_0) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{\mathsf{N}}{2}} \mathsf{det}^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C_0})} \exp(-\frac{1}{2}\varepsilon(k)^T \mathbf{C_0}^{-1} \varepsilon(k)) \tag{1.36}$$

avec $\mathbf{C_0}$ la matrice de covariance, estimée à partir de données Ascan pour lesquelles l'absence de mine est certaine. Sous l'hypothèse H_1, il est difficile de modéliser $\mathbf{w}(k)$ et la densité de probabilité $p(\varepsilon(k), \mathsf{H}_1)$ est inconnue. Ainsi, les auteurs utilisent le test statistique suivant :

$$\xi(k) = -\ln(p(\varepsilon(k), \mathsf{H}_0)) = \varepsilon(k)^T \mathbf{C_0}^{-1} \varepsilon(k) \gtrless \gamma \tag{1.37}$$

Une détection est déclarée chaque fois que $\xi(k)$ est supérieure au seuil de détection γ. Le détecteur proposé ne minimise pas la probabilité d'erreur, cependant il est facilement implémentable et ne requiert pas de modèle statistique pour les données Ascans sous H_1. Le calcul du test statistique $\xi(k)$ nécessite la connaissance des coefficients de la prédiction linéaire contenus dans le vecteur $\mathbf{a}(k)$. Ceux-ci sont estimés par l'intermédiaire d'un estimateur du maximum de vraissemblance. Ainsi, le vecteur $\hat{\mathbf{a}}(k)$ contenant les estimées des coefficients de la prédiction linéaire s'écrit :

$$\hat{\mathbf{a}}(k) = (\mathbf{W}(k-1)^T \mathbf{C_0}^{-1} \mathbf{W}(k-1))^{-1} \mathbf{W}(k-1)^T \mathbf{C_0}^{-1} \mathbf{w}(\mathbf{k}) \tag{1.38}$$

Le seuil de détection est choisi de sorte que le taux de fausse alarme soit égale à une constante α à déterminer. Pour améliorer les performances de détection, le seuil γ est rendu adaptatif. Le test statistique $\xi(k)$ est en réalité une forme quadratique de variables aléatoires Gausiennes par conséquent $\xi(k)$ suit une loi de distribution du χ^2 à N degré de liberté, [Kay98]. Le nombre d'échantillons temporels étant grand (N=250), en invoquant le théorème centrale limite, la densité de probabilité de $\xi(k)$ peut être approchée par une Gausienne dont la distribution dépend de la moyenne, dénotée $\overline{\xi}(k)$, et la variance, dénotée $\sigma_\xi^2(k)$. Les changements dans les statistiques de $\xi(k)$ sous l'hypothèse H_0 sont relativement lents. Ainsi, lorsque $\mathbf{w}(k)$ provient du clutter la moyenne et la variance de

$\xi(k)$ sont mises à jour de manière récursive de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \overline{\xi}(k) &= (1-\lambda)\overline{\xi}(k-1) + \lambda\xi(k) && (1.39) \\ \sigma_\xi^2(k) &= (1-\lambda)\sigma_\xi^2(k-1) + \lambda(\xi(k) - \overline{\xi}(k))^2 && (1.40) \end{aligned}$$

avec λ une constante positive de faible valeur. Ainsi, le test statistique normalisé s'écrit :

$$\xi'(k) = \frac{\xi(k) - \overline{\xi}(k)}{\sigma_\xi(k)} \gtrless \gamma' \tag{1.41}$$

où γ' est un seuil fixe pour la détection, choisi de sorte que le taux de fausse alarme soit égale à une constante α.

Le principal avantage de ces méthodes est qu'elles engendrent des algorithmes dont les coûts de calcul sont faibles. Le test statistique est construit à partir du modèle statistique des données sous l'hypothèse H_0, puisqu'il est difficile de modéliser un Ascan sous l'hypothèse H_1, du fait de la grande diversité des signatures de mines antipersonnel. L'efficacité de ces méthodes est directement liée aux performances de la réduction de clutter. En effet, la présence de résidus de clutter pouvant être ou ne pas être distribués suivant une Gaussienne n'est pas prise en compte dans ces méthodes. Ceci résulte en général par un taux de fausses alarmes expérimental supérieur à celui théorique. Ainsi, dans certain cas, la validité du modèle statistique sous l'hypothèse H_0 peut être remise en cause.

Dans ([Car99], [ZCB+02]), une méthode de détection basée sur le filtrage Kalman est utilisée pour estimer le clutter et le séparer des signaux provenant des mines. En l'absence d'objet, le filtre opère en utilisant un modèle d'état dans lequel une estimée du clutter est calculée. La réponse d'une mine est considérée comme une anomalie locale dans les propriétés diélectriques du sol. Elle est détectée comme une rupture entre la mesure et l'estimée du clutter pour une position donnée du radar. Un test statistique basé sur une mesure de l'erreur de prédiction obtenue par le filtre Kalman est appliqué pour détecter la position de l'objet. Cette méthode nécessite de définir un modèle d'état sous les hypothèses $\mathsf{H_0}$ (absence d'objet) et $\mathsf{H_1}$ (présence d'une mine). Pour cela, chaque donnée Ascan issue d'un Bscan, est modélisée de la façon suivante :

$$w(n,k) = s(n,k) + b(n,k) + e(n,k) \tag{1.42}$$

où $n = 0, ..., N-1$ dénote les échantillons temporels de l'Ascan et k la position d'enregistrement de l'Ascan par le GPR. $s(n,k)$ représente le signal provenant de la mine, $b(n,k)$ le clutter et $e(n,k)$ le bruit de mesure. La donnée Bscan est ensuite divisée en P bandes horizontales constituées chacune de m échantillons temporels. Ainsi, le vecteur de mesure $\mathbf{w}_p(k)$ est défini par :

$$\mathbf{w}_p(k) = [w(pm,k), w(pm+1,k), ..., w(pm+m-1,k)]^T$$

avec $p = 0, ..., P-1$ et P le nombre entier le plus grand tel que $P \leq \frac{N}{m}$.

- Modèle d'état sous l'hypothèse $\mathsf{H_0}$

Sous l'Hypothèse $\mathsf{H_0}$, le vecteur de mesure ne contient pas de réponses provenant de mines antipersonnel. Seul le vecteur $\mathbf{b}_p(k)$ contenant le clutter a une trajectoire aléatoire. L'équation d'état s'écrit par conséquent :

$$\begin{cases} \mathbf{b}_p(k) = \mathbf{b}_p(k-1) + \mathbf{v}_{1p}(k) \\ \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{b}_p(k) + \mathbf{e}_p(k) \end{cases} \tag{1.43}$$

avec $p = 0, ..., P-1$ et $\mathbf{b}_p(k) = [b(pm,k), b(pm+1,k), ..., b(pm+m-1,k)]^T$. Les vecteurs $\mathbf{v}_{1p}(k)$ et $\mathbf{e}_p(k)$, de longueur m, correspondent respectivement au bruit d'état et au bruit de mesure. Ils sont tous les deux constitués de variables aléatoires Gausiennes indépendantes et identiquement distribuées.

Un ensemble de P filtres de Kalman est ensuite utilisé pour estimer le clutter à partir d'observations bruitées dans chacune des bandes. Ainsi, l'estimée du vecteur $\mathbf{b}_p(k)$, dénotée $\mathbf{x}_{1p}(k|k)$, est obtenue grâce aux équations du filtre de Kalman données dans le tableau 1.2. Dans ces équations, $\mathbf{I}_m$ est la matrice identité de taille $m \times m$, $\mathbf{P}_{1p}(k|k-1)$ est la matrice de covariance de l'erreur de prédiction de taille $m \times m$, $\mathbf{K}_{1p}(k)$ est le gain de Kalman, $\mathbf{P}_{1p}(k|k)$ est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation et $\mathbf{Q}_{1p}(k)$ la matrice de covariance du bruit d'état. La matrice de covariance de l'erreur d'estimation est initialisée à zéro, i.e. $\mathbf{P}_{1p}(0|0) = 0$. La matrice de covariance du bruit d'état est initialisée de sorte que $\mathbf{Q}_{1p}(\mathbf{0}) = \sigma^{\mathbf{2}}_{\mathbf{e_p}}\mathbf{I}_m$, où $\sigma^2_{e_p}$ est l'estimée initiale de la variance du bruit d'état.

- Modèle d'état sous l'hypothèse $\mathsf{H_1}$

Sous l'Hypothèse $\mathsf{H_1}$, le vecteur de mesure contient la réponse provenant d'une mine antipersonnel. Le vecteur $\mathbf{s}_p(k)$, contenant la réponse de la mine dans la bande p, a une trajectoire aléatoire, il est défini par :

$$\mathbf{s}_p(k) = \mathbf{s}_p(k-1) + \mathbf{r}_p(k) \tag{1.44}$$

où $\mathbf{s}_p(k) = [s(pm,k), s(pm+1,k), ..., s(pm+m-1,k)]^T$. Le vecteur $\mathbf{r}_p(k)$ permet d'introduire un biais aléatoire prenant en compte les variations dans le signal provenant de la mine. Le vecteur $\mathbf{r}_p(k)$ est défini de la façon suivante :

$$\mathbf{r}_p(k) = \mathbf{r}_p(k-1) + \mathbf{v}_{2p}(k) \tag{1.45}$$

où $\mathbf{v}_{2p}(k)$ est le vecteur contenant le bruit d'état. A noter que sous $\mathsf{H_1}$, le vecteur $\mathbf{b}_p(k)$ contenant le clutter est constant et égal à la valeur estimée en amont de la détection de la mine, i.e. $\mathbf{b}_p(k) = \mathbf{b}_p(k-1)$. Ainsi, sous $\mathsf{H_1}$, on cherche à estimer le vecteur $\mathbf{x}_{2p}(k) = [\mathbf{b}_p(k)^T, \mathbf{s}_p(k)^T, \mathbf{r}_p(k)^T]^T$ à partir des équations du filtre de Kalman, données

dans le tableau 1.2. L'équation d'état s'écrit :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{2p}(k) = \mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k-1) + \mathbf{v}_p(k) \\ \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}_{2p}(k) + \mathbf{e}_p(k) \end{cases} \tag{1.46}$$

avec $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_m \end{bmatrix}$, $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_m & \mathbf{I}_m & 0 \end{bmatrix}$, et $\mathbf{v}_p(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \mathbf{v}_{2p}(k) \end{bmatrix}$.

La matrice de covariance du bruit d'état, dénotée $\mathbf{Q}_{2p}(k)$, intervenant dans les équations du filtre de Kalman est telle que :

$$\mathbf{Q}_{2p}(k) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{v_{2p}^2}\mathbf{I}_m \end{bmatrix}.$$

Le vecteur d'état $\mathbf{x}_{2p}(k)$ est initialisé en $k = k_0$ en mettant le bias égal à zéro, i.e. $\mathbf{r}_p(k_0) = 0$, et la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $\mathbf{P}_{2p}(k_0|k_0)$ est telle que :

$$\mathbf{P}_{2p}(k_0|k_0) = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_{1p}(k_0-1|k_0-1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Sous l'hypothèse H_0, l'algorithme utilise un test du χ^2, basé sur l'erreur de prédiction $\varepsilon_p(k)$, afin de détecter la position d'un éventuel objet. En effet, la réponse d'une mine est définie comme une anomalie locale dans les caractéristiques diélectriques du sol. Elle se caractérise par une valeur élevée de l'erreur de prédiction. Le modèle de détection pour un Ascan enregistré à la position k, pour $p = 0, ..., P-1$ est le suivant :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{b}_p(k) + \mathbf{e}_p(k) \\ \mathsf{H}_1 : \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{s}_p(k) + \mathbf{b}_p(k) + \mathbf{e}_p(k) \end{cases}$$

Pour un Ascan donné, enregistré à la position k, l'erreur de prédiction $\varepsilon_p(k)$ est calculée, la matrice de covariance de l'erreur de prédiction sur les mesures, dénotée $\mathbf{C}_p(k)$ est mise à jour, enfin l'erreur de prédiction quadratique normalisée, dénomée $\Lambda_p(k)$ est définie.

$$\begin{aligned} \varepsilon_p(k) &= \mathbf{w}_p(k) - \mathbf{x}_{1p}(k|k-1) \\ \mathbf{C}_p(k) &= \mathbf{P}_{1p}(k|k-1) + \sigma_{e_p}^2\mathbf{I}_m \\ \Lambda_p(k) &= \varepsilon_p(k)^T\mathbf{C}_p^{-1}(k)\varepsilon_p(k) \end{aligned}$$

Sous l'hypothèse H_0, les vecteurs $\Lambda_p(k)$, pour $p = 0, ..., P-1$, sont distribués suivant une loi du χ^2 à m degrés de liberté. Pour un Ascan donnée, le test statistique suivant

est appliqué à chaque bande p afin de détecter la position d'un objet :

$$\Lambda_p(k) = \varepsilon_p(k)^T \mathbf{C}_p^{-1}(k)\varepsilon_p(k) \gtrless \gamma \tag{1.47}$$

où γ est le seuil de détection choisi de sorte que la probabilité de fausses alarmes soit égale à une constante α. Lorsque $\Lambda_p(k) \geq \alpha$, l'hypothèse H_1 est choisie. Lorsque l'hypothèse H_0 est rejetée pour au moins K_0 des P bandes, l'hypothèse H_0 est rejetée pour l'Ascan entier. Un objet est détecté lorsque l'hypothèse H_0 est rejetée pour au moins K_1 données Ascan consécutives. Lorsqu'une détection est déclarée à la position k, le modèle d'état sous H_1 est initialisé en $k = k_0$ avec $k_0 = k - K_1$. K_0 et K_1 sont des constantes à déterminer. L'algorithme ne peut cependant pas déterminer la fin d'une cible. La taille des objets à détecter est supposée connue de façon à pouvoir réinitialiser le modèle sous H_0 après une détection. La complexité de la méthode est liée au choix du paramètre m qui détermine la taille des matrices dans l'algorithme.

TAB. 1.2: Equations du filtre Kalman sous l'hypothèse H_0 et sous l'hypothèse H_1

sous H_0	sous H_1
$\mathbf{x}_{1p}(k\|k-1) = \mathbf{x}_{1p}(k-1\|k-1)$	$\mathbf{x}_{2p}(k\|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k-1\|k-1)$
$\mathbf{P}_{1p}(k\|k-1) = \mathbf{P}_{1p}(k-1\|k-1) + \mathbf{Q}_{1p}(k-1)$	$\mathbf{P}_{2p}(k\|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}_{2p}(k-1\|k-1)\mathbf{A}^T + \ldots \mathbf{Q}_{2p}(k-1)$
$\mathbf{K}_{1p}(k) = \mathbf{P}_{1p}(k\|k-1) \times \ldots [\mathbf{P}_{1p}(k\|k-1) + \sigma_{e_p}^2 \mathbf{I}_m]^{-1}$	$\mathbf{K}_{2p}(k) = \mathbf{P}_{2p}(k\|k-1)\mathbf{H}^T \times \ldots [\mathbf{H}\mathbf{P}_{2p}(k\|k-1)\mathbf{H}^T + \sigma_{e_p}^2 \mathbf{I}_m]^{-1}$
$\mathbf{x}_{1p}(k\|k) = \mathbf{x}_{1p}(k\|k-1) + \mathbf{K}_{1p}(k) \times \ldots [\mathbf{w}_p(k) - \mathbf{x}_{1p}(k\|k-1)]$	$\mathbf{x}_{2p}(k\|k) = \mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k\|k-1) + \mathbf{K}_{2p}(k) \times \ldots [\mathbf{w}_p(k) - \mathbf{H}\mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k\|k-1)]$
$\mathbf{P}_{1p}(k\|k) = [\mathbf{I}_m - \mathbf{K}_{1p}(k)]\mathbf{P}_{1p}(k\|k-1)$	$\mathbf{P}_{2p}(k\|k) = [\mathbf{I}_m - \mathbf{K}_{2p}(k)\mathbf{H}]\mathbf{P}_{2p}(k\|k-1)$

1.5 Conclusion

La détection d'objets enfouis à faibles profondeurs, tels que les mines antipersonnel, par un GPR est rendue difficile par la présence du clutter qui peut masquer les réponses des objets. La réduction de clutter est un des problèmes clés à résoudre afin d'améliorer les performances des différentes méthodes de détection utilisant les données GPR. Cette étape de prétraitement des données GPR, doit permettre d'augmenter significativement le rapport signal sur clutter des mines antipersonnel ou autres objets dangereux, enfouis à faibles profondeurs ou simplement posés sur le sol. Dans le chapitre suivant, une nouvelle

méthode de réduction de clutter, basée sur le filtrage numérique, est proposée pour le prétraitement des données Bscan et Cscan.

Chapitre 2

La réduction de clutter

2.1 Introduction

La réduction de clutter est une étape indispensable de prétraitement des données issues du GPR, afin de pouvoir appliquer des méthodes de détection efficaces. En effet, celle-ci doit permettre d'augmenter le rapport signal sur bruit des objets qu'il faut détecter. Dans ce chapitre, une méthode simple et nouvelle, basée sur l'utilisation de filtres numériques, est utilisée pour réduire le clutter sur des données Bscan et Cscan. On se focalise plus particulièrement sur le cas où les réponses des mines sont noyées dans celle de l'interface air-sol et où des méthodes de réduction de clutter, telles que celles décrites dans le paragraphe 1.3.1 sont inefficaces. Les deux filtres conçus respectivement pour le filtrage des données Bscan et Cscan doivent permettre de réduire significativement le clutter tout en préservant les signatures caractéristiques d'objets enfouis sur ces données.

La section 2.2 présente la conception du filtre numérique adapté aux données Bscan. Le filtre numérique adapté aux données Cscan est décrit dans la section 2.3.

2.2 Conception d'un filtre numérique adapté aux données Bscan

Sur des données Bscan, enregistrées par un radar à pénétration de sol comme celui de la figure 2.1, le clutter est constitué de trois bandes quasiment horizontales tandis que les réponses des mines antipersonnel, apparaissent sous forme d'hyperboles. Le filtre doit être conçu de façon à filtrer les bandes horizontales (clutter) tout en préservant les hyperboles (réponses des mines). Ainsi des méthodes de détection, qui recherchent la présence d'hyperbole sur des Bscans, telles que celles proposées dans ([GKN01], [ZC05], [PVDD06]), pourront être utilisées par la suite. Une analyse comparative des spectres

d'amplitude approchés du clutter et d'une signature de mine est réalisée, afin de mettre en évidence, les composantes fréquentielles du clutter qui peuvent être éliminées, sans pour autant apporter des distortions significatives aux signaux provenant des mines. A partir de ce résultat, le gabarit d'un filtre numérique optimal pour la réduction de clutter sur des données Bscans est construit. Cette méthode de réduction de clutter a été présentée dans [PDV06].

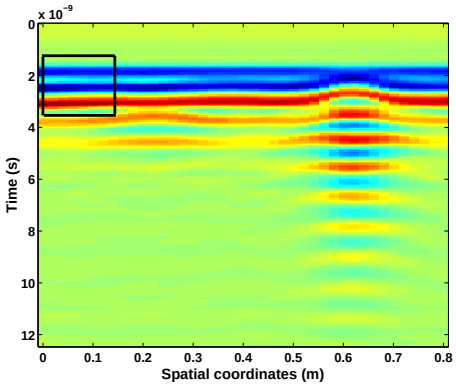

FIG. 2.1: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

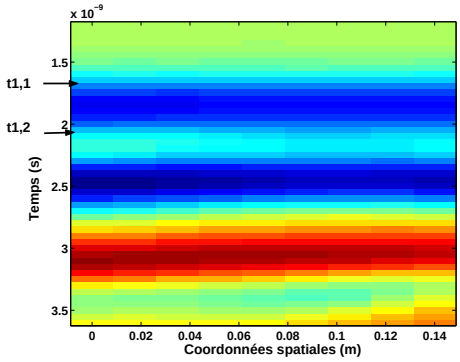

FIG. 2.2: Zoom effectué sur le Bscan de la figure 2.1. $t_{1,1}$ et $t_{1,2}$ délimitent la première bande de clutter.

2.2.1 Modélisation géométrique et analyse fréquentielle du clutter

Une donnée Bscan peut être définie par une fonction, notée $I(x,t)$, où x représente la coordonnée spatiale variant de 0 à x_1 et t le temps allant de 0 à T. Sur une donnée Bscan typique (voir Fig. 2.1), le clutter apparaît sous forme de bandes horizontales. Ces bandes ayant un fort contraste, elles peuvent être modélisées géométriquement par une fonction rectangle. Chaque bande de clutter peut ainsi être modélisée par la fonction $\Pi_i(x,t)$, définie de la façon suivante :

$$\Pi_i(x,t) = \Pi_{i,1}(x)\Pi_{i,2}(t) \tag{2.1}$$

avec

$$\begin{cases} \Pi_{i,1}(x) = A_i \text{ si } x \in [0, x_1] \\ \Pi_{i,1}(x) = 0 \quad \text{si } x \notin [0, x_1] \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} \Pi_{i,2}(t) = A_i \text{ si } t \in [t_{i,1}, t_{i,2}] \\ \Pi_{i,2}(t) = 0 \quad \text{si } t \notin [t_{i,1}, t_{i,2}] \end{cases}$$

où A_i est l'amplitude de la i-ième bande de clutter tandis que $t_{i,1}$ et $t_{i,2}$ sont les instants temporels qui délimitent la i-ième bande de clutter (Fig. 2.2).

- **Analyse fréquentielle d'une bande de clutter**

On considère maintenant une donnée Bscan constituée uniquement de la i-ième bande du clutter. Ce Bscan peut être modélisé par la fonction suivante :

$$I_c(x,t) = \Pi_i(x,t) \tag{2.2}$$

Afin de construire un filtre capable de réduire le clutter, on analyse le spectre d'une bande de clutter. La représentation spectrale est obtenue en prenant la transformée de Fourier continue bidimensionnelle de $I_c(x,t)$, notée $I_c(\nu_x,\nu)$, où ν_x est la fréquence spatiale et ν la fréquence temporelle :

$$I_c(\nu_x,\nu) = \int_0^{x_1}\int_{t_{i,1}}^{t_{i,2}} I_c(x,t)\, e^{-2i\pi x\nu_x} e^{-2i\pi\nu t}\, dx\, dt \tag{2.3}$$

après calcul on obtient :

$$I_c(\nu_x,\nu) = A_i x_1 (t_{i,2}-t_{i,1}) e^{-i\pi(x_1\nu_x+(t_{i,1}+t_{i,2})\nu)}\, \mathrm{sinc}(\pi x_1\nu_x)\, \mathrm{sinc}(\pi(t_{i,2}-t_{i,1})\nu) \tag{2.4}$$

avec sinc la fonction sinus cardinal ($\mathrm{sinc}(x) = \frac{\sin(x)}{x}$). Le spectre d'amplitude de la i-ième bande de clutter est donné par la relation suivante :

$$|I_c(\nu_x,\nu)| = A_i x_1 T_i\, \mathrm{sinc}(\pi x_1\nu_x)\, \mathrm{sinc}(\pi T_i\nu) \tag{2.5}$$

où T_i est la largeur de la i-ième bande de clutter ($T_i = t_{i,2} - t_{i,1}$). En considérant que l'énergie principale d'une telle fonction est située à l'intérieur des deux premiers lobes des fonctions sinus cardinal, l'énergie principale de la i-ème bande de clutter est située à l'intérieur du sous espace S_c, défini par :

$$S_c = \left\{ (\nu_x,\nu) \,\middle|\, |\nu_x| \in [0, \frac{2}{x_1}], |\nu| < \frac{2}{T_i} \right\} \tag{2.6}$$

Un exemple de spectre d'amplitude d'une bande de clutter est représenté Fig. 2.3 pour un Bscan dont les paramètres sont $x_1 = 1$ m, $t_{1,1} = 1.5\,10^{-9}$s and $t_{1,2} = 2\,10^{-9}$s (Fig. 2.2). L'énergie principale d'une telle bande de clutter est contenue dans le sous espace S_c tel que :

$$S_c = \left\{ (\nu_x,\nu) \,\middle|\, |\nu_x| \in [0,2], |\nu| \in [0, 4\,10^9] \right\} \tag{2.7}$$

- **Analyse fréquentielle du clutter**

Sur une donnée Bscan réelle comme celle représentée Fig.2.1, le clutter est constitué de trois bandes horizontales. Par conséquent, un modèle géométrique du clutter pour cette donnée Bscan peut être défini de la façon suivante :

$$I_{clutter}(x,t) = \sum_{i=1}^{3} \Pi_i(x,t) \tag{2.8}$$

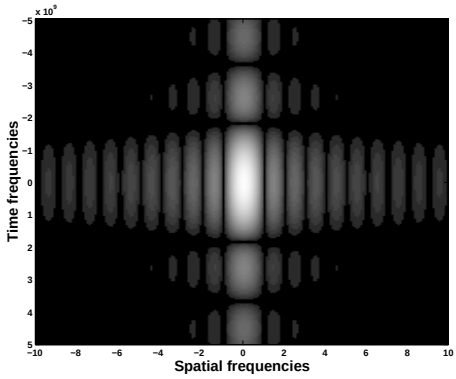

FIG. 2.3: Spectre d'amplitude de la première bande de clutter représentée sur les figures 2.1 et 2.2.

Le spectre totale du clutter est obtenu en utilisant la transformée de Fourier définie par la relation (2.3) et s'écrit :

$$I_{clutter}(\nu_x, \nu) = \sum_{i=1}^{3} \Pi_i(\nu_x, \nu) \tag{2.9}$$

où $\Pi_i(\nu_x, \nu)$ est le spectre de la i-ième bande de clutter. Ainsi, le spectre d'amplitude du clutter est donné par :

$$|I_{clutter}(\nu_x, \nu)| = \left| \sum_{i=1}^{3} \Pi_i(\nu_x, \nu) \right| \tag{2.10}$$

Autrement dit, l'amplitude du spectre total du clutter est égale à l'amplitude de la somme cohérente des spectres de chacune des bandes du clutter. Ainsi, le spectre d'amplitude du clutter ne peut pas être plus large que le plus large des spectres parmi $\{\Pi_i(\nu_x, \nu)\}$, $i = 1, ..., 3$. Ce dernier constitue un cas limite pour la sélection de la fréquence de coupure du filtre numérique. En effet, si l'on sélectionne la bande atténuée du filtre de sorte que les deux premiers lobes du sinus cardinal de la bande de clutter dont l'étalement spectrale est le plus grand soient éliminés, on est assuré de filtrer la majeur partie du clutter. Par conséquent, pour concevoir notre filtre, on ne s'interesse qu'à la bande de clutter qui aura le spectre le plus large ou de façon équivalente la plus petite valeur pour T_i. L'énergie d'une telle bande de clutter est située à l'intérieur du sous espace $S_c(x_1, \nu_{\max})$ défini par :

$$S_c(x_1, \nu_{\max}) = \left\{ (\nu_x, \nu) \text{ tel que } |\nu_x| < \frac{2}{x_1}, |\nu| < \nu_{\max} \right\} \tag{2.11}$$

où $\nu_{\max} = \frac{2}{T_{\min}}$ avec $T_{\min} = \min(T_i)$, $i = 1, ..., 3$.

On connaît désormais le sous espace S_c contenant la majeur partie de l'énergie du clutter. Toutefois, avant de définir la bande atténuée du filtre comme étant le sous espace S_c, il nous faut étudier le spectre de la réponse d'une mine afin de s'assurer que les signatures des mines ne soient pas dégradées de façon significative par le filtrage.

2.2.2 Modélisation et analyse fréquentielle d'une hyperbole caractérisant la réponse d'une mine antipersonnel

La présence d'un objet enfoui dans le sol est caractérisée par une hyperbole sur une donnée Bscan. Une approche géométrique directe peut être utilisée dans le cas où le sol a une vitesse de propagation v_c constante (i.e. pour un sol homogène). Pour un objet ponctuel, enfoui à une profondeur z_0 et positionné en $x = x_0$, le signal réfléchi par l'objet sera centré à l'instant :

$$t = t_0 + \frac{2}{v}\sqrt{(x - x_0)^2 + z_0^2} \tag{2.12}$$

qui dépend de la vitesse v de propagation du pulse émis par le radar dans le sol et de t_0 le temps de réponse de l'interface air-sol. On suppose, que la distance entre le GPR et le sol est maintenue constante pendant les mesures et que l'interface air-sol est plate, ainsi t_0 est supposé constant. Par conséquent, l'équation d'une hyperbole représentée sur un Bscan, voir figure 2.4 , est :

$$\frac{(t - t_0)^2}{a^2} - \frac{(x - x_0)^2}{b^2} = 1 \tag{2.13}$$

avec $a = \frac{2z_0}{v}$ et $b = z_0$.

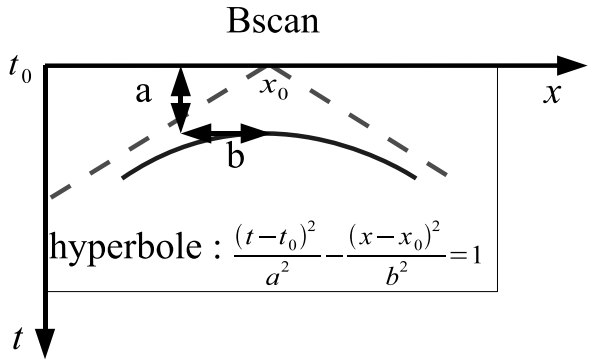

FIG. 2.4: Hyperbole modélisant la réponse d'un objet enfoui et ces aymptotes (lignes pointillées).

Ainsi, un Bscan contenant une seule hyperbole telle que celle définie par l'équation (2.13) peut être défini par la fonction $I_s(x, t)$ suivante :

$$\begin{aligned} I_s(x,t) &= \delta(t - t_0 - a\sqrt{\frac{(x - x_0)^2}{b^2} + 1}) \text{ si } |x - x_0| \leq \Delta x \\ I_s(x,t) &= 0 \text{ sinon} \end{aligned} \tag{2.14}$$

avec $\delta(t - \alpha)$ la distribution de dirac en $t = \alpha$. La directivité de l'antenne étant finie, le signal réfléchi ne peut être mesuré que pour des points peu éloignés de x_0. La largeur d'une

telle hyperbole est égale à $2\Delta x$. Dans le cadre de la détection de mines antipersonnel Δx est de l'ordre d'une dizaine de centimètres. La représentation spectrale d'une mine enfouie est obtenue en prenant la transformée de Fourier, il vient :

$$I_s(\nu_x,\nu) = e^{-2i\pi t_0\nu}\int_{x_0-\Delta x}^{x_0+\Delta x} e^{-2i\pi\nu a\sqrt{\frac{(x-x_0)^2}{b^2}+1}} e^{-2i\pi x\nu_x}\,dx$$

En utilisant un changement de variable, le spectre précédent peut également s'écrire :

$$I_s(\nu_x,\nu) = \; e^{-2i\pi(x_0\nu_x+t_0\nu)}\int_{-\Delta x}^{\Delta x} e^{-2i\nu\pi a\sqrt{\frac{x^2}{b^2}+1}} e^{-2i\pi x\nu_x}\,dx \tag{2.15}$$

Dans le cas où $\left|\frac{x}{b}\right|$ est petit devant 1, on peut faire l'approximation suivante :

$$\sqrt{\frac{x^2}{b^2}+1} \backsimeq 1 \tag{2.16}$$

Ainsi pour des mines enfouies à des profondeurs z_0 telles que $z_0 > \Delta x$ ($z_0 = b$), le spectre de l'hyperbole peut être approximé par :

$$I_s(\nu_x,\nu) \;\backsimeq\; e^{-2i\pi(x_0\nu_x+(t_0+a)\nu)}\int_{-\Delta x}^{\Delta x} e^{-2i\pi\nu_x x}\,dx \tag{2.17}$$

$$I_s(\nu_x,\nu) \;\backsimeq\; 2\Delta x e^{-2i\pi(x_0\nu_x+(t_0+a)\nu)}\mathrm{sinc}(2\pi\Delta x\nu_x) \tag{2.18}$$

Le spectre d'amplitude approché est donné par :

$$|I_s(\nu_x,\nu)| \backsimeq 2\Delta x|\mathrm{sinc}(2\pi\Delta x\nu_x)| \tag{2.19}$$

Ainsi le module du spectre approché du signal provenant d'une mine est indépendant de la fréquence ν et l'énergie principale du signal est localisée dans l'intervalle $\nu_x \in [\frac{-1}{\Delta x}, \frac{1}{\Delta x}]$. Sur le Bscan de la figure 2.1, l'hyperbole de largeur $\Delta x = 0.1$m, centrée en $x = 0.2$m, caractérise la présence d'une mine antipersonnel. L'énergie principale du spectre approché de cette mine est alors située dans l'intervalle $\nu_x \in [-20, 20]$. La figure 2.5, représente l'évolution du spectre approché de l'hyperbole pour $\nu = 0$.

Il est maintenant possible de comparer le spectre d'une bande de clutter avec celui d'une hyperbole modélisant la réponse d'une mine. On considère la première bande de clutter du Bscan de la figure 2.1 dont l'énergie principale est située dans le sous espace S_c défini par (2.7). En regardant les spectres normalisés du clutter et de l'hyperbole ainsi modélisés pour $\nu = 0$, représentés figure 2.6, on peut voir que l'étalement du spectre du clutter suivant ν_x est petit en comparaison de celui d'une hyperbole. En effet, l'énergie principale d'une bande horizontale modélisant le clutter est située dans une bande de largeur égale à 2 m^{-1} tandis que celle d'une hyperbole modélisant la réponse d'une mine est située dans une bande de largeur égale à 20 m^{-1}. Ainsi, l'utilisation d'un filtre numérique de type passe haut pour filtrer le clutter, avec une bande de transition étroite, ne doit pas dégrader significativement les signaux provenant d'objets enfouis,

voir figure 2.6. Puisque le spectre approché de la réponse d'une mine ne dépend pas de ν, on peut filtrer le clutter pour toutes les fréquences ν. La bande atténuée S du filtre est alors définie par :

$$S = \left\{ (\nu_x, \nu) \middle| |\nu_x| \in [0, \frac{2}{x_1}], \forall \nu \right\} \tag{2.20}$$

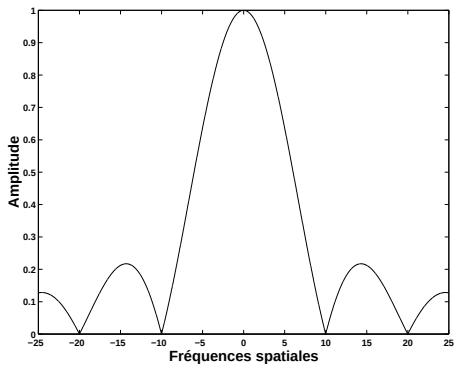

FIG. 2.5: Spectre d'amplitude approché d'une hyperbole modélisant la réponse d'une mine pour $|\Delta_x| < z_0$ et $\nu = 0$.

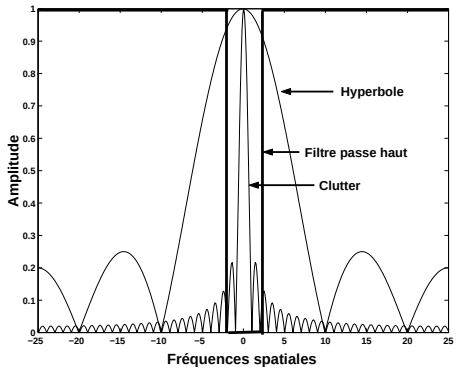

FIG. 2.6: Spectres d'amplitude approchés du clutter, d'une hyperbole et du filtre numérique pour $\nu = 0$.

Cependant, pour des mines enfouies à faibles profondeurs (1-5 cm), l'approximation faite pour la relation (2.16) n'est plus valable pour différentes valeurs de b et x considérées. Il est par conséquent difficile de trouver une approximation pour le spectre de l'hyperbole, défini par l'équation (2.15). En observant plusieurs Bscans réels de notre base de données, tel que celui représenté sur la figure 2.1, on peut voir que la courbure du sommet de l'hyperbole est faible. De plus, la directivité des antennes du GPR étant finie, on peut également voir que les branches de l'hyperbole sont de longueurs courtes et quasiment symétriques. Une hyperbole sur un Bscan peut par conséquent être approximée par trois segments de droites. Le sommet de l'hyperbole est modélisé par un segment de droite de pente nulle dont la taille est directement liée à la taille de l'objet enfoui. Les branches de l'hyperbole sont modélisées par deux segments de droites symétriques de pente $\pm a_h$, voir figure 2.7. Un Bscan contenant une hyperbole, tel que celui représenté figure 2.4, peut donc être modélisé approximativement par la fonction $I_m(x,t)$, représentée figure 2.7, définie de la façon suivante :

$$\begin{aligned} I_m(x,t) &= A \text{ si } t = a_h(x - x_0) + t_0 \text{ avec } x \in [x_2,\ x_3] \subset [0,\ x_1] \\ &= A \text{ si } t = a + t_0 \text{ avec } x \in [x_3,\ x_4] \subset [0,\ x_1] \\ &= A \text{ si } t = -a_h(x - x_0) + t_0 \text{ avec } x \in [x_4,\ x_5] \subset [0,\ x_1] \\ &= 0 \text{ sinon} \end{aligned} \tag{2.21}$$

avec A, x_0, x_2, x_3, x_4 et x_5 des constantes réelles. Cette fonction peut également s'écrire de la manière suivante :

$$\begin{aligned} I_m(x,t) &= A\delta(t = a_h(x - x_0) + t_0) \text{ si } x \in [x_2, x_3] \\ &= A\delta(t = a + t_0) \text{ si } x \in [x_3, x_4] \\ &= A\delta(t = -a_h(x - x_0) + t_0) \text{ si } x \in [x_4, x_5] \\ &= 0 \text{ sinon} \end{aligned} \tag{2.22}$$

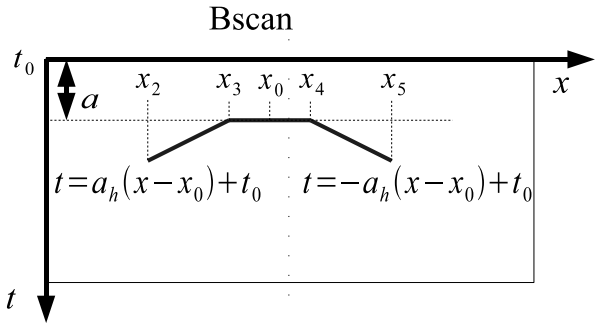

FIG. 2.7: Modélisation de l'hyperbole de la figure 2.4 par 3 segments de droites.

Les trois segments de droites modélisant l'hyperbole n'étant pas définis sur le même support, la transformée de Fourier continue à deux dimensions de la fonction $I_m(x,t)$, notée $I_m(\nu_x, \nu)$, peut s'écrire comme la somme des transformées de chaque segment :

$$I_m(\nu_x, \nu) = I_{m_1}(\nu_x, \nu) + I_{m_2}(\nu_x, \nu) + I_{m_3}(\nu_x, \nu) \tag{2.23}$$

avec :

$$I_{m_1}(\nu_x, \nu) = e^{-2i\pi\nu t_0} \int_{x_2}^{x_3} A e^{-2i\pi\nu a_h(x-x_0)} e^{-2i\pi\nu_x x} dx \tag{2.24}$$

$$I_{m_2}(\nu_x, \nu) = e^{-2i\pi\nu(a+t_0)} \int_{x=x_3}^{x_4} A e^{-2i\pi\nu_x x} dx \tag{2.25}$$

$$I_{m_3}(\nu_x, \nu) = e^{-2i\pi\nu t_0} \int_{x=x_4}^{x_5} A e^{2i\pi\nu a_h(x-x_0)} e^{-2i\pi\nu_x x} dx \tag{2.26}$$

La transformée de Fourier 2D, pour le segment de droite de pente nulle, modélisant le sommet de l'hyperbole s'écrit :

$$I_{m_2}(\nu_x, \nu) = A(x_4 - x_3) e^{-2i\pi\nu(a+t_0)} e^{-i\pi\nu_x(x_3+x_4)} \operatorname{sinc}(\pi\nu_x(x_4 - x_3)) \tag{2.27}$$

Le spectre d'amplitude du sommet de l'hyperbole, représenté figure 2.7, est donné par la relation suivante :

$$|I_{m_2}(\nu_x, \nu)| = |A\Delta_s \text{ sinc}\,(\pi\nu_x\Delta_s)\,| \tag{2.28}$$

avec $\Delta_s = x_4 - x_3$. La largeur du sommet de l'hyperbole apparaissant sur une donnée Bscan est directement liée à la taille de l'objet enfoui, dans le cadre de la détection de mines antipersonnel, $|\Delta_s|$ est de l'ordre d'une dizaine de centimètres ($|\Delta_s| = 10$cm). Par conséquent, comme le montre la figure 2.8, l'énergie principale de $|I_{m_2}(\nu_x, \nu)|$ est située à l'intérieur du sous espace $S_2 = \{(\nu_x, \nu) \text{ tel que } |\nu_x| \in [0, 20], \forall\nu\}$. Puisque le spectre d'amplitude du sommet de l'hyperbole est indépendant de la fréquence temporelle ν, une comparaison avec le spectre d'amplitude du clutter peut être réalisée à $\nu = 0$. Grâce à la figure 2.9, on peut voir que l'étalement du spectre du clutter suivant l'axe ν_x est dix fois plus petit que celui du spectre du sommet de l'hyperbole. Ainsi, un filtre passe haut, conçu pour éliminer le clutter à l'intérieur du sous espace S, défini par (2.20), peut être utilisé. En effet, l'opération de filtrage ne devrait pas apporter de distortions significatives au sommet de l'hyperbole.

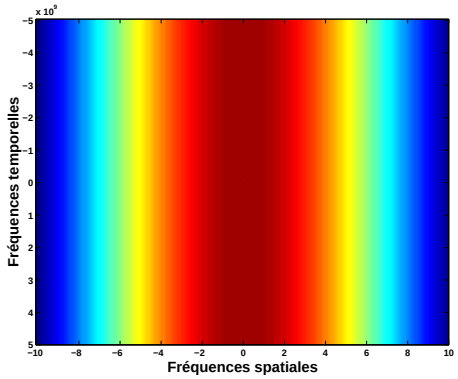

FIG. 2.8: Spectre d'amplitude d'un segment de droite modélisant le sommet d'une hyperbole pour $|\Delta_s| = 10$ cm.

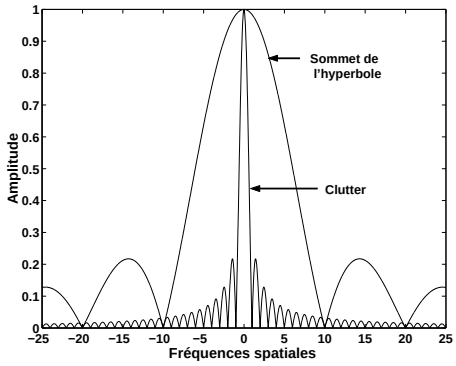

FIG. 2.9: Spectres d'amplitude normalisés du clutter et du sommet de l'hyperbole pour $\nu = 0$ ($x_1 = 1$m, $|\Delta_s| = 10$cm).

Le spectre d'amplitude du segment de droite de pente a_h modélisant une branche d'hyperbole est donné par :

$$|I_{m_1}(\nu_x, \nu)| = |A\Delta_b \text{ sinc}\,(\pi(a_h\nu + \nu_x)\Delta_b)| \tag{2.29}$$

avec $\Delta_b = x_3 - x_2$, tandis que le segment de droite de pente $-a_h$ modélisant la seconde branche de l'hyperbole, défini par (2.22), admet le spectre d'amplitude suivant :

$$|I_{m_3}(\nu_x, \nu)| = |A\Delta_b \text{ sinc}\,(\pi(-a_h\nu + \nu_x)\Delta_b)| \tag{2.30}$$

avec $\Delta_b = x_5 - x_4$ (On suppose que les segments de droite modélisant les deux branches de l'hyperbole sont de même longueur.). Δ_b est de l'ordre de 8-12 cm pour les données Bscan réelles de la campagne MACADAM. L'énergie principale des spectres d'amplitudes $|I_{m_1}(\nu_x, \nu)|$ et $|I_{m_3}(\nu_x, \nu)|$ est située à l'intérieur des deux premiers lobes des fonc-

tions sinus cardinal. Les spectres d'amplitude de deux segments de droite modélisant les branches de l'hyperbole, avec pour paramètres $|\Delta_b| = 10$ cm et $|a_h| = 1$, sont représentés sur les figures 2.10 et 2.11. On peut noter que a_h dépend de la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique dans le sol ($a_h = \frac{b}{a} = \frac{v}{2}$).

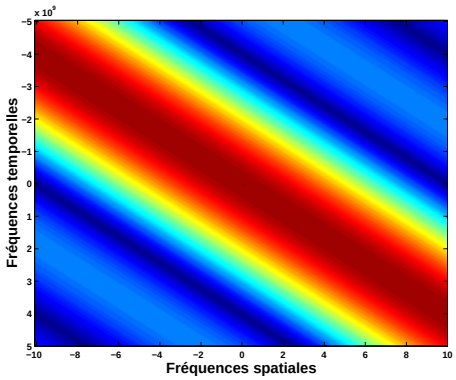

FIG. 2.10: Spectre d'amplitude d'un segment de droite de pente a_h.

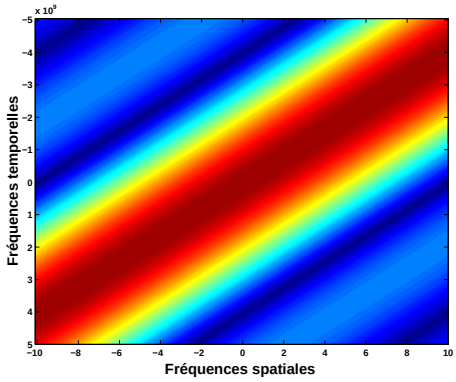

FIG. 2.11: Spectre d'amplitude d'un segment de droite de pente $-a_h$.

Il est ensuite important de remarquer que l'intersection entre les spectres d'amplitude approchés du clutter et des branches de l'hyperbole est maximale pour $\nu = 0$, voir figures 2.12 et 2.13. Le spectre d'amplitude approché d'une branche d'hyperbole est beaucoup plus étalé que celui du clutter. Par conséquent, les composantes fréquentielles du spectre d'une donnée Bscan située à l'intérieur du sous espace S peuvent être éliminées par le filtrage sans pour autant apporter des dégradations importantes sur les branches de l'hyperbole. Cette dégradation sera maximale pour $\nu = 0$.

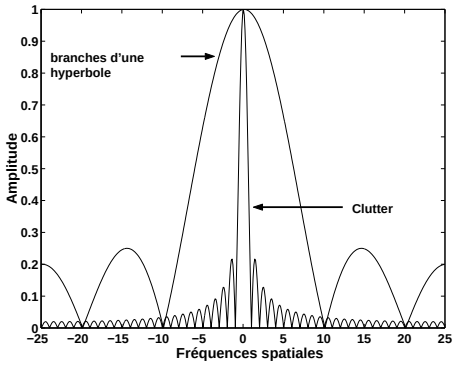

FIG. 2.12: Spectres d'amplitude approchés du clutter et des segments de droite modélisant les branches d'une hyperbole pour $\nu = 0$.

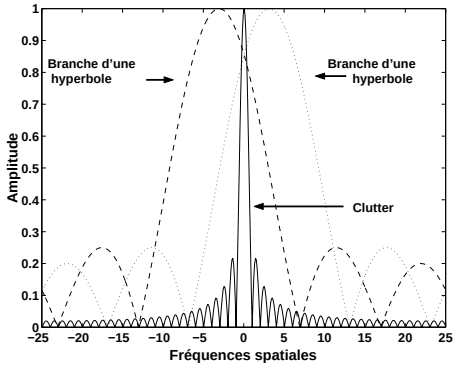

FIG. 2.13: Spectres d'amplitude approchés du clutter et des segments de droite modélisant les branches d'une hyperbole pour $\nu \neq 0$.

L'analyse fréquentielle des modèles géométriques du clutter et des signaux provenant des mines, montre que l'utilisation d'un filtre passe haut avec une bande de transition

étroite, dont la bande atténuée est définie par (2.20), doit permettre de réduire significativement le clutter tout en protégeant les signatures hyperboliques des objets enfouis. En réalité, quelque soit la profondeur à laquelle une mine est enfouie, il faut juste vérifier que la largeur de la signature de la mine apparaissant sur la donnée Bscan à prétraiter soit petite devant la largeur x_1 de ce Bscan. Cette condition est en effet suffisante pour garantir que l'étalement du spectre du clutter soit petit devant celui de l'objet enfoui. Dans le paragraphe suivant on s'interesse à la conception et à l'implémentation du filtre.

2.2.3 Synthèse du filtre RIF adapté aux données Bscan

2.2.3.1 Spécification du filtre dans le domaine fréquentiel

On souhaite synthétiser un filtre RIF (Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie) de type passe-haut adapté aux données Bscan. Pour cela, on peut utiliser la modélisation et l'analyse précédente afin de construire le gabarit du filtre qui contient la réponse fréquentielle du filtre désirée, notée $H(\nu_x, \nu)$. Celle-ci est définie de la manière suivante :

$$\begin{cases} H(\nu_x, \nu) &= 0 \quad (\nu_x, \nu) \in S \\ H(\nu_x, \nu) &= 1 \quad (\nu_x, \nu) \notin S \end{cases} \tag{2.31}$$

où S est le domaine défini précedemment :

$$S = \left\{ (\nu_x, \nu) \middle| |\nu_x| \in [0, \frac{2}{x_1}], \forall \nu \right\} \tag{2.32}$$

En prenant la transformée de Fourier inverse, on peut obtenir facilement la réponse impulsionnelle du filtre $h(x, t)$. Cependant l'image étant échantillonnée suivant x et t, il est nécessaire de définir le filtre numérique équivalent. Ceci peut être réalisé en utilisant une transformation bilinéaire, dont un rappel est donné dans l'annexe D.2.

La réponse en fréquence du filtre numérique idéal, notée $H_d(\nu_{xn}, \nu_n)$, est ainsi définie par :

$$\begin{cases} H_d(\nu_{xn}, \nu_n) &= 0 \quad (\nu_{xn}, \nu_n) \in S_d \\ H_d(\nu_{xn}, \nu_n) &= 1 \quad (\nu_{xn}, \nu_n) \notin S_d \end{cases} \tag{2.33}$$

où ν_{xn} est la fréquence spatiale numérique, telle que $|\nu_{xn}| \in [0, \frac{\nu_{xs}}{2}]$, avec ν_{xs} la fréquence d'échantillonnage suivant x. ν_n est la fréquence temporelle numérique, telle que $|\nu_n| \in [0, \frac{\nu_s}{2}]$, avec ν_s la fréquence d'échantillonnage suivant t. Le domaine S_d est défini par :

$$S_d = \left\{ (\nu_{xn}, \nu_n) \ \middle| |\nu_{xn}| \in [0, \alpha_x] \text{ et} |\nu_n| \in [0, \frac{\nu_s}{2}] \right\} \tag{2.34}$$

où

$$\alpha_x = \frac{\nu_{xs}}{\pi} \arctan(\frac{2\pi}{x_1 \nu_{xs}}) \tag{2.35}$$

La figure 2.14 représente la réponse fréquentielle du filtre idéal.

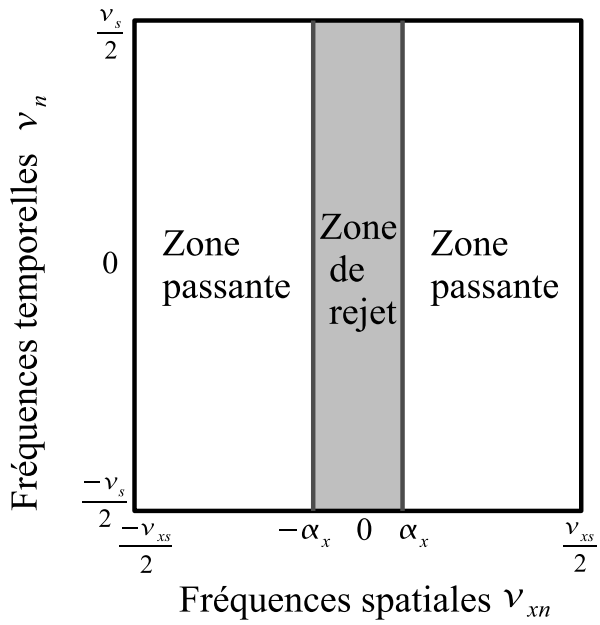

FIG. 2.14: Gabarit du filtre passe haut numérique adapté aux Bscans.

2.2.3.2 Réponse impulsionnelle du filtre

En utilisant une transformée de fourier discrète inverse il est possible de calculer la réponse impulsionnelle $h(m,n)$ du filtre numérique défini à partir de (2.33) :

$$h(m,n) = \delta(m,n) - \frac{2\alpha_x}{\nu_{xs}}\text{sinc}(\frac{2\pi m\alpha_x}{\nu_{xs}})\text{sinc}(\pi n) \tag{2.36}$$

Cette réponse est à support infini, comme on ne peut réaliser que des filtres à support fini, il faut tronquer la réponse impulsionnelle. La troncature de la réponse impulsionnelle peut être réalisée par différents types de fenêtres (rectangulaire, hanning, $\cdots$). Soit $w(m,n)$ la fenêtre bidimensionnelle utilisée pour la troncature, l'expression du filtre après fenêtrage est :

$$\begin{cases} h_f(m,n) &= h(m,n)w(m,n) \text{ si } m \in [0, M-1] \text{ et } n \in [0, N-1] \\ h_f(m,n) &= 0 \text{ si } m \notin [0, M-1] \text{ et } n \notin [0, N-1] \end{cases} \tag{2.37}$$

avec M le nombre d'échantillons de la fenêtre suivant x et N le nombre d'échantillons suivant t. En conséquence, la réponse en fréquence du filtre réellement déterminée, dénotée $H_{df}(\nu_{xn}, \nu_n)$, est obtenue en prenant le produit de convolution entre la réponse en fréquence idéale du filtre $H_d(\nu_{xn}, \nu_n)$ et la réponse en fréquence de la fenêtre, notée $W(\nu_{xn}, \nu_n)$:

$$H_{df}(\nu_{xn}, \nu_n) = H_d(\nu_{xn}, \nu_n) * W(\nu_{xn}, \nu_n) \tag{2.38}$$

2.2.3.3 Réglage des paramètres du filtre

Les paramètres du filtre sont x_1, ν_{xs}, ν_s, M et N. Le paramètre x_1 correspond à la distance parcourue par le GPR pour former la donnée Bscan. Les fréquences d'échantillonnage spatiale et temporelle, respectivement ν_{xs} et ν_s, sont des paramètres propres au radar utilisé et sont donc connues. La taille du filtre est identique à celle de la fenêtre. Par conséquent, les nombres de coefficients M et N du filtre sont respectivement égaux aux nombres d'échantillons spatiaux et temporels de la fenêtre utilisée pour tronquer la réponse impulsionnelle.

Les différentes fenêtres pouvant être utilisées pour la troncature de la réponse impulsionnelle du filtre peuvent être caractérisées par deux paramètres. Le premier est la largeur du pic principal de leur transformée de Fourier, qui détermine la largeur de la bande de transition du filtre. Le deuxième paramètre est l'atténuation dans la bande coupée, exprimée en décibels. Le tableau 2.1, issu de [DQ96], fournit les principales caractéristiques de quelques fenêtres couramment utilisées pour la synthèse de filtre numérique.

Nom	Equation $\forall n \in [0 \cdots N_w - 1]$	Largeur de la bande de transition en fréquence réduite $\frac{f}{f_s}$	Atténuation du filtre en bande coupée
Rectangulaire	$w(n) = 1$	$2/N_w$	21dB
hanning	$w(n) = \frac{1-\cos(\frac{2\pi n}{N_w-1})}{2}$	$4/N_w$	44dB
Blackman	$w(n) = 0.42 - 0.5\cos(\frac{2\pi n}{N_w-1})$ $+0.08\cos(\frac{4\pi n}{N_w-1})$	$6/N_w$	74dB

TAB. 2.1: Différents types de fenêtre et leurs caractéristiques

On peut voir que la largeur de la bande de transition est directement liée à la taille de la fenêtre puisqu'elle dépend de son nombre d'échantillons N_w. Par conséquent plus l'ordre du filtre N_w est grand plus la bande de transition est étroite. Dans le cadre de la synthèse de notre filtre adapté aux données Bscan on souhaite avoir une bande de transition étroite de sorte à éliminer la majorité du clutter sans toutefois distordre la signature des mines enfouies. La fenêtre rectangulaire est celle qui permet d'obtenir la bande de transition la plus étroite cependant les lobes secondaires de son spectre sont à l'origine d'oscillations indésirables dans la bande passante et dans la bande coupée. On utilise par conséquent une fenêtre bidimensionnelle de hanning pour tronquer la réponse impulsionnelle de notre filtre. La réponse impulsionnelle réelle est :

$$h_f(m,n) = h(m,n) \quad \frac{(1-\cos(\frac{2\pi n}{N-1}))(1-\cos(\frac{2\pi m}{M-1}))}{4} \tag{2.39}$$

avec $m \in [0, M-1]$ et $n \in [0, N-1]$.

Il reste maintenant à déterminer l'ordre du filtre. La réponse en fréquence du filtre réel est obtenue en prenant le produit de convolution entre la réponse en fréquence du filtre idéal et la réponse en fréquence d'une fenêtre de hanning bidimensionnelle. Il faut que le produit de convolution soit nul dans le domaine S_d si l'on veut éliminer la majeure partie du clutter, voir figure 2.14. Pour cela il faut que la largeur de la fenêtre de hanning suivant l'axe ν_x, notée L_{hx}, soit strictement inférieure à $2\alpha_x$ et que la largeur de la fenêtre suivant l'axe ν, notée L_h, soit strictement inférieure à ν_s. La largeur du spectre d'une fenêtre de hanning en fréquence réduite étant égale à $\frac{4}{N_w}$ avec N_w le nombre d'échantillons de la fenêtre, on a : $L_{hx} = \frac{4}{M}$ et $L_h = \frac{4}{N}$. Pour des fréquences réduites, il faut choisir M et N de la façon suivante :

$$L_{hx} = \frac{4}{M} < \frac{2\alpha_x}{\nu_{xs}} \implies M > \frac{2\nu_{xs}}{\alpha_x} \tag{2.40}$$

$$L_h = \frac{4}{N} < \frac{\nu_s}{\nu_s} \implies N > 4 \tag{2.41}$$

De plus, les nombres de coefficients du filtre M et N doivent être choisis impairs de sorte que le filtre soit symétrique par rapport à l'origine. Par conséquent, N peut être choisi égal à 5 tandis que M est le nombre impair le plus proche vérifiant la relation (2.40). En effet, on choisit de sélectionner M de sorte que la taille du filtre soit la plus petite possible afin de garantir un faible coût de calcul. Cependant, si l'on souhaite obtenir une bande de transition plus étroite pour le filtre il est possible de choisir une valeur de M significativement supérieur à $\frac{2\nu_{xs}}{\alpha_x}$.

Ainsi, connaissant la distance x_1 et la fréquence d'échantillonnage spatiale ν_{xs}, l'ordre du filtre (M, N) peut être automatiquement déterminé en utilisant les relations (2.35), (2.40) et (2.41). Par exemple, les spectres d'amplitude du filtre idéal et du filtre réel conçus pour éliminer le clutter enregistré sur la donnée Bscan de la figure 2.1, sont représentés respectivement sur les figures 2.15 et 2.16. Les paramètres du filtre sont : $x_1 = 1$m et $\nu_{xs} = 50$ m^{-1}. Les valeurs $M = 51$ et $N = 5$ ont été choisies pour l'ordre du filtre.

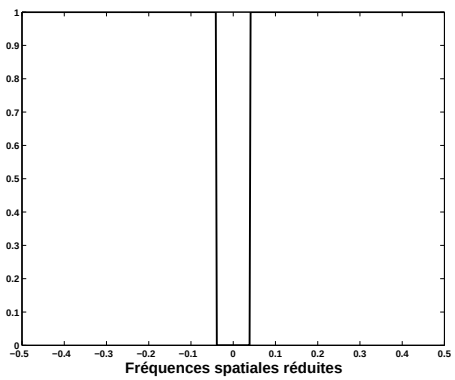

FIG. 2.15: Spectre d'amplitude du filtre idéal pour $\nu = 0$.

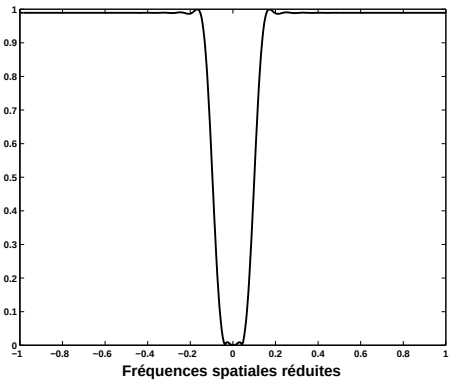

FIG. 2.16: Spectre d'amplitude du filtre réel pour $\nu = 0$.

2.2.4 Simulations

Le filtre passe haut numérique, défini par la relation (2.38), est appliqué sur des données Bscans synthétiques et réelles, afin de tester sa capacité à éliminer le clutter sur des Bscans tout en protégeant les signatures hyperboliques des mines.

2.2.4.1 Données synthétiques

Le filtre est appliqué au Bscan synthétique, représenté figure 2.17. Cette donnée est constituée d'une bande horizontale qui modélise le clutter et de trois segments de droite qui modélisent la signature d'une mine enfouie à faible profondeur comme décrit dans le paragraphe 2.2.2. La longueur de la bande horizontale x_1 est égale à 1 m. Les pentes des segments de droites modélisant les branches de l'hyperbole sont respectivement égales à 1 et -1 avec $\Delta_b = 10$ cm. Le sommet de l'hyperbole est de longueur $\Delta_s = 10$ cm. L'amplitude du clutter est trois fois plus grande que l'amplitude de la réponse de la mine. La fréquence d'échantillonnage spatiale est $\nu_{xs} = 50\ m^{-1}$. Ainsi, le filtre passe haut numérique idéal $H_d(\nu_{xn}, \nu_n)$ est défini par :

$$\begin{cases} H_d(\nu_{xn}, \nu_n) = 0, & (\nu_{xn}, \nu_n) \in S_d \\ H_d(\nu_{xn}, \nu_n) = 1, & (\nu_{xn}, \nu_n) \notin S_d \end{cases} \tag{2.42}$$

avec $S_d = \{(\nu_{xn}, \nu_n)\,||\nu_{xn}| \in [0, 1.98], |\nu_n| \in [0, 25]\}$. Les valeurs $N = 5$ et $M = 51$ sont choisies pour l'ordre du filtre. La donnée filtrée est représentée figure 2.18. Grâce au filtrage, le clutter a été significativement réduit, tandis que la signature de la mine n'a pas subi de dégradation majeure. La réponse de la mine est désormais prédominante dans la donnée Bscan filtrée.

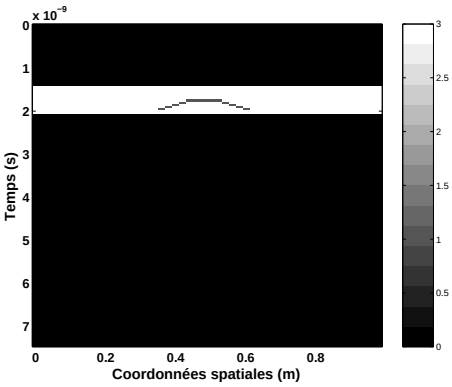

FIG. 2.17: Donnée synthétique représentant un modèle géométrique d'une donnée Bscan.

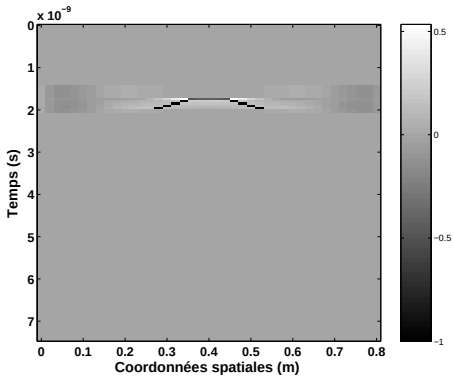

FIG. 2.18: Donnée synthétique de la figure 2.17 après filtrage. L'amplitude a été normalisée.

Bien sûr, ce résultat était attendu puisque le filtre a été conçu à partir d'une analyse fréquentielle d'une donnée Bscan ainsi modélisée (voir paragraphe 2.2.2). Une donnée

Bscan simulée plus réaliste, où les signatures des mines sont des hyperboles est considérée afin de voir si le modèle géométrique utilisé pour l'analyse fréquentielle du spectre de l'hyperbole est valide, voir figure 2.19. La méthode split step 2D présentée dans [BG98] a été utilisée pour créer ce Bscan. Un pulse électromagnétique, modélisé par une fonction gaussienne, a été envoyé à une hauteur de 12cm au dessus d'un sol homogène dans lequel deux objets ont été enfouis. La fréquence centrale du spectre du pulse est de 900 MHz. Pour appliquer la méthode split step, la permittivité diélectrique (ε_r) et le facteur de qualité (Q) du sol et des objets doivent être connus. Le couplage entre les antennes émettrice et réceptrice du GPR n'est pas pris en considération. Les paramètres de la simulation sont donnés dans le tableau 2.3.

TAB. 2.2: Paramètres de simulation

	Objet 1	Objet 2	sol
(ε_r, Q)	(3,13.5)	(3,13.5)	(10,30)
Coordonnées spatiales	{0.84,0.96}	{2.3,2.45}	-
Profondeur	2 cm	5 cm	-

Pour concevoir le filtre adapté à cette donnée Bscan, les paramétres du filtre x_1, M et N doivent être déterminés. La largeur du Bscan x_1 est égale à 3.78 m et la fréquence d'échantillonnage spatiale ν_{xs} est égale à 33.3 m^{-1}. Ainsi, les valeurs $N = 5$ et $M = 129$ déterminent l'ordre du filtre. La bande atténuée du filtre est donnée par : $S_d = \{(\nu_{xn}, \nu_n) \,|\, |\nu_{xn}| \in [0, 0.52], |\nu_n| \in [0, 16.6]\}$. La figure 2.20 montre le résultat du filtrage. On peut observer que le clutter a été entièrement éliminé tandis que les objets enfouis sont toujours représentés par des hyperboles.

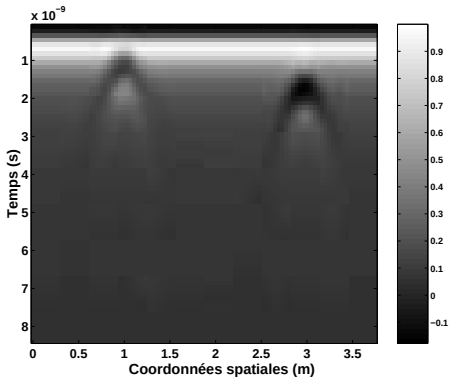

FIG. 2.19: Donnée Bscan simulée par la méthode split step.

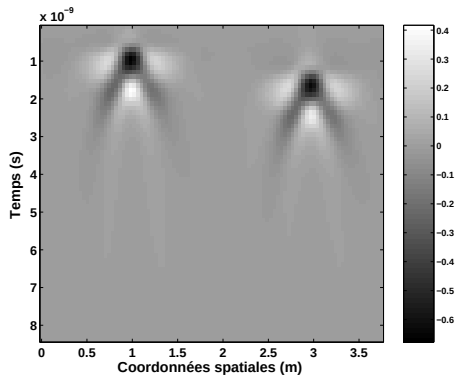

FIG. 2.20: Donnée Bscan simulée de la figure 2.19 après filtrage.

Sur les données Bscan des figures 2.17 et 2.19, le clutter est représenté sur les Bscans par une bande parfaitement horizontale. Cela signifie que la surface du sol est plane et que le radar est resté à une hauteur constante au dessus du sol, lors des mesures. Un

dernier exemple, nous permet d'étudier le cas où la surface du sol est rugueuse. Le Bscan de la figure 2.21 est créé grâce à la méthode split step. Un pulse électromagnétique, modélisé par une fonction gaussienne, a été envoyé au dessus d'un sol homogène dans lequel deux objets ont été enfouis. La surface du sol est une variable aléatoire centrée en $z = 0$ est de variance égale à 5 cm. Les paramétres de simulations sont données dans le tableau suivant :

TAB. 2.3: Paramètres de simulation

	Objet 1	Objet 2	sol
(ε_r, Q)	(10,5000)	(10,5000)	(3,60)
Coordonnées spatiales	{1.2,1.5}	{2.9,3.2}	-
Profondeur	5 cm	10 cm	aléatoire

La figure 2.22 montre le résultat de l'opération de filtrage. On peut voir que le clutter a été en grande partie éliminé par le filtrage mais qu'il reste cependant des résidus de clutter. Dans une image, les basses fréquences correspondent à des variations lentes de l'intensité (zones uniformes) et les hautes fréquences à des variations rapides (contours). Ainsi, un filtre passe haut va de manière générale accentuer les contours et éliminer les zones uniformes. Ainsi, pour des bandes de clutter non horizontales, les contours des zones à fortes variations du clutter peuvent être à l'origine des résidus de clutter présents sur la figure 2.22. Les réponses des mines sont toutefois bien représentées après filtrage et leurs amplitudes sont supérieures à la majeur partie de celles des résidus de clutter. Le filtre conçu est donc robuste puisqu'il permet d'éliminer en grande partie le clutter même pour des sols dont la surface est rugueuse. Ce filtre est par conséquent adapté aux données Bscan et peut être testé sur des données réelles.

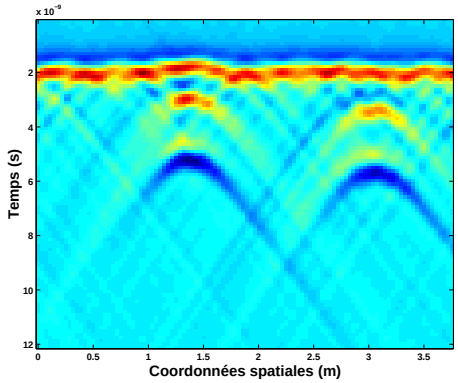

FIG. 2.21: Donnée Bscan simulée par la méthode split step.

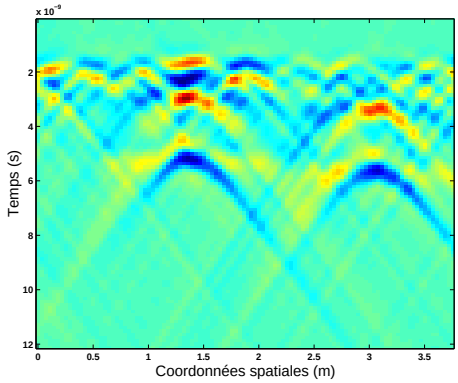

FIG. 2.22: Donnée Bscan simulée de la figure 2.19 après filtrage.

2.2.4.2 Données réelles

Les données Bscan réelles de la campagne MACADAM, décrites dans l'annexe B, sont utilisées pour tester le filtre numérique. Les trois Bscans réels sélectionnés, représentent les enregistrements d'un GPR au dessus de sols homogènes, dans lesquels différents types de mines antipersonnel ont été enfouies, à différentes profondeurs. Pour ces Bscans, les paramètres du filtre sont identiques, on a : $x_1 = 1$ m, $\nu_{xs} = 50\ m^{-1}$. Ainsi les valeurs $M = 51$ et $N = 5$ peuvent être choisies pour l'ordre du filtre. La bande atténuée du filtre est telle que : $S_d = \{(\nu_{xn}, \nu_n)\,||\nu_{xn}| \in [0, 1.98], |\nu_n| \in [0, 25]\}$.

Considérons le Bscan de la figure 2.23. Sur cette image, deux réponses de mines antipersonnel de type MAUS1 (contenu métallique) sont visibles. L'une provient d'une mine enfouie à 5 cm et l'autre d'une mine posée sur la surface du sol. Le sol est une terre homogène recouverte d'herbe. La donnée Bscan filtrée est représentée figure 2.24. Les trois bandes horizontales représentant le clutter ont été éliminées tandis que les signatures des mines n'ont pas été dégradées de façon significative par le filtrage.

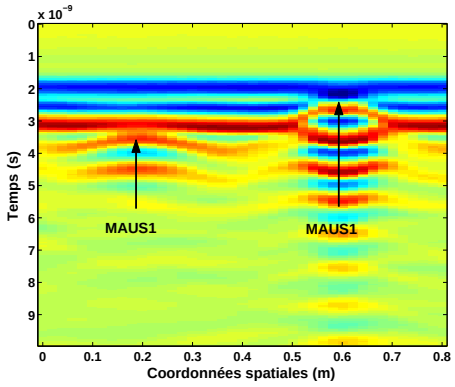

FIG. 2.23: Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène recouverte d'herbe.

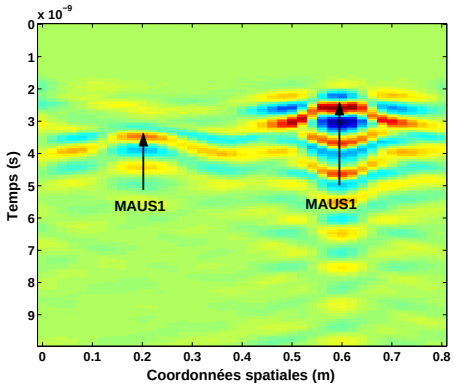

FIG. 2.24: Bscan de la figure 2.23 après filtrage ($N = 5, M = 51$).

Le filtre est maintenant testé sur le Bscan de la figure 2.25. Deux réponses de mines antipersonnel de type VSMK2 (mines plastiques) ont été enregistrées par le radar mais sont difficilement visibles puisque leurs réponses sont noyées dans le clutter. Comme le montre la figure 2.26, après filtrage le clutter est éliminé et les réponses des mines apparaissent clairement sur l'image.

Ces deux résultats de filtrage de données Bscan mettent en évidence la capacité de notre filtre à éliminer le clutter et à protéger les signatures des mines même lorsque celles-ci sont noyées dans le clutter. Sur ces deux données, le clutter est représenté sur les Bscans par des bandes parfaitement horizontales. Cela signifie que la surface du sol est plane et que le radar est resté à une hauteur constante au dessus du sol lors des mesures. Un dernier exemple, nous permet d'étudier le cas où les bandes de clutter ne sont pas parfaitement horizontales.

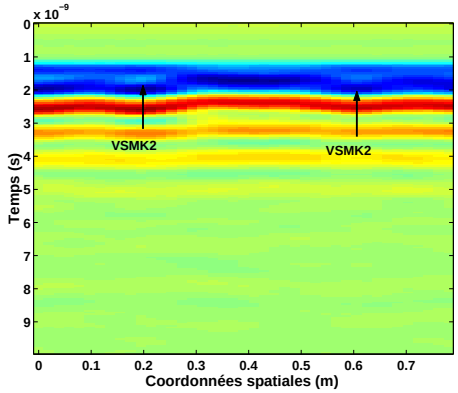

FIG. 2.25: Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène.

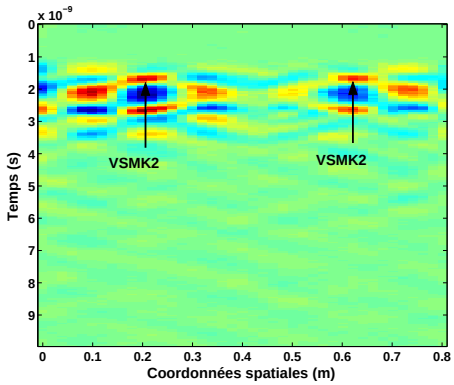

FIG. 2.26: Bscan de la figure 2.25 après filtrage ($N = 5, M = 51$).

Sur le Bscan de la figure 2.27, les réponses provenant d'une mine MAUS1 enfouie à 10 cm de la surface du sol et d'une mine MAUS1 affleurante ont été enregistrées. La figure 2.28 montre le résultat de l'opération de filtrage. On peut voir que le clutter a été en grande partie éliminé par le filtrage mais qu'il reste cependant des résidus de clutter dans la partie centrale du Bscan. Ceux-ci proviennent des contours des bandes du clutter dans cette zone. On remarque en effet que dans cette zone les bandes du clutter ne sont pas horizontales, voir figure 2.27. Les réponses des mines sont toutefois bien représentées après filtrage et leurs amplitudes sont supérieures à la plupart de celles des résidus de clutter.

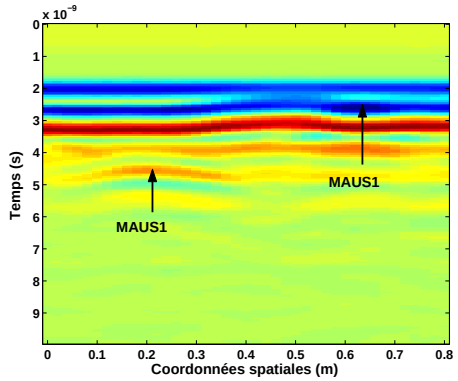

FIG. 2.27: Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène.

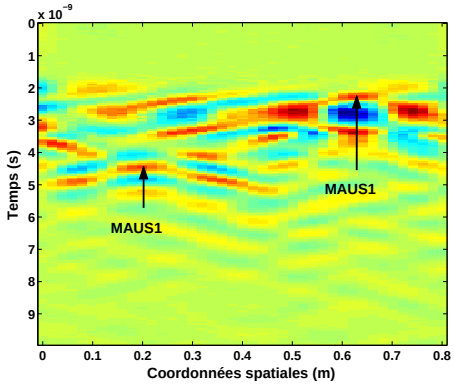

FIG. 2.28: Bscan de la figure 2.27 après filtrage ($N = 5, M = 51$).

Dans le paragraphe suivant l'action de notre filtre sur les données Bscan est comparée à celle des filtres ACRC et des filtres de déclivité.

2.2.5 Evaluation des performances du filtre

Les performances du filtre conçu pour la réduction de clutter sur les données Bscan, dénommé filtre adapté, sont comparées à celles d'un filtre de déclivité passe haut d'ordre supérieur en k de fréquence de coupure $\alpha = 0.1$ et d'ordre $n = 2$ et d'un filtre ACRC pour différentes valeurs de N_w. Les fonctions de transfert de ces filtres sont définies respectivement par les équations (1.25) et (1.18). Les réponses fréquentielles des différents filtres sont représentées figures 2.29 et 2.30. On peut voir que les temps de réponses des filtres ACRC et du filtre de déclivité sont longs en comparaison de celui du filtre adapté. Les réponses fréquentielles des filtres ACRC et du filtre de déclivité sont plus éloignées de la réponse fréquentielle du filtre passe haut idéale comparativement à celle du filtre adapté. Concernant les filtres ACRC ceci s'explique par le fait que les coefficients de ces filtres ne sont pas optimisés par rapport aux spectres du clutter et des signatures de mines, voir paragraphe 1.3.2.2. Pour les filtres de déclivité, la réponse fréquentielle dépend du choix de la fréquence de coupure α. Plus la valeur de α est petite plus les pentes des courbes isogains délimitant la zone de rejet sont abruptes. Ici, la valeur de α a été choisie de façon à ce que le clutter sur les données Bscan de la campagne MACADAM soit suffisamment réduit. On peut noter qu'il n'existe pas de méthode pour déterminer de façon optimale le choix de ce paramètre.

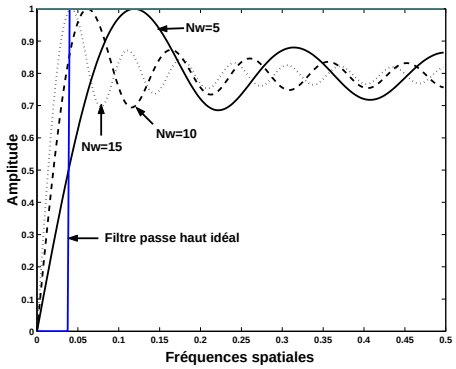

FIG. 2.29: Réponses fréquentielles d'un filtre ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$.

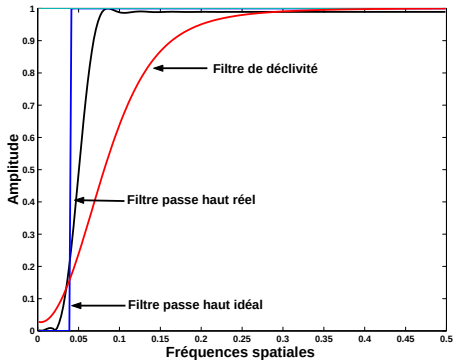

FIG. 2.30: Réponses fréquentielles du filtre de déclivité et du filtre adapté.

Les performances des différents filtres sont évaluées en terme de capacité à éliminer le clutter et de capacité à préserver les signaux provenant des mines. Ceci peut être réalisé grâce à la mesure du pourcentage de puissance du clutter, qui est éliminé par le filtrage, noté R_c, et grâce à une mesure du pourcentage de dégradation apporter par le filtrage au signal d'une mine. On mesure en réalité le pourcentage de dégradation apporté par le filtrage au sommet de l'hyperbole, noté R_s, et celui apporté aux branches de l'hyperbole, noté R_b. Ainsi, le meilleur filtre est celui qui garantit le meilleur compromis entre réduction de clutter et protection des signatures de mines. Ceci est équivalent à rechercher dans le cas idéal, le filtre pour lequel R_c est maximum tandis que R_s et R_b sont minimums.

Dans la partie 2.2, la signature d'une mine antipersonnel enfouie à faibles profondeurs a été modélisée par trois segments de droites dont les spectres d'amplitude correspondants sont definis par les relations (2.28), (2.29) et (2.30) tandis que le spectre d'amplitude approché du clutter est donné par la relation (2.5). Ainsi, le pourcentage de puissance de clutter qui est éliminé par le filtrage est mesuré de la façon suivante :

$$R_c = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi x_1 \nu_x)|^2 |1 - H(\nu_x, 0)|^2 d\nu_x}{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi x_1 \nu_x)|^2 d\nu_x} \; 100 \tag{2.43}$$

où $H(\nu_x, 0)$ est la réponse fréquentielle du filtre pour $\nu = 0$. Le pourcentage de dégradation apporté au sommet de l'hyperbole par le filtrage est défini par :

$$R_s = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi \Delta_s \nu_x)|^2 |1 - H(\nu_x, 0)|^2 d\nu_x}{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi \Delta_s \nu_x)|^2 d\nu_x} \; 100 \tag{2.44}$$

tandis que le pourcentage de dégradation apporté aux branches de l'hyperbole est donné par :

$$R_b = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi \Delta_b \nu_x)|^2 |1 - H(\nu_x, 0)|^2 d\nu_x}{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi \Delta_b \nu_x)|^2 d\nu_x} \; 100 \tag{2.45}$$

A partir de l'observation des données Bscans de la campagne MACADAM, les paramètres x_1, Δ_s et Δ_b peuvent être choisis de la façon suivante : $x_1 = 1$ m, $\Delta_s = 10$ cm et $\Delta_b = 8$ cm. Le tableau 2.4 donne les valeurs de R_c, R_s et R_b pour le filtre adapté, le filtre de déclivité passe haut d'ordre deux et les filtres ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$.

TAB. 2.4: R_c, R_s et R_b pour les différents filtres.

	Filtre adapté	Filtre de déclivité	Filtre ACRC	Filtre ACRC	Filtre ACRC
Ordre	$M = 51$, $N = 5$	$n = 2$	$N_w = 5$	$N_w = 10$	$N_w = 15$
R_c	95.49%	89.8%	96,24%	92.5%	88.7%
R_s	41.4%	49.69%	61.24%	38.6%	28.65%
R_b	34.1%	42.49%	53.15%	32.83%	24.32%

Sur les figures 2.31 and 2.32, R_s et R_b sont respectivement représentées en fonction de R_c, afin de voir quel filtre est le plus proche du compromis idéal ($R_c = 100\%$, $R_b = R_s = 0\%$). On peut voir que le filtre adapté est celui qui offre le meilleur compromis en terme de réduction de clutter et protection des signatures de mines.

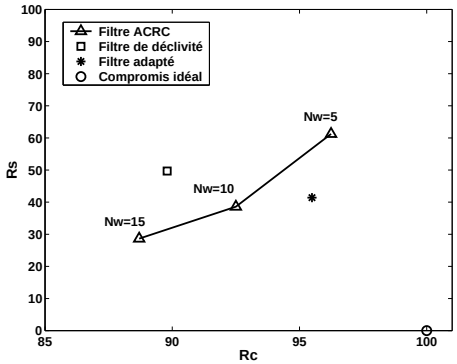

FIG. 2.31: R_s en fonction de R_c pour les différents filtres.

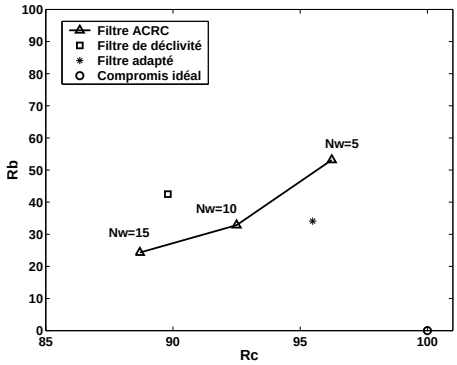

FIG. 2.32: R_b en fonction de R_c pour les différents filtres.

2.2.6 Résumé

L'ensemble des résultats de simulation montre que le filtre conçu est bien adapté à la réduction de clutter sur les données Bscan. Il permet en effet de réduire le clutter, tout en préservant les signatures des mines, même lorsque celles-ci sont noyées dans le clutter. Ce filtre est robuste puisqu'il permet de réduire le clutter même lorsque celui-ci n'est pas représenté par des bandes parfaitement horizontales dans le Bscan. L'intérêt de ce filtre est que ses paramètres ne dépendent pas des propriétés physiques du milieu de propagation mais des paramètres d'enregistrement du GPR (x_1, ν_{xs}). La distance x_1 dépend du nombre de Ascans utilisés pour former le Bscan tandis que ν_{xs}, la fréquence d'échantillonnage spatiale, est un paramètre propre au radar utilisé. Les fréquences de coupure peuvent être déterminées automatiquement grâce aux relations (2.35), (2.40) et (2.41). Pour ne pas dégrader significativement les signatures des mines, il faut s'assurer que la taille de leurs signatures suivant l'axe x soit petite devant x_1. Ce qui est équivalent à dire que l'étalement du spectre du clutter doit être petit devant celui des mines. De plus l'implémentation de ce filtre est simple et le coût du calcul faible.

2.3 Conception d'un filtre numérique adapté aux données Cscan

Sur des données Cscan, enregistrées par un radar à pénétration de sol comme celui de la figure 2.33, les réponses des mines antipersonnel, apparaissent sous forme de disque ou d'ellipse tandis que le clutter est constitué de larges bandes horizontales ou verticales. La variation du clutter sur une donnée Cscan peut s'expliquer par des variations de la hauteur du GPR lors des mesures, par la rugosité du sol ou encore par des variations des paramètres physiques du sol (ex : teneur en eau). Le filtre doit être conçu de façon à éliminer le clutter tout en préservant les réponses des mines (disque ou ellipse). Ainsi des méthodes de détection, basées sur l'utilisation d'une transformée de Hough telles que ([FL99], [YKF03]), qui recherchent la présence de cercles et d'ellipses sur des Cscans

pourront être utilisées par la suite. Une analyse comparative des spectres d'amplitude approchés du clutter et d'une signature de mine est réalisée, afin de mettre en évidence, les composantes fréquentielles du clutter qui peuvent être éliminées, sans pour autant apporter des distortions significatives aux signaux provenant des mines. A partir de ce résultat, le gabarit d'un filtre numérique optimal pour la réduction de clutter sur des données Cscan est construit.

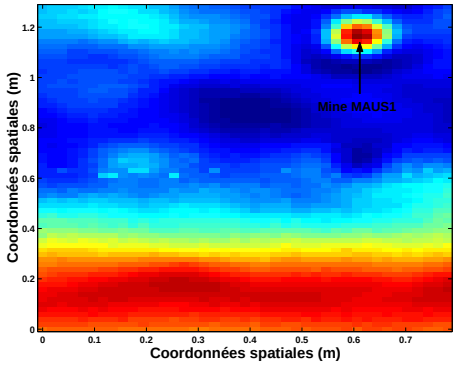

FIG. 2.33: Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable.

2.3.1 Modélisation et analyse fréquentielle du clutter

Une donnée Cscan peut être définie par une fonction, notée $I(x, y)$, où x et y représentent les coordonnées spatiales variant respectivement de 0 à x_1 et de 0 à y_1.

Sur une donnée Cscan typique (voir figure 2.33), le clutter peut varier suivant x et y. Il apparaît sous forme de plusieurs bandes horizontales ou verticales. Par conséquent, on peut découper une donnée Cscan en plusieurs rectangles à l'intérieur desquels le clutter est quasiment homogène. La figure 2.34 représente la découpe du clutter du Cscan de la figure 2.33 en plusieurs bandes de clutter homogène. Ces bandes ayant un fort contraste, elles peuvent être modélisées géométriquement par une fonction rectangle.

Chaque bande de clutter peut ainsi être modélisée, par la fonction $\Pi_i(x, y)$, définie de la façon suivante :

$$\Pi_i(x, y) = I_{i,1}(x) I_{i,2}(y) \tag{2.46}$$

$$\text{avec} \left\{ \begin{array}{lcll} I_{i,1}(x) & = & A_i & x \in [x_i, x_i + L_{i,x}] \\ I_{i,1}(x) & = & 0 & x \notin [x_i, x_i + L_{i,x}] \end{array} \right. \text{ et } \left\{ \begin{array}{lcll} I_{i,2}(y) & = & A_i & y \in [y_i, y_i + L_{i,y}] \\ I_{i,2}(y) & = & 0 & y \notin [y_i, y_i + L_{i,y}] \end{array} \right.$$

où $L_{i,x}$ est la longueur suivant x de la i-ième bande de clutter, $L_{i,y}$ sa largeur suivant y et A_i son amplitude moyenne.

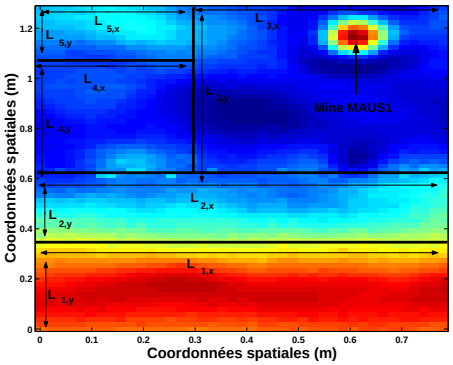

FIG. 2.34: Découpe de la donnée Cscan en 5 rectangles à l'intérieur desquels le clutter est quasiment homogène.

- **Analyse fréquentielle d'une bande de clutter**

On considère maintenant une donnée Cscan constituée uniquement de la i-ième bande homogène du clutter. Ce Cscan peut être modélisé par la fonction suivante :

$$I_c(\nu_x, \nu_y) = \Pi_i(x, y) \tag{2.47}$$

La représentation spectrale d'une bande de clutter est obtenue en utilisant une transformée de fourier 2D :

$$I_c(\nu_x, \nu_y) = \int_{x_i}^{x_i+L_{i,x}} \int_{y_i}^{y_i+L_{i,y}} I_c(x, y) e^{-2i\pi x\nu_x} e^{-2i\pi y\nu_y} dxdy \tag{2.48}$$

après calcul on obtient :

$$I_c(\nu_x, \nu_y) = A_i L_{i,x} L_{i,y}\ e^{-2i\pi(x_i\nu_x + y_i\nu_y)}\ e^{-i\pi(L_{i,x}\nu_x + L_{i,y}\nu_y)}\ \mathrm{sinc}(\pi L_{i,x}\nu_x)\ \mathrm{sinc}(\pi L_{i,y}\nu_y) \tag{2.49}$$

Le spectre d'amplitude s'écrit ainsi :

$$|I_c(\nu_x, \nu_y)| = A_i L_{i,x} L_{i,y}\ |\mathrm{sinc}(\pi L_{i,x}\nu_x)\ \mathrm{sinc}(\pi L_{i,y}\nu_y)| \tag{2.50}$$

L'énergie est par conséquent constituée d'un produit de deux sinus cardinaux. Si l'on considère que l'énergie principale d'une telle fonction est située dans les deux premiers lobes des sinus cardinaux, l'énergie principale du clutter est située dans le sous espace S_c suivant :

$$S_c = \left\{ (\nu_x, \nu_y) \middle| |\nu_x| \in [0, \frac{2}{L_{i,x}}], |\nu_y| \in [0, \frac{2}{L_{i,y}}] \right\} \tag{2.51}$$

Plus $L_{i,x}$ et $L_{i,y}$ sont grands, plus l'étalement du spectre de la bande de clutter ainsi modélisée, est petit. Lorsque le clutter est homogène sur une donnée Cscan réelle de la campagne MACADAM, il peut être représenté par une fonction rectangle de paramètres $L_{i,x} = 1$ m et $L_{i,y} = 1.5$ m. Dans ce cas, l'étalement du spectre du clutter est minimale

et l'énergie principale du clutter est contenue dans le sous espace S_{c_m} suivant :

$$S_{c_m} = \{(\nu_x, \nu_y) \,||\nu_x| \in [0, 2], |\nu_y| \in [0, 1.33]\} \tag{2.52}$$

A partir de l'observation des données Cscans de la campagne MACADAM, on peut dire que $L_{i,x} \in [0.3, 1]$ et $L_{i,y} \in [0.3, 1.5]$. Ainsi, l'étalement du spectre du clutter est maximal pour $L_{i,x} = 0.3$ m et $L_{i,y} = 0.3$ m, l'énergie principale du clutter étant alors contenue dans le sous espace S_{c_M} suivant :

$$S_{c_M} = \{(\nu_x, \nu_y) \,||\nu_x| \in [0, 6.6], |\nu_y| \in [0, 6.6]\} \tag{2.53}$$

La figure 2.35 représente les spectres d'amplitude d'une bande de clutter suivant ν_x pour $L_{i,x} = 0.3$ m et $L_{i,x} = 1$ m.

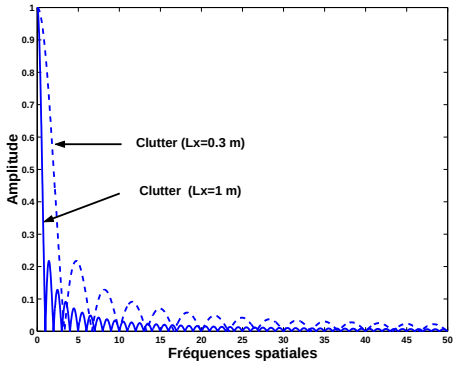

FIG. 2.35: Spectre d'amplitude d'une bande de clutter suivant ν_x pour $L_{i,x} = 1$m et $L_{i,x} = 0.3$m.

- **Analyse fréquentielle du clutter**

Sur une donnée Cscan réelle comme celle représentée Fig.2.34, le clutter est constitué de 5 bandes horizontales ($N_{bc} = 5$). Par conséquent, un model géométrique du clutter pour cette donnée Cscan peut être défini de la façon suivante :

$$I_{clutter}(x, y) = \sum_{i=1}^{N_{bc}} \Pi_i(x, y) \tag{2.54}$$

où $\Pi_i(x, y)$ est la fonction définissant la i-ième bande de clutter. Le spectre totale du clutter est obtenu en utilisant la transformée de Fourier 2D et s'écrit :

$$I_{clutter}(\nu_x, \nu_y) = \sum_{i=1}^{N_{bc}} \Pi_i(\nu_x, \nu_y) \tag{2.55}$$

où $\Pi_i(\nu_x, \nu_y)$ est le spectre de la i-ième bande de clutter. Ainsi, le spectre d'amplitude du clutter est donné par :

$$|I_{clutter}(\nu_x, \nu_y)| = \left| \sum_{i=1}^{N_{bc}} \Pi_i(\nu_x, \nu_y) \right| \tag{2.56}$$

Ainsi, l'amplitude du spectre total du clutter étant égale à l'amplitude de la somme cohérente des spectres de chacune des bandes du clutter, le spectre d'amplitude du clutter ne peut pas être plus étalé que le plus étalé des spectres parmi $\{\Pi_i(\nu_x, \nu_y)\}$, $i = 1, ..., N_{bc}$. Ce dernier constitue un cas limite pour la sélection de la fréquence de coupure du filtre numérique. En effet, si l'on sélectionne la bande atténuée du filtre de sorte que les deux premiers lobes du sinus cardinale de la bande de clutter dont l'étalement spectrale est le plus grand soient éliminés, on est assuré de filtrer la majeur partie du clutter. Par conséquent, pour concevoir notre filtre, on ne s'interesse qu'à la bande de clutter qui aura le spectre le plus étalé ou de façon équivalente les plus petites valeurs pour $L_{i,x}$ et $L_{i,y}$. Pour les Cscans réelles de la Campagne Macadam, le sous espace S_{c_M}, défini par (2.53) contient la majeur partie de l'énergie du clutter. Toutefois, avant de définir la bande atténuée du filtre comme étant le sous espace S_{c_M}, il nous faut étudier le spectre de la réponse d'une mine afin de s'assurer que les signatures des mines ne soient pas dégradées de façon significative par le filtrage.

2.3.2 Modélisation et analyse fréquentielle de la réponse d'une mine

Les réponses des mines antipersonnel apparaissent sous forme de disque ou d'ellipse sur des données Cscans. Par conséquent, la réponse d'une mine peut être modélisée par la fonction $I_s(x, y)$ définie de la façon suivante :

$$\begin{cases} I_s(x,y) &= 1 \quad \text{si} \quad \forall (x,y), (x-x_0)^2 + (\frac{a}{b})^2 (y-y_0)^2 \leq a^2 \\ I_s(x,y) &= 0 \quad \text{sinon} \end{cases} \tag{2.57}$$

avec a le demi axe de l'ellipse suivant x et b le demi axe de l'ellipse suivant y et (x_0, y_0) la position du centre de l'ellipse sur le Cscan. Dans le cas où la réponse d'une mine est représentée par un disque sur une donnée Cscan, il suffit de prendre $a = b$, avec a le rayon du disque.

La représentation spectrale du signal est obtenue en utilisant une transformée de fourier 2D en coordonnées polaires. Le changement de variable suivant est réalisé :

$$\begin{cases} x - x_0 &= r\cos(\theta) \\ (\frac{a}{b})(y - y_0) &= r\sin(\theta) \end{cases} \tag{2.58}$$

Ainsi, la réponse fréquentielle d'une ellipse, dénotée $I_s(\nu_x, \nu_y)$ s'écrit :

$$I_s(\nu_x, \nu_y) = \int_0^a \int_0^{2\pi} e^{-2i\pi\nu_x(r\cos(\theta)+x_0)} e^{-2i\pi\nu_y(\frac{b}{a}r\sin(\theta)+y_0)} r dr d\theta \tag{2.59}$$

Les calculs menant à l'expression finale de la réponse fréquentielle se trouvent dans l'annexe D.3. La réponse fréquentielle d'une ellipse s'exprime ainsi de la façon suivante :

$$I_s(k_r) = e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \left[2\pi \int_0^a J_0(2\pi k_r) r dr\right] \tag{2.60}$$

La propriété suivante est utilisée par la suite :

$$\int_0^u v J_0(v) dv = u J_1(u) \tag{2.61}$$

L'amplitude du spectre d'une ellipse s'écrit finalement :

$$|I_s(k_r)| = \frac{a}{k_r} |J_1(2\pi k_r a)| \tag{2.62}$$

avec $k_r = \sqrt{\nu_x^2 + (\frac{b}{a})^2 \nu_y^2}$ et $J_1(z)$ la fonction de bessel de première espèce d'ordre 1 définie par :

$$J_1(z) = \frac{1}{2i\pi} \int_0^{2\pi} e^{iz\cos(\alpha)} \cos(\alpha) d\alpha \tag{2.63}$$

Sur les données Bscan de la campagne MACADAM, les fréquences d'échantillonnage suivant x et y sont identiques. Ainsi, les réponses des mines apparaissent généralement sous forme de disques dont la valeur moyenne du rayon est égale à 6cm. Il est important de remarquer que le spectre d'amplitude d'une mine, modélisée par un disque, est à symétrie circulaire puisqu'il est indépendant de k_θ. La figure 2.36 représente le spectre d'amplitude d'un disque de rayon $a = 6$ cm.

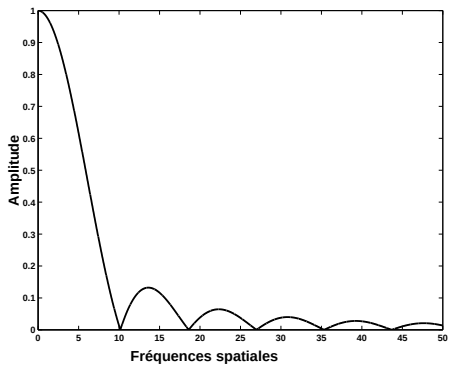

FIG. 2.36: Spectre d'amplitude d'un disque de rayon $a = 6$ cm.

Pour trouver les zéros du spectre d'amplitude du disque, défini par la relation (2.62), l'approximation asymptotique de J_1, i.e. $J_1(t) \approx \sqrt{\frac{2}{\pi t}}\cos(t - \frac{3\pi}{4})$, peut être utilisée. Cette approximation est valide pour des valeurs de t supérieures à 3. Dans le plan complexe, $J_1(t)$ ne s'annule que pour t réel. Le $i^{ème}$ zéro z_i peut être approximé par la formule asymptotique suivante : $z_i \approx \frac{\pi}{4} + i\pi$ pour $i \geq 2$. En considérant que l'énergie principale du signal est contenue dans les deux premiers lobes du spectre, pour un disque de rayon $a = 6$ cm, celle-ci est située dans le sous espace S_e suivant :

$$S_e = \left\{ (\nu_x, \nu_y) \middle| k_r = \sqrt{\nu_x^2 + \nu_y^2} \in [0, 18.75] \right\} \tag{2.64}$$

2.3.3 Gabarit du filtre

Afin de définir le gabarit du filtre, la répartition de l'énergie principale du clutter et de celle d'un disque représentant la signature d'une mine sont comparées, voir figure 2.37. Pour les données Cscans réelles de la campagne MACADAM, l'énergie principale du clutter est contenue à l'intérieur du sous espace S_{c_M} défini par (2.53), et celle d'une mine de rayon $a = 6$ cm à l'interieur du sous espace S_e défini par (2.64).

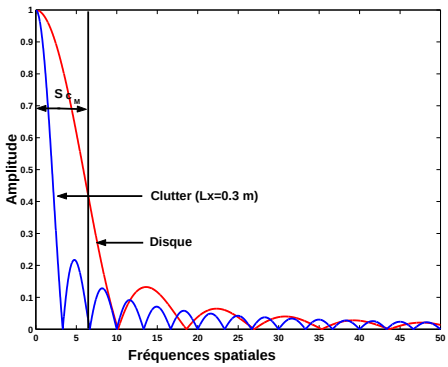

FIG. 2.37: Spectres du clutter et du disque suivant k_r

Pour réduire la majorité du clutter il faut choisir le sous espace S_{c_M} comme bande atténuée du filtre. L'étalement du lobe principale du spectre d'amplitude d'une mine étant de 10,1 m^{-1}, plus de la moitié du lobe principal du spectre de la mine est éliminée par un tel filtrage (figure 2.37). Ceci peut engendrer des dégradations notables sur les signatures des mines. En effet, l'action d'un filtre passe-haut étant d'éliminer les zones uniformes de l'image, l'intérieur du disque modélisant la réponse d'une mine peut être en partie éliminé par le filtrage. Ainsi, le choix de S_{c_M} comme bande atténuée du clutter n'est pas approprié. Cependant, on peut définir la bande atténuée du filtre en fonction de la dégradation maximale tolérée sur la signature des mines.

On choisit de tester indépendamment deux filtres sur une donnée Cscan contenant un disque de rayon a=10 cm et d'amplitude égale à 1. La bande atténuée du premier filtre est telle qu'un quart de l'énergie contenue dans le lobe principale du spectre du disque est éliminé par le filtrage tandis que celle du second permet d'éliminer la moitié de l'énergie contenue dans le lobe principale. Les résultats des deux filtrages sont représentés sur les figures 2.38 et 2.39. La bande atténuée du filtre permettant d'éliminer un quart de l'énergie du lobe principale du spectre du disque est la plus adaptée à la réduction de clutter sur des données Cscan puisqu'elle préserve la partie centrale du disque.

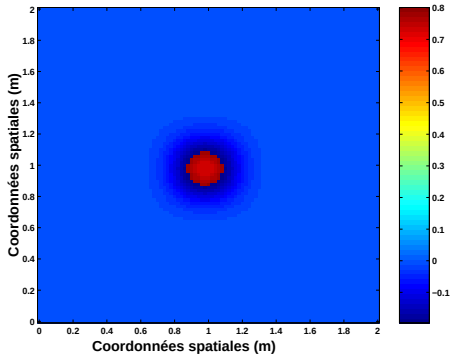

FIG. 2.38: Disque de rayon 10 cm après filtrage. Un quart de l'énergie contenue dans le lobe principale du spectre du disque est éliminé par le filtrage.

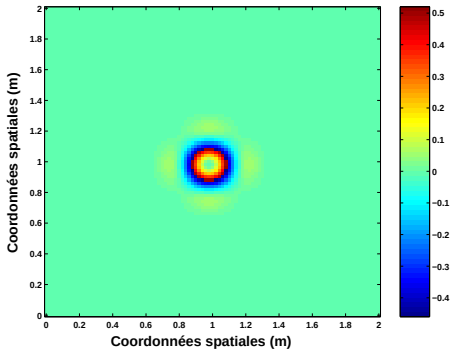

FIG. 2.39: Disque de rayon 10 cm après filtrage. La moitié de l'énergie contenue dans le lobe principale du spectre du disque est éliminée par le filtrage.

Le spectre d'une bande de clutter étant généralement moins étalé que celui d'un disque modélisant la réponse d'une mine antipersonnel, on peut choisir la bande atténuée du filtre passe haut de sorte que moins d'un quart de l'énergie contenue dans le lobe principal du spectre du disque suivant x et y soit éliminé par le filtrage (cette valeure a été déterminée expérimentalement). Ceci permet de limiter les dégradations apportées par le filtrage aux signatures des mines, tout en garantissant d'éliminer dans la majorité des cas, au minimum la majeur partie de l'énergie contenue dans le lobe principal du spectre du clutter. L'étalement du premier lobe du spectre d'un disque dépend de son rayon a et vaut $\frac{3.93}{2\pi a}$. La bande atténuée du filtre passe haut idéal pour la réduction de clutter sur les données Cscan est alors définie par le sous espace S_a suivant :

$$S_a = \{(\nu_x, \nu_y)\,||\nu_x| \in [0, \beta_{max}], |\nu_y| \in [0, \beta_{max}]\} \quad \text{avec} \quad \beta_{max} = \frac{3.93}{8\pi a} \tag{2.65}$$

Pour nos données Cscans réelles le rayon moyen des disques modélisant les réponses des mines antipersonnel est égal à 6 cm. Ainsi, la bande atténuée du filtre passe haut est contenue dans le sous espace suivant :

$$S_a = \{(\nu_x, \nu_y)||\nu_x| \in [0, 2.6], |\nu_y| \in [0, 2.6]\} \tag{2.66}$$

L'étalement maximal du lobe principal d'une bande de clutter étant pour ces données égal à 3.3 m^{-1}, le filtre ainsi conçu permet de garantir une réduction significative du clutter (au minimum la majeur partie du lobe principal du spectre du clutter) sur l'ensemble des données Cscans réelles, voir figure 2.40.

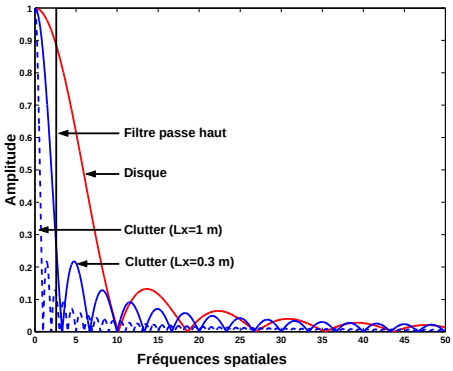

FIG. 2.40: Spectres du clutter, du disque et du filtre suivant k_r

2.3.4 Réduction de clutter par un filtre numérique RIF

2.3.4.1 Spécification du filtre dans le domaine fréquentiel

On souhaite synthétiser un filtre RIF de type passe-haut adapté aux données Cscan. Pour cela, on peut utiliser la modélisation et l'analyse précédente afin de construire le gabarit du filtre qui contient la réponse fréquentielle du filtre désirée, notée $G(\nu_x, \nu_y)$. Celle-ci est définie de la manière suivante :

$$\begin{cases} G(\nu_x, \nu_y) & = & 0 & (\nu_x, \nu_y) \in S_a \\ G(\nu_x, \nu_y) & = & 1 & (\nu_x, \nu_y) \notin S_a \end{cases} \tag{2.67}$$

où S_a est le domaine défini précédemment :

$$S_a = \{(\nu_x, \nu_y) | |\nu_x| \in [0, \beta_{max}], |\nu_y| \in [0, \beta_{max}]\} \quad \text{avec} \quad \beta_{max} = \frac{3.93}{8\pi a} \tag{2.68}$$

Le gabarit du filtre numérique adapté aux données Cscan est obtenu en utilisant une transformée bilinéaire (voir annexe D.2). La réponse en fréquence du filtre idéal, notée $G_d(\nu_{xn}, \nu_{yn})$ est ainsi définie par :

$$\begin{cases} G_d(\nu_{xn}, \nu_{yn}) & = & 0 & (\nu_{xn}, \nu_{yn}) \in S_{ad} \\ G_d(\nu_{xn}, \nu_{yn}) & = & 1 & (\nu_{xn}, \nu_{yn}) \notin S_{ad} \end{cases} \tag{2.69}$$

où ν_{xn} est la fréquence spatiale numérique, telle que $|\nu_{xn}| \in [0, \frac{\nu_{xs}}{2}]$, avec ν_{xs} la fréquence d'échantillonnage suivant x. ν_{yn} est la fréquence spatiale numérique, telle que $|\nu_{yn}| \in$

$[0, \frac{\nu_{ys}}{2}]$, avec ν_{ys} la fréquence d'échantillonnage suivant y. Le domaine S_{ad} est défini par :

$$S_{ad} = \{(\nu_{xn}, \nu_{yn}) | \, |\nu_{xn}| \in [0, \beta_x] \text{ et} |\nu_{yn}| \in [0, \beta_y]\} \tag{2.70}$$

où

$$\beta_x = \frac{\nu_{xs}}{\pi} \arctan(\frac{\beta_{max}\pi}{\nu_{xs}}) \tag{2.71}$$

et

$$\beta_y = \frac{\nu_{ys}}{\pi} \arctan(\frac{\beta_{max}\pi}{\nu_{ys}}) \tag{2.72}$$

2.3.4.2 Réponse impulsionnelle du filtre

En utilisant une transformée de fourier discrète inverse il est possible de calculer la réponse impulsionnelle $g(n_x, n_y)$ du filtre numérique défini à partir de (2.69) :

$$g(n_x, n_y) = \delta(n_x, n_y) - \frac{4\beta_x\beta_y}{\nu_{xs}\nu_{ys}} \text{sinc}(\frac{2\pi n_x \beta_x}{\nu_{xs}}) \text{sinc}(\frac{2\pi n_y \beta_y}{\nu_{ys}}) \tag{2.73}$$

La fenêtre choisie pour la troncature de la réponse impulsionnelle est une fenêtre bidimensionnelle de hanning. La réponse impulsionnelle réelle est :

$$g_f(n_x, n_y) = g(n_x, n_y) \frac{(1 - \cos(\frac{2\pi n_x}{N_x - 1}))(1 - \cos(\frac{2\pi n_y}{N_y - 1}))}{4} \tag{2.74}$$

avec $N_x \in [0, N_x - 1]$ et $N_y \in [0, N_y - 1]$, N_x représentant le nombre d'échantillons de la fenêtre suivant x et N_y le nombre d'échantillons suivant y.

2.3.4.3 Réglage des paramètres du filtre

Les paramètres du filtre sont β_{max}, ν_{xs}, ν_{ys}, N_x et N_y. Le paramètre β_{max} correspond à l'étalement du premier lobe du spectre du disque modélisant la réponse d'une mine. β_{max} dépend uniquement de la valeur du rayon du disque a, celle-ci étant directement liée à la taille des mines antipersonnel. Les fréquences d'échantillonnage spatiales ν_{xs} et ν_{ys}, sont des paramètres propres au radar utilisé et sont donc connues. La taille du filtre est identique à celle de la fenêtre de hanning. Par conséquent, les nombres de coefficients N_x et N_y du filtre sont respectivement égaux aux nombres d'échantillons spatiaux suivant x et y de la fenêtre utilisée pour tronquer la réponse impulsionnelle. La réponse en fréquence du filtre réel est obtenue en prenant le produit de convolution entre la réponse en fréquence du filtre idéal et la réponse en fréquence d'une fenêtre de hanning bidimensionnelle. Il faut que le produit de convolution soit nul dans le domaine S_{ad} si l'on veut éliminer la majeure partie du clutter. Pour cela, il faut que la largeur de la fenêtre de hanning suivant l'axe ν_x, notée L_{hx}, soit strictement inférieure à $2\beta_x$ et que la largeur de la fenêtre suivant l'axe ν_y, notée L_{hy}, soit strictement inférieure à $2\beta_y$.

La largeur du spectre d'une fenêtre de hanning en fréquence réduite étant égale à $\frac{4}{N_w}$ avec N_w le nombre d'échantillons de la fenêtre, on a : $L_{hx} = \frac{4}{N_x}$ et $L_{hy} = \frac{4}{N_y}$. Pour des fréquences réduites, il faut choisir N_x et N_y de la façon suivante :

$$L_{hx} = \frac{4}{N_x} < \frac{2\beta_x}{\nu_{xs}} \implies N_x > \frac{2\nu_{xs}}{\alpha_x} \tag{2.75}$$

$$L_{hy} = \frac{4}{N_y} < \frac{2\beta_y}{\nu_{ys}} \implies N_y > \frac{2\nu_{ys}}{\alpha_y} \tag{2.76}$$

De plus, les nombres de coefficients du filtre N_x et N_y doivent être choisis impairs de sorte que le filtre soit symétrique par rapport à l'origine. Ainsi, connaissant la valeur moyenne a des rayons des disques présents sur les données Cscan ainsi que les fréquences d'échantillonnage spatiales ν_{xs} et ν_{ys}, l'ordre du filtre (N_x, N_y) peut être déterminé automatiquement en utilisant les relations (2.71), (2.72), (2.75) et (2.76). Le filtre passe haut numérique, ainsi défini peut être appliqué sur des données Cscans, afin de tester sa capacité à éliminer le clutter tout en protégeant les signatures des mines antipersonnel.

2.3.5 Simulations

2.3.5.1 Données Cscan synthétiques

Le filtre numérique est tout d'abord testé sur le Cscan synthétique de la figure 2.42. Cette donnée provient de la modélisation géométrique de la donnée Cscan réelle représentée sur la figure 2.41. La réponse de la mine est modélisée par un disque de rayon $a = 6$ cm tandis que le clutter est modélisé par 5 bandes rectangulaires homogènes ($N_{bc} = 5$). Les fréquences d'échantillonage spatiales ν_{xs} et ν_{ys} sont telles que $\nu_{xs} = \nu_{ys} = 50\ m^{-1}$. Ainsi, les valeurs $N_x = 39$ et $N_y = 39$ peuvent être choisies pour l'ordre du filtre grâce aux relations (2.71), (2.72), (2.75) et (2.76). La bande atténuée du filtre numérique est telle que : $S_d = \{(\nu_{xn}, \nu_{yn}) | \, |\nu_{xn}| \in [0, 2.57], |\nu_{yn}| \in [0, 2.57]\}$. La donnée filtrée est représentée figure 2.43.

Grâce au filtrage, le clutter a été significativement réduit, tandis que la signature de la mine n'a pas subi de dégradation majeure. La réponse de la mine est désormais prédominante dans la donnée Cscan filtrée. Bien sûr, ce résultat était attendu puisque le filtre a été conçu à partir de l'analyse fréquentielle d'une donnée Cscan ainsi modélisée.

On peut cependant remarquer que les contours des bandes rectangulaires sont toujours présents. Ceci s'explique par le fait que dans une image les hautes fréquences correspondent à des variations rapides de l'intensité ([Bur01]). Ainsi l'action d'un filtre numérique passe haut ne permet pas d'éliminer totalement les contours des bandes. Cependant dans la réalité, les propriétés physiques du sol (permittivité diélectrique, conductivité) évoluent généralement de manière progressive plutôt que brutale. Ceci ce traduit par des variations d'intensité plus lentes au niveau des contours des bandes de clutter.

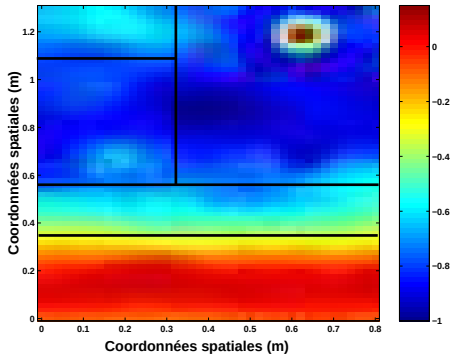

FIG. 2.41: Donnée Cscan réelle.

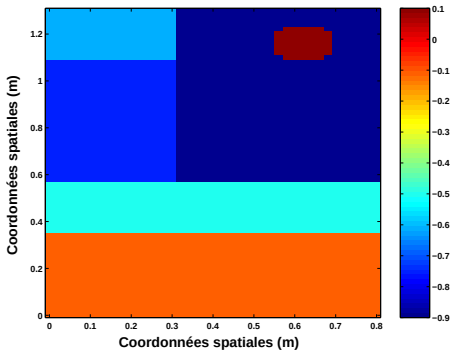

FIG. 2.42: Modèle géométrique de la donnée Cscan de la figure 2.41.

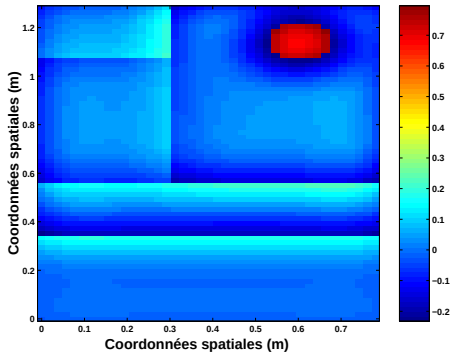

FIG. 2.43: Donnée Cscan de la figure 2.42 après filtrage.

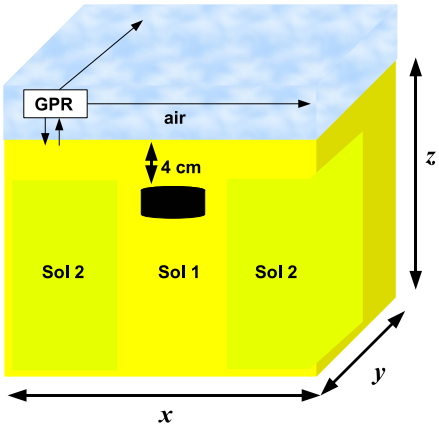

FIG. 2.44: Configuration pour la méthode split step.

Ceux-ci sont alors atténués plus significativement par le filtrage. Ce dernier point peut être visualisé grâce à une donnée synthétique plus réaliste, voir figure 2.45. La méthode split step 3D présentée dans [Rej02] a été utilisée pour créer ce Cscan. Un pulse électromagnétique, modélisé par une fonction gaussienne, a été envoyé à une hauteur de 10 cm au dessus d'un sol hétérogène dans lequel un objet cylindrique de rayon $a = 6$ cm a été enfoui à une profondeur de 4 cm. La fréquence centrale du spectre du pulse est de 900 MHz. La configuration pour la simulation est représentée sur la figure 2.44. Pour appliquer la méthode split step, la permittivité diélectrique relative (ε_r) et le facteur de qualité (Q) des différents types de sol et de l'objet doivent être connus. Les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau 2.5.

Les paramètres du filtre a, ν_{xs} et ν_{ys} étant identiques à ceux de la donnée précédente, on utilise le même filtre. La figure 2.46 présente le résultat de l'opération de filtrage. Le clutter a été fortement réduit tandis que la signature de la mine a été préservée, celle-ci étant désormais prédominante dans la donnée Cscan filtrée. On peut également remar-

TAB. 2.5: Paramètres de simulation

	ε_r	Q	profondeur
Sol 1	3.3	60	-
Sol 2	[3.3,4]	60	4 cm
Objet	10	5000	4 cm

quer que les contours des bandes de clutter ont été entièrement filtrés. Ceci s'explique par le fait que la transition entre le sol 1 et le sol 2 se fait progressivement, la permittivité diélectrique du sol 2 variant de 3.3 à 4. Ainsi, les variations d'intensité au niveau des bandes de clutter ne sont pas brutales. Le filtre numérique conçu pour la réduction de clutter est bien adapté aux données Cscan il permet de réduire significativement le clutter tout en préservant les réponses des mines. Il peut à présent être testé sur des données réelles.

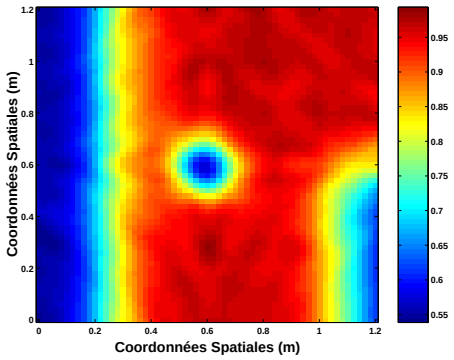

FIG. 2.45: Donnée Cscan synthétique obtenue par la méthode split step.

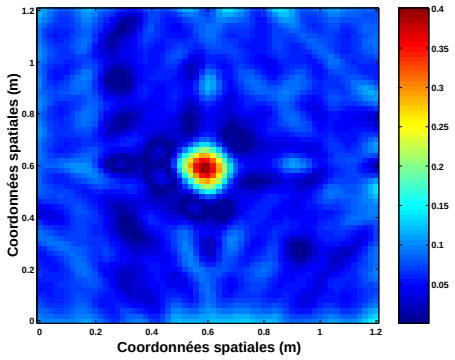

FIG. 2.46: Donnée Cscan de la figure 2.45 après filtrage.

2.3.5.2 Données Cscan réelles

Les données Cscan réelles de la campagne MACADAM, décrites dans l'annexe B, sont utilisées pour tester le filtre numérique. Les Cscans réels sélectionnés, représentent les enregistrements d'un GPR au dessus de différents types de sol, dans lesquels plusieurs types de mines antipersonnel ont été enfouies à différentes profondeurs. Le rayon moyen des disques caractérisant les réponses des mines sur l'ensemble des données Cscan est égal à environ 6 cm. Les paramètres du filtre sont : $a = 6$ cm, $\nu_{xs} = \nu_{ys} = 50\ m^{-1}$. Ainsi, le gabarit du filtre est le même que celui utilisé pour les données Cscan synthétiques.

Considérons le Cscan de la figure 2.47. Sur cette image, une réponse de mine antipersonnel de type MAUS1 (contenu métallique) est visible. Cette réponse provient d'une mine affleurante posée sur un sol constitué de sable. La donnée Cscan filtrée est représen-

tée figure 2.48. Les bandes horizontales représentant le clutter ont été éliminées tandis que la signature de la mine n'a pas été dégradée par le filtrage. L'amplitude de la réponse de la mine est désormais prédominante dans la donnée Cscan filtrée.

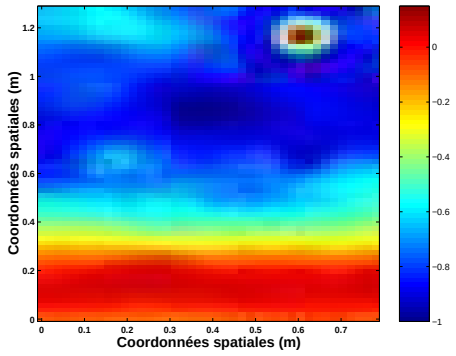

FIG. 2.47: Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable.

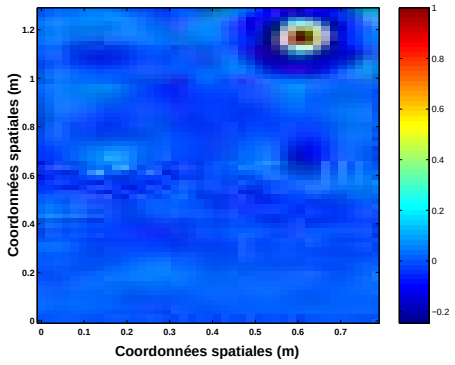

FIG. 2.48: Donnée Cscan de la figure 2.47 après filtrage.

Un autre exemple, nous permet d'étudier le cas où le clutter apparaît sous forme de bandes non rectangulaires. Sur le Cscan de la figure 2.49, les réponses provenant d'une mine MAUS1 posée sur le sol et d'une mine MAUS1 affleurante ont été enregistrées. La figure 2.50 montre le résultat de l'opération de filtrage. Les bandes représentant le clutter ont été éliminées ainsi que leurs contours. Les signatures des mines n'ont pas été dégradées par le filtrage.

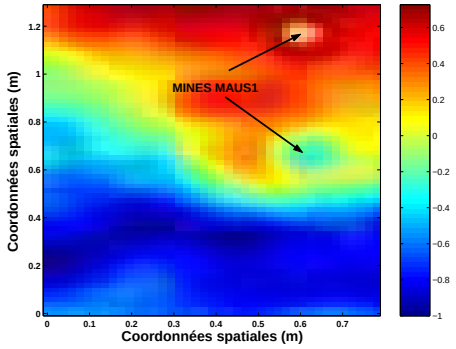

FIG. 2.49: Donnée Cscan enregistrée au dessus d'une terre recouverte d'herbe.

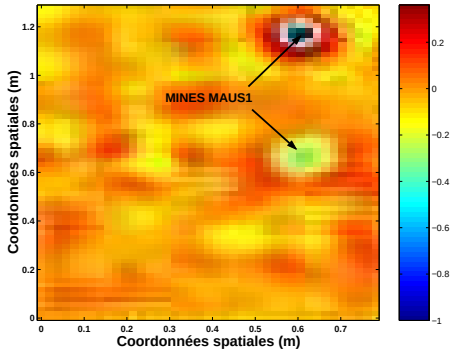

FIG. 2.50: Donnée Cscan de la figure 2.49 après filtrage.

Le filtre est maintenant testé sur le Cscan de la figure 2.51, résultant des enregistrements d'un GPR au dessus d'une terre recouverte d'herbe. Quatre réponses de mines antipersonnel de faible contenu métallique ont été enregistrées sur cette donnée. Celles-ci proviennent de deux mines VSMK2 enfouies à 5 cm de l'interface air-sol, d'une mine

AUPS posée sur le sol et d'une mine AUPS affleurante. Certaines de ces réponses sont difficilement visibles sur le Cscan, leurs réponses étant noyées dans celle du clutter. Comme le montre la figure 2.52, après filtrage le clutter a été en grande partie éliminé, il reste cependant quelques résidus de clutter. Ceux-ci proviennent des zones du Cscan où les variations de l'amplitude du clutter sont rapides. Pour éliminer les résidus du clutter sur cette donnée, il faudrait élargir la bande atténuée du filtre mais ceci au détriment des signatures des mines. Dans le cadre de la détection de mines antipersonnel on choisit de privilégier la protection des signatures des mines au risque d'augmenter le taux de fausses alarmes.

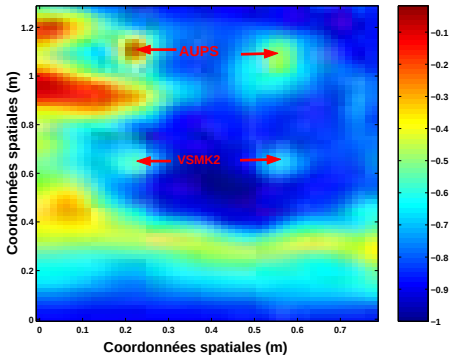

FIG. 2.51: Donnée Cscan enregistrée au dessus d'une terre recouverte d'herbe.

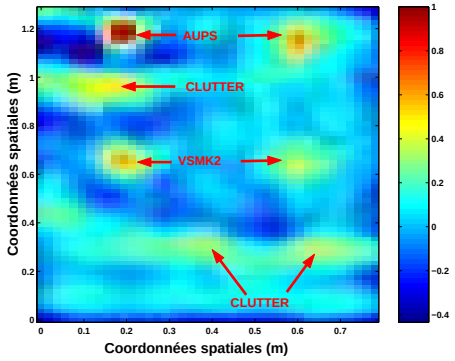

FIG. 2.52: Donnée Cscan de la figure 2.51 après filtrage.

Enfin, le filtre numérique est testé sur la donnée Cscan réprésentée sur la figure 2.53. Cette donnée a été enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable. La réponse d'une mine plastique de type VAR40, posée sur le sol et camouflée avec de l'herbe, a été enregistrée sur cette donnée. Cependant elle n'est pas visible sur le Cscan car sa réponse est noyée dans celle du clutter. En effet, les mines de type VAR40 ne contiennent pratiquement pas de métal, l'amplitude de leur réponse est par conséquent très faible. Comme le montre la figure 2.54, après filtrage le clutter est significativement réduit et la réponse de la mine apparaît clairement sur l'image.

Dans le paragraphe suivant l'action de notre filtre sur les données Cscan est comparée à celles des filtres ACRC.

2.3.6 Evaluation des performances du filtre

Les performances de notre filtre sont évaluées grâce à une comparaison avec l'algorithme classique de réduction de clutter couramment utilisé pour réduire le clutter sur les données du GPR (voir section 1.3.2.2).

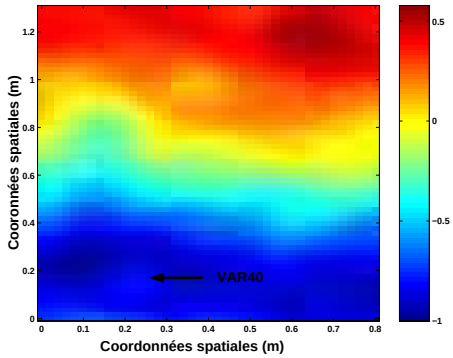

FIG. 2.53: Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable.

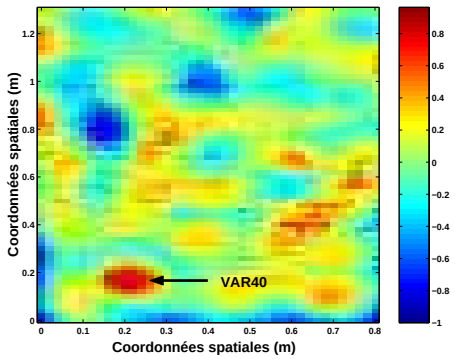

FIG. 2.54: Donnée Cscan de la figure 2.53 après filtrage.

Pour cela, on mesure la capacité de chacun de ces filtres à éliminer le clutter et à préserver les signaux provenant des mines. Ceci peut être réalisé grâce à la mesure du pourcentage de puissance du clutter, qui est éliminé par le filtrage, noté R_c, et grâce à une mesure du pourcentage de dégradation apportée par le filtrage au signal d'une mine, noté R_m. Ainsi, le meilleur filtre est celui qui garantit le meilleur compromis entre réduction de clutter et protection des signatures de mines. Ceci est équivalent à rechercher dans le cas idéal, le filtre pour lequel la valeur de R_c est maximale tandis que celle de R_m est minimale.

La signature d'une mine antipersonnel sur une donnée Cscan a été modélisée dans ce chapitre par un disque dont le spectre d'amplitude est défini par la relation (2.62) tandis que le spectre d'amplitude approché d'une bande de clutter est donné par la relation (2.50). Ainsi, le pourcentage de puissance d'une bande de clutter qui est éliminé par le filtrage suivant l'axe ν_x est mesuré de la façon suivante :

$$R_c = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi L_{i,x}\nu_x)|^2 |1 - G(\nu_x, 0)|^2 d\nu_x}{\int_{-\infty}^{\infty} |\mathrm{sinc}(\pi L_{i,x}\nu_x)|^2 d\nu_x} \quad 100 \tag{2.77}$$

où $G(\nu_x, 0)$ est la réponse fréquentielle du filtre pour $\nu_y = 0$ et $L_{i,x}$ la largeur de la bande de clutter suivant x. On peut noter que la dégradation apportée par le filtrage au spectre total du clutter ne peut pas être plus grande que celle apportée au spectre le plus étalé parmi les spectres individuels des différentes bandes de clutter le constituant. Le spectre le plus étalé suivant x est celui de la bande de clutter pour laquelle la valeur de $L_{i,x}$ est la plus petite.

Le pourcentage de dégradation apporté au disque par le filtrage suivant l'axe ν_x est défini par :

$$R_m = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\nu_x^2} |J_1(2\pi\nu_x a)|^2 |1 - G(\nu_x, 0)|^2 d\nu_x}{\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\nu_x^2} |J_1(2\pi\nu_x a)|^2 d\nu_x} \quad 100 \tag{2.78}$$

Les pourcentages de dégradation R_c et R_m sont ici définis suivant l'axe ν_x, cependant il pourrait tout aussi bien être défini suivant l'axe ν_y, l'analyse des résultats étant équivalente.

A partir de l'observation des données Cscans de la campagne MACADAM, les paramètres a et $L_{i,x}$ peuvent être choisis de la façon suivante : $a = 6$ cm, $L_{i,x} \in [0.3, 1]$. Le tableau 2.6 donne les valeurs de R_c et R_m pour le filtre adapté et les filtres ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$.

TAB. 2.6: R_c et R_m pour les différents filtres.

	Filtre adapté	Filtre ACRC	Filtre ACRC	Filtre ACRC
Ordre	$N_x = 39$, $N_y = 39$	$N_w = 5$	$N_w = 10$	$N_w = 15$
R_c pour $L_{i,x} = 0.3$ m	81.82%	87.38%	74.7%	62.17%
R_c pour $L_{i,x} = 1$ m	99.54%	96.24%	92.5%	88.75%
R_m	42.7%	64.43%	40.82%	30.24%

Sur les figures 2.55 and 2.56, R_m est représenté en fonction de R_c pour différentes valeurs de $L_{i,x}$, respectivement $L_{i,x} = 0.3$ m et $L_{i,x} = 1$ m, afin de voir quel filtre est le plus proche du compromis idéal ($R_c = 100\%$, $R_m = 0\%$). On peut voir que le filtre adapté aux données Cscan est celui qui offre le meilleur compromis en terme de réduction de clutter et protection des signatures de mines. Il permet d'éliminer au minimum 81.82% de l'énergie contenue dans le spectre total du clutter. La dégradation apportée par ce filtre aux signatures des mines se traduit par une atténuation de la partie centrale des disques, leurs contours restent intactes. Les filtres ACRC offrent de moins bon compromis en terme de réduction de clutter. Pour garantir une réduction suffisante du clutter l'ordre N_w du filtre doit être petit mais cela engendre des dégradations plus importantes sur les signatures des mines. Pour visualiser cela, la donnée Cscan de la figure 2.49 est filtrée indépendamment par deux filtres ACRC d'ordre respectif $N_w = 5$ et $N_w = 10$ suivant la direction x. La fonction de transfert de ces filtres est définie par l'équation (1.18). Les figures 2.57 et 2.58 montrent le résultat de l'opération de filtrage pour ces deux filtres. Le clutter a été suffisamment réduit dans les deux cas cependant la signature de la mine MAUS1 a été séparée en deux disques. On peut noter que plus l'ordre du filtre est petit, plus les zones à variations rapides du clutter sont susceptibles d'être éliminées par le filtrage. Le filtre d'ordre $N_w = 5$ est celui qui donne les meilleurs résultats en terme de réduction de clutter.

Les filtres ACRC se montrent efficace pour réduire le clutter sur les données Cscan réelles de la campagne MACADAM. Cependant, le principal inconvénient de ses filtres et qu'il dégrade les signatures des mines. En effet, celles-ci sont souvent séparées en plusieurs parties. Ainsi, le nombre de fausses alarmes augmente lorsque ces filtres sont utilisés pour le traitement des données GPR. De plus, pour les réponses des mines dont l'amplitude est faible, l'action de retirer la moyenne, calculée sur les Ascans précédents à

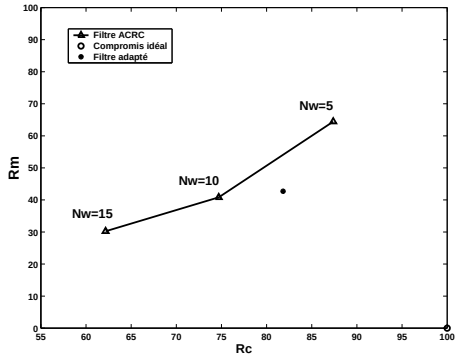

FIG. 2.55: R_m en fonction de R_c pour les différents filtres ($L_{i,x} = 0.3$ m).

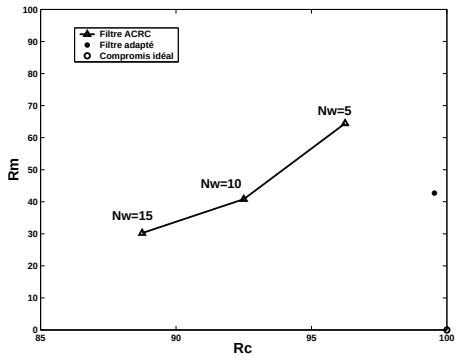

FIG. 2.56: R_m en fonction de R_c pour les différents filtres ($L_{i,x} = 1$ m).

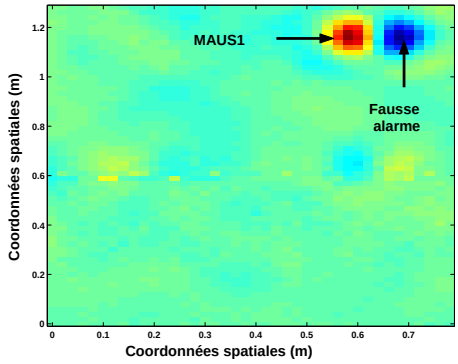

FIG. 2.57: Donnée Cscan de la figure 2.49 après réduction de clutter par un filtre ACRC ($N_w = 5$).

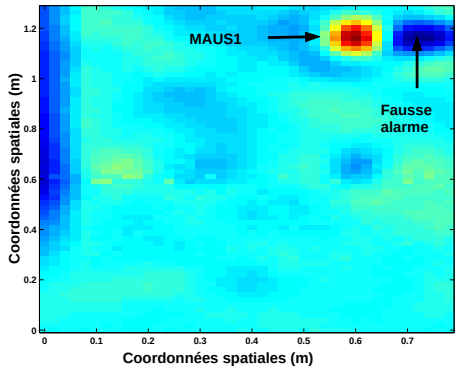

FIG. 2.58: Donnée Cscan de la figure 2.49 après réduction de clutter par un filtre ACRC ($N_w = 10$).

un instant t donné, réduit encore davantage cette amplitude, d'autant plus si les réponses de ces mines sont noyées dans le clutter. Ainsi, certaines réponses provenant de mines plastiques peuvent être éliminées par le filtrage.

Pour illustrer cela, on étudie l'effet du filtrage sur l'ensemble des 200 Cscans du scénario numéro 11 de la campagne MACADAM. Dans ce scénario, 5 mines antipersonnel de type MAUS1 (métallique) et 1 mine de type AUPS (plastique) ont été enfouies dans un terrain existant à différentes profondeurs, voir annexe B.3. Chacune des données Cscan enregistrée par le GPR pour ce scénario est traitée indépendamment par notre filtre et un filtre ACRC d'ordre $N_w = 5$. Afin d'éliminer une partie des résidus de clutter, un seuillage est réalisé sur chacune des données filtrées. Les amplitudes en dessous d'un seuil η_s sont mises à zéro. Un seuil η_s choisi entre 10% et 25% de la valeur maximale parmi les amplitudes des échantillons des données Cscan, issues d'un même scénario de mesure pour les données MACADAM, est approprié. Ensuite, on somme l'ensemble des données Cscan filtrées pour chacun des filtres. On obtient alors, une donnée Cscan unique sur laquelle les réponses des six mines antipersonnel doivent apparaître. Les données Cscan, résultant de ces opérations, pour notre filtre et le filtre ACRC d'ordre 5 sont représentées

respectivement sur les figures 2.59 et 2.60. On peut voir que le filtre conçu dans ce chapitre pour la réduction de clutter sur les données Cscan est efficace puisque seules les réponses des 6 mines antipersonnel sont présentes. Concernant le filtre ACRC d'ordre 5, il a permis de réduire significativement le clutter cependant la réponse de la mine plastique n'apparaît pas et les signatures des 5 mines MAUS1 ont été divisées en deux. Ainsi, si l'on applique une méthode de détection qui recherche les disques ou ellipses sur la donnée Cscan de la figure 2.60, il y aura 5 fausses alarmes et une non détection. Notre filtre est par conséquent plus adapté à la réduction de clutter sur des données Cscan.

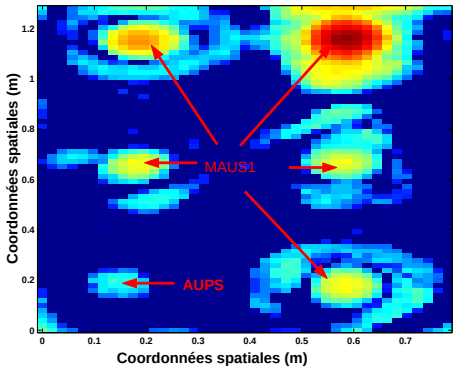

FIG. 2.59: Donnée Cscan correspondant à la somme des données Cscan du scénario 11 traitées individuellement par notre filtre. Un seuillage a été effectué préalablement sur chacune des données Cscan filtrées ($\eta_s = 0.1$).

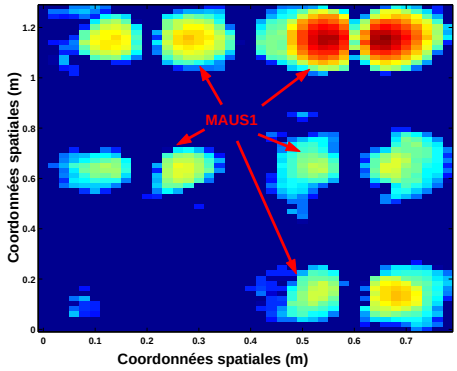

FIG. 2.60: Donnée Cscan correspondant à la somme des données Cscan du scénario 11 traitées individuellement par un filtre ACRC (N_w=5). Un seuillage a été effectué préalablement sur chacune des données Cscan filtrées ($\eta_s = 0.1$).

2.3.7 Résumé

L'ensemble des résultats de simulation montre que le filtre conçu est bien adapté à la réduction de clutter sur les données Cscan. Il permet en effet de réduire le clutter, tout en préservant les signatures des mines, même lorsque celles-ci sont noyées dans le clutter. L'intérêt de ce filtre est que ses paramètres ne dépendent pas des propriétés physiques du milieu de propagation mais des paramètres d'enregistrement du GPR (ν_{ys}, ν_{xs}) et du rayon moyen des signatures des mines antipersonnel a. Les fréquences de coupure du filtre peuvent être déterminées automatiquement grâce aux relations (2.71), (2.72), (2.75) et (2.76).

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre deux filtres numériques ont été conçus respectivement pour le filtrage des données Bscan et Cscan. Ceux-ci permettent de réduire significativement le clutter tout en préservant les signatures caractéristiques d'objets enfouis sur ces données. Ainsi, le rapport signal sur clutter augmente lorsqu'un objet est présent, ce qui facilite le processus de détection. Dans des données Bscan et Cscan ainsi prétraitées, de l'information relative à la position des cibles et à leurs profondeurs respectives, peut être extraite.

La détection automatique des positions spatiales et des temps de réponse des mines sur des données Bscan constitue l'objet du prochain chapitre. La détection automatique des positions spatiales des mines sur des données Cscan réelles sera étudié dans le chapitre 4.

Chapitre 3

Détection de mines antipersonnel sur des données Bscan

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, une nouvelle méthode de détection de mines antipersonnel, basée sur la détection de ruptures, est proposée afin de localiser automatiquement les réponses des mines antipersonnel sur des données Bscan.

La détection de ruptures est une problématique désormais classique en traitement du signal. Elle consiste en la recherche d'instants où une modification du comportement des signaux a pu avoir lieu. Dans le cadre de la détection d'objets enfouis, les signatures hyperboliques présentes sur les données Bscans sont caractéristiques de la présence d'objets enfouis. Ainsi, les deux branches d'une hyperbole caractérisant la réponse d'un objet enfoui sont plus énergétiques que le milieu de propagation (réponse du sol sans objet enfoui). On peut alors chercher les ruptures en se déplaçant suivant l'axe spatial l (horizontal) ou l'axe temporel t (vertical) du Bscan afin de localiser l'objet. Il s'agit en fait de détecter les positions suivant l où l'objet enfoui se situe et de détecter son temps de réponse suivant t.

Des méthodes de détection de ruptures à base de modèle existent et sont performantes lorsqu'un modèle physique ou statistique précis des données est disponible [BN93]. Cependant, les données du GPR sont difficiles à modéliser précisément puisque cela consiste à modéliser la propagation d'une onde électromagnétique dans un milieu hétérogène de surface rugueuse. En fait, en supposant que l'on possède une connaissance de l'interface air-sol et des propriétés électriques du sous-sol, la simple modélisation du signal reçu par la méthode FDTD ou par l'évaluation de fonctions de Green est une tâche complexe nécessitant des coûts de calculs élevés, voir [Rej02], [ML03] et [LSB+04]. Ainsi, l'utilisation de tels modèles de propagation, dans une routine de traitement en ligne où l'on doit prendre en compte la structure inconnue du sol n'est pas réalisable. Dans la littérature,

on peut trouver des méthodes de détection de ruptures à base de modèle statistique des signaux GPR, voir [XMR02] et [HG02]. Ces méthodes utilisent un test statistique séquentiel pour choisir entre l'hypothèse H_0 (absence de mine) et l'hypothèse H_1 (présence de mine) à chaque position l. La grande diversité des signatures de mines antipersonnel fait qu'il est difficile de trouver un modèle statistique sous l'hypothèse H_1. Ainsi, le test statistique est construit uniquement à partir du modèle statistique des données sous l'hypothèse H_0. Après la réduction du clutter, il est supposé sous l'hypothèse H_0, que les échantillons du vecteur de mesure sont distribués indépendamment suivant une densité de probabilité Gaussienne. Cependant, la validité du modèle statistique sous H_0 est discutable puisque la présence de résidus de clutter pouvant être ou ne pas être distribués suivant une Gaussienne n'est pas prise en compte dans le modèle. Ceci résulte en général par un taux de fausses alarmes expérimental supérieur à celui théorique, voir [Bru99].

Ainsi, l'idée principale de notre approche est d'appliquer une technique de détection de ruptures non paramétrique sur des données Bscans de la façon suivante :

- Etape 1 : Les ruptures suivant l'axe spatial (horizontal) du Bscan sont recherchées.

- Etape 2 : Les ruptures suivant l'axe temporel (vertical) du Bscan sont recherchées. Bien sûr, l'étape 2 est implémentée uniquement dans les zones où des ruptures ont été détectées à l'étape 1. Une difficulté importante de l'étape 2 est que les bandes du clutter peuvent créer des ruptures. Le clutter doit par conséquent être préalablement réduit.

Le cadre général de la méthode est présenté dans la section 3.2. La section 3.3 présente de manière détaillée l'algorithme de détection de ruptures en ligne proposé dans [Des04], et [DDD05]. La méthode de détection de mines antipersonnel est ensuite présentée dans la section 3.4 et les résultats de simulation sur des données synthétiques et réelles sont donnés dans la section 3.5.

Cette méthode de détection a été présentée dans [PVD05] et [PVDD06].

3.2 Cadre général de la méthode

Par l'intermédiaire d'une fenêtre glissante suivant l ou t on peut extraire d'une donnée Bscan une série d'observations, notée $\{x_a\}$, avec a un indice ($a \equiv l$ ou $a \equiv t$, le symbole $\equiv$ signifiant équivalent à). Ainsi, la problématique traitée est la détection de ruptures en ligne suivant a, pour des observations obtenues de façon séquentielle. A chaque position a, deux ensembles d'observations x_1 et x_2 constitués respectivement de m_1 et m_2 colonnes du Bscan si $a \equiv l$ ou de m_1 et m_2 lignes du Bscan si $a \equiv t$ sont construits et une mesure de dissimilarité entre ces deux ensembles, dénotée $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$, est calculée. Les ruptures suivant a sont détectées chaque fois que la mesure de dissimilarité $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ est supérieur

au seuil de détection η_a. Une fois $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ calculée à la position a, les deux ensembles d'observations x_1 et x_2 sont mis à jour à la coordonnée $a+1$. Les figures 3.1 et 3.2 montrent le résultat de la détection de ruptures dans une donnée Bscan synthétique suivant respectivement $a \equiv l$ et $a \equiv t$.

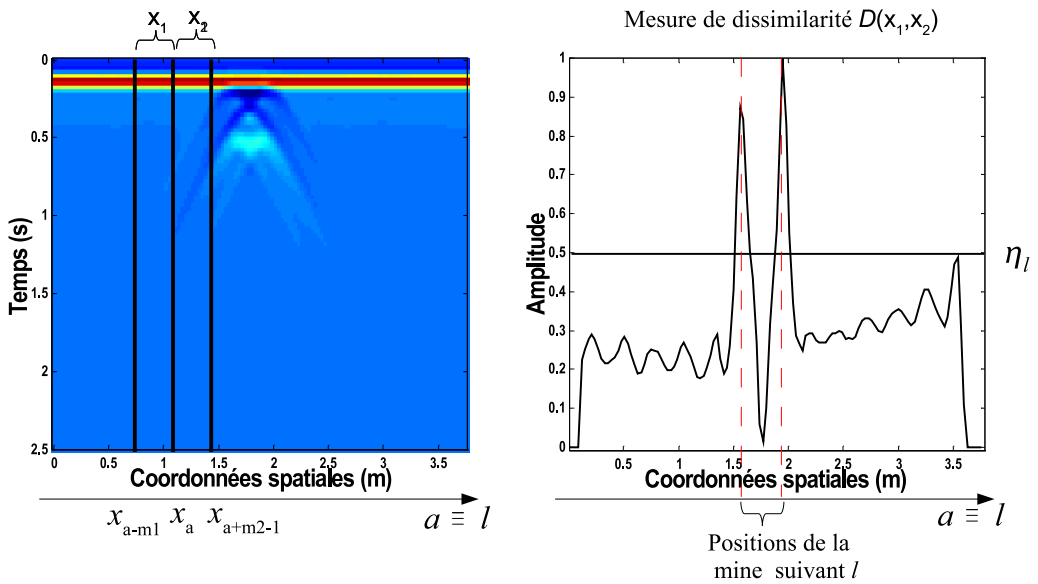

FIG. 3.1: Détection de ruptures dans une donnée Bscan synthétique suivant l'axe spatial l. A chaque position horizontale l, deux ensembles d'observations x_1 et x_1 constitués respectivement de m_1 et m_2 Ascans sont construits et une mesure de dissimilarité entre ces deux ensembles, dénotée $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$, est calculée. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que la mesure de dissimilarité $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ est supérieur au seuil η_l.

Un algorithme de détection de ruptures en ligne à noyau est utilisé afin de pouvoir détecter les réponses des objets enfouis dans les données Bscans. Cet algorithme, dénommé algorithme KCD, initialement conçu pour la segmentation de séries temporelles [DDD05], est modifié afin de localiser les objets dans les données Bscans. En effet, pour déterminer le temps de réponse d'un objet enfoui, il ne suffit pas juste de détecter les ruptures suivant t, il faut également donner du poids à celle provenant de la première réflexion du pulse GPR sur l'objet. Ainsi, un nouvel indice de décision est construit. La section suivante présente l'algorithme KCD.

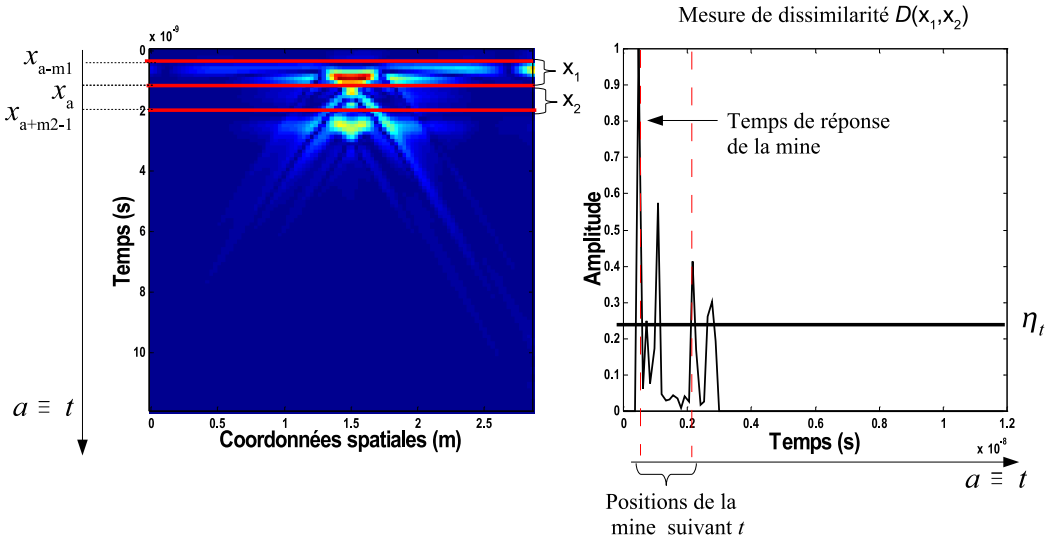

FIG. 3.2: Détection de ruptures suivant l'axe temporel t, dans la donnée Bscan de la figure 3.1, préalablement traitée par le filtre numérique conçu au chapitre précédent. A chaque position verticale t, deux ensembles d'observations x_1 et x_1 constitués respectivement de m_1 et m_2 lignes du Bscan sont construits et une mesure de dissimilarité entre ces deux ensembles, dénotée $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$, est calculée. Les ruptures temporelles sont détectées chaque fois que la mesure de dissimilarité $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ est supérieur au seuil η_t.

3.3 Algorithme de détection de ruptures en ligne à noyau

Les éléments bibliographiques de cette partie proviennent essentiellement de [Des04], [DDD05],et [KD06].

On débute par rappeler l'approche basée sur la comparaison du passé et futur immédiats de chaque instant, utilisée de façon classique dans les approches séquentielles.

3.3.1 Le contexte en ligne

Le problème de détection de ruptures en ligne peut être présenté de la façon suivante :

On suppose que des données x_a dans un espace des observations $\mathcal{X}$ sont extraites en ligne d'un signal. On considère un point d'analyse x_a et deux sous ensembles d'observations, le sous ensemble du passé immédiat $\mathsf{x}_1 = \{x_{a-m_1}, ..., x_{a-1}\}$ et le sous ensemble du futur immédiat $\mathsf{x}_2 = \{x_a, ..., x_{a+m_2-1}\}$, voir figure 3.3.

Le problème de détection de ruptures peut être énoncé dans le cadre statistique. Sous l'hypothèse que les observations de x_1 (resp. x_2) sont indépendantes et identiquement

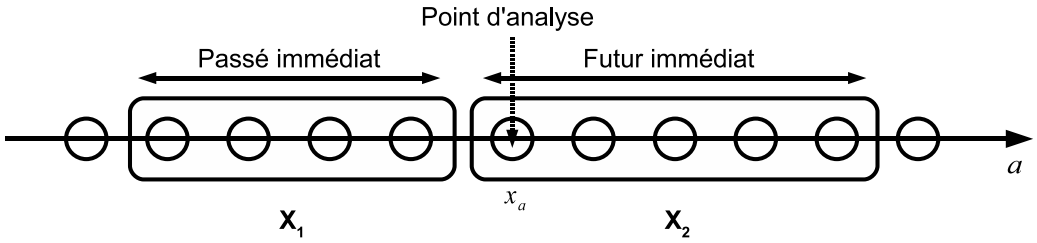

FIG. 3.3: Cadre adopté pour la détection de ruptures en ligne. Les observations de la série étudiée x_a, $a = 1, 2, \ldots$, sont représentées par des cercles suivant a.

distribuées (i.i.d.) selon une densité de probabilité p_1 (resp. p_2), une des deux hypothèses suivantes tient :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : p_1 = p_2 \text{ il n'y a pas de changement en } a \\ \mathsf{H}_1 : p_1 \neq p_2 \text{ il y a un changement en } a \end{cases}$$

Cependant, dans le cas où aucun modèle statistique des données n'est disponible, les densités de probabilité p_1 et p_2 sont inconnues. Une approche pratique standard consiste alors à utiliser une mesure de dissimilarité entre p_1 et p_2 à partir de la seule connaissance des ensembles x_1 et x_2. Soit $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ une telle mesure de dissimilarité, le test d'hypothèses peut être reformulé de la façon suivante :

$$\begin{cases} \mathsf{H}_0 : D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2) \leq \eta_a \text{ il n'y a pas de changement en } a \\ \mathsf{H}_1 : D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2) > \eta_a \text{ il y a un changement en } a \end{cases}$$

où η_a est un seuil dont le réglage est lié au compromis sensibilité/robustesse. Pour des valeurs faibles de η_a un grand nombre de ruptures est susceptible d'être détecté même si la mesure de dissimilarité $D(\cdot, \cdot)$ ne présente pas de pic. Ce qui se traduit par une augmentation du risque de fausse alarme. A l'inverse, pour de grandes valeurs de η_a, certaines ruptures peuvent ne pas être détectées, ce qui diminue le taux de bonne détection. Il faut donc régler le seuil η_a de façon à détecter les ruptures suivant a provenant des réponses des mines enfouies dans le sol, tout en limitant au maximum le risque de fausse alarme.

Ainsi, pour le Bscan de la figure 3.1, il faut choisir $\eta_l \geq 0.5$ afin de détecter uniquement les positions horizontales de l'objet dans le Bscan. Pour détecter les positions verticales de l'objet, il faut choisir un seuil $\eta_t \geq 0.3$, voir figure 3.2. Cependant, si l'on souhaite détecter uniquement le temps de réponse de l'objet, il faut choisir $\eta_t \geq 0.6$.

Les méthodes de détection de ruptures à base de modèle donnent de bons résultats, lorsqu'il est possible de décrire précisément et suffisamment simplement, par exemple, le modèle physique à l'origine des données. Le rapport de vraisemblance généralisé (RVG) est ainsi très couramment utilisé en pratique, voir [BN93]. En revanche, dans le contexte de la détection de mines antipersonnel puisqu'aucun modèle physique ou statistique pré-

cis des données du GPR n'est utilisable, on se dirige vers une approche non paramètrique pour la détection de ruptures.

3.3.2 Détection non paramètrique de ruptures

Dans l'application considérée, l'utilisation de descripteurs temps-espace ou espace-temps selon la direction suivant laquelle les descripteurs sont extraits du Bscan (l ou t), induit un espace des observations de grande dimension. Comparer les densités de probabilité p_1 et p_2 par le biais d'estimateurs empiriques n'est alors pas intéressant pour calculer une dissimilarité entre les deux ensembles à cause de la malédiction de la dimensionnalité. On cherche ainsi des méthodes dont le but est de comparer les ensembles x_1 et x_2 sans l'étape intermédiaire d'estimation-amont des densités p_1 et p_2. Dans de nombreuses applications telles que la détection d'observations anormales, la segmentation de signaux audio, les supports des densités de probabilité p_1 et p_2 sont suffisamment discriminants pour permettre de mesurer la dissimilarité entre les ensembles x_1 et x_2, voir ([DDD05], [DDGD06]). Pour utiliser cette approche, il est nécessaire de définir un estimateur de support de densité précis et robuste ainsi qu'une mesure de dissimilarité pour comparer les estimés des supports de p_1 et p_2.

3.3.3 Apprendre une fonction de décision

L'estimation du support de densité peut être vu comme un problème de classification à une classe. Une bonne vision de la théorie peut être trouvée dans ([SPST+01], [SS02], [MMR+01]).

Soit $\mathsf{x} = \{x_1, ..., x_m\}$ un ensemble de m vecteurs d'apprentissage dans l'espace des observations $\mathcal{X}$. On suppose que pour tout $i = 1, ..., m$, le vecteur d'apprentissage x_i, est échantillonné selon une distribution inconnue $p(.)$, indépendamment de x_j, $j \neq i$. L'objectif de la classification à une classe est d'estimer une région R_{x} de $\mathcal{X}$ de volume minimal contenant la plupart des données x_i, $i = 1, ..., m$. Le problème d'estimation de la région R_{x} peut être abordé sous l'angle de l'estimation d'une fonction de decision F_{x} telle que :

$$\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) > 0 \ \text{ si } \ x \in R_{\mathsf{x}} \ \text{ et } \ \mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) < 0 \ \text{ sinon}$$

La fonction de décision F_{x} est valide uniquement si elle a le plus petit risque possible d'effectuer des erreurs de classification. Celles-ci se produisent lorsque des vecteurs d'apprentissage ne sont pas situés dans R_{x} alors qu'ils sont en réalité distribués selon $p(.)$. Une fonction de coût $\mathsf{c}(.,.)$ est utilisée afin de quantifier ces erreurs. Ainsi, le risque $\mathsf{R}[\mathsf{F}]$ d'une fonction de décision F est défini comme l'espérance du coût et s'exprime de la façon suivante :

$$\mathsf{R}[\mathsf{F}] = \int \mathsf{c}(x, \mathsf{F}(x)) \mathrm{d}p(x) \tag{3.1}$$

La fonction de décision F_{x} optimale est celle qui minimise le risque $\mathsf{R}[\mathsf{F}]$. La densité de probabilité $p(.)$ étant inconnue en pratique le risque ne peut être calculé directement. Le risque réel $\mathsf{R}[\mathsf{F}]$ peut cependant toujours être estimé à partir de l'ensemble d'apprentissage. Le risque empirique $\mathsf{R}^{\mathsf{emp}}[\mathsf{F}]$ est un estimateur du risque $\mathsf{R}[\mathsf{F}]$ basé sur l'information fournie par l'ensemble d'apprentissage x. En choisissant, par exemple la fonction de coût charnière, le risque empirique s'écrit :

$$\mathsf{R}^{\mathsf{emp}}[\mathsf{F}] = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \max(0, 1 - \mathsf{F}(x_i)) \tag{3.2}$$

L'apprentissage de F_{x} par minimisation du risque empirique est cependant un problème mal posé puisqu'il existe souvent de nombreuses fonctions F telles que $\mathsf{R}^{\mathsf{emp}}[\mathsf{F}] = 0$. La fonction de décision F_{x} optimale doit avoir de bonnes performances de généralisation. Elle doit être capable de décider correctement si une nouvelle donnée $x \notin \mathsf{x}$ est située dans R_{x} ou non. F_{x} doit donc être suffisamment simple pour éviter le *sur-apprentissage* et favoriser la bonne généralisation. Ainsi, on interdit certaines solutions en cherchant F_{x} dans un ensemble de fonction $\mathcal{F}$ restreint, qui ne contient pas de solutions indésirables. La fonction de décision F_{x} optimale apprise sur l'ensemble d'apprentissage x est ainsi obtenue en résolvant le problème suivant :

$$\mathsf{F}_{\mathsf{x}} = \arg\min_{\mathsf{F}\in\mathcal{F}} \mathsf{R}^{\mathsf{reg}}(\mathsf{F}) \tag{3.3}$$

où le risque régularisé $\mathsf{R}^{\mathsf{reg}}[\mathsf{F}]$ est défini par :

$$\mathsf{R}^{\mathsf{reg}}[\mathsf{F}] = \mathsf{R}^{\mathsf{emp}}[\mathsf{F}] + \lambda\Omega(\mathsf{F}) \tag{3.4}$$

Le terme de pénalité $\Omega(\mathsf{F})$ permet de mesurer la "complexité" de F, il est indépendant de l'ensemble d'apprentissage. λ le coefficient de régularisation pondère l'influence du terme de régularisation par rapport à celle du terme d'erreur, dans l'expression à minimiser.

Les SVMs sont des systèmes d'apprentissage obéissant à ce schéma de régularisation.

3.3.4 L'approche SVM pour l'estimation du support de densité

Les SVMs sont des systèmes d'apprentissage résolvant le problème d'apprentissage par minimisation du risque régularisé, défini par l'équation (3.3), en recherchant la solution optimale F_{x} dans un espace de fonctions $\mathcal{H}$ appelé espace de Hilbert à noyau reproduisant. La fonction noyau est dénotée $\mathsf{k}(.,.)$.

Définition : Espace de Hilbert à noyau reproduisant [KD06]
Un espace de Hilbert $\mathcal{H}$ est un espace non vide tel que :

1. *$\mathcal{H}$ est un espace vectoriel*
2. *$\mathcal{H}$ est muni d'un produit scalaire $\langle .,. \rangle_{\mathcal{H}}$ et d'une norme induite telle que pour tout $\mathsf{f} \in \mathcal{H}$, $\|\mathsf{f}(.)\|^2_{\mathcal{H}} = \langle \mathsf{f}(.), \mathsf{f}(.) \rangle_{\mathcal{H}}$*
3. *$\mathcal{H}$ est complet pour cette norme*

De plus, en supposant que $\mathcal{H}$ est un espace de fonctions $\mathsf{f}(.) : \mathcal{X} \to \mathbb{R}$, $\mathcal{H}$ est un espace de Hilbert à noyau reproduisant si et seulement si il existe une fonction noyau $\mathsf{k}(.,.)$ définie sur $\mathcal{X} \times \mathcal{X}$ et à valeurs dans $\mathbb{R}$ possèdant la propriété reproduisante : Soit f une fonction de $\mathcal{H}$ et x une observation de $\mathcal{X}$ pour laquelle $\mathsf{k}(x,.) \in \mathcal{H}$, alors $\langle \mathsf{k}(x,.), \mathsf{f}(.) \rangle_{\mathcal{H}} = \mathsf{f}(x)$.

Pour les SVMs, les fonctions de décision F appartiennent à l'ensemble des fonctions $\mathcal{F}$ suivant :

$$\mathcal{F} = \{\mathsf{F}(.) = \mathsf{f}(.) + b \ \text{ tel que } \ \mathsf{f} \in \mathcal{H} \ \text{ et } \ b \in \mathbb{R}\} \tag{3.5}$$

En pratique, le produit scalaire défini sur $\mathcal{H}$, ne peut généralement pas être écrit sous une forme explicite. Cependant, tout ce que nous avons besoin de savoir est qu'il a les propriétés d'un produit scalaire et qu'il permet à un noyau d'avoir la propriété reproduisante. Ceci signifie que pour tout $x,\ x' \in \mathcal{X}$ on a $\langle \mathsf{k}(x,.), \mathsf{k}(x',.)) \rangle_{\mathcal{H}} = \mathsf{k}(x,x')$. L'ensemble $\mathcal{F}$ des fonctions de décision possibles est spécifié par la sélection d'un noyau $\mathsf{k}(.,.)$. Pour que ce noyau soit un noyau reproduisant d'un certain espace de Hilbert $\mathcal{H}$ il faut qu'il soit défini positif (conditions de Mercer). Un noyau très utilisé en apprentissage automatique est le noyau gaussien :

$$\text{Pour } x \text{ et } x' \in \mathcal{X},\ \mathsf{k}(x,x') = \exp\left(-\frac{\|x-x'\|^2_{\mathcal{X}}}{2\sigma^2}\right) \text{ avec } \sigma > 0 \tag{3.6}$$

Pour les SVMs, la fonction de coût charnière $\mathsf{c}(x, \mathsf{F}(x)) = \max(0, 1 - \mathsf{F}(x))$ est choisie et le terme de pénalité $\Omega(\mathsf{F})$ est le carré de la norme induite dans $\mathcal{H}$, i.e., $\Omega(\mathsf{F}) = \|\mathsf{f}\|^2_{\mathcal{H}}$. Pour tout x, à partir de la propriété reproduisante, $\mathsf{F}(x) = \langle \mathsf{k}(x,.), \mathsf{f}(.) \rangle_{\mathcal{H}} + b$, ce qui signifie qu'évaluer F pour une donnée x est une opération affine en terme d'éléments de $\mathcal{H}$ et une opération non-linéaire en termes d'éléments de $\mathcal{X}$. Ainsi, le risque régularisé de l'équation (3.4), pour les SVMs s'écrit :

$$\mathsf{R}^{\mathsf{reg}}[\mathsf{F}] = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} \max(0, 1 - \langle \mathsf{k}(x_i,.), \mathsf{f}(.) \rangle_{\mathcal{H}} - b) + \lambda \|\mathsf{f}\|^2_{\mathcal{H}} \tag{3.7}$$

Dans la section suivante, l'approche SVM pour l'estimation de support de densité est présentée en termes de considérations géométriques dans l'espace des hypothèses $\mathcal{H}$. Ainsi, le problème de minimisation du risque $\mathsf{R}^{\mathsf{reg}}[\mathsf{F}]$ de l'equation (3.7) peut se mettre sous la forme d'un problème d'optimisation quadratique.

3.3.5 Interprétation géométrique de l'approche SVM

3.3.5.1 Mise en forme du problème

Soit un ensemble de m observations $\mathsf{x} = \{x_1, ..., x_m\}$ de l'espace des observations $\mathcal{X}$ échantillonnées selon une densité de probabilité inconnue $p(.)$ et soit $\mathcal{H}$ un espace de Hilbert à noyau reproduisant. La fonction noyau $\mathsf{k}(.,.)$ définie sur $\mathcal{X} \times \mathcal{X}$ est telle que :

$$\forall (x_i, x_j) \in \mathcal{X} \times \mathcal{X}, \;\; \mathsf{k}(x_i, x_j) = \langle \mathsf{k}(x_i, .), \mathsf{k}(x_j, .) \rangle_{\mathcal{H}} \tag{3.8}$$

où le vecteur $\mathsf{k}(x_i, .)$ représentent l'observation x_i de $\mathcal{X}$ dans l'espace $\mathcal{H}$.

On suppose que le noyau $\mathsf{k}(.,.)$ est normalisé de sorte que pour tout $x \in \mathcal{X}$, $\mathsf{k}(x, x) = 1$. En fait, il est possible de définir à partir de tout noyau k satisfaisant l'équation (3.8) un noyau admissible k' tel que $\mathsf{k}'(x, x) = 1$ en posant :

$$\mathsf{k}'(x_i, x_j) = \frac{\mathsf{k}(x_i, x_j)}{\sqrt{\mathsf{k}(x_i, x_i)}\sqrt{\mathsf{k}(x_j, x_j)}} \tag{3.9}$$

on note que $\mathsf{k}(x, x)$ ne peut être nul puisque le noyau k est défini positif. Ainsi pour tout $x \in \mathcal{X}$, $\|\mathsf{k}(x, .)\|^2 = \langle \mathsf{k}(x, .), \mathsf{k}(x, .) \rangle_{\mathcal{H}} = \mathsf{k}(x, x) = 1$. Les vecteurs $\mathsf{k}(x, .)$ représentant les observations de $\mathcal{X}$ dans l'espace $\mathcal{H}$ sont par conséquent situés sur la sphère $\mathcal{S}$ de rayon 1 et ayant pour centre l'origine $\mathcal{O}$ de $\mathcal{H}$. L'approche SVM pour la classification consiste à construire un hyperplan $\mathcal{W}$ dans $\mathcal{H}$ qui sépare la majeure partie des vecteurs $\mathsf{k}(x, .)$ du centre $\mathcal{O}$ de l'hypersphère $\mathcal{S}$, voir figure 3.4.

Un hyperplan de l'espace des hypothèses est défini de la façon suivante :

$$\{\mathsf{k}(x, .) \in \mathcal{H} | \langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x, .) \rangle_{\mathcal{H}} + b = 0\} \quad \text{avec} \quad \mathsf{f}(.) \in \mathcal{H}, \quad \text{et} \quad b \in \mathbb{R} \tag{3.10}$$

L'hyperplan séparateur $\mathcal{W}$ est telle que pour la majeure partie des vecteurs $\mathsf{k}(x, .)$ on a : $\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x, .) \rangle_{\mathcal{H}} + b \geq 0$. Ainsi, choisir l'hyperplan $\mathcal{W}$ est équivalent à choisir la fonction de décision $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) = \langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x, .) \rangle_{\mathcal{H}} + b$ avec $\mathsf{f}(.) \in \mathcal{H}$. $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x)$ définie le segment de l'hypersphère dans $\mathcal{H}$ où $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) \geq 0$, c'est à dire le support de la densité de probabilité inconnue $p(.)$ dans $\mathcal{X}$ (i.e. R_{x}).

L'hyperplan séparateur $\mathcal{W}$ est choisi de sorte que la distance le séparant de l'origine $\mathcal{O}$ de l'espace des hypothèses soit maximale. La distance de l'origine $\mathcal{O}$ à l'hyperplan $\mathcal{W}$ vaut $\frac{b}{\|\mathsf{f}(.)\|_{\mathcal{H}}}$, ainsi maximiser cette distance est donc équivalent à résoudre le problème :

$$\min_{\mathsf{f}(.) \in \mathcal{H}, b \in \mathbb{R}} \frac{1}{2} \|\mathsf{f}(.)\|^2_{\mathcal{H}} - b \tag{3.11}$$

Pour que tous les $\mathsf{k}(x_i, .)$ soient dans le demi-espace délimité par $\mathcal{W}$ qui ne contient pas $\mathcal{O}$, il faut que $\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x_i, .) \rangle_{\mathcal{H}} \geq b$. Cependant, en pratique certains vecteurs de l'espace

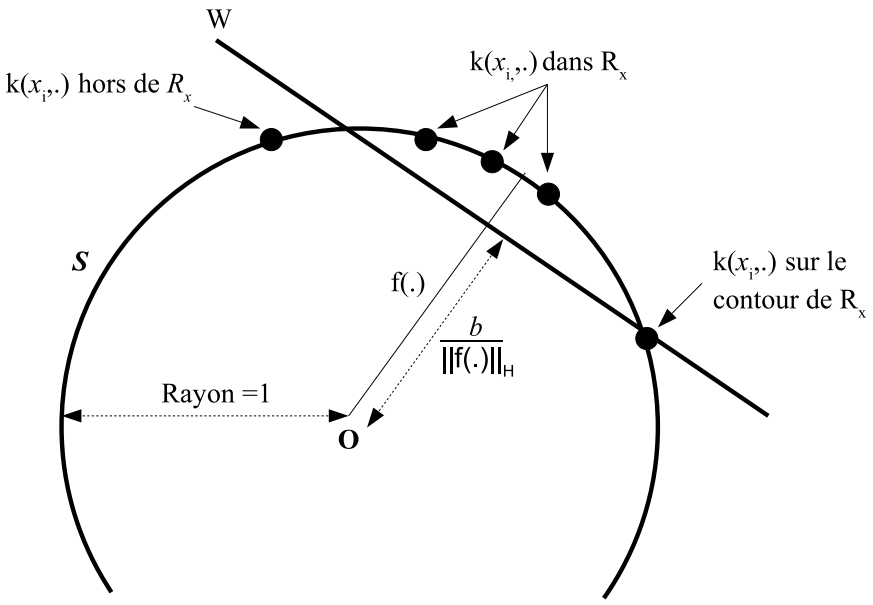

FIG. 3.4: Dans l'espace des hypothèses, l'estimée du support de densité R_{x} est le segment de l'hypersphère $\mathcal{S}$ délimité par l'hyperplan séparateur $\mathcal{W}$. L'approche SVM pour l'estimation de la région R_{x} minimise le volume de la boule de $\mathcal{H}$ contentant la plupart des observations de l'ensemble d'apprentissage. Ceci est équivalent à maximiser la distance entre l'hyperplan $\mathcal{W}$ et l'origine $\mathcal{O}$ de $\mathcal{H}$.

---

d'observation $\mathcal{X}$ peuvent ne pas être représentatifs de la donnée considérée, on parle d'observations *anormales*[1] . Une version à *marge douce* de la méthode (approche ν-SVM) permet alors de relâcher cette contrainte pour certains points grâce à l'introduction de variables de relâchement $\xi_i \geq 0$:

$$\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x_i, .)\rangle_{\mathcal{H}} \geq b - \xi_i \quad \text{pour} \quad i = 1, ..., m$$

où $\frac{\xi_i}{\|\mathsf{f}(.)\|_{\mathcal{H}}}$ est la distance de $\mathsf{k}(x_i, .)$ à l'hyperplan $\mathcal{W}$ lorsque $\mathsf{k}(x_i, .)$ est situé du mauvais côté de l'hyperplan. On peut noter que $\xi_i = 0$ lorsque $\mathsf{k}(x_i, .)$ est situé du bon côté de l'hyperplan. Pour minimiser le nombre de ces points , le critère (3.11) est pénalisé pour des valeurs non nulles de ξ_i :

$$\min_{\mathsf{f}(.)\in\mathcal{H}, \xi\in\mathbb{R}^m, b\in\mathbb{R}} \frac{1}{2}\|\mathsf{f}(.)\|^2_{\mathcal{H}} + \frac{1}{\nu m}\sum_{i=1}^{m} \xi_i - b$$

où $\frac{1}{\nu m}$ est le paramètre qui pondère l'influence respective de la maximisation de la distance $\frac{b}{\|\mathsf{f}(.)\|_{\mathcal{H}}}$ et de la relaxation.

Ainsi, dans l'approche ν-SVM pour l'estimation de support de densité, le problème géométrique dans $\mathcal{H}$ revient à résoudre le problème d'optimisation défini par le critère

[1] *Outliers* en anglais

quadratique suivant :

$$\min_{\mathsf{f}(.)\in\mathcal{H},\xi\in\mathbb{R}^m,b\in\mathbb{R}} \frac{1}{2}\|\mathsf{f}(.)\|^2_{\mathcal{H}} + \frac{1}{\nu m}\sum_{i=1}^{m}\xi_i - b \tag{3.12}$$

sous les contraintes linéaires :

$$\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x_i,.)\rangle_{\mathcal{H}} \geq b - \xi_i \quad , \quad \xi_i \geq 0 \quad \text{pour} \quad i = 1, ..., m \tag{3.13}$$

3.3.5.2 Résolution du problème d'optimisation

Le critère défini par l'équation (3.12) étant quadratique, et les contraintes (3.13) linéaires, la méthode des multiplicateurs de Lagrange peut être utilisée. En introduisant les multiplicateurs de Lagrange positifs $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_1, ..., \alpha_m\}$, $\boldsymbol{\beta} = \{\beta_1, ..., \beta_m\}$ et γ, respectivement associés aux contraintes d'adéquation aux données $\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x_i,.)\rangle_{\mathcal{H}} \geq b - \xi_i$, de relâchement $\xi_i \geq 0$ et de positivité de la constante b on peut former le Lagrangien $L(\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma)$:

$$L(\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma) = \frac{1}{2}\|\mathsf{f}(.)\|^2_{\mathcal{H}} + \frac{1}{\nu m}\sum_{i=1}^{m}\xi_i - b - \sum_{i=1}^{m}\alpha_i(\langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x_i,.)\rangle_{\mathcal{H}} - b + \xi_i) - \sum_{i=1}^{m}\beta_i\xi_i - \gamma b \tag{3.14}$$

Le Lagrangien doit être minimisé par rapport aux variables primales $\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}$ et maximisé par rapport aux variables duales $\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma$. Pour des problèmes d'optimisation convexe, les conditions de Karush-Kuhn Tucker garantissent l'existence d'un point selle et l'optimalité globale. En minimisant le Lagrangien par rapport aux variables primales, on obtient les conditions suivantes :

$$\frac{\partial}{\partial \mathsf{f}(.)} L(\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma) = 0 \Longleftrightarrow \mathsf{f}(.) = \sum_{i=1}^{m}\alpha_i \mathsf{k}(x_i,.) \tag{3.15}$$

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\xi}} L(\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma) = 0 \Longleftrightarrow 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\nu m} \tag{3.16}$$

$$\frac{\partial}{\partial b} L(\mathsf{f}(.), b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \gamma) = 0 \Longleftrightarrow \sum_{i=1}^{m}\alpha_i = 1 \tag{3.17}$$

Puisque $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) = \langle \mathsf{f}(.), \mathsf{k}(x,.)\rangle_{\mathcal{H}} + b$, à partir de l'expression (3.15) on peut écrire la fonction de décision sous la forme suivante :

$$\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(.) = \sum_{i=1}^{m}\alpha_i \langle \mathsf{k}(x_i,.), \mathsf{k}(x,.)\rangle_{\mathcal{H}} + b \tag{3.18}$$

L'espace des hypothèses $\mathcal{H}$ étant un espace de Hilbert à noyau reproduisant, l'astuce du noyau est le passage du produit scalaire $\langle .,. \rangle_{\mathcal{H}}$ au noyau $k(.,.) = \langle .,. \rangle_{\mathcal{H}}$. Ce qui donne

pour la fonction de décision $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(.)$:

$$\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(.) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \mathsf{k}(x_i, .) + b \tag{3.19}$$

En introduisant les expressions (3.15) et (3.17) dans le Lagrangien, le problème d'optimisation sous contraintes admet la formulation duale suivante (voir [MMR+01]) :

$$\max_{\alpha \in \mathbb{R}^m} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{m} \alpha_i \alpha_j \mathsf{k}(x_i, x_j) \tag{3.20}$$

sous les contraintes linéaires :

$$0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\nu m} \quad \text{pour} \quad i = 1, ..., m \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^{m} \alpha_i = 1 \tag{3.21}$$

Les multiplicateurs de Lagrange α_i, $i = 1, ..., m$ obtenus par la résolution du problème dual conduisent à la fonction de décision optimale $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x)$ qui s'écrit pour tout $x \in \mathcal{X}$:

$$\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i \mathsf{k}(x_i, x) + b \tag{3.22}$$

Ainsi, le support estimé de R_{x} (i.e. $\{x \in \mathcal{X} | \mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x) = 0\}$) est obtenue en coupant l'hypersurface $\sum_{i=1}^{m} \alpha_i \mathsf{k}(x_i, x)$ à l'altitude -b.

Toutes les observations x_i pour lesquelles $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x_i) \leq 0$ sont appelées *Observations support* (OS). Seuls les poids α_i correspondant à ces points ne sont pas nuls, les OS suffisent donc à déterminer $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(.)$. Les OS se divisent en deux ensembles : les OS *de marge*, qui annulent la fonction de décision ($\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x_i) = 0$), et les OS *hors marge* qui sont tels que $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x_i) < 0$, voir figure 3.5. Dans [SPST+01], il est montré que le paramètre de régularisation ν majore le taux d'observations support hors marge et minore le taux d'observations support. De plus, en faisant des hypothèses faibles sur la distribution à l'origine des données, ces taux sont asymptotiquement égaux à ν avec la probabilité 1. En d'autres termes, en supposant que $\nu = 0.2$, le calcul de la fonction de décision $\mathsf{F}_{\mathsf{x}}(x)$ nécessite au plus de 20% des données x_i, $i = 1, ..., m$ de l'espace des observations $\mathcal{X}$.

Soit x^* l'ensemble des observations support de marge contenant m^* observations. Dans (3.22), b peut être calculé de la façon suivante :

$$b = -\frac{1}{m^*} \sum_{x_i^* \in \mathsf{x}^*} \sum_{j=1}^{m} \alpha_j \mathsf{k}(x_j, x_i^*) \tag{3.23}$$

Dans la section suivante, un algorithme de détection de ruptures en ligne à noyau, basé sur l'estimation du support de densité par SVM est présenté dans sa généralité.

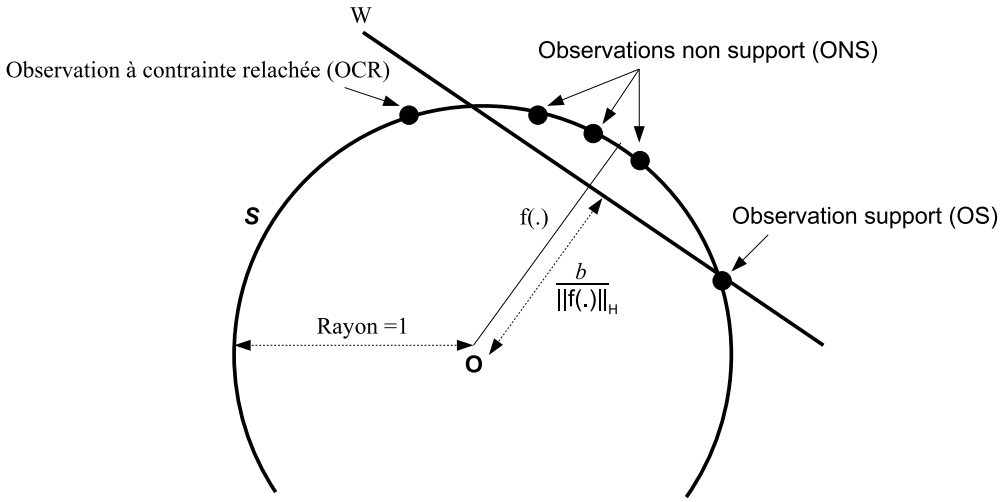

FIG. 3.5: Les observations support hors de marge sont à l'extérieur de R_{x}. Les observations support de marge sont situées sur le support de R_{x}. Les observations non support sont à l'intérieur de R_{x}, soit au dessus de l'hyperplan $\mathcal{W}$ de $\mathcal{H}$.

3.3.6 Algorithme KCD

3.3.6.1 Description de l'algorithme KCD

Considérons, un point d'analyse x_a, et deux sous-ensembles de $\mathcal{X}$: $\mathsf{x}_1 = \{x_{a-m_1}, ..., x_{a-1}\}$ le sous ensemble du passé immédiat et $\mathsf{x}_2 = \{x_a, ..., x_{a+m_2-1}\}$ le sous ensemble du futur immédiat. L'estimation SVM des supports de densité à l'origine de x_1 et x_2 est effectuée via le calcul des paramètres $\mathsf{f}_1(.)$, b_1 de l'hyperplan séparateur $\mathcal{W}_1$ et $\mathsf{f}_2(.)$, b_2 de l'hyperplan séparateur $\mathcal{W}_2$, et définit les régions R_{x_1} et R_{x_2}. Ainsi, lorsqu'une rupture se produit à un indice a dans la distribution des observations x, on peut s'attendre à ce que les régions R_{x_1} et R_{x_2} ne coincident pas fortement, voir figure 3.6. En pratique, une mesure du contraste, notée $I(a)$, exprimant la dissimilarité entre x_1 et x_2, via une mesure de la dissimilarité entre R_{x_1} et R_{x_2} est construite, voir [DD04] . (Le calcul de $I(a)$ pour a fixé est décrit dans la sous-section suivante.) Une fois $I(a)$ calculé, on incrémente a et l'on met à jour les sous-ensembles x_1 et x_2. Les paramètres SVM b_1, $\mathsf{f}_1(.)$ et b_2, $\mathsf{f}_2(.)$ sont mis à jour par une technique séquentielle présentée dans ([GD03], [DDGD06]). Celle-ci permet d'éviter de recalculer complètement $\mathsf{f}(.)$, b pour chaque nouveau a. Des ruptures sont finalement détectées chaque fois que l'indice $I(a)$ présente un pic supérieur à un seuil η_a.

3.3.6.2 Mesure de dissimilarité

Dans l'espace des hypothèses, les régions Σ_1 et Σ_2 images de R_{x_1} et R_{x_2} sont de forme géométrique simple (leurs frontières sont des hypercercles $\mathcal{C}_1$ et $\mathcal{C}_2$). Une bonne

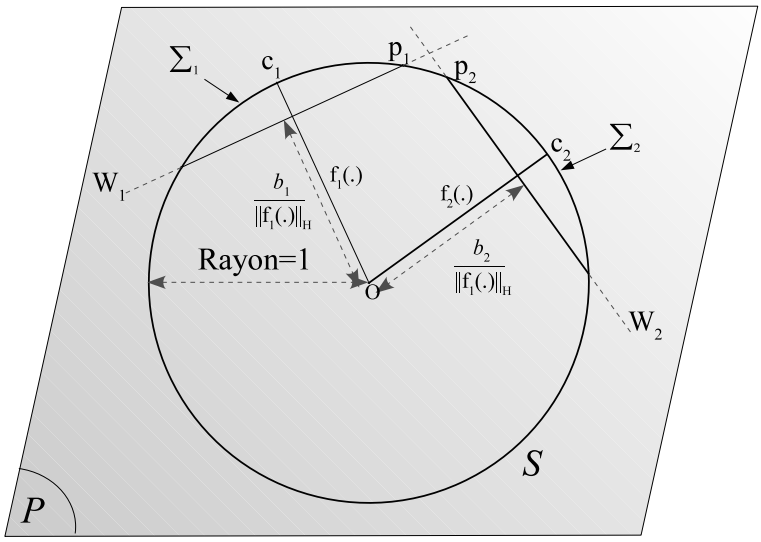

FIG. 3.6: Les estimateurs SV de support de densité permettent de définir deux régions Σ_1 et Σ_2 qui sont les estimées des supports de densité de x_1 et x_2 dans $\mathcal{H}$. Le cercle représenté correspond à l'intersection du plan $\mathcal{P}$ (défini de façon unique par $\mathsf{f}_1(.)$ et $\mathsf{f}_2(.)$) et la sphère $\mathcal{S}$. L'intersection de la droite passant par $\mathcal{O}$ et de vecteur directeur $\mathsf{f}_1(.)$ (resp. $\mathsf{f}_2(.)$) avec $\mathcal{S}$ permet de définir c_1 (resp. c_2). De même, l'intersection de l'hyperplan $\mathcal{W}_1$ (resp. $\mathcal{W}_2$) avec $\mathcal{S}$ permet de définir dans le plan $\mathcal{P}$ deux points, dont l'un est noté p_1 (resp. p_2). La situation représentée correspond à une rupture à l'indice a, puisque les deux régions Σ_1 et Σ_2 ne se recouvrent pas.

---

indication de la dissimilarité entre Σ_1 et Σ_2 est donnée par la longueur de l'arc sur la sphère $\mathcal{S}$ entre les centres de ces deux régions : c_1 et c_2 (voir figure 3.6). On note par la suite $d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1, \mathsf{c}_2)$ cette valeur. Toutefois cette mesure de dissimilarité n'est pas adapté à la détection de ruptures puisqu'elle n'est pas normalisée par rapport à la dispersion de chacun des ensembles d'apprentissage. Dans ([DD04], [DDD05]), les auteurs proposent d'utiliser une mesure du contraste entre les supports estimés des régions R_{x_1} et R_{x_2}, définie dans l'espace des hypothèses (voir figure 3.6 pour la définition de p_1 et p_2) comme :

$$D_{\mathcal{H}}(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2) = \frac{d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1, \mathsf{c}_2)}{d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1, \mathsf{p}_1) + d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_2, \mathsf{p}_2)} \tag{3.24}$$

L'équation (3.24), définit $D_{\mathcal{H}}$ comme un rapport inter-régions et intra-régions de $\mathcal{H}$. En se restreignant à l'ensemble d'apprentissage x_1 on peut voir que la longueur de l'arc entre c_1 et p_1 est une mesure de l'étalement des échantillons de $\mathsf{k}(\mathsf{x}_1, .)$ dans $\mathcal{H}$. Plus ils sont dispersés, plus grande est la valeur de $d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1, \mathsf{p}_1)$, et plus faible est la marge $b_1/\|\mathsf{f}_1(.)\|_{\mathcal{H}}$. La mesure de dissimilarité $D_{\mathcal{H}}$ a le comportement souhaité dans $\mathcal{H}$ puisqu'elle prend des valeurs grandes pour deux ensembles d'apprentissage bien séparés, et des valeurs faibles lorsqu'ils occupent la même région de l'espace.

La mesure de dissimilarité $D_{\mathcal{H}}$ est définie dans l'espace des hypothèses $\mathcal{H}$. Pour être exploitable en pratique, il faut pouvoir la calculer dans l'espace des observations $\mathcal{X}$. Le

calcul de $D_{\mathcal{H}}$ dans $\mathcal{X}$ est possible uniquement s'il peut être exprimé comme une fonction d'un noyau $\mathsf{k}(.,.)$ appliquée aux observations de $\mathcal{X}$.

Dans l'espace des hypothèses, la longueur de l'arc entre deux vecteurs $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$ de norme 1 vaut :

$$d_{\text{arc}}(\mathbf{a},\mathbf{b}) = \widehat{\mathbf{a}\mathcal{O}\mathbf{b}} \tag{3.25}$$

où $\widehat{\mathbf{a}\mathcal{O}\mathbf{b}}$ est l'angle entre $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$. De plus, en supposant toujours que $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$ sont de norme 1 on a :

$$\langle \mathbf{a},\mathbf{b}\rangle_{\mathcal{H}} = \|\mathbf{a}\|_{\mathcal{H}}\|\mathbf{b}\|_{\mathcal{H}}\cos(\widehat{\mathbf{a}\mathcal{O}\mathbf{b}}) = \cos(\widehat{\mathbf{a}\mathcal{O}\mathbf{b}}) \tag{3.26}$$

En réunisssant ces deux équations, il devient possible d'esprimer la longueur de l'arc entre $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$ de la façon suivante :

$$d_{\text{arc}}(\mathbf{a},\mathbf{b}) = \arccos(\langle \mathbf{a},\mathbf{b}\rangle_{\mathcal{H}}) \tag{3.27}$$

Le produit scalaire qui apparaît à l'équation (3.26) s'exprime en fonction d'un noyau $\mathsf{k}(.,.)$ évalué sur l'ensemble d'apprentissage seulement si $\mathbf{a}$ et $\mathbf{b}$ sont dans l'espace vectoriel engendré par les images des observations de $\mathcal{X}$. Dans notre cas, $d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1,\mathsf{c}_2)$ peut effectivement s'exprimer en fonction de noyaux $\mathsf{k}(.,.)$. Comme $\mathsf{c}_1 = \mathsf{f}_1(.)/\|\mathsf{f}_1(.)\|_{\mathcal{H}}$ et $\mathsf{c}_2 = \mathsf{f}_2(.)/\|\mathsf{f}_2(.)\|_{\mathcal{H}}$ il vient :

$$d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1,\mathsf{c}_2) = \arccos\left(\frac{\langle \mathsf{f}_1(.),\mathsf{f}_2(.)\rangle_{\mathcal{H}}}{\|\mathsf{f}_1(.)\|_{\mathcal{H}}\|\mathsf{f}_2(.)\|_{\mathcal{H}}}\right) \tag{3.28}$$

En utilisant le fait que $\mathsf{f}_1(.)$ et $\mathsf{f}_2(.)$ s'écrivent comme des combinaisons linéaires de noyaux (voir équation 3.15), il vient :

$$\frac{\langle \mathsf{f}_1(.),\mathsf{f}_2(.)\rangle_{\mathcal{H}}}{\|\mathsf{f}_1(.)\|_{\mathcal{H}}\|\mathsf{f}_2(.)\|_{\mathcal{H}}} = \frac{\boldsymbol{\alpha}_1^T\mathsf{K}_{12}\boldsymbol{\alpha}_2}{\sqrt{\boldsymbol{\alpha}_1^T\mathsf{K}_{11}\boldsymbol{\alpha}_2}\sqrt{\boldsymbol{\alpha}_2^T\mathsf{K}_{22}\boldsymbol{\alpha}_2}} \tag{3.29}$$

où $\boldsymbol{\alpha}_1$ (resp. $\boldsymbol{\alpha}_2$) est le vecteur colonne composé des multiplicateurs de Lagrange définissant $\mathsf{f}_1(.)$ (resp. $\mathsf{f}_2(.)$) calculés pendant l'apprentissage. La matrice noyau K_{uv}, $(u,v) \in \{1,2\}\times\{1,2\}$ a son élément courant à la ligne $\#i$ et la colonne $\#j$ donnée par : $\mathsf{k}(x_u^i, x_v^j)$ où x_u^i est l'observation $\#i$ dans l'ensemble d'apprentissage x_u.

Des calculs semblables permettent de calculer $d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_1,\mathsf{p}_1)$ et $d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_2,\mathsf{p}_2)$ dans $\mathcal{X}$:

$$d_{\text{arc}}(\mathsf{c}_i,\mathsf{p}_i) = \arccos\frac{b_i}{\sqrt{\boldsymbol{\alpha}_i^T\mathsf{K}_{ii}\boldsymbol{\alpha}_i}} \quad , \quad i = \{1,2\} \tag{3.30}$$

Ainsi la mesure du contraste $I(a) = \mathcal{D}_{\mathcal{H}}(\mathsf{x}_1,\mathsf{x}_2)$ pour a fixé peut être calculé dans l'espace des observations $\mathcal{X}$.

3.3.6.3 Synthèse

La mesure de dissimilarité étant définie on peut présenter l'algorithme de détection de ruptures en ligne à noyau dans son ensemble. L'algorithme 1 résume toute la procédure. On suppose qu'une étape intermédiaire a permis l'extraction d'une série d'observations d'une donnée Bscan, notée x_a, $a = 1, 2, ...$

Algorithme 1 : Algorithme de détection de ruptures à noyaux (KCD) [DDD05]

Etape 0 : Initialisation
- Choisir la taille des ensembles d'apprentissage m_1, m_2, le paramètre de régularisation ν et la valeur du seuil η_a.
- Choisir $\mathsf{k}(.,.)$ un noyau gaussien et régler le paramètre de dispersion σ.
- Prendre $a \leftarrow m_1 + 1$.

Etape 1 : Détection de ruptures en ligne à noyau
- Les supports des densités de probabilité de l'ensemble du passé immédiat $\mathsf{x}_1 = \{x_{a-m_1}, ..., x_{a-1}\}$ et de celui du futur immédiat $\mathsf{x}_2 = \{x_a, ..., x_{a+m_2-1}\}$ pour l'indice a sont estimés indépendamment grâce à des estimateurs SV de support de densité. Les paramètres $(\mathsf{f}_1(.), b_1)$ et $(\mathsf{f}_2(.), b_2)$ sont obtenus.
- Calculer l'indice de décision $I(a) = \mathcal{D}_{\mathcal{H}}(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ définie par (3.24).
- Selon $I(a)$ décider :
  - si $I(a) \geq \eta_a$ alors un changement est détecté à l'indice a.
  - si $I(a) < \eta_a$ alors aucun changement n'est détecté à l'indice a.
- Incrémenter $a \leftarrow a + 1$ et retourner à l'Etape 1.

Dans l'algorithme 1, une rupture est détectée à chaque fois que l'indice de décision $I(a)$ présente un pic au dessus d'un certain seuil η_a. Cette approche est classique [BN93], et le seuil η_a règle le taux de faux positifs et de faux négatifs. Pour tester l'indice a, il faut connaître la série des observations jusqu'à l'indice $a + m_2 - 1$.

Grâce à la technique séquentielle présentée dans ([GD03], [DDGD06]) les paramètres SVM $(\mathsf{f}_i(.), b_i)$ $(i = 1, 2)$ sont mis à jour sans recalculer complétement $(\mathsf{f}(.), b)$ pour chaque nouveau a. Le coût de calcul de l'algorithme KCD est par conséquent faible.

Dans la section suivante la méthode de détection et de localisation des mines antipersonnel est présentée.

3.4 Méthode de détection de mines antipersonnel

La méthode de détection de mines antipersonnel proposée consiste à détecter les ruptures dans des données Bscan, suivant à la fois une dimension spatiale l et une dimension temporelle t. Des informations relatives à la profondeur et la position des mines pourront ainsi être extraites par la suite. Plus précisément, la procédure est constituée de deux étapes :

- Etape 1 : Les ruptures spatiales (suivant l) sont recherchées afin de détecter les positions horizontales des mines dans la donnée Bscan considérée.
- Etape 2 : Les ruptures temporelles (suivant t) sont recherchées afin de détecter les temps de réponse des objets. Le clutter doit être préalablement réduit afin d'éviter de détecter les bandes du clutter à la place d'objets enfouis.

Les étapes 1 et 2 de la méthode sont décrites précisément dans les sections 3.4.1 et 3.4.2.

3.4.1 Etape 1 : Détection des positions horizontales

Les données utilisées par l'algorithme de détection de ruptures pour former les ensembles d'observations sont extraites du Bscan de la façon suivante. Chaque vecteur x_a est constitué d'un Ascan (i.e. une colonne d'un Bscan). A chaque position horizontale l (ainsi $a \equiv l$), deux ensembles d'observations x_1 et x_2 constitués respectivement de m_1 et m_2 Ascans sont construits. On peut noter que l'algorithme KCD peut être implémenté en ligne suivant la coordonnée spatiale l. En d'autre termes, il n'est pas nécessaire d'avoir la donnée Bscan entière pour chercher les ruptures suivant l. La mesure du contraste $I_1(l)$ est calculée par la méthode décrite dans le paragraphe 3.3.6.2. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que l'indice $I_1(l)$ est plus grand que le seuil η_l qui est déterminé de manière expérimentale. Ceci signifie que les deux ensembles d'observations différent significativement et qu'il peut y avoir un objet enfoui ou une mine antipersonnel. Une fois que $I_1(l)$ est calculé, les ensembles d'observations x_1 et x_2 sont mis à jour à la coordonnée spatiale $l+1$ en incorporant l'Ascan suivant dans x_2 et en retirant le plus ancien Ascan de x_1, et ainsi de suite. L'algorithme 2 résume la procédure de détection des positions horizontales d'un objet sur une donnée Bscan.

Un objet enfoui est caractérisé par deux ruptures proches suivant l qui indiquent les limites de l'objet dans le Bscan et par conséquent les positions horizontales où il se situe. Il est ensuite important de noter que l'étape 2 de la méthode de détection n'est appliquée que si au moins un objet enfoui a été détecté dans le Bscan à l'étape 1.

Algorithme 2 : Algorithme de détection des positions horizontales d'un objet enfoui.

Etape 0 : Extraction des observations d'un Bscan
- Soit $\mathcal{Y}_1 = \{x_1, ..., x_N\}$ un Bscan constitué de N Ascans où x_i est un Ascan.
- Chaque observation x_l extraite de $\mathcal{Y}_1$ est constitué d'un Ascan.

Etape 1 : Initialisation
- Choisir la taille des ensembles d'apprentissage m_1, m_2, le paramètre de régularisation ν et la valeur du seuil η_l.
- Choisir $\mathsf{k}(.,.)$ un noyau gaussien et régler le paramètre de dispersion σ.
- Prendre $l \leftarrow m_1 + 1$.

Etape 2 : Détection des ruptures suivant l
- Les supports des densités de probabilité de l'ensemble du passé immédiat $\mathsf{x}_1 = \{x_{l-m_1}, ..., x_{l-1}\}$ et de celui du futur immédiat $\mathsf{x}_2 = \{x_l, ..., x_{l+m_2-1}\}$ pour la position l sont estimés indépendamment grâce à des estimateurs SV de support de densité. Les paramètres $(\mathsf{f}_1(.), b_1)$ et $(\mathsf{f}_2(.), b_2)$ sont obtenus.
- Calculer l'indice de décision $I_1(l) = \mathcal{D}_{\mathcal{H}}(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ définie par (3.24).
- Selon $I_1(l)$ décider :
  - si $I_1(l) \geq \eta_l$ alors un objet est détecté à la position l.
  - si $I_1(l) < \eta_l$ alors il n'y a pas d'objet détecté à la position l.
- Incrémenter $l \leftarrow l + 1$ et retourner à l'Etape 2.

3.4.2 Etape 2 : Détection des temps de réponse

Dans un premier temps le Bscan est prétraité par le filtre numérique conçu pour la réduction de clutter (voir section 2.2.3). En fonction du nombre d'objets détectés dans le Bscan à l'étape 1, la donnée Bscan filtrée est divisée en sous-Bscans de sorte que chaque sous-Bscan ne contient la réponse que d'un seul objet, voir figure 3.7. On sélectionne ensuite un tel sous-Bscan.

Des données utilisées pour former les ensembles d'observations pour l'algorithme KCD sont extraites du sous-Bscan prétraité. Chaque vecteur x_a est constitué d'une ligne du sous-Bscan. A chaque instant t (ainsi $a \equiv t$), deux ensembles d'observations x_1, x_2 constitués respectivement de m_1 et m_2 lignes du sous-Bscan sont construits. La mesure du contraste $I_2(t)$ est calculée par l'algorithme KCD. Les ruptures temporelles sont détectées chaque fois que l'indice $I_2(t)$ est plus grand qu'un seuil η_t, déterminé expérimentalement. Une fois $I_2(t)$ calculé, les deux ensembles d'observations sont mis à jour à l'instant $t+1$.

Les multiples réflexions qui se produisent entre les objets enfouis et les antennes du GPR ainsi que les résidus du clutter peuvent être à l'origine de nombreuses ruptures. Par conséquent, il peut être difficile de déterminer automatiquement les temps de réponse des objets enfouis. C'est la raison pour laquelle la mesure du contraste $I_2(t)$ est remplacée par une nouvelle mesure $\tilde{I}_2(t)$ afin d'introduire un poids sur chacune des ruptures.

A chaque instant t, $\tilde{I}_2(t)$ s'exprime en tant que produit de la mesure du contraste $I_2(t)$ par la fonction de poids $I_m(t)$, i.e. :

$$\forall t \in [0, ..., (N-1)T_s], \quad \tilde{I}_2(t) = I_2(t) I_m(t) \tag{3.31}$$

avec T_s la période d'échantillonnage et N le nombre d'échantillons. La fonction de poids $I_m(t)$ est construite de la façon suivante. Dans un premier temps, un seuillage sur l'amplitude du sous-Bscan prétraité est réalisé. On note que le seuillage est une technique couramment utilisée en traitement d'image afin de supprimer le bruit lorsque le rapport signal sur bruit est grand. Après une bonne réduction du clutter, les signaux provenant des objets enfouis sont souvent prédominants dans le Bscan, le seuillage permet donc d'éliminer certains résidus de clutter ainsi que les réponses provenant des réflexions multiples du pulse émis par le GPR sur l'objet, dont l'amplitude est faible. Ainsi, les amplitudes des échantillons du sous-Bscan suivant l et t en dessous du seuil S choisi sont mises à zéro. Soit $A_l(t)$ la donnée Ascan du sous-Bscan, enregistrée à la position l, on a :

$$\forall t \in [0, ..., (N-1)T_s], \quad A_l(t) = 0 \ \text{ si } \ A_l(t) < S \tag{3.32}$$

Ensuite, la dérivée temporelle d'ordre 1 de chaque Ascan du sous-Bscan est calculée. Les données Ascans étant échantillonnées suivant t, la dérivée temporelle d'ordre 1 de l'Ascan enregistré à la position l, est approximée de la façon suivante :

$$\frac{\partial A_l(t)}{\partial t} \simeq \frac{A_l(t) - A_l(t - T_s)}{T_s}, \quad t \in [0, ..., (N-1)T_s] \tag{3.33}$$

Enfin, la fonction de poids, dénotée $I_m(t)$, est égale à la moyenne des valeurs absolues des dérivées temporelles des Ascans.

$$\forall t \in [0, ..., (N-1)T_s], \quad I_m(t) = \frac{1}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \left| \frac{A_l(t) - A_l(t - T_s)}{T_s} \right| \tag{3.34}$$

avec N_l le nombre de Ascans constituant le sous-Bscan. $I_m(t)$ indique les variations de l'amplitude du signal en fonction du temps. Par conséquent, en multipliant $I_2(t)$ par $I_m(t)$ à chaque instant t, ceci conduit à augmenter significativement l'amplitude des ruptures provenant de la réponse d'un objet en comparaison de celle provenant des résidus de clutter et des réponses engendrées par les réflexions multiples du pulse émis par le GPR sur l'objet. L'algorithme 3 résume la procédure de détection des temps de réponse des objets enfouis.

Algorithme 3 : Algorithme de détection des temps de réponse d'un objet enfoui.

Etape 0 : Prétraitement de la donnée Bscan
- La donnée Bscan est prétraitée par le filtre numérique adapté défini dans la section 2.2.3 afin d'éliminer les bandes du clutter.

Etape 1 : Sélection d'un sous-Bscan
- Sélection d'un sous-Bscan $\mathcal{Y}_2$ contenant la réponse d'un seul objet détecté dans la donnée Bscan $\mathcal{Y}_1$ par l'algorithme 2.

Etape 2 : Extraction des observations d'un sous-Bscan
- Soit $\mathcal{Y}_2 = \{x_1, ..., x_M\}$ un sous-Bscan constitué de M lignes où x_i dénote une ligne d'un Bscan.
- Chaque observation x_t extraite est constituée d'une ligne de $\mathcal{Y}_2$.

Etape 3 : Initialisation
- Choisir la taille des ensembles d'apprentissage m_1, m_2, le paramètre de régularisation ν et la valeur du seuil η_t.
- Choisir $\mathsf{k}(.,.)$ un noyau gaussien et régler le paramètre de dispersion σ.
- Prendre $t \leftarrow m_1 + 1$.

Etape 4 : Détection des ruptures suivant t
- Les supports des densités de probabilité de l'ensemble du passé immédiat $\mathsf{x}_1 = \{x_{t-m_1}, ..., x_{t-1}\}$ et de celui du futur immédiat $\mathsf{x}_2 = \{x_t, ..., x_{t+m_2-1}\}$ pour l'instant t sont estimés indépendamment grâce à des estimateurs SV de support de densité. Les paramètres $(\mathsf{f}_1(.), b_1)$ et $(\mathsf{f}_2(.), b_2)$ sont obtenus.
- Calculer l'indice de décision $I_2(t) = \mathcal{D}_{\mathcal{H}}(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ définie par (3.24).
- Calculer la nouvelle mesure du contraste $\tilde{I}_2(t) = I_m(t) I_2(t)$
- Selon $\tilde{I}_2(t)$ décider :
  - si $\tilde{I}_2(t) \geq \eta_t$, le temps de réponse d'un objet est détecté à l'instant t.
  - si $\tilde{I}_2(t) < \eta_t$, il n'y a pas d'objet détecté à l'instant t.
- Incrémenter $t \leftarrow t + 1$ et retourner à l'Etape 4.

La figure 3.7 illustre la méthode de détection de mines antipersonnel sur une donnée Bscan réelle de la campagne MACADAM dans son ensemble.

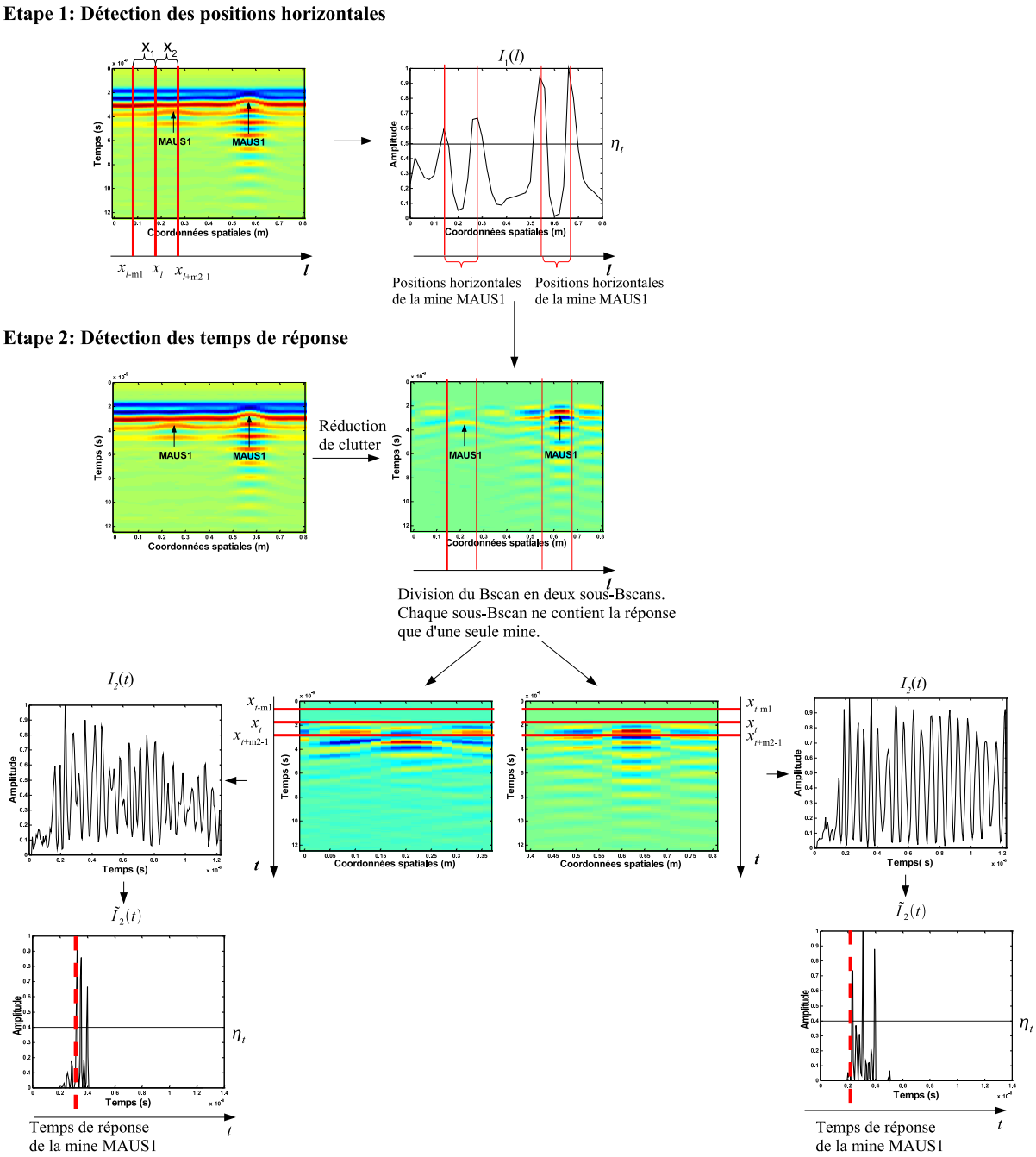

FIG. 3.7: Méthode de détection de mines antipersonnel. L'étape 1 consiste à détecter les positions horizontales des mines dans la donnée Bscan. L'étape 2 consiste à détecter les temps de réponses des mines détectées à l'étape 1.

3.4.3 Réglage des paramètres

Les paramètres des algorithmes 2 et 3 de la méthode de détection sont ν, m_1, m_2, ceux du noyau $\mathsf{k}(.,.)$ (i.e. σ pour le noyau Gaussien), et les seuils de détection η_l et η_t.

Le réglage des tailles des ensembles d'apprentissage (m_1, m_2), est généralement imposé par les dynamiques du signal considéré. De faibles valeurs de m_1 et m_2 permettent à l'algorithme KCD de détecter des changements fréquents tandis que de grandes valeurs de m_1 et m_2 permettent la détection de changements à long terme. Dans le cadre de la détection de mines antipersonnel, le pulse émis est de courte durée (quelques nanosecondes) par conséquent, si l'on veut détecter les temps de réponses des objets, il nous faut détecter les petits changements suivant t dans le signal réfléchi. Le diamètre des mines étant de l'ordre d'une dizaine de centimètres, la réponse d'une mine à un pulse émis par le GPR n'apparaît que sur un petit nombre de Ascans, il faut donc également détecter suivant l les changements à court terme. De ce fait, pour les algorithmes 2 et 3, m_1 et m_2 sont de petites tailles, on prend $m_1 = m_2 = 5$ pour les données Bscan réelles de la campagne MACADAM.

L'utilisation d'un noyau classique pour l'estimateur SV, tel que le noyau Gaussien, a suffi à obtenir de bons résultats pour la détection de ruptures sur une donnée Bscan. Pour un noyau Gaussien, le paramètre de dispersion σ détermine la localisation des images des observations sur l'hypersphère $\mathcal{S}$. Un choix heuristique courant pour σ est de le choisir d'un ordre de grandeur plus faible que la distance moyenne des $\|x - x'\|_{\mathcal{X}}$, voir [DDD05].

Le taux asymptotique d'observations anormales ν est réglé selon les critères de détection : pour la détection de mines antipersonnel, les performances obtenues à la détection varient peu pour des valeurs de ν comprises entre 0.2 et 0.8. Pour nos simulations, on choisit $\nu = 0.5$.

Le seuil S utilisé, pour construire la mesure du contraste $\tilde{I}_2(t)$, est choisi de sorte que les amplitudes des échantillons du sous-Bscan inférieures à 40% de la valeur maximale parmi les amplitudes des échantillons du sous-Bscan, soient mises à zéro.

Enfin, il n'y a pas de réglage automatique pour les seuils η_l et η_t. Pour la détection de mines antipersonnel, une analyse des résultats de simulation sur une donnée Bscan contenant la réponse d'une mine a été utilisée pour sélectionner η_l et η_t.

3.5 Simulations

3.5.1 Données synthétiques

La méthode décrite précédemment est appliquée à la donnée Bscan synthétique de la figure 3.8. La méthode split step 2D présentée dans [BG98] a été utilisée pour créer ce Bscan. Un pulse électromagnétique, modélisé par une fonction Gaussienne, a été envoyé à une hauteur de 12 cm au dessus d'un sol homogène dans lequel deux objets ont été enfouis. La fréquence centrale du spectre du pulse est de 900 MHz. Pour appliquer la méthode split step, la permittivité diélectrique (ε_r) et le facteur de qualité (Q) du sol et des objets doivent être connus. Le couplage entre les antennes émettrice et réceptrice du

GPR n'est pas pris en considération. Les paramètres de la simulation sont donnés dans le tableau 3.1.

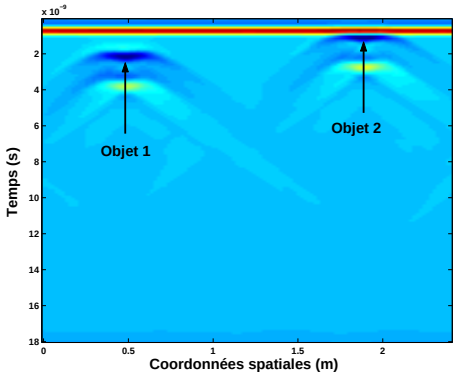

FIG. 3.8: Donnée Bscan synthétique contenant les réponses de deux objets enfouis. L'un est situé aux positions horizontales $\{0.33, ..., 0.63\}$ et à une profondeur de 7 cm. L'autre est situé aux positions horizontales $\{1.73, ..., 2.03\}$ et à une profondeur de 2 cm.

TAB. 3.1: Paramètres de simulation

	Objet 1	Objet 2	sol
(ε_r, Q)	(5,500)	(5,500)	(9,100)
Coordonnées spatiales	{0.33,...,0.63}	{1.73,...,2.03}	-
Profondeur	7 cm	2 cm	-

Les positions des objets et les paramètres physiques du sol étant connus, il est possible de calculer le temps de réponse, dénoté t_r, de chacun des objets enfouis.

$$t_r = \frac{2h_r}{c} + \frac{2z_0\sqrt{\varepsilon_{rs}}}{c} \tag{3.35}$$

avec c la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique dans l'air, h_r la hauteur du radar, z_0 la profondeur de l'objet et ε_{rs} la permittivité diélectrique relative du sol. Ainsi, les positions horizontales et les temps de réponse des mines sont connus et peuvent être comparés à ceux trouvés en appliquant la méthode de détection de mines antipersonnel proposée dans la section 3.4.

L'étape 1 de la méthode consiste à détecter les positions horizontales des objets enfouis. Des données Ascans sont extraites du Bscan afin de former les ensembles d'observation x_1 et x_2. Ces ensembles sont de tailles respectives $m_1 = 7$ et $m_2 = 7$. Le paramètre de dispersion σ du noyau Gaussien est égal à 10 et le taux d'observations anormales ν est égale à 0.5. La figure 3.9 montre la mesure du contraste $I_1(l)$, calculée par l'intermédiaire de l'algorithme 2. En prenant le seuil de détection η_l égal à 0.5, les ruptures causées par les réponses des deux objets enfouis sont correctement détectées.

Le premier objet est situé entre les deux premières ruptures détectées, i.e. aux positions $l = \{0.38, ..., 0.58\}$ du Bscan. Le second objet est situé entre les deux ruptures suivantes détectées, i.e. aux positions $l = \{1.75, ..., 2\}$ du Bscan. Pour un seuil η_l inférieur à 0.5, d'autres ruptures sont susceptibles d'être détectées. Les ruptures aux positions $l = 1.18$ et $l = 1.4$ proviennent du croisement entre les branches des signatures hyperboliques des deux objets. Ainsi, pour un seuil de détection $\eta_l = 0.3$, un faux objet est détecté aux positions horizontales $l = \{1.18, ..., 1.4\}$.

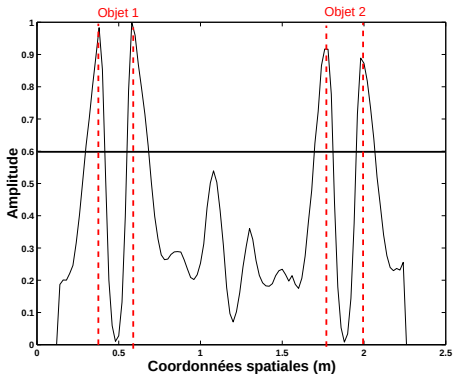

FIG. 3.9: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.8. Deux objets enfouis ont été détectés. L'un est situé entre les positions horizontales $l = 0.38$ et $l = 0.58$ et l'autre entre $l = 1.75$ et $l = 2$.

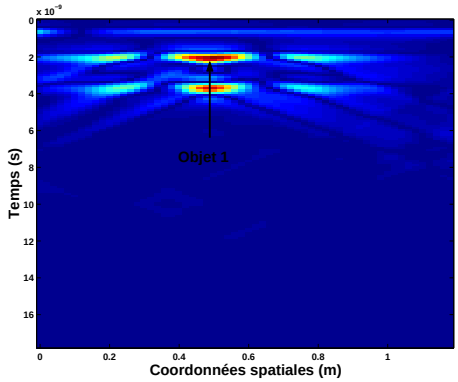

FIG. 3.10: Sous-Bscan, prétraité par filtrage numérique, contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.38, ..., 0.58\}$.

L'étape 2 consiste à détecter les temps de réponse des objets enfouis. Pour ne pas détecter les ruptures provenant des bandes du clutter, il est nécessaire de prétraiter la donnée Bscan de façon à réduire le clutter. On choisit d'utiliser pour cela le filtre numérique proposé dans le chapitre 2. En effet, il a été montré précédemment que ce filtre permet de réduire significativement le clutter tout en préservant les signatures hyperboliques des mines. Les paramètres du filtre sont la fréquence d'échantillonnage spatiale $\nu_{xs} = 50$ m^{-1} et la largeur du Bscan $x_1 = 2.4$ m. On s'interesse dans un premier temps à la détection du temps de réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.38, ..., 0.58\}$. Par conséquent, l'algorithme 3 n'est pas appliqué à la donnée Bscan filtrée entière mais à un sous-Bscan constitué des données Ascan enregistrées aux positions $l = \{0, ..., 1.2\}$, voir figure 3.10. Les données extraites du sous-Bscan afin de former les ensembles d'observation x_1 et x_2 sont constituées d'une ligne du sous-Bscan. Ces ensembles sont de tailles respectives $m_1 = 5$ et $m_2 = 5$. Les paramètres de l'algorithme σ et ν sont identiques à ceux de l'étape 1. La mesure du contraste $I_2(t)$ est représentée sur la figure 3.11. Les ruptures se produisant dans le sous-Bscan suivant t sont correctement identifiées. Les quatres premières ruptures détectées proviennent de la réponse de l'objet, tandis que les suivantes proviennent des branches de l'hyperbole caractérisant la réponse de l'objet 2. Ainsi, il est impossible de détecter automatiquement les ruptures provenant de la première réflexion sur l'objet 1. C'est la raison pour laquelle une nouvelle mesure du contraste $\tilde{I}_2(t)$ a été construite. La figure 3.12 représente $\tilde{I}_2(t)$ avec un seuil de détection

$\eta_t = 0.5$. Les deux ruptures détectées proviennent de la première réflexion du pulse GPR sur l'objet. Ainsi le temps de réponse de l'objet t_r est déterminé : $t_r = 2.16$ ns. Le temps de réponse théorique de l'objet étant de 2.13 ns, cela correspond à une erreur de 1.5 mm sur la profondeur de l'objet.

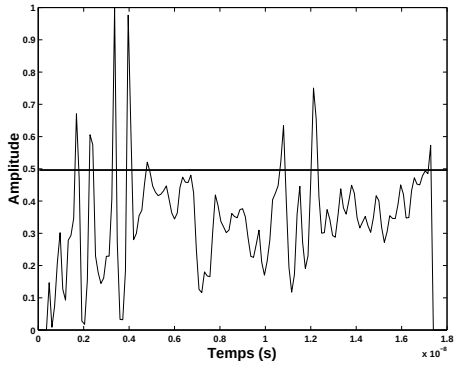

FIG. 3.11: Mesure du contraste normalisée $I_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.10.

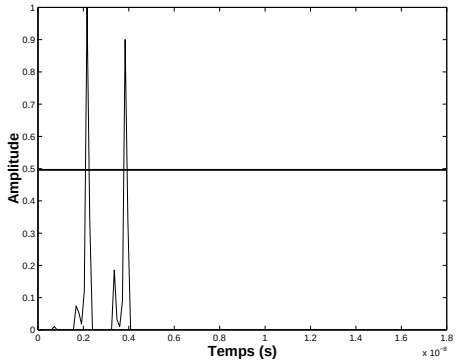

FIG. 3.12: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.10.

La même procédure est ensuite appliquée au sous-Bscan de la figure 3.13 pour déterminer le temps de réponse de l'objet 2 détecté aux positions $l = \{1.75, ..., 2\}$. La mesure du contraste $\tilde{I}_2(t)$ calculée par l'algorithme 3 est représentée sur la figure 3.14. Les deux ruptures détectées correspondent à la réponse de l'objet 2 sur le sous-Bscan. La première rupture correspond à la réflexion du pulse GPR sur le sommet de l'objet. Ainsi, le temps de réponse de l'objet est détecté à l'instant $t_r = 1.08$ ns. Le temps de réponse théorique de l'objet étant de 1.13 ns, cela correspond à une erreur de 2.5 mm sur la profondeur de l'objet.

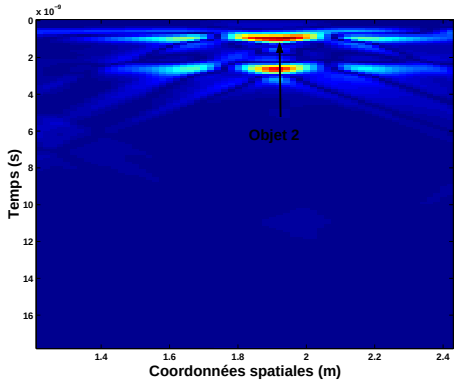

FIG. 3.13: Sous-Bscan, prétraité par filtrage numérique, contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{1.75, ..., 2\}$.

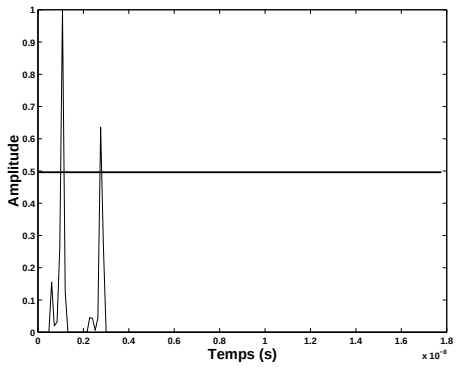

FIG. 3.14: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.13.

La méthode de détection proposée permet de détecter avec une bonne précision les temps de réponse des objets ainsi que leurs positions horizontales sur une donnée Bscan. Une autre donnée Bscan synthétique prenant en compte la rugosité de l'interface air-sol, représentée sur la figure 3.15, est utilisée pour tester la méthode. Pour créer cette donnée, un pulse électromagnétique, modélisé par une fonction Gaussienne, a été envoyé au dessus d'un sol homogène dans lequel deux objets ont été enfouis. La surface du sol est une variable aléatoire centrée en $z = 0$ est de variance égale à 5 cm. Les paramétres de simulations sont données dans le tableau 3.2.

TAB. 3.2: Paramètres de simulation

	Objet 1	Objet 2	sol
(ε_r, Q)	(10,5000)	(10,5000)	(3,60)
Coordonnées spatiales	{1,...,1.2}	{2.45,...,2.65}	-
Profondeur	5 cm	10 cm	aléatoire

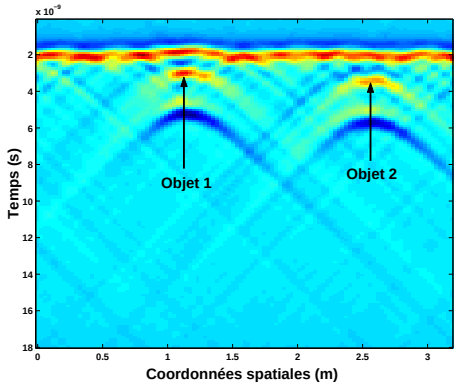

FIG. 3.15: Donnée Bscan synthétique contenant les réponses de deux objets enfouis. L'un est situé aux positions $l = \{1, ..., 1.2\}$ et l'autre aux positions $l = \{2.45, ..., 2.75\}$.

La surface du sol variant d'un point de mesure à l'autre, le clutter n'est plus représenté par une bande horizontale, voir figure 3.15. Ainsi, les variations du clutter suivant l peuvent engendrées des ruptures susceptibles d'être détectées. Le réglage des tailles des ensembles d'apprentissage (m_1, m_2) est alors important. En effet, de faibles valeurs de m_1 et m_2 permettent de détecter des changements fréquents dans les dynamiques du Bscan tandis que des valeurs plus grandes pour m_1 et m_2 permettent de détecter des changements à plus long terme. Sur la donnée Bscan synthétique considérée, les changements engendrés par les variations du clutter dans les dynamiques du Bscan sont plus fréquents que ceux engendrés par la présence d'objets. Ainsi, un choix approprié des paramètres m_1 et m_2 de l'algorithme 2, peut limiter le nombre de ruptures provenant des variations rapides du clutter. Pour illustrer ceci, la mesure du contraste $I_1(l)$ est calculée pour

$m_1 = m_2 = 5$ et $m_1 = m_2 = 7$. La mesure du contraste pour $m_1 = m_2 = 5$ est représentée sur la figure 3.16. Les ruptures, engendrées par la présence des deux objets dans le Bscan, sont correctement détectées cependant d'autres ruptures, engendrées par les variations du clutter, sont détectées. Il est ainsi difficile de déterminer automatiquement la position de chacune des mines. La mesure du contraste calculée pour $m_1 = m_2 = 7$ est représentée sur la figure 3.17. Pour un seuil de détection supérieur à 4.5, seules les ruptures provenant des réponses des mines sont détectées. Ainsi, les positions des objets sont identifiées.

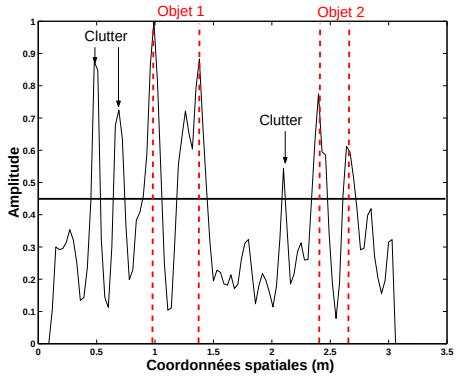

FIG. 3.16: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.15 ($m_1 = m_2 = 5$). Plusieurs ruptures sont détectées. Certaines proviennent de la réponse des objets, d'autres proviennent des variations du clutter suivant l.

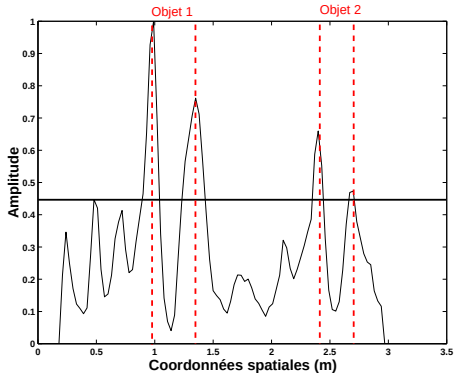

FIG. 3.17: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.15 ($m_1 = m_2 = 7$). Deux objets enfouis ont été détectés. L'un est situé aux positions $l = \{0.99, ..., 1.35\}$, et l'autre aux positions $l = \{2.4, ..., 2.7\}$.

Les temps de réponses des deux objets sont déterminés en appliquant l'étape 2 de la méthode de détection. Les paramètres de la méthode sont donnés dans le tableau 3.3. Après filtrage, la donnée Bscan est divisée en deux sous-Bscans représentés respectivement sur les figures 3.18 et 3.20. Quelques résidus de clutter sont présents dans la donnée Bscan après filtrage. Un seuillage en amplitude est alors réalisé lors de la construction de l'indice $\tilde{I}_2(t)$ afin d'éliminer certains de ces résidus. Cela permet de limiter le nombre de ruptures suivant t en provenance des résidus de clutter. Les mesures du contraste pour chacun des deux sous-Bscans sont représentés sur les figures 3.19 et 3.21. Pour un seuil de détection η_t égal à 0.5, les réponses des deux objets suivant t sont correctement détectées.

TAB. 3.3: Paramètres de la méthode pour le Bscan de la figure 3.15

	m_1	m_2	σ	ν	η_l	x_1	ν_{xs}	η_t
Algorithme 2	7	7	10	0.5	0.45	-	-	-
Algorithme 3	5	5	10	0.5	-	3.2 m	33.3m^{-1}	0.5

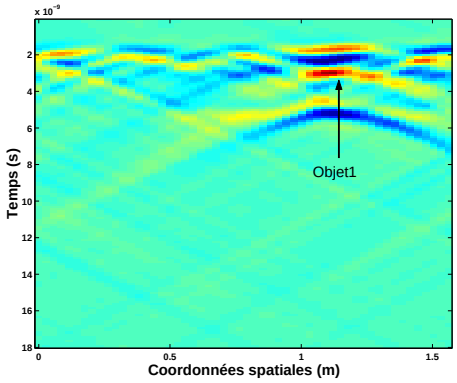

FIG. 3.18: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.99, ..., 1.35\}$.

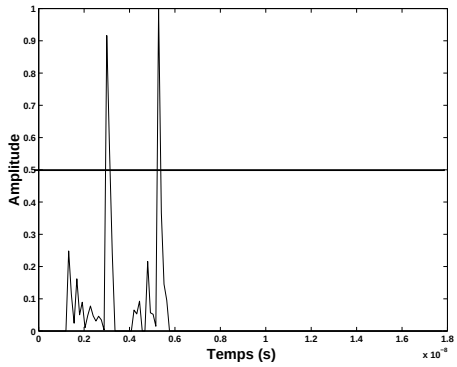

FIG. 3.19: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.18.

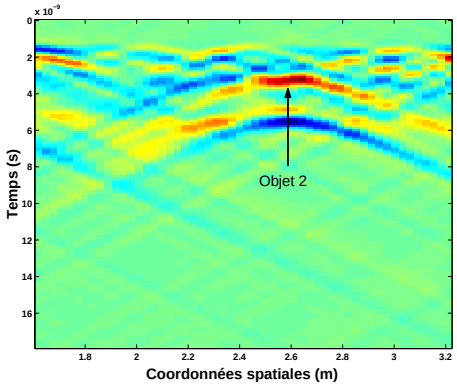

FIG. 3.20: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{2.4, ..., 2.7\}$.

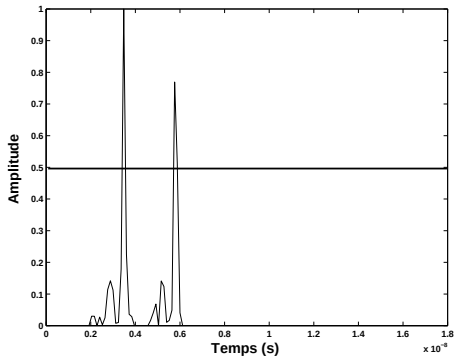

FIG. 3.21: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.20.

La méthode de détection proposée permet de détecter de manière précise les positions horizontales des objets enfouis et leurs temps de réponse sur des données Bscan synthétiques. La méthode peut maintenant être appliquée sur les données Bscan réelles de la campagne MACADAM.

3.5.2 Données réelles

Les données Bscan réelles de la campagne MACADAM, décrites dans l'annexe B, sont utilisées pour tester la méthode de détection proposée dans ce chapitre. Les trois données Bscan réelles sélectionnées, représentent les enregistrements d'un GPR au dessus de sols homogènes constitués de terre, dans lesquels différents types de mines antipersonnel ont été enfouies. Les paramètres de la méthode, pour ces trois Bscans, sont données dans le tableau 3.4.

TAB. 3.4: Paramètres de la méthode pour les données Bscans réelles.

	m_1	m_2	σ	ν	η_l	x_1	ν_{xs}	η_t
Algorithme 2	5	5	10	0.5	0.5	-	-	-
Algorithme 3	5	5	10	0.5	-	1 m	50 m^{-1}	0.4

Dans un premier temps, la méthode de détection est testée sur la donnée Bscan de la figure 3.22. Sur cette image, les réponses de deux mines antipersonnel de type MAUS1 (contenu métallique) sont visibles. L'une provient d'une mine enfouie à 5 cm et l'autre d'une mine posée sur la surface du sol. La mesure du contraste $I_1(l)$ est représentée sur la figure 3.23.

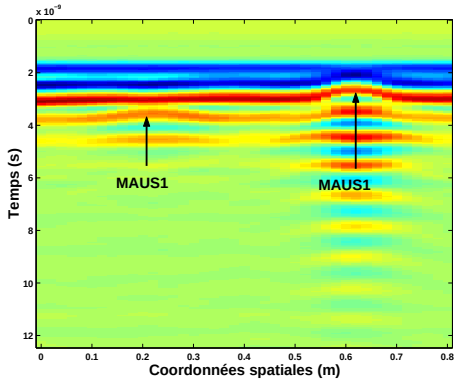

FIG. 3.22: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. Les réponses de deux mines métalliques de type MAUS1 ont été enregistrées.

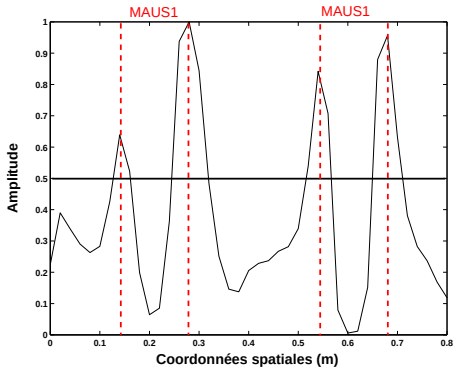

FIG. 3.23: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.22. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.14, ..., 0.28\}$, et le second aux positions $l = \{0.54, ..., 0.68\}$.

La présence des deux mines métalliques engendre de nettes ruptures suivant l qui délimitent les positions horizontales des deux mines. Après reduction du clutter par filtrage numérique, la donnée Bscan est divisée en deux sous-Bscans contenant chacun la réponse d'une mine. Sur la figure 3.24, quelques résidus de clutter sont présents. Leurs amplitudes sont cependant inférieures à celle de la réponse de la mine MAUS1. Ainsi, la pondération apportée à chaque rupture lors de la construction de la mesure du contraste $\tilde{I}_2(t)$ permet de donner plus de poids à la rupture provenant de la première réflexion sur la mine, voir figure 3.25. Le temps de réponse de la mine est correctement détecté. Sur le sous-Bscan de la figure 3.26, seules les réflexions multiples du pulse GPR sur la mine sont présentes. Grâce au seuillage en amplitude, effectué lors de la construction de l'indice $\tilde{I}_2(t)$ seules les ruptures correspondant aux trois premières réflexions du pulse GPR sur la mine sont détectées. La première rupture détectée permet de déterminer le temps de réponse de la mine MAUS1 posée sur le sol.

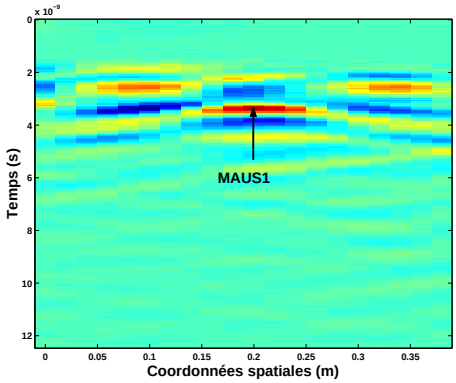

FIG. 3.24: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.14, ..., 0.28\}$.

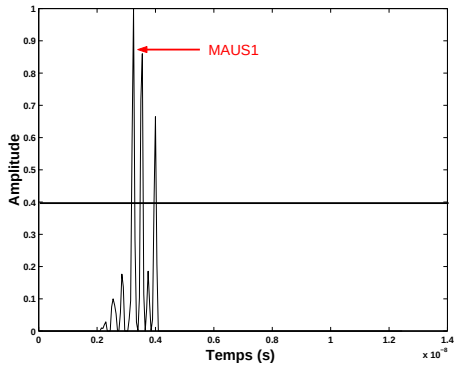

FIG. 3.25: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.24.

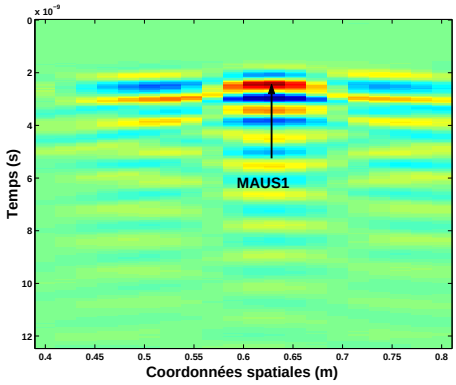

FIG. 3.26: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.54, ..., 0.68\}$.

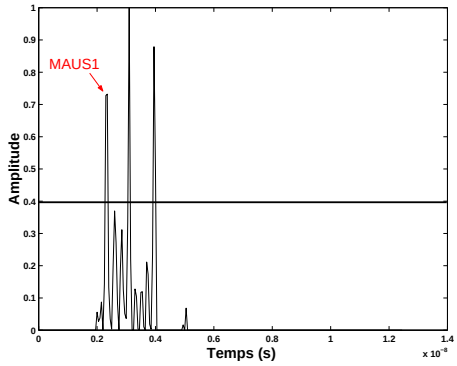

FIG. 3.27: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.26.

La méthode de détection est ensuite appliquée à la donnée Bscan représentée sur la figure 3.28. Les réponses de deux mines plastiques de type VSMK2 ont été enregistrées par le GPR. Cependant celles-ci sont difficilement visibles car leurs réponses sont noyées dans celle de l'interface air-sol. Bien que les réponses des mines VSMK2 n'apparaissent pas sous forme d'hyperbole dans l'image, leurs présences engendrent des modifications dans les premiers instants des données Ascans enregistrés par le GPR à proximité des mines. Ainsi, pour un seuil de détection supérieur à 0.5, les positions horizontales des deux mines sont détectées, voir figure 3.29. Après l'application du filtre numérique pour réduire le clutter sur la donnée Bscan, les signatures des deux mines VSMK2 apparaissent nettement sur les deux sous-Bscans des figures 3.30 et 3.32. Leurs temps de réponses sont correctement détectés, voir figures 3.31 et 3.33.

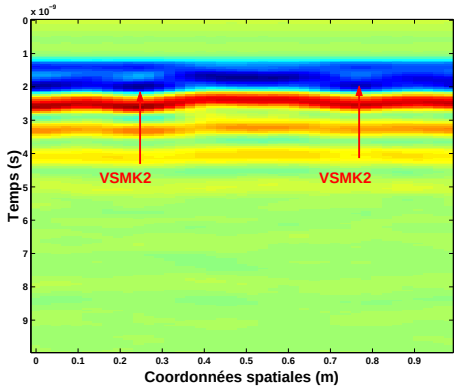

FIG. 3.28: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. Les réponses de deux mines plastiques de type VSMK2 ont été enregistrées.

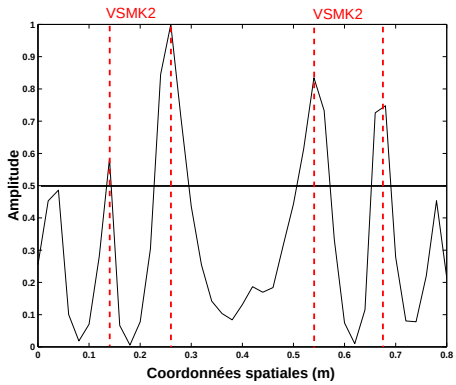

FIG. 3.29: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.22. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.14, ..., 0.26\}$, et le second aux positions $l = \{0.54, ..., 0.68\}$.

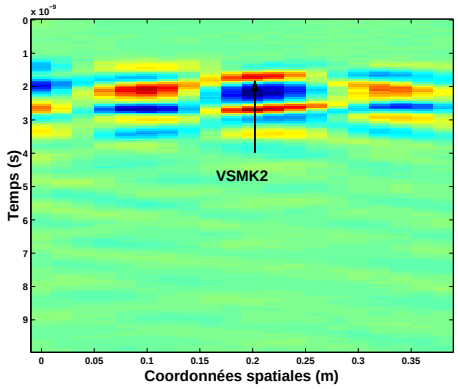

FIG. 3.30: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.14, ..., 0.26\}$.

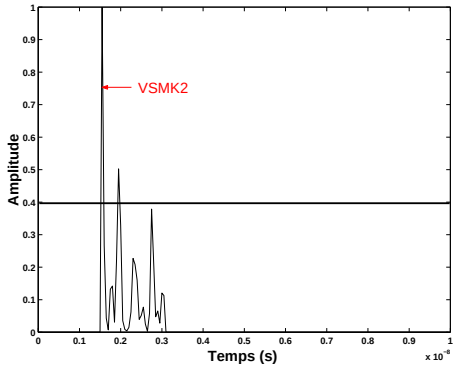

FIG. 3.31: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.30.

Enfin, la méthode est testée sur la donnée Bscan de la figure 3.34. Ce Bscan résulte des enregistrements d'un GPR au dessus d'une terre homogène recouverte d'herbe dans laquelle une mine plastique de type AUPS et une mine métallique de type MAUS1 ont été enfouies à une profondeur de 1 cm. La réponse de la mine AUPS n'est pas visible sur le Bscan cependant un choix approprié du seuil de détection, i.e. $\eta_l = [0.3, ...0.5]$, permet de la détecter. On peut noter que l'amplitude des ruptures engendrées par la réponse de la mine plastique dans la donnée Bscan est nettement plus faible que celle des ruptures engendrées par la réponse de la mine métallique. Aprés l'étape de réduction du clutter, la signature de la mine AUPS apparaît sur le sous-Bscan de la figure 3.36. Sur cette donnée, l'amplitude des résidus de clutter est du même ordre que celle de la première réflexion du pulse GPR sur la cible. Ainsi, les ruptures provenant des résidus de clutter sont détectées avant celles provenant de la mine AUPS, voir figure 3.37. Le temps de réponse de cette

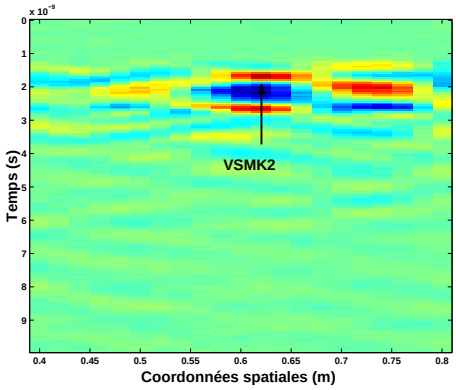

FIG. 3.32: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.54, ..., 0.68\}$.

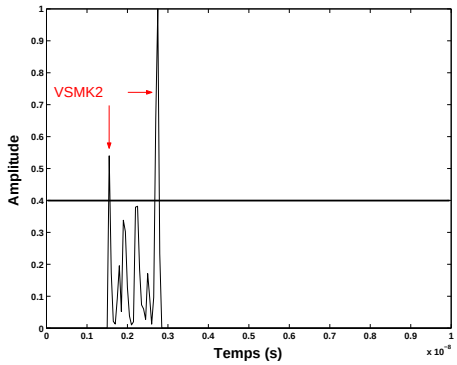

FIG. 3.33: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.32.

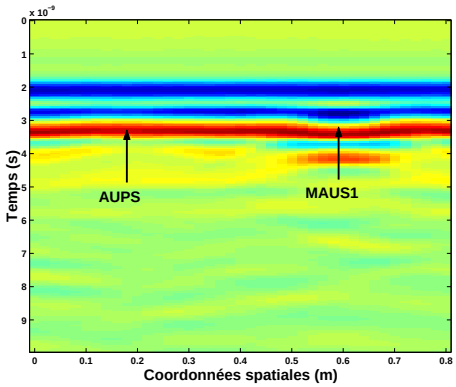

FIG. 3.34: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène recouverte d'herbe. Les réponses de d'une mine plastique de type AUPS et d'une mine métallique de type MAUS1 ont été enregistrées.

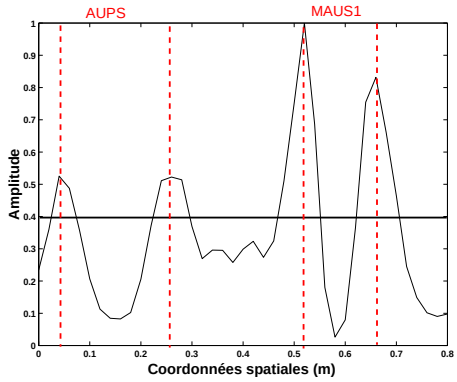

FIG. 3.35: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.34. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.04, ..., 0.26\}$, et le second aux positions $l = \{0.52, ..., 0.66\}$.

mine ne peut être déterminé automatiquement. En revanche, en ce qui concerne la mine MAUS1 les ruptures détectées correspondent bien aux réflexions du pulse GPR sur la mine, voir figure 3.39. La première rupture détectée permet de déterminer le temps de réponse de la mine.

3.6 Conclusion

L'algorithme de détection de ruptures est un outil prometteur dans le cadre de la détection de mines antipersonnel. Les différents résultats de simulations sur des données synthétiques ou réelles montrent ses capacités à détecter automatiquement les po-

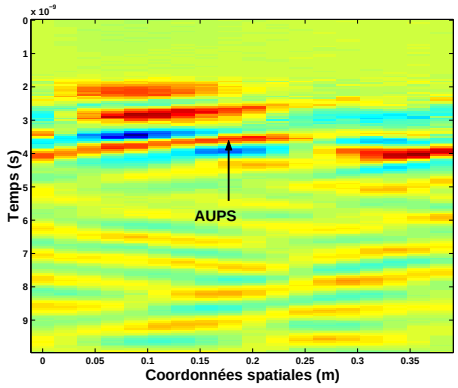

FIG. 3.36: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.04, ..., 0.26\}$.

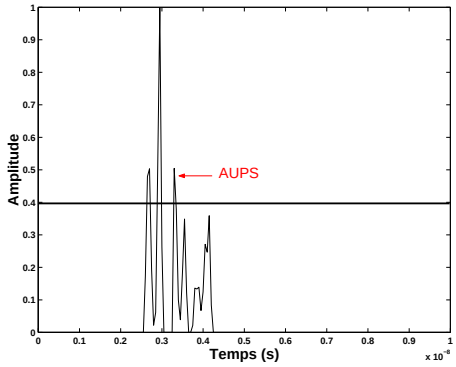

FIG. 3.37: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.36.

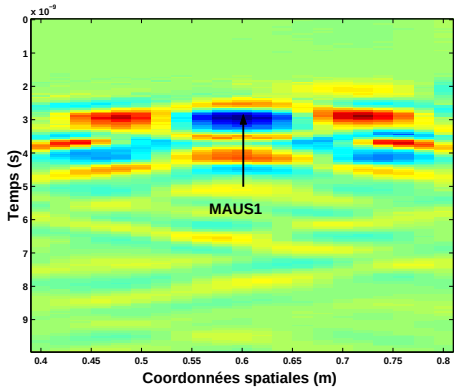

FIG. 3.38: Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.52, ..., 0.66\}$.

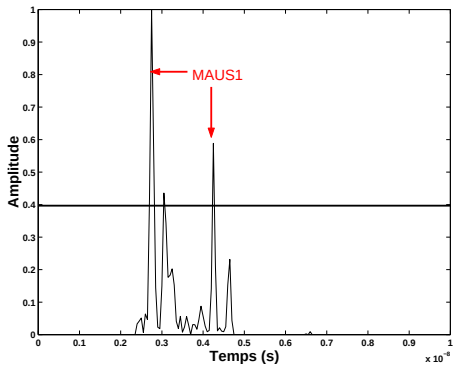

FIG. 3.39: Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.38.

sitions horizontales et les temps de réponse des objets enfouis dans les données Bscan. Les simulations sur les données réelles de la campagne MACADAM montrent que la méthode de détection proposée permet de détecter des mines antipersonnel enfouies à différentes profondeurs et dont le contenu métallique peut être faible. Cependant, les performances de l'algorithme de détection de ruptures suivant t sont liées à l'efficacité de la méthode de réduction de clutter utilisée puisque le rapport signal sur clutter doit être élevé. Le filtre numérique conçu dans le chapitre 2 se montre efficace puisqu'il permet de réduire significativement le clutter sans apporter de distorsions significatives aux signatures hyperboliques des objets enfouis. L'avantage de cette méthode de détection est qu'elle ne nécessite pas de modèle physique ou statistique du signal provenant d'une mine. De plus, cette méthode est robuste, puisque l'approche SVM pour l'estimation du support de densité, utilisée afin de construire la mesure du contraste $I(a)$, autorise la présence d'outliers dans les ensembles d'apprentissage x_1 et x_2, voir section 3.3.5. L'inconvénient de cette méthode est que les objets sont détectés mais aucune information sur leurs natures n'est donnée. D'autres capteurs, tels que le détecteur de métal, les caméras infrarouges, peuvent aider à discriminer les objets détectés. Des méthodes de

fusion multicapteurs pour la détection de mines antipersonnel telles que celles proposées dans [MB03] et [PDVB04] peuvent ensuite être utilisées.

Les performances de la méthode sont évaluées dans le chapitre 5 en terme de probabilité de détection et probabilité de fausse alarme à partir des différents scénarios de la campagne MACADAM.

Chapitre 4

Détection de mines antipersonnel sur des données Cscan

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, une méthode de détection de mines antipersonnel, utilisant le filtre numérique adapté aux données Cscan, conçu dans la section 2.3 et des techniques classiques de traitement d'images, est proposée afin de détecter automatiquement les positions spatiales des mines suivant x et y.

Sur des données Cscan, les signatures des mines sont représentées dans l'image par des disques. L'application de notre filtre numérique sur ces données permet de réduire significativement le clutter tout en préservant les disques dans l'image. Ainsi, notre filtre permet de réhausser les contours des disques. Des techniques de traitement d'images peuvent alors être utilisées pour détecter les disques dans les données Cscan.

Dans [FL99] et [YKF03], les auteurs utilisent une transformée de Hough afin de détecter respectivement les cercles et les ellipses dans des données Cscan. Dans [Per01] et [PDVB04], une autre approche consiste à détecter les contours fermés dans l'image et à appliquer un filtre morphologique de manière à ne conserver que les contours de forme circulaire d'une certaine taille. Cette méthode, associée à une méthode de prétraitement des données Ascans, basée sur les ondelettes, a été testée par les auteurs sur certains scénarios de la campagne MACADAM et donne de bonnes performances en terme de taux de détection et de fausse alarme. Ainsi, l'idée principale de notre approche est d'associer cette méthode de détection de disques à une nouvelle étape de prétraitement des données Cscan basées sur l'utilisation de notre filtre numérique. Les performances des deux méthodes de prétraitement pourront ainsi être comparées.

La méthode de détection de mines antipersonnel est présentée dans la section 4.2. Les résultats de simulations sur des données réelles sont donnés dans la section 4.3. Enfin, la section 4.4 présente une comparaison avec d'autres méthodes de détection similaires.

4.2 Méthode de détection de mines antipersonnel

La méthode de détection de mines antipersonnel proposée, consiste à détecter les disques dans des données Cscan prétraitées par le filtre numérique, conçu dans la section 2.3. Plus précisément, la procédure est constituée de deux étapes :

- Etape 1 : Les données Cscan issues d'un même scénario de mesure sont prétraitées. Pour chaque donnée Cscan le clutter est réduit afin d'augmenter le rapport signal sur clutter des objets à détecter. Une nouvelle donnée Cscan est obtenue en sommant toutes les données Cscan prétraitées.

- Etape 2 : Les disques, caractérisant les réponses des mines, dans la donnée Cscan obtenue à l'étape 1 de la méthode, sont détectés à partir d'une méthode de détection, basée sur l'extraction et le filtrage morphologique des contours de l'image.

Les étapes 1 et 2 de la méthode sont décrites précisément dans les sections 4.2.1 et 4.2.2.

4.2.1 Etape 1 : Prétraitement des données Cscan

Les mines antipersonnel étant enfouies à différentes profondeurs, leurs réponses peuvent apparaître sur différentes données Cscan. En sommant toutes les données Cscan, issues d'un même scénario de mesure, une nouvelle donnée Cscan est obtenue. Cette donnée contient toute l'information disponible sur les positions des mines, pour le scénario de mesure considéré. Pour obtenir de bonnes performances de détection, il est nécessaire, de réduire préalablement le clutter, afin d'augmenter significativement le rapport signal sur clutter des objets à détecter. En effet, la réponse de l'interface air-sol peut varier d'un point de mesure à l'autre du fait de la rugosité du sol, des variations de la hauteur du GPR lors des mesures ou encore des variations des paramètres physiques du sol. Les variations en amplitude du clutter sur la donnée Cscan résultante peuvent ainsi masquer celles provenant des réponses des mines de faible amplitude.

Le filtre numérique adapté aux données Cscan, proposé dans la section 2.3, est choisi. En effet, ce filtre permet de réduire significativement le clutter tout en préservant les signatures caractéristiques des mines sur les données Cscan, c'est à dire les disques. Ainsi, chacune des données Cscan, issue d'un même scénario de mesure, est filtrée. Ensuite, un seuillage sur l'amplitude des échantillons du Cscan est effectué, afin d'éliminer les résidus de clutter de faible amplitude. Pour chaque donnée Cscan, les amplitudes des

échantillons suivant x et y, inférieures à un seuil S sont mises à zéro. Toutes les données Cscan, issues d'un même scénario de mesure sont additionnées pour former une nouvelle et unique donnée Cscan.

Une dernière étape de prétraitement consiste à appliquer une échelle logarithmique sur l'amplitude des échantillons du nouveau Cscan. En effet, pour un scénario donné, il peut y avoir des mines antipersonnel de type plastique ou métallique enfouies dans le sol. Les réponses des mines métalliques étant nettement supérieures en amplitude à celles des mines plastiques. Les réponses des mines plastiques sont souvent peu visibles sur l'image lorsqu'on applique une échelle linéaire.

4.2.2 Etape 2 : Détection des disques dans la donnée Cscan obtenue à l'étape 1.

L'étape suivante consiste à détecter les disques, caractérisant les réponses des objets enfouis sur la donnée Cscan qui résultent des opérations précédentes. Pour cela, on utilise la méthode de détection proposée dans [Per01] et [PDVB04]. La détection des mines dans la donnée Cscan est réalisée à partir de critères morphologiques portant sur les variations locales d'amplitude dans l'image. Dans le but d'extraire ces variations localisées, une méthode d'extraction de contours est mise en place. L'extraction des contours est réalisée en déterminant tous les contours dont les points possèdent la même valeur. Seuls les contours fermés sont conservés. Ensuite, les contours extraits sont filtrés par un filtre morphologique, en fonction de contraintes données sur la taille et la forme. Ainsi, seuls les contours de forme circulaire caractéristiques de la présence d'une mine antipersonnel sur une donnée Cscan, sont conservés. Afin de filtrer les contours en fonction de ces contraintes, un modèle anneau est utilisé, voir figure 4.1. Seuls les contours dont l'ensemble des points est contenu dans ce modèle anneau, c'est à dire la partie grisée de la figure 4.1 sont conservés. r_{int} et r_{ext} sont respectivement les rayons intérieur et extérieur du modèle anneau.

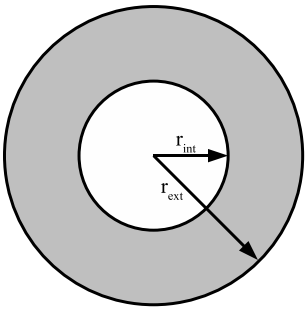

FIG. 4.1: Modèle anneau pour le filtrage morphologique de l'image contenant les contours fermés.

Pour finir, on procède à une étape d'association des contours. Chaque contour peut être positionné dans l'image grâce à la connaissance de son barycentre. Ainsi, tous les barycentres des contours séparés entre eux par une distance inférieure à un rayon de capture donné, dénoté $\mathsf{r_c}$, sont considérés comme un seul et unique barycentre, positionné au barycentre des barycentres associés. Chaque position représentée par un barycentre associé est considérée comme une détection. Pour chaque détection, l'étalement spatial suivant x (respectivement y), dénoté S_{xm} (S_{ym}), est donné par la moyenne des étalements spatiaux suivant x (y) des N_m contours associés. Les étalements spatiaux S_{xm} et S_{ym} ainsi que la position de la détection permettent de déterminer une ellipse qui modélise la détection considérée. Le petit et le grand axe de chaque ellipse sont respectivement égaux à la valeur minimale et maximale entre S_{xm} et S_{ym}. Le centre de l'ellipse correspond à la position de détection, c'est à dire au barycentre associé. Pour chaque scénario, une image de détection, contenant les ellipses ainsi obtenues, est déterminée.

La méthode de détection automatique pour les données Cscan est résumée sur l'organigramme de la figure 4.2.

4.2.3 Réglage des paramètres

Les paramètres de la méthode de détection sont r_{int} et r_{ext} les paramètres de l'anneau, r_c le rayon de capture pour l'association des contours et S le seuil de détection.

Du fait de la non directivité parfaite de l'antenne du GPR, le contour représentant une mine sera de taille supérieure à la taille réelle de l'objet. Le rayon moyen des mines MAUS1, VSMK2 et AUPS est de l'ordre de 5 cm. Le rayon intérieur r_{int} est choisi de sorte que les contours de petites tailles provenant de fausses cibles ou de fausses alarmes soient rejetés. Ainsi, $r_{int} = 3$ cm. Un objet de taille importante, même s'il ne s'agit pas d'une mine antipersonnel, peut potentiellement être un objet dangereux tel qu'une mine antitank par exemple. C'est pourquoi le rayon extérieur r_{ext} est choisi égal à 15 cm.

Le rayon de capture r_c est choisi égal à 10 cm de sorte que seuls les contours les plus proches soient associés.

Enfin, il n'y a pas de réglage automatique pour le seuil de détection S. Une analyse des résultats de simulation sur des données Cscan contenant les réponses de mines plastiques et/ou de mines métalliques a été utilisée pour sélectionner S. Un seuil de détection choisi entre 10% et 25% de la valeur maximale parmi les amplitudes des échantillons des données Cscan, issues d'un même scénario de mesure pour les données MACADAM, est approprié.

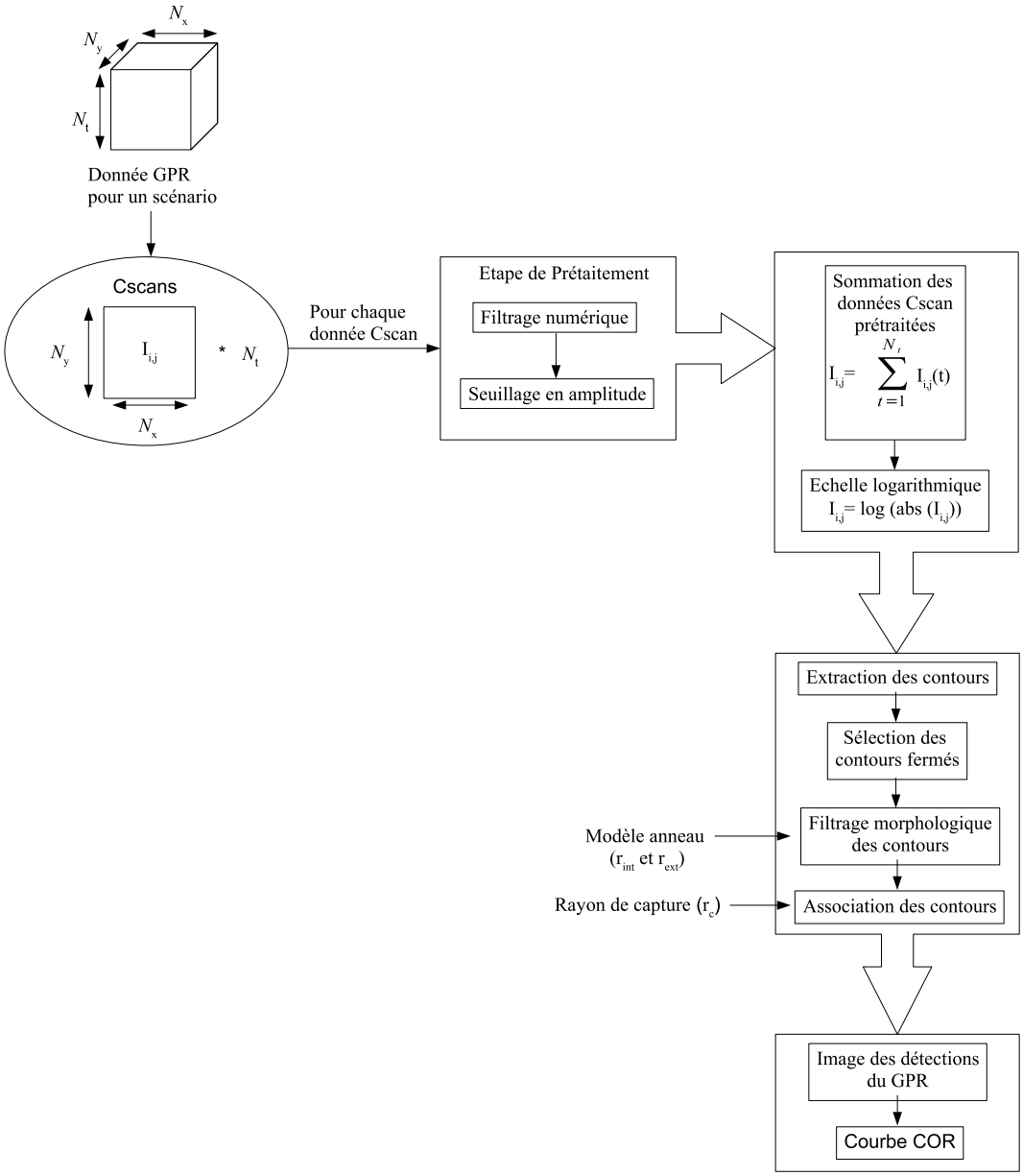

FIG. 4.2: Organigramme de la méthode de détection automatique de mines antipersonnel pour des données Cscan.

4.3 Simulations

La méthode de détection décrite précédemment est appliquée aux données Cscan du scénario 11 de la campagne MACADAM. Dans ce scénario, une mine antipersonnel de type AUPS et cinq mines de type MAUS1 ont été enfouies à différentes profondeurs, dans une terre homogène recouverte d'herbe. La configuration de pose des mines antipersonnel pour ce scénario est donnée sur la figure 4.3. L'étape 1 de la méthode consiste dans un

premier temps à réduire le clutter sur chacune des données Cscan par l'intermédiaire du filtre numérique proposé dans la section 2.3. Les paramètres du filtre numérique sont $a = 6$ cm, la valeur moyenne des rayons des disques présents sur les données Cscan, $\nu_{xs} = 50\text{m}^{-1}$ et $\nu_{ys} = 50\text{m}^{-1}$, les fréquences d'échantillonnage spatiales suivant x et y. Ensuite, un seuillage est réalisé sur l'amplitude des échantillons de chaque Cscan. Les amplitudes des échantillons inférieures à 10% de la valeur maximale, parmi les amplitudes des échantillons des Cscans du scénario 11, sont mises à zéro. Les données Cscan ainsi prétraitées sont additionnées de façon à obtenir une donnée Cscan unique. Enfin, une échelle logarithmique est appliquée de façon à rendre visible dans l'image la réponse de la mine plastique AUPS. La figure 4.4 montre la donnée Cscan obtenue après l'étape 1 de la méthode de détection. Les réponses des six mines, représentées par des disques sur la donnée Cscan, sont visibles.

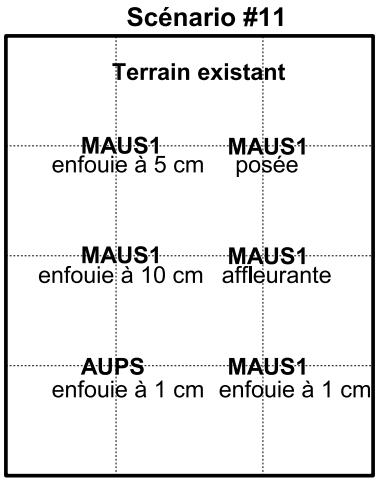

FIG. 4.3: Configuration pour le scénario 11 de la campagne MACADAM

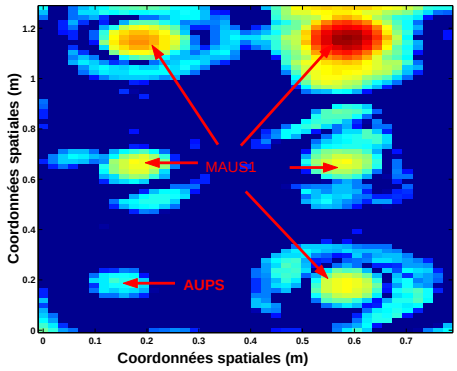

FIG. 4.4: Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage et seuillage pour le scénario 11. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan.

L'étape 2 de la méthode consiste à détecter les disques sur la donnée Cscan de la figure 4.4. Dans un premier temps, les contours du Cscan sont extraits, et seuls les contours fermés sont conservés, voir figures 4.5 et 4.6. Ensuite, un filtrage morphologique des contours est réalisé afin de conserver uniquement les contours dont l'ensemble des points est contenu dans l'anneau de paramètres $r_{int} = 3$ cm et $r_{ext} = 15$ cm. L'image des contours filtrés est représentée sur la figure 4.7. Enfin, les contours filtrés proches sont associés, voir figure 4.8. Tous les barycentres des contours séparés entre eux par une distance inférieure à $r_c = 5$ cm sont considérés comme un seul et unique barycentre, positionné au barycentre des barycentres associés. Les étalements spatiaux S_{xm} et S_{ym} ainsi que la position du barycentre associé permettent de déterminer une ellipse qui modélise la détection considérée. La figure 4.9 montre l'image des détections. Les six

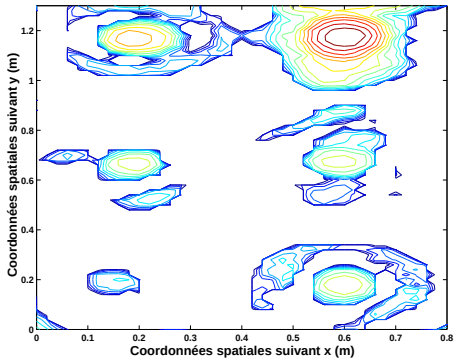

FIG. 4.5: Image des contours pour le Cscan de la figure 4.4.

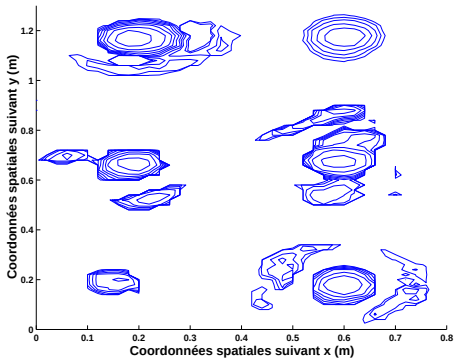

FIG. 4.6: Image des contours fermés.

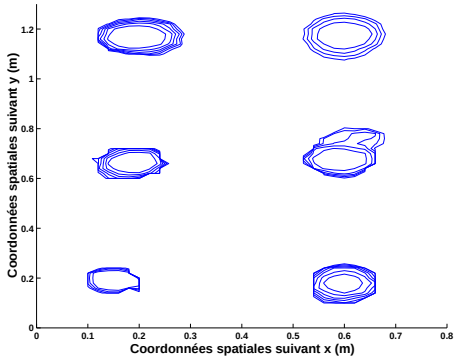

FIG. 4.7: Image des contours filtrés (r_{int} = 3 cm et r_{ext} = 15 cm).

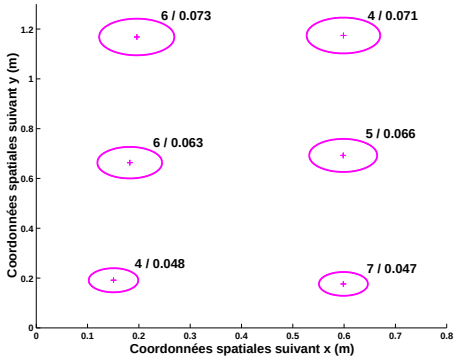

FIG. 4.8: Association des contours de l'image représentée sur la figure 4.7. Pour chaque disque, il est indiqué : (le nombre de contours associés / l'étalement suivant x).

ellipses de détection obtenues correspondent bien aux positions réelles des six mines antipersonnel présentes dans ce scénario de mesure, voir figure 4.10.

La méthode de détection est ensuite testée sur les données Cscan du scénario 4 de la campagne MACADAM. Dans ce scénario, quatre mines plastiques de type AUPS et VSMK2 ainsi que deux mines métalliques de type MAUS1 ont été enfouies à différentes profondeurs, dans une terre homogène. La configuration de pose des mines antipersonnel pour ce scénario est donnée sur la figure 4.11. Les paramètres du filtre numérique sont identiques à ceux du scénario 11. Le seuil de détection S est égal à 20% de la valeur maximale parmi les amplitudes des échantillons des différents Cscans. La donnée Cscan résultante de l'étape 1 de la méthode de détection est représentée sur la figure 5.27. Les réponses des six mines antipersonnel sont visibles, il y a également quelques résidus de clutter. Les images obtenues après l'extraction des contours et le filtrage morphologique

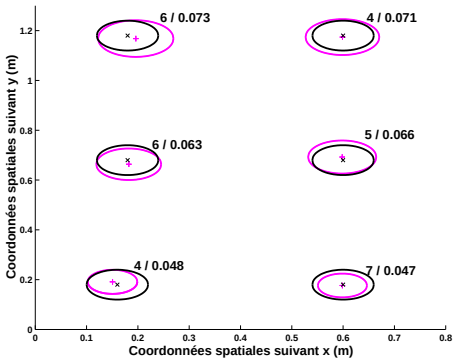

FIG. 4.9: Image de détection. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

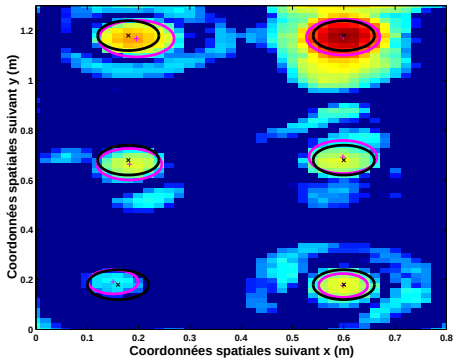

FIG. 4.10: Superposition de l'image de détection et du Cscan de la figure 4.4.

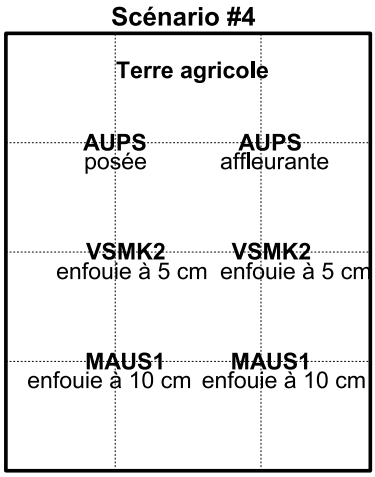

FIG. 4.11: Configuration pour le scénario 4 de la campagne MACADAM.

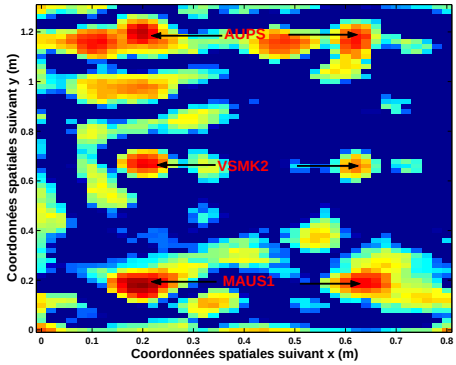

FIG. 4.12: Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage et seuillage pour le scénario 4. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan.

de ce Cscan sont représentées respectivement sur les figures 4.13 et 4.14. L'image de détection résultant de l'association des contours filtrés est montrée sur la figure 4.15. On peut voir que les positions des six mines sont correctement détectées. Cependant, les résidus de clutter présents sur le Cscan obtenu à l'étape 1, sont à l'origine de cinq fausses alarmes, voir figure 4.16. En effet, cinq ellipses de détection ne correspondent pas aux positions réelles des mines.

Les simulations suivantes consistent à mettre en évidence l'importance de la réduction de clutter sur les données Cscan en vue de la détection des positions spatiales des mines

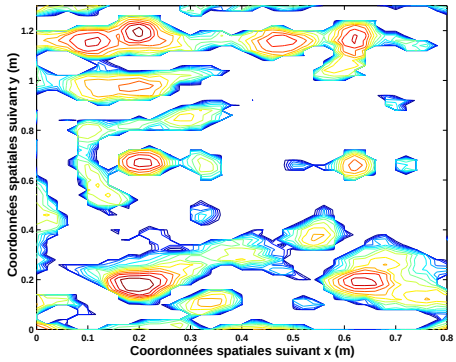

FIG. 4.13: Image des contours pour le Cscan de la figure 5.27.

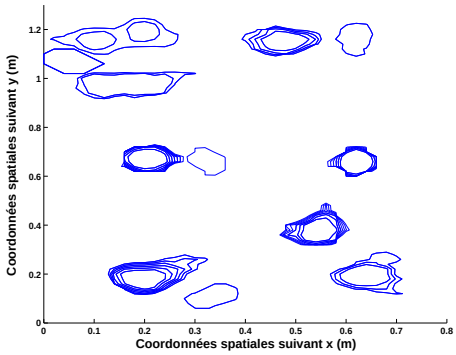

FIG. 4.14: Image des contours filtrés (r_{int} = 3 cm et r_{ext} = 15 cm).

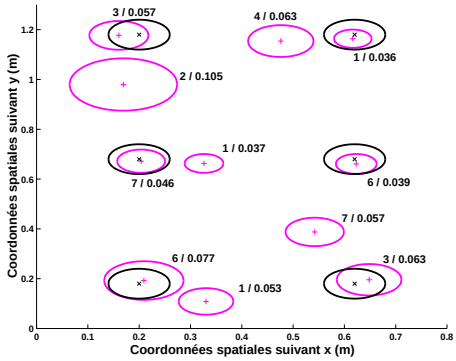

FIG. 4.15: Image de détection. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

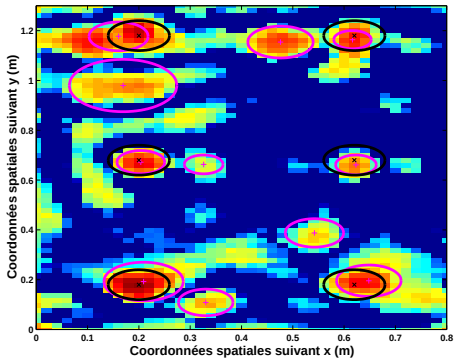

FIG. 4.16: Superposition de l'image de détection et du Cscan de la figure 5.27.

antipersonnel. Pour cela, la méthode de détection est appliquée aux données Cscan des scénarios 11 et 4, en supprimant cette fois l'opération de filtrage numérique permettant la réduction de clutter. Les figures 4.17 et 4.18 montrent la superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1 respectivement pour les scénarios 11 et 4. Les réponses des mines sont peu visibles et seules sept mines sur les douze présentes dans ces deux scénarios sont détectées.

Les résultats de simulation montrent que l'étape de prétraitement des données Cscan proposée dans ce chapitre, associée à la méthode de détection proposée dans [Per01] et [PDVB04], est efficace pour détecter avec précision les positions des mines antipersonnel à partir de données Cscan. Les performances de la méthode de détection sont directement liées à l'étape de prétraitement des données Cscan. Celle-ci doit permettre d'augmenter significativement le rapport signal sur clutter des objets à détecter c'est à dire de réhausser les contours des disques caractérisant les signatures des mines dans les données Cscan.

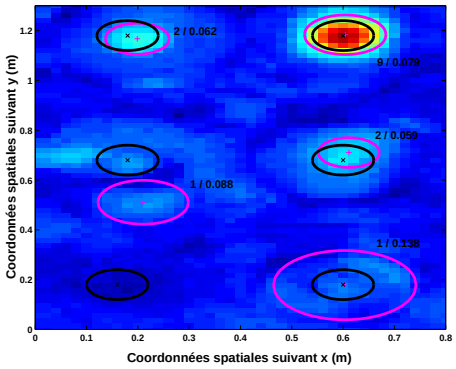

FIG. 4.17: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, lorsque les données Cscan du scénario 11, ne sont pas prétraitées par filtrage numérique. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

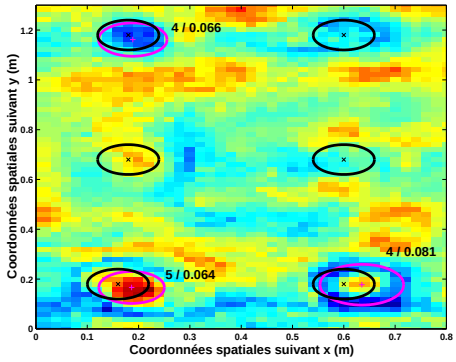

FIG. 4.18: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, lorsque les données Cscan du scénario 4, ne sont pas prétraitées par filtrage numérique. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

Dans la section suivante, les résultats de simulations sont comparés avec ceux obtenus en utilisant d'autres méthodes de prétraitement pour l'étape 1 de la méthode de détection.

4.4 Comparaison avec d'autres méthodes de prétraitement

Les performances de deux méthodes de prétraitement, basées respectivement sur l'utilisation d'un filtre ACRC (voir section 1.3.2.2) et sur l'utilisation des ondelettes, sont comparées à celles de notre approche.

La première méthode consiste à remplacer le filtre numérique utilisé dans notre étape de prétraitement des données Cscan par un filtre ACRC d'ordre 5 appliqué suivant la direction des mesures x. Ainsi, une donnée Cscan filtrée suivant x, dénotée $I_f(x_i, y_j)$, est donnée par la relation suivante :

$$I_f(x_i, y_j) = I(x_i, y_j) - \frac{1}{5}\sum_{l=1}^{5} I(x_{i-l}, y_j) \tag{4.1}$$

avec $I(x_i, y_j)$ l'amplitude de l'échantillon du Cscan enregistré à la position $(x = x_i, y = y_j)$.

La seconde méthode, proposée dans [Per01] et [PDVB04], consiste à décomposer les données Ascan d'un scénario de mesure en paquet d'ondelettes et à calculer les moments d'ordre supérieur des sous-bandes de l'analyse multirésolution. L'ondelette mère utilisée est une ondelette de Coiflet. Lorsqu'un paramètre statistique est déterminé sur une sous-bande donnée, pour chacun des Ascans constituant un scénario, une image est obtenue. Cette image est constituée de l'ensemble des valeurs prises par le paramètre statistique, pour la sous-bande considérée, à chaque position du radar. Ainsi, une image est obtenue pour chaque paramètre statistique et chaque sous-bande. Les paramètres statistiques calculés sont les moments d'ordre un à quatre, c'est à dire respectivement la moyenne, l'énergie, le skewness et le kurtosis. La figure 4.19 représente les images obtenues pour différents paramètres statistiques et différentes sous-bandes calculés à partir des données Ascan du scénario 11. Ces images peuvent être assimilées à des données Cscan puisqu'elles contiennent les variations des paramètres statistiques suivant x et y. Pour chaque image, l'étape 2 de la méthode de détection est ensuite appliquée afin de détecter les disques caractérisant les réponses des mines. Les ellipses de détection obtenues pour chaque image sont ensuite associées pour former une seule et unique image de détection.

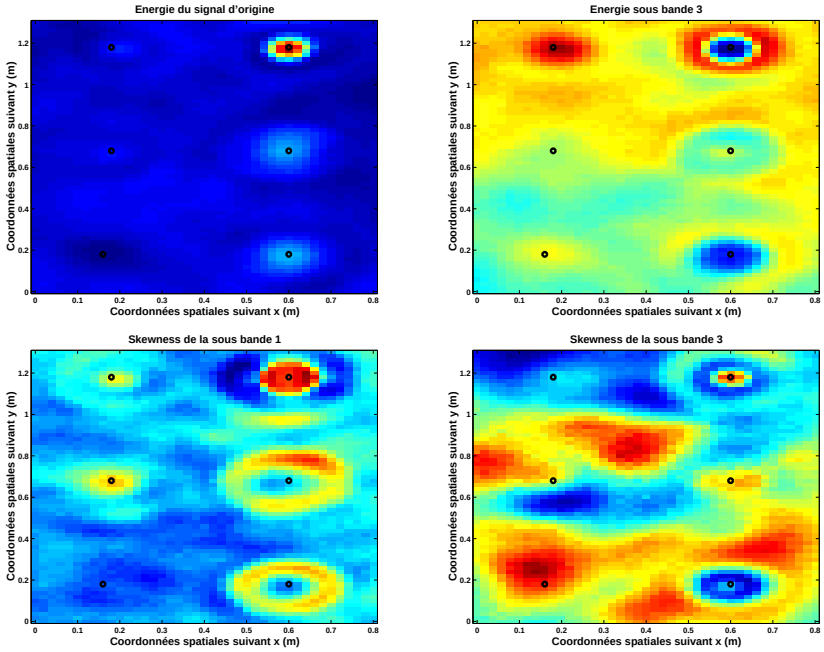

FIG. 4.19: Paramètres statistiques déterminés sur certaines sous-bandes et sur le signal d'origine. La position centrale de chacune des mines est représentée par un cercle noir.

Ces deux méthodes sont dans un premier temps testées sur les données GPR du scénario 11.

La figure 4.20 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de la méthode de détection, lorsque le filtre numérique utilisé, est un filtre ACRC d'ordre 5. On peut voir que ce filtre a permis de réduire le clutter, cependant la réponse de la mine plastique n'apparaît

pas. En effet, pour des signatures de faibles amplitudes l'action de retirer la moyenne, calculée sur les échantillons précédents, réduit encore davantage cette amplitude, relativement plus que pour des signatures d'amplitude élevées. Ainsi, la mine AUPS ne peut pas être détectée. L'image de détection obtenue après l'étape 2 de la méthode est représentée figure 4.21. Les disques présents sur la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de la méthode sont correctement détectés. Cependant, les positions détectées suivant x et y ne correspondent pas exactement aux positions réelles des mines MAUS1. En effet, les réponses des mines MAUS1 étalées dans l'espace ont été divisées en deux disques par le filtrage. Ceci met en évidence la nécessité d'utiliser un filtre numérique adapté aux données Cscan qui préserve les signatures des objets enfouis, pour détecter précisément les positions des mines.

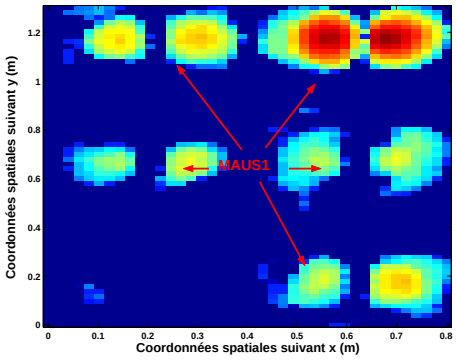

FIG. 4.20: Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage par un filtre ACRC d'ordre 5 et seuillage pour le scénario 11. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan.

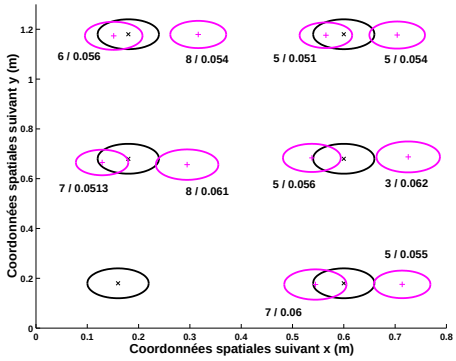

FIG. 4.21: Image de détection pour le Cscan de la figure 4.20. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

L'image de détection obtenue par la méthode de détection basée sur les ondelettes est représentée sur la figure 4.22. On peut voir que cette méthode permet de détecter avec précision les positions des mines suivant x et y. Il y a cependant, un nombre élevé de fausses alarmes. En effet, dix ellipses de détection ne correspondent pas aux positions réelles des mines. Pour cette méthode, le nombre d'associations N_m correspond, d'une part, au nombre de contours inscrits les uns dans les autres au sein d'une même image, et d'autre part, à la présence de contours proches pour l'ensemble des images. Ainsi, une valeur de N_m très faible implique que la détection se situe dans un nombre très faible d'images différentes, et/ou qu'elle possède une dynamique très faible, ce qui se traduit par peu de contours inscrits les uns dans les autres. Afin de réduire le taux de fausses alarmes, les détections caractérisées par un nombre d'associations $N_m \leq 3$ sont éliminées. L'image de détection obtenue après un seuillage sur le nombre d'associations N_m est représentée figure 4.23. Il n'y a plus qu'une fausse alarme.

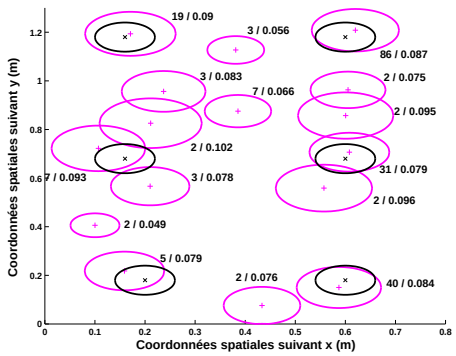

FIG. 4.22: Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

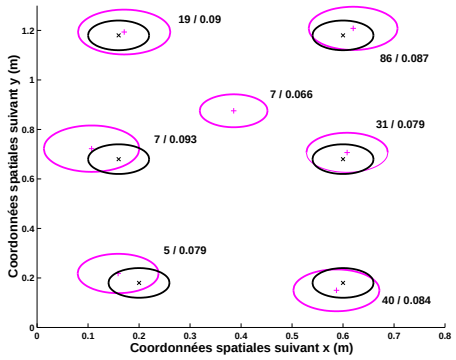

FIG. 4.23: Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les contours pour lesquels $N_m \leq 3$ sont éliminés. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

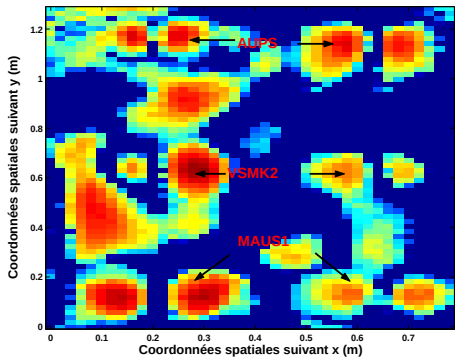

FIG. 4.24: Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage par un filtre ACRC d'ordre 5 et seuillage pour le scénario 4. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan.

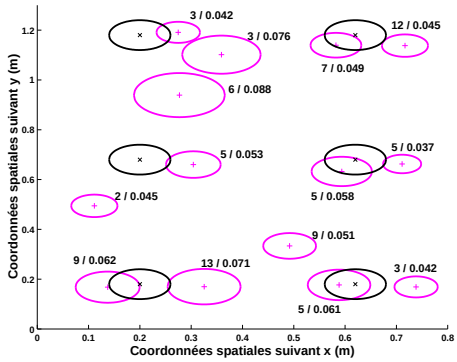

FIG. 4.25: Image de détection pour le Cscan de la figure 4.24. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

Les deux méthodes de prétraitement présentées dans cette section sont ensuite testées sur le scénario 4 de la campagne MACADAM. La figure 4.24 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de la méthode de détection, lorsque le filtre ACRC d'ordre 5 est utilisé. Les réponses des six mines antipersonnel sont visibles, cependant leurs signatures ont été dégradées par le filtrage puisque la partie centrale des disques a été éliminée. Ainsi, les positions des mines ne sont pas détectées de manière précise puisque les zones d'intersection entre les ellipses de détection et les cercles modélisant les réponses des

mines sont restreintes, voir figure 4.25. De plus, la présence de quelques résidus de clutter dans la donnée Cscan résultant de l'étape 1, engendrent des fausses alarmes.

Enfin, les images de détection obtenues en utilisant la méthode de détection basée sur les ondelettes, avant et après seuillage sur le nombre d'associations N_m, sont représentées respectivement sur les figures 4.26 et 4.27. Les six mines antipersonnel sont détectées puisque six ellipses de détection présentent une intersection avec les cercles représentant les réponses réelles des mines. Les variations des paramètres physiques du sol sont à l'origine de fausses alarmes.

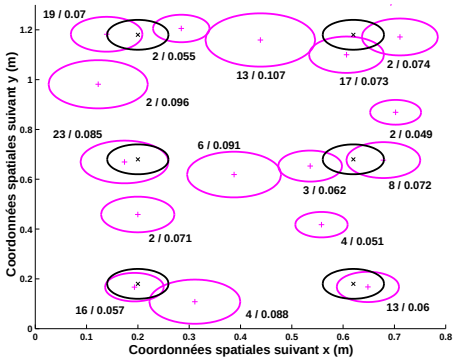

FIG. 4.26: Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

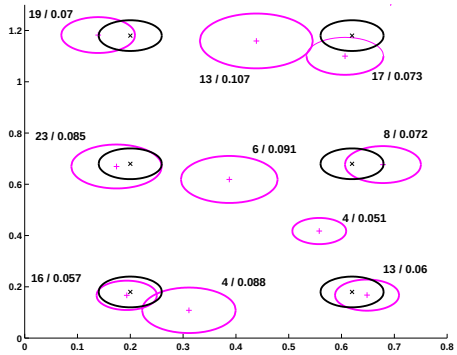

FIG. 4.27: Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les contours pour lesquels $N_m \leq 3$ sont éliminés. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

Afin de comparer les performances des différentes méthodes de prétraitement, en vue de la détection des positions des mines antipersonnel suivant x et y, les taux de détection et de fausse alarme sont calculés pour chaque méthode. Le taux de détection est déterminé en réalisant le rapport du nombre de vraies détections sur le nombre d'objets effectivement présents. Une détection est vraie lorsque l'ellipse qui la modèlise présente une intersection avec un cercle représentant la position réelle d'une mine. Lorsque plusieurs ellipses de détection présentent une intersection avec un même cercle, l'ellipse possédant la plus grande zone d'intersection est considérée comme la vraie détection, les autres sont des fausses alarmes. Le taux de fausse alarme est déterminé par le nombre de fausses alarmes par mètre carré. Le tableau 4.1 donne les taux de détection et de fausse alarme pour les scénarios 4 et 11.

Dans le cadre de la détection de mines antipersonnel, l'objectif est d'obtenir un taux de détection de 100% avec un taux de fausse alarme le plus faible possible. Ainsi, seules deux méthodes de prétraitement répondent à ces critères : la méthode basée sur le filtre adapté, décrite dans la section 4.2.1, et la méthode basée sur les ondelettes, proposée dans [Per01] et [PDVB04]. Ces deux méthodes donnent des résultats semblables pour les

TAB. 4.1: Taux de détection et de fausse alarme pour les scénarios 4 et 11.

Méthode de prétraitement	Sans Filtre	Filtre adapté	Filtre ACRC	Ondelettes
Taux de détection	58.3%	100%	83.3%	100%
Taux de fausse alarme par m^2	0.5	2.5	7	2.5

scénarios 4 et 11 de la campagne MACADAM. Cependant, notre méthode à l'avantage de necessiter un nombre de calcul beaucoup plus faible que celui de la méthode basée sur les ondelettes. En effet, celle-ci nécessite de réaliser une analyse multirésolution sur 3750 données Ascan pour chaque scénario. En considérant que seules les sept premières sous-bandes issues de la décomposition en ondelettes sont conservées pour chaque Ascan, et que quatre paramètres statistiques sont calculés pour chaque sous-bande, 28 images sont obtenues pour lesquelles il faut extraire et associer les contours. Notre approche nécessite de convoluer la réponse du filtre avec les 200 Cscans issus d'un scénario et ensuite de les additionner. L'étape d'extraction et d'association des contours n'est réalisée qu'une seule fois. Le temps CPU, pour un processeur Intel Pentium M à 1.6 GHz, est de 1 min 35 s sous Matlab pour la méthode basée sur les ondelettes et de 10 s pour notre méthode.

4.5 Conclusion

Le traitement des données Cscan à partir du filtre numérique, conçu dans la section 2.3, associé à la méthode de détection de disques, proposée dans [Per01] et [PDVB04], se montre efficace pour détecter automatiquement les positions spatiales des mines antipersonnel dans les scénarios de la campagne MACADAM. En effet, les résultats de simulations montrent que la méthode de détection basée sur notre filtre permet de détecter les positions des mines de type plastique et métallique avec un taux de fausse alarme faible. De plus, elle nécessite un coût de calcul faible.

Les performances de la méthode sont évaluées dans le chapitre 5 en terme de probabilité de détection et probabilité de fausse alarme à partir des différents scénarios de la campagne MACADAM.

Chapitre 5

Analyse des performances des méthodes de détection pour les données GPR

5.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de tester les méthodes de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan et Cscan, présentées respectivement dans les chapitres 3 et 4, sur un ensemble de données réelles, issues des scénarios de mesure de la campagne MACADAM. Les performances de ces deux méthodes sont évaluées par le calcul des taux de détection et de fausse alarme du GPR ainsi que par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (COR). Ainsi, il est possible d'étudier pour ces deux méthodes leurs aptitudes à détecter les différents types de mine en fonction de la configuration de pose (mine posée, affleurante ou enfouie à différentes profondeurs) et de la nature du sol (terre ou sable) à partir de données Bscan et Cscan réelles. L'apport de l'information fournie par les données GPR par rapport à celle fournie par un détecteur de métal est également mise en évidence.

La section 5.2 présente l'analyse des performances de la méthode de détection pour les Bscans. Le taux de détection du GPR est évalué sur 10 scénarios de la campagne MACADAM. Une méthode automatique de détection permettant d'obtenir des courbes COR est également proposée. L'analyse des performances de la méthode de détection pour les données Cscan est réalisée dans la section 5.3. Les taux de détection et de fausse alarme du GPR sont calculés sur plusieurs scénarios de mesure. Enfin, dans la section 5.4, les taux de détection et de fausse alarme d'un détecteur de métal sont calculés et comparés avec ceux du GPR.

5.2 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Bscans

Dans le chapitre 3, une nouvelle méthode de détection de mines antipersonnel, basée sur la détection de ruptures, a été proposée. Quelques données Bscan synthétiques et réelles ont été utilisées pour mettre en évidence le potentiel de cette méthode pour la détection des positions spatiales et des temps de réponse des mines dans ce type de données. Pour étudier d'avantage les performances de la méthode de détection, des données Bscans réelles, issues de 10 scénarios de mesure de la campagne MACADAM, sont utilisées pour réaliser de nouveaux tests. Pour chaque scénario, le banc de mesure permet de sonder l'aire de terrain, ligne par ligne suivant la direction des abscisses ($l \equiv x$). La concaténation des Ascans suivant x permet d'obtenir 75 données Bscan pour chaque scénario. Les 10 scénarios sélectionnés contiennent un total de 56 mines antipersonnel dont 17 mines métalliques (mines de type MAUS1) et 39 mines plastiques (mines de type AUPS, VSMK2 et VAR40). La constitution des différentes mines et leurs configurations de pose pour les différents scénarios de mesure sont données dans l'annexe B (voir tableau B.1 et figure B.4). Ainsi, il est possible d'étudier la capacité de notre méthode à détecter les différents types de mine en fonction de la configuration de pose (mine posée, affleurante ou enfouie à différentes profondeurs) et de la nature du sol (terre ou sable) à partir des données Bscan. Les performances de la méthode sont étudiées par l'intermédiaire du taux de détection du GPR pour ces données et par le calcul de probabilités de détection et de fausse alarme.

5.2.1 Taux de détection du GPR pour les données Bscan

Dans un premier temps, on cherche à évaluer le taux de détection du GPR pour chaque type de mines antipersonnel. Un objet est caractérisé dans une donnée Bscan, par deux ruptures proches suivant la direction des mesures ($l \equiv x$), qui indiquent les limites de l'objet dans l'enregistrement. Le radar sonde l'aire de terrain ligne par ligne suivant x avec une distance de 2 cm entre les lignes (suivant y). Ainsi, la présence d'une mine, dont le diamètre est proche de 10 cm, doit pouvoir être détectée sur plusieurs données Bscan successives. Pour déterminer si une mine est détectée, on cherche dans les données Bscan enregistrées à proximité de sa position réelle, si elle est détectée aux mêmes positions spatiales suivant x sur au moins 4 données Bscan consécutives, voir figure 5.1. Pour cela, l'étape 1 de notre méthode de détection est appliquée à toutes les données Bscan issues d'un même scénario de mesure. La mesure du contraste $I_1(l)$ est calculée pour chaque Bscan grâce à l'algorithme 2. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que l'indice $I_1(l)$ est plus grand que le seuil de détection η_l, qui est déterminé de manière expérimentale pour chaque scénario.

Le tableau 5.1 donne le taux de détection du GPR pour les différents scénarios de la campagne MACADAM sélectionnés. Le seuil de détection η_l est choisi pour chaque

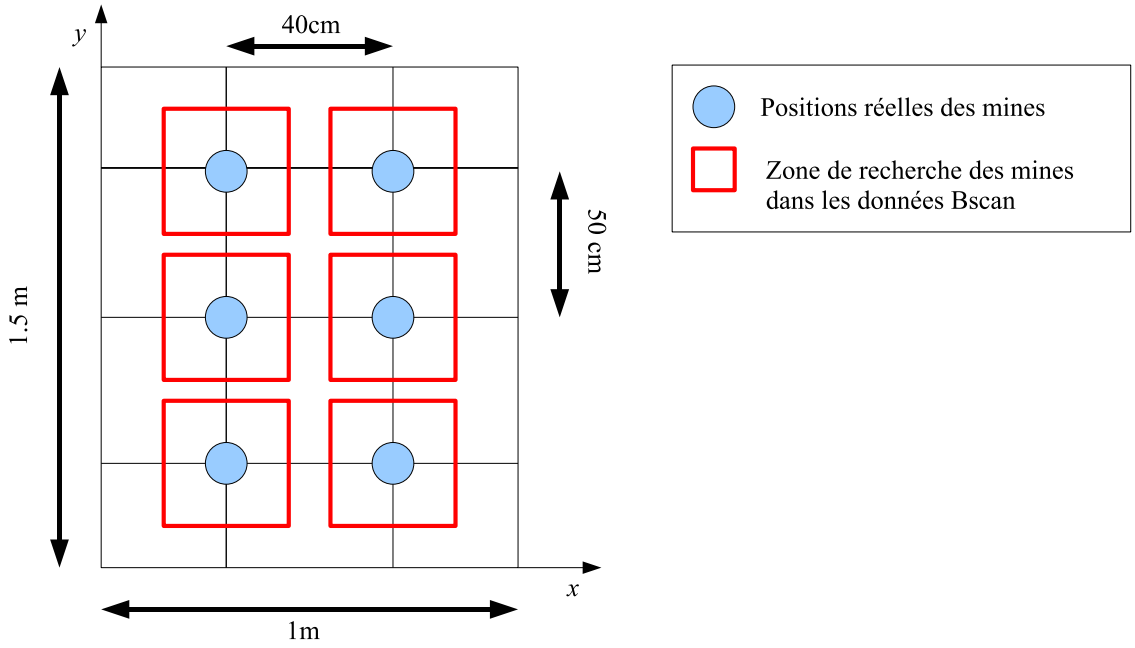

FIG. 5.1: Configuration de pose des mines pour chaque scénario de la campagne MACADAM. On cherche à détecter les mines dans des zones proches de leurs positions réelles.

TAB. 5.1: Taux de détection pour différents scénarios de la campagne MACADAM.

	η_l	Taux de détection
Scénario 2	0.3	100%
Scénario 3	0.2	83.33%
Scénario 4	0.3	100%
Scénario 7	0.1	100%
Scénario 8	0.2	66.66%
Scénario 9	0.2	66.66%
Scénario 11	0.1	100%
Scénario 12	0.2	100%
Scénario 13	0.2	100%
Scénario 17	0.2	100%

scénario de sorte que le taux de détection soit maximal. Le seuil de détection peut varier suivant la nature du sol, du type d'objets enfouis et de la configuration de pose de ces derniers. En effet, plus la réponse d'un objet enfoui est énergétique par rapport au milieu de propagation (réponse du sol sans objet) plus la mesure du contraste $I_1(l)$ sera grande. Ainsi par exemple, dans un même scénario de mesure, l'amplitude des ruptures engendrées par la présence de mines métalliques est souvent plus importante que celles engendrées par des mines plastiques. Dans la pratique, une phase d'apprentissage consistant à analyser l'amplitude des ruptures engendrées par la présence d'objets métalliques ou plastiques enfouis à différentes profondeurs, peut être envisagée afin de régler

ce paramètre. Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 91% pour ces 10 scénarios. Seules 6 mines plastiques ne sont pas détectées. Les tableaux 5.6, 5.7 et 5.8 permettent d'étudier en détail les capacités du GPR à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Ainsi, le GPR s'avère aussi efficace qu'un détecteur de métal pour ce type d'objet. Les mines plastique de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection plus élevé dans la terre. On remarque que leur taux de détection varie en fonction de la profondeur à laquelle elles sont posées. Plus elles sont enfouies profondément plus leur taux de détection diminue. L'atténuation de l'onde émise par le GPR dans le milieu de propagation en est la principale cause. Les mines plastiques de type AUPS (très faible contenu métallique) sont détectées à 100% dans la terre mais seulement à 50% dans le sable. Le fait que le contraste de permittivité entre ce type de mine et le milieu de propagation soit plus élevé lorsque le sol est constitué de terre peut expliquer cela. Enfin, les mines de type VAR40 (contenu métallique presque nul) possèdent le taux de détection le plus faible. Ces mines sont difficilement détectable en particulier lorsqu'elles sont enfouies entre 1 et 5 cm. A ces profondeurs, leurs réponses peut coïncider avec celle du clutter, en particulier avec les réponses engendrées par les multiples réflexions de l'onde émise par le GPR, dont l'amplitude est nettement supérieure à celle des mines VAR40.

TAB. 5.2: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	92.86%	89.47%	66.6%

TAB. 5.3: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	100%	91.67%	-
Sable	100%	50%	85.71%	66.6%

TAB. 5.4: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	100%	100%	33.3%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	87.5%	88.8%	100%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	100%	66.6%	100%

Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines est élevé en particulier pour les sols constitués de terre, bien que l'objectif des 100% de détection ne soit pas atteint. En effet, certaines signatures de mines plastiques sont trop faibles et n'apparaissent pas sur les données Bscan. Ceci peut s'expliquer en partie par une différence de contraste de permittivité diélectrique faible entre les mines et le milieu de propagation et par l'atténuation de l'onde électromagnétique dans le milieu de propagation pour les mines enfouies.

Les performances de la méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan peuvent également être étudiées par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (courbes COR).

Pour chaque scénario, deux courbes COR sont obtenues. La première permet d'étudier les performances de la méthode de détection pour la détection des positions spatiales des mines. La seconde permet d'étudier les performances de notre méthode en vue de la détection des temps de réponse des objets enfouis. La méthode utilisée pour l'obtention de ces deux courbes COR est décrite dans la section suivante.

5.2.2 Méthode "empirique" pour l'obtention des courbes COR

Une méthode "empirique" de détection automatique des positions spatiales des mines et de leurs temps de réponse, adaptée aux scénarios de la campagne MACADAM, est proposée. Cette méthode n'est pas optimale mais permet cependant d'évaluer de manière automatique les probabilités de détection et de fausse alarme pour différents seuils de détection.

5.2.2.1 Détection automatique des positions horizontales des mines

Pour chaque donnée Bscan provenant d'un même scénario, l'étape 1 de la méthode de détection est appliquée pour un seuil de détection η_l donné. Les paramètres de la méthode sont donnés dans le tableau 3.4. Un objet enfoui est caractérisé par la présence de deux ruptures proches qui indiquent les limites de l'objet dans le Bscan et par conséquent leurs positions horizontales. Ainsi, la procédure automatique de détection consiste à rechercher les positions des maximums locaux dans la mesure du contraste $I_1(l)$, dont l'amplitude est supérieure à η_l. La distance entre deux maximums locaux consécutifs, dénotée Δ_r, est ensuite calculée. Si cette distance est supérieure à 6 cm et inférieure à 30 cm alors ces deux ruptures peuvent délimiter un objet de type mine antipersonnel. En effet, la signature d'une mine sur un Bscan est de taille bien supérieure à la taille réelle d'une mine antipersonnel, dont le diamètre moyen est de 10 cm. Ceci s'explique par la non directivité parfaite des antennes du GPR.

Lorsque plusieurs ruptures sont détectées, il faut cependant adopter une stratégie pour détecter automatiquement les positions des objets car il peut y avoir plusieurs possibilités pour placer les objets. Plusieurs critères sont alors définis pour permettre de choisir entre différentes configurations possibles. Le premier critère consiste à déterminer les emplacements possibles pour les objets, c'est à dire ceux délimités par deux ruptures telles que 6 cm $< \Delta_r <$ 25 cm. Le second critère impose le fait qu'il ne peut y avoir d'objets détectés côte à côte. En effet, dans les scénarios de la campagne MACADAM les mines sont espacées d'environ 30 cm, ainsi une même rupture ne peut délimiter deux objets différents. Enfin, le dernier critère permet de déterminer l'emplacement de

l'objet lorsque deux emplacements consécutifs sont possibles. L'objet est détecté à l'emplacement où la distance Δ_r est la plus petite. Ce dernier critère est discutable mais ne disposant pas d'informations sur les paramètres physiques du sol et des mines il est difficile de déterminer sans inspection visuel des Bscans l'emplacement exacte des objets. Ce critère permet cependant de placer correctement les objets dans la majorité des cas.

Cette méthode est illustrée grâce à la mesure du contraste $I_1(l)$, représentée sur les figures 5.2 et 5.3. Quatres ruptures sont détectées pour un seuil de détection $\eta_l = 0.4$. Il y a deux possibilités pour placer les objets. Pour choisir entre les configurations des figures 5.2 et 5.3, les distances entre deux ruptures consécutives Δ_r sont calculées et comparées. Ainsi, la configuration de la figure 5.3 est sélectionnée par notre méthode. Les positions des objets détectés correspondent aux positions réelles de mines antipersonnel.

Il est important de noter que cette méthode est propre aux données Bscan de la campagne MACADAM. Elle n'est pas optimale puisque des objets peuvent être détectés dans des zones où le clutter varie. Il faudrait pouvoir disposer d'informations sur les paramètres physiques du sol et des objets ou sur l'éventuel teneur en explosif des zones détectées pour déterminer si un objet est présent ou non.

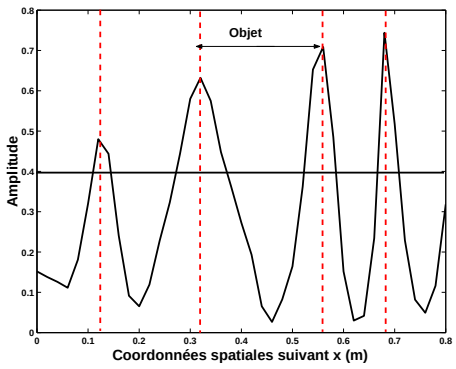

FIG. 5.2: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement d'un objet.

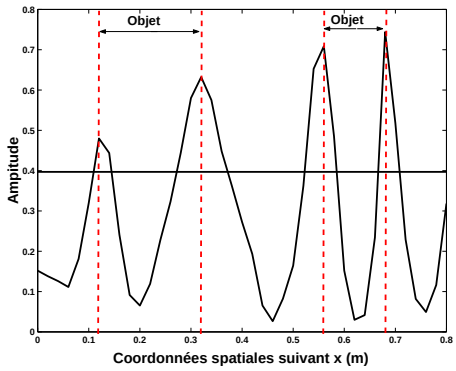

FIG. 5.3: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement de deux objets.

Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les positions des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque les positions horizontales d'un objet sont détectées, les amplitudes sont mises à 1 aux positions correspondantes. L'image de détection de la figure 5.4, représente la matrice de détection pour l'ensemble des données Bscan du scénario 2 lorsque le seuil de détection η_l est égal à 0.3 ainsi que les positions réelles des mines. Les probabilités de détection et de fausse alarme pour un seuil de détection η_l donné, sont ensuite calculées à partir de l'image de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vraie si elle correspond à la position réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement P_D et P_{FA}, sont obtenues grâce aux relations 5.1

et 5.2.

$$P_D = \frac{\text{Nombre de pixels correctement détectés comme objet}}{\text{Nombre de pixels objet}} \tag{5.1}$$

$$P_{FA} = \frac{\text{Nombre de pixels incorrectement détectés comme objet}}{\text{Nombre de pixels sans objet}} \tag{5.2}$$

Les probabilités de détection et de fausse alarme sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection η_l ($\eta_l \in [0, 1]$). La courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines à partir des Bscans du scénario 2 est représentée sur la figure 5.5.

Lorsque la probabilité de détection est égale à 1 cela signifie que toutes les positions spatiales des mines suivant x et y sont détectées. Cependant, lorsque $P_D < 1$ cela ne signifie par pour autant qu'une ou plusieurs mines ne sont pas détectées mais que seule une partie de leur réponse spatiale est détectée.

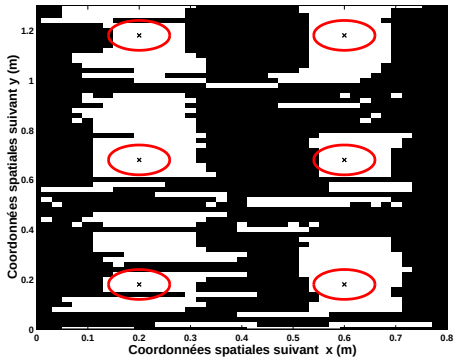

FIG. 5.4: Image de détection des positions spatiales pour l'ensemble des données Bscan du scénario 2 ($\eta_l = 0.3$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

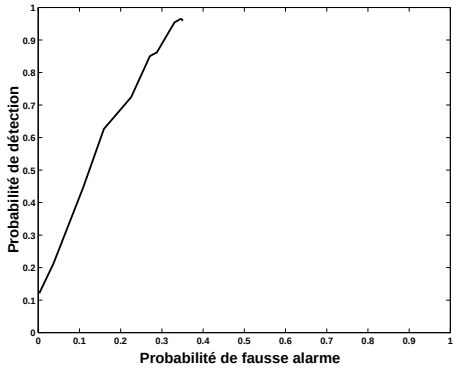

FIG. 5.5: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 2.

5.2.2.2 Détection automatique des réponses temporelles des mines

Les données Bscan issues d'un même scénario sont prétraitées par le filtre numérique conçu pour la réduction de clutter (voir section 2.2.3). Ensuite, chaque donnée Bscan est séparée en deux sous-Bscans, de sorte que chaque sous-Bscan ne contient la réponse que d'un seul objet. Pour les Bscans de la campagne MACADAM, chaque Bscan peut être divisé de sorte que le premier sous-Bscan soit constitué des données Ascan enregistrées aux positions $x = \{0, ..., 0.4\}$ et le second des Ascans enregistrées aux positions $x = \{0.4, ..., 0.8\}$.

L'étape 2 de la méthode de détection est ensuite appliquée à chaque sous-Bscan pour un seuil de détection η_t donné. La première rupture détectée suivant t permet de

déterminer le temps de réponse de l'objet. D'autres ruptures sont susceptibles d'être détectées à des instants supérieurs. Celles-ci peuvent provenir des réflexions multiples du pulse GPR sur l'objet. Ainsi, la réponse temporelle d'un objet est constituée des instants situés entre la première et la dernière rupture détectée.

Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les réponses temporelles des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque la réponse temporelle d'un objet est détectée, les amplitudes sont mises à un aux instants correspondants. L'image de détection de la figure 5.6, représente la matrice de détection pour l'ensemble des sous-Bscans du scénario 2 tels que $x = \{0.4, ..., 0.8\}$, lorsque le seuil de détection η_t est égal à 0.1. Les positions réelles des objets suivant y sont connues. La vitesse de propagation de l'onde dans le sol étant inconnue, il est impossible de déterminer par le calcul les temps de réponses des objets enfouis. Dans la plupart des Bscans réels, les signatures des mines sont constituées de deux hyperboles provenant des deux premières réflexions du pulse GPR sur les mines. Les réponses temporelles réelles des mines sont alors déterminées par les instants situés entre les temps de réponse des deux hyperboles, directement relevés sur quelques Bscans réels. Les probabilités de détection et de fausse alarme pour un seuil de détection η_t donné, sont ensuite calculées à partir de l'image de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vrai si elle correspond à un instant de la réponse temporelle réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement P_D et P_{FA}, sont obtenues grâce aux relations 5.1 et 5.2.

Les probabilités de détection et de fausse alarme sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection η_t ($\eta_t \in [0, 1]$). La courbe COR pour la détection des temps de réponse des mines à partir des sous-Bscans du scénario 2 est représentée sur la figure 5.7.

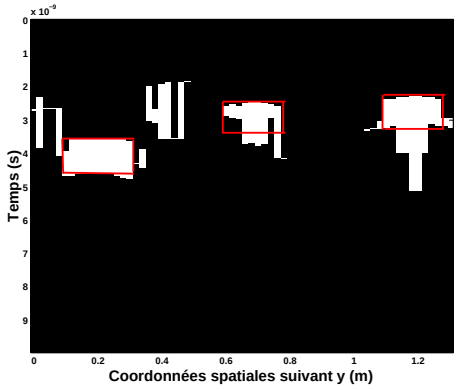

FIG. 5.6: Image de détection des temps de réponse pour l'ensemble des sous-Bscans du scénario 2 ($l = \{0.4, ..., 0.8\}$, $\eta_t = 0.1$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des rectangles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

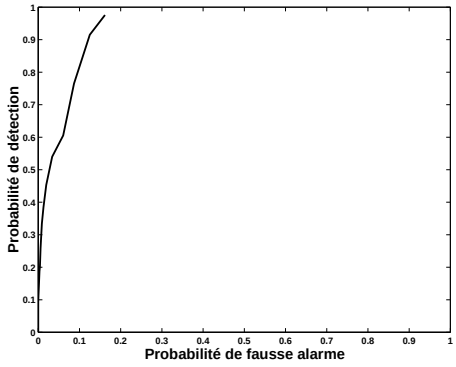

FIG. 5.7: Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les sous-Bscans du scénario 2.

5.2.2.3 Analyse des courbes COR pour quelques scénarios

La méthode de détection automatique proposée dans cette section permet d'évaluer les probabilités de détection et de fausse alarme pour chaque scénario de la campagne MACADAM. L'idéal est d'obtenir une probabilité de détection égale à 1 avec une probabilité de fausse alarme la plus faible possible. Les scénarios de mesure 2, 4 et 5 sont utilisés pour tester cette méthode.

La figure 5.5 montre la courbe COR pour la détection des positions spatiales des mines dans les données Bscan du scénario 2. Pour un seuil de détection $\eta_l = 0$, la probabilité de détection est maximale et vaut 0.97 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.35. Ainsi, les positions des 5 mines MAUS1 et de la mine AUPS sont détectées, voir figure 5.4. Les fausses alarmes peuvent être engendrées par des variations des paramètres physiques du sol dans certaines zones de l'aire de mesure, par la rugosité de la surface du sol mais également par les réponses des mines. En effet, pour évaluer la probabilité de détection, on considère les positions réelles des mines et non les positions de leurs réponses sur les données Bscan. Ainsi, la signature d'une mine sur un Bscan étant de taille bien supérieure à la taille réelle de la mine, certaines positions détectées sont considérées comme fausses alarmes.

La figure 5.7 montre la courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 2. Pour un seuil de détection $\eta_t = 0$, la probabilité de détection est maximale et vaut 0.98 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.16. La probabilité de fausse alarme pour les réponses temporelles des mines est plus faible que celle des positions spatiales. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'une étape de prétraitement des données Bscan permettant de réduire le clutter

est réalisée avant la détection des ruptures suivant t. Les fausses alarmes proviennent en majeure partie des résidus de clutter. On peut noter que la nouvelle mesure de contraste $\tilde{I}_2(t)$ introduite dans la section 3.4.2 permet d'éliminer certains résidus de clutter grâce à une opération de seuillage.

La figure 5.8 présente les courbes COR obtenues pour les données Bscan du scénario 2, lorsque différents filtres sont utilisés pour réduire le clutter, préalablement à la détection des ruptures suivant t. Les filtres sélectionnés sont les filtres ACRC d'ordre 5, 10 et 15, présentés dans la section 1.3.2.2, et le filtre numérique adapté aux données Bscan, conçu dans la section 2.2. Il apparaît grâce à l'analyse des courbes COR, que le filtre numérique conçu dans le chapitre 2 pour la réduction de clutter, permet d'obtenir de meilleures performances dans le cadre de la détection des réponses temporelles des mines antipersonnel. En effet, pour un seuil de détection $\eta_t = 0$, il permet d'obtenir une probabilité de détection proche de 1 avec une probabilité de fausse alarme nettement inférieure à celles obtenues par les filtres ACRC d'ordre 5, 10 et 15.

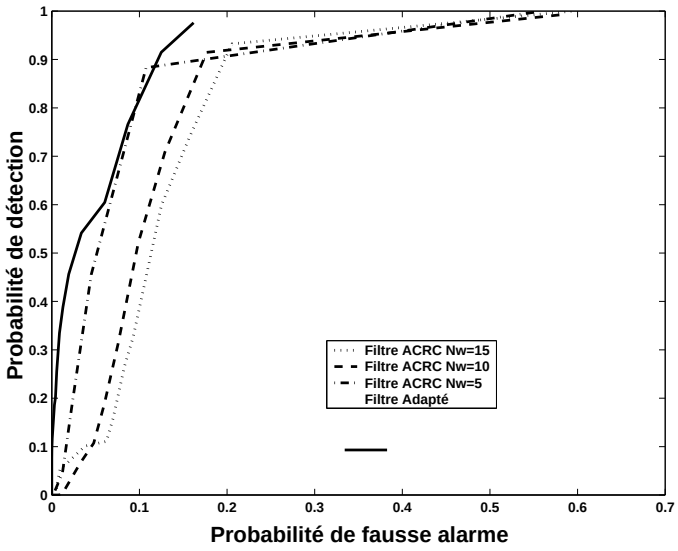

FIG. 5.8: Courbes COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 2 pour différents filtres.

La méthode automatique de détection est ensuite appliquée aux données Bscan du scénario 4. Six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit, voir figure 5.9. L'image de détection des positions spatiales des mines, pour un seuil de détection $\eta_l = 0$ est représentée sur la figure 5.10. On peut voir que les six mines sont toutes détectées, même si pour certaines, seule une partie de leurs positions réelles est détectée. Ceci est confirmé par la courbe COR de la figure 5.11 puisque pour $\eta_t = 0$, la probabilité de détection vaut 0.8 pour une probabilité de fausse alarme égale à 0.34. Les fausses alarmes situées dans la partie centrale de l'image de détection (figure 5.10) peuvent être causées par la variation de la texture de la surface du sol. En effet, l'herbe recouvrant le sol est particulièrement

dense dans cette région, voir figure 5.9. La courbe COR de la figure 5.12 montre que les réponses temporelles des différentes mines sont détectées avec précision puisque pour $\eta_t = 0$, la probabilité de détection vaut 0.96 pour une probabilité de fausse alarme égale à 0.15.

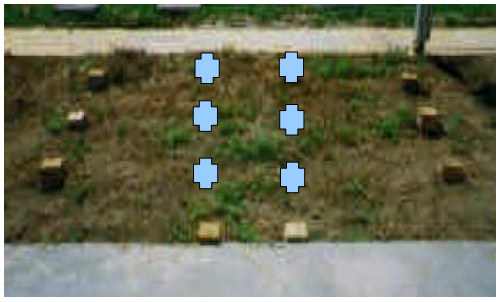

FIG. 5.9: Photo pour le scénario 4. Les positions des mines sont indiquées par des croix.

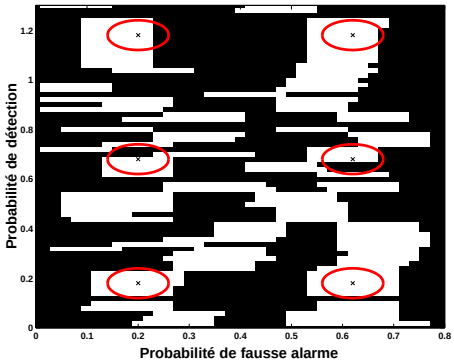

FIG. 5.10: Image de détection des positions spatiales des mines suivant x pour le scénario 4 ($\eta_l = 0$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

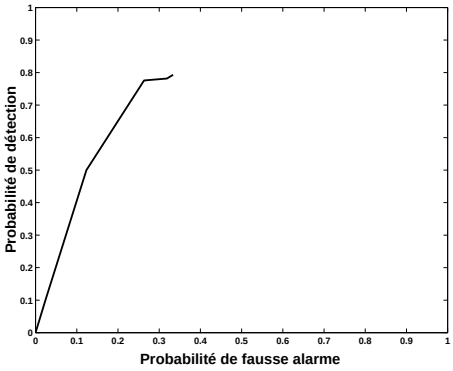

FIG. 5.11: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 4.

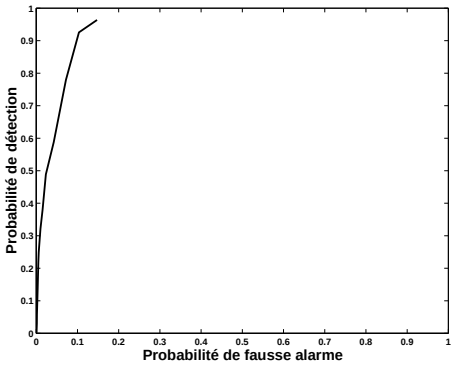

FIG. 5.12: Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 4.

Enfin, la méthode de détection automatique des positions spatiales des mines est appliquée aux données Bscan du scénario 5. Six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole dont la surface est très rugueuse, voir figure 5.13. En effet, la hauteur du sol peut varier jusqu'à 20 cm suivant x par rapport à sa valeur nominale. Les mines sont ainsi posées dans deux bandes de terrain parallèle à l'axe y et de hauteur maximale égale à 20 cm.

FIG. 5.13: Photo pour le scénario 5. Les positions des mines sont indiquées par des croix.

L'image de détection des positions spatiales des mines, pour un seuil de détection $\eta_l = 0$ est représentée sur la figure 5.14. D'après la courbe COR de la figure 5.15, la probabilité de détection pour $\eta_l = 0$ vaut 0.90 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.32. Les ruptures engendrées suivant x par les deux bandes rugueuses de terre sont détectées et sont à l'origine de fausses alarmes. Les mines se situant à l'intérieur de ces bandes, leurs positions sont également détectées. Cependant, il n'est pas possible de situer leur emplacement à l'intérieur des bandes à partir de l'image de détection. Dans ce cas de figure, on peut rechercher dans les deux bandes susceptibles de contenir des mines les ruptures suivant y. La concaténation des données Ascan, obtenues en déplaçant le GPR suivant y à une position x donnée, permet d'obtenir une donnée Bscan pour laquelle les ruptures suivant y peuvent être recherchées. Les mesures du contraste $I_1(l)$ pour les Bscans obtenus par la concaténation des données Ascan, enregistrées suivant y aux positions $x = 0.2$ et $x = 0.6$, sont représentées respectivement sur les figures 5.16 et 5.17. Pour un seuil de détection $\eta_l \leq 0.25$, les positions des six mines peuvent être détectées suivant y.

Les mesures de contrastes $I_1(l)$ et $\tilde{I}_2(t)$ sont de bons indicateurs de présence des objets que nous cherchons à détecter. En effet, elles permettent de détecter avec précision les positions spatiales ainsi que les réponses temporelles des mines dans les données Bscan. Pour cela, il faut que la réponse de l'objet à détecter soit plus énergétique que le milieu de propagation (réponse du sol sans objet). Cependant, dans le cadre de la détection de mines antipersonnel, il y a un certain nombre de fausses alarmes. En effet, les mesures de contraste $I_1(l)$ et $\tilde{I}_2(t)$ permettent de détecter les ruptures suivant l et t engendrées par les mines mais également celles engendrées par des variations des paramètres physiques du milieu de propagation. Pour réduire le nombre de fausse alarme, il faudrait pouvoir disposer d'une information sur les paramètres physiques du sol et des

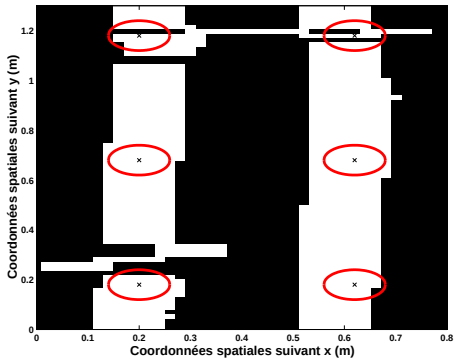

FIG. 5.14: Image de détection des positions spatiales des mines suivant x pour le scénario 5 ($\eta_l = 0.3$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

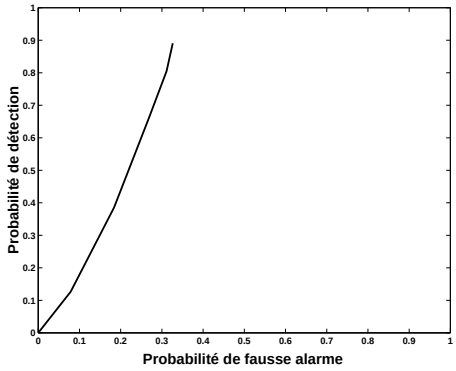

FIG. 5.15: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 5.

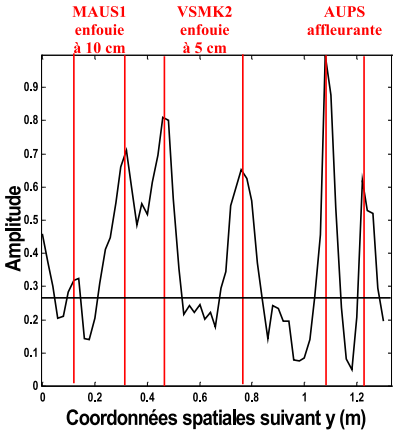

FIG. 5.16: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant y à la position $x = 0.2$.

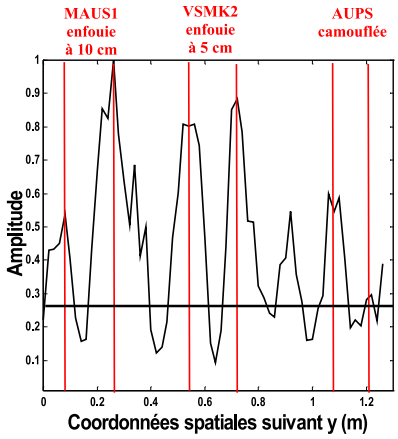

FIG. 5.17: Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant y à la position $x = 0.6$.

objets à détecter ou éventuellement de la teneur en explosif des zones où des objets sont détectés pour déterminer s'il s'agit effectivement de mines antipersonnel. De plus, à partir de la connaissance des temps de réponses des objets et des paramètres physiques du sol, il est possible d'estimer la profondeur à laquelle les objets sont enfouis.

Dans la section suivante, les performances de la méthode de détection pour les données Cscan, présentée dans le chapitre 4, sont étudiées.

5.3 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Cscans

Les taux de détection et de fausse alarme pour dix scénarios de la campagne MACADAM sont calculés. Ceux-ci permettent de mettre en évidence les aptitudes de notre méthode pour la détection des différents types de mine en fonction de la configuration de pose et de la nature du sol. Des courbes COR sont également utilisées pour étudier les performances de notre méthode de détection pour les données Cscan.

5.3.1 Taux de détection et de fausse alarme du GPR

Dans un premier temps, on cherche à évaluer les taux de détection et de fausse alarme du GPR, pour chaque type de mine antipersonnel, à partir des données Cscan issues de dix scénarios de mesure. Le taux de détection est déterminé en réalisant le rapport du nombre de vraies détections sur le nombre d'objets effectivement présents. Une détection est vraie lorsque le centre de l'ellipse qui la modèlise est situé à l'intérieur du cercle représentant la position réelle d'une mine. Le taux de fausse alarme est déterminé par le nombre de fausses alarmes par mètre carré.

Le tableau 5.5 donne les taux de détection et de fausse alarme du GPR pour les différents scénarios de la campagne MACADAM sélectionnés. Le seuil de détection S est choisi pour chaque scénario de sorte que le taux de détection soit maximal. Le seuil de détection peut varier suivant la nature du sol, du type d'objets enfouis et de leurs configurations de pose. Dans la pratique, une phase d'apprentissage consistant à analyser l'amplitude des réponses, engendrées par des objets plastiques et métalliques enfouis à différentes profondeurs, sur la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode peut être envisagée afin de régler ce paramètre. Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 83.93% pour ces dix scénarios et le taux de fausse alarme est de 3.2 par mètre carré. Seules 9 mines plastiques ne sont pas détectées. Les tableaux 5.6, 5.7 et 5.8 permettent d'étudier en détail les capacités du GPR à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Les mines plastiques de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection plus élevé dans la terre. Plus ce type de mines est enfoui proche de la surface du sol plus son taux de détection est élevé. Les mines plastiques de type AUPS (très faible contenu métallique) sont détectées à 91.67% dans la terre cependant leur taux de détection dans le sable est de 0%. Ceci peut s'expliquer par le fait que le contraste de permittivité diélectrique entre ce type de mine et le sable est très faible. Enfin, les mines de type VAR40 (contenu métallique presque nul) possèdent le taux de détection le plus faible. Le clutter étant réduit sur les données Cscan, les réponses des mines posées ou enfouies proches de la surface doivent être détectées plus facilement que les mines enfouies à des profondeurs

TAB. 5.5: Taux de détection et de fausse alarme pour différents scénarios.

	S_{opt}	Taux de détection	Taux de fausse alarme par m^2
Scénario 2	0.1	100%	3
Scénario 3	0.25	83.3%	9
Scénario 4	0.18	100%	5
Scénario 7	0.1	83.3%	1
Scénario 8	0.25	50%	5
Scénario 9	0.25	66.6%	4
Scénario 11	0.1	100%	0
Scénario 12	0.15	83.3%	3
Scénario 13	0.1	83.3%	2
Scénario 17	0.2	87.5%	0

supérieures à 5 cm. En effet, l'amplitude de leur réponse doit être plus grande du fait de l'atténuation de l'onde électromagnétique dans le milieu de propagation. Cependant, la mine VAR40 enfouie à 10 cm est détectée, engendrant un taux de détection de 100% à cette profondeur. Ainsi, il est peu probable que la détection à l'endroit où la mine se situe soit engendrée par la réponse de la mine mais plutôt par des variations des paramètres physiques du sol ou par la rugosité de la surface du sol.

TAB. 5.6: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	78.57%	78.95%	66.6%

TAB. 5.7: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	91.67%	83.3%	-
Sable	100%	0%	71.43%	66.6%

TAB. 5.8: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	100%	100%	66.6%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	62.5%	66.6%	50%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	100%	66.6%	100%

La méthode de détection pour les données Cscan s'avère efficace pour détecter les mines métalliques et les mines plastiques possédant un faible contenu métallique dans un sol constitué de terre. Ces performances sont par contre beaucoup plus limitées pour les mines plastiques de très faible contenu métallique, enfouies dans le sable. Cette méthode permet d'obtenir l'information sur la position des mines suivant x et y, cependant aucune information relative à la profondeur des mines ne peut être obtenue.

Les performances de la méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Cscan peuvent également être étudiées par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (courbes COR).

Pour chaque scénario, une courbe COR est obtenue. Celle-ci permet d'étudier les performances de la méthode pour la détection des positions spatiales des mines. La méthode utilisée pour l'obtention des courbes COR est décrite dans la section suivante.

5.3.2 Méthode pour l'obtention des courbes COR

Pour chaque scénario, la méthode de détection automatique de mines antipersonnel présentée dans le chapitre 4 permet d'obtenir une image des détections. Celle-ci contient les ellipses de détection modélisant les détections du GPR sur la donnée Cscan issue de l'étape 1 de la méthode. Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les positions des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque les positions d'un objet sont détectées, les amplitudes sont mises à 1 aux positions correspondantes. Les probabilités de détection et de fausse alarme, pour un seuil de détection S donné, sont ensuite calculées à partir de la matrice de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vrai si elle correspond à la position réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement P_D et P_{FA}, sont obtenues grâce aux relations 5.1 et 5.2. Pour obtenir la courbe COR, celles-ci sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection S ($S \in [0, 1]$). L'idéal est d'obtenir une probabilité de détection égale à 1 avec une probabilité de fausse alarme la plus faible possible. Les courbes COR obtenues pour les scénarios de mesure 11, 7 et 4 sont présentées ci-dessous. Les courbes COR correspondantes aux autres scénarios de la campagne MACADAM sont données dans l'annexe C.

Dans les scénarios 11 et 7, cinq mines de type MAUS1 et une mine de type AUPS sont posées de façon identique respectivement dans un sol constitué de terre et un sol constitué de sable. Les figures 5.18 et 5.20 montrent la superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, respectivement pour les données Cscan du scénario 11 et 7. Les courbes COR pour la détection des positions spatiales sont représentées sur les figures 5.19 et 5.21. Les performances de la méthode détection pour les données Cscan du scénario 11 sont excellentes puisque pour $S = 0$ la probabilité de détection est maximale et vaut 0.97 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.05. Ainsi, les positions suivant x et y des 6 mines posées dans un sol constitué de terre sont détectées avec une bonne précision. En revanche, les performances sont moins bonnes lorsque le sol est constitué de sable, puisqu'il apparaît sur l'image de détection de la figure 5.20, que la mine plastique de type AUPS n'est pas détectée. Ceci se traduit par une probabilité de détection maximale plus faible ($P_D = 0.85$ pour $S = 0$).

Dans le scénario 4, six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit. La

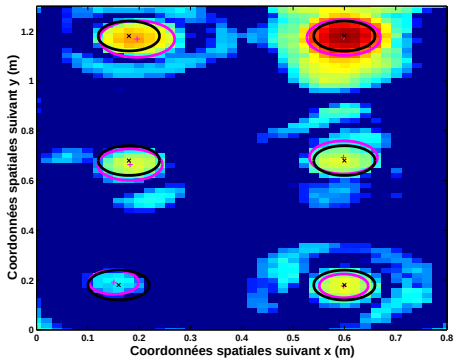

FIG. 5.18: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 11 ($S = 0.1$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

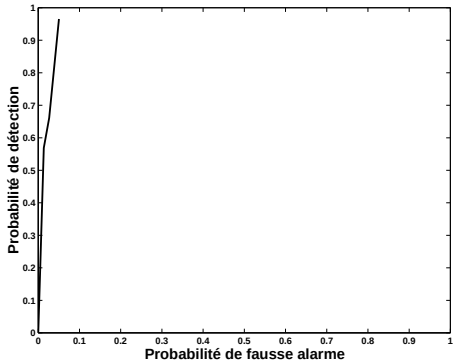

FIG. 5.19: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 11.

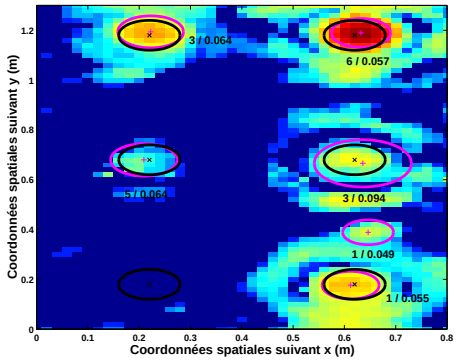

FIG. 5.20: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 7 ($S = 0.1$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

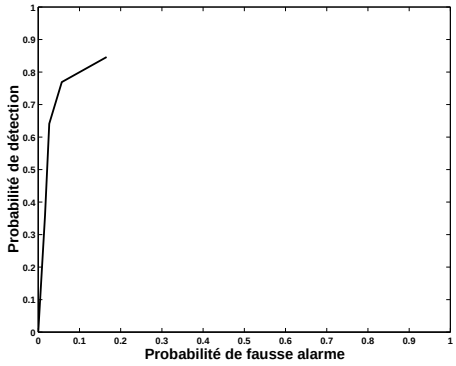

FIG. 5.21: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 7.

figure 5.22 montre la superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 4. On peut voir que les positions des six mines sont toutes détectées, même si pour certaines, seule une partie de leurs positions réelles est détectée. La courbe COR pour la détection des positions spatiales est représentée sur la figure 5.23. Pour un seuil de détection $S = 0$, la probabilité de détection est maximale et vaut 0.87 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.15. Les fausses alarmes sont engendrées par les résidus de clutter présents dans les données Cscan après le filtrage numérique. Les résidus de clutter proviennent des zones à varia-

tion rapide dans les données Cscan puisque le filtre utilisé est un filtre passe haut. Ainsi, les variations localisées de paramètres physique du sol peuvent engendrer la détection de faux objets.

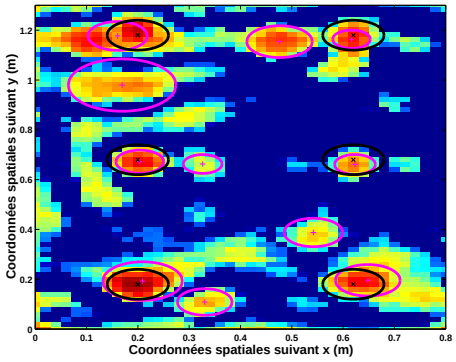

FIG. 5.22: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 4 ($S = 0.18$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

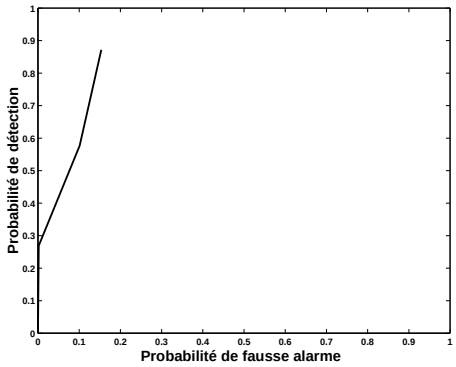

FIG. 5.23: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 4.

Dans la section suivante, les performances de détection du GPR sont comparées à celles obtenues par un détecteur de métal.

5.4 Apport du GPR sur le détecteur de métal

Le détecteur de métal fournit de l'information sur la position spatiale des mines suivant x et y. L'information obtenue par ce capteur est semblable à celle obtenue à partir de la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de la méthode de détection proposée dans le chapitre 4. Il est cependant important de noter que les données enregistrées par un détecteur de métal ne sont pas entachées par la présence du clutter puisque celui-ci est propre aux données enregistrées par un GPR.

La figure 5.24 présente la donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 17. Dans ce scénario, 2 mines antipersonnel de type VSMK2 (faible contenu métallique) et 6 morceaux de métal ont été enfouis dans un sable de type mozambique à différentes profondeurs, voir annexe B.3. Les réponses des deux mines et des morceaux de métal apparaissent nettement sur cette donnée. Ainsi, leurs positions suivant x et y peuvent être détectées. A titre de comparaison, la figure 5.25 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode de détection pour les données Cscan du scénario 17. Les réponses des différents objets ainsi que des résidus de clutter sont visibles.

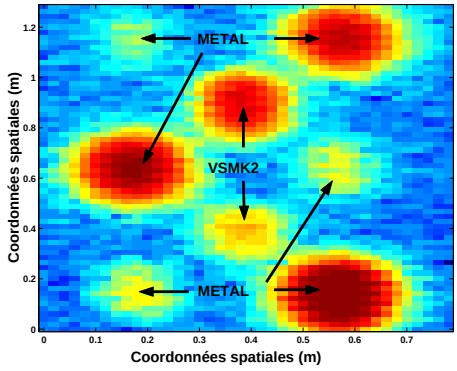

FIG. 5.24: Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 17.

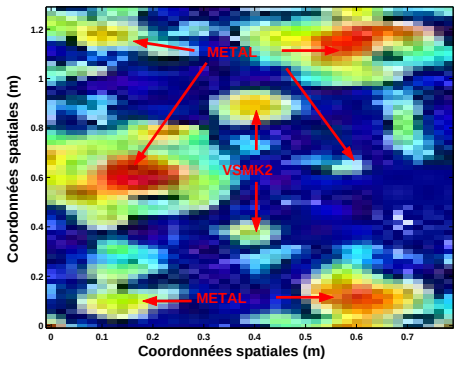

FIG. 5.25: Somme des Cscans filtrés pour le scénario 17.

La figure 5.26 présente la donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 4. Dans ce scénario, six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit. Cependant, seules les réponses des mines MAUS1 sont présentes. La figure 5.27 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode de détection pour les données Cscan du scénario 4. Les réponses des six mines antipersonnel sont visibles et leurs positions spatiales peuvent être détectées.

On cherche à évaluer les taux de détection et de fausse alarme du détecteur de métal, pour chaque type de mine antipersonnel, à partir des données enregistrées par ce capteur pour dix scénarios de mesure. Le taux de détection est déterminé en réalisant le rapport du nombre de vraies détections sur le nombre d'objets effectivement présents. Une dé-

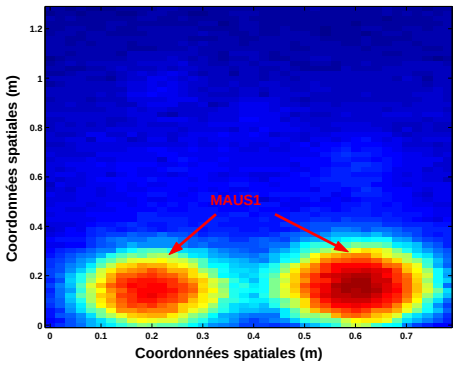

FIG. 5.26: Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 4.

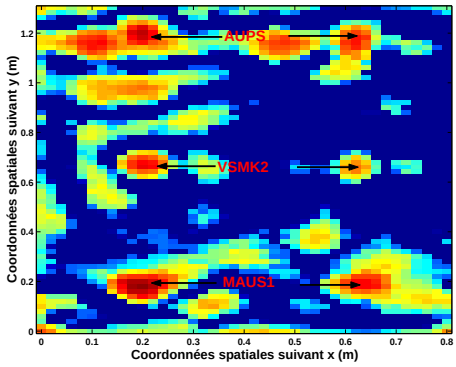

FIG. 5.27: Somme des Cscans filtrés pour le scénario 4.

tection est vraie lorsque le centre de l'ellipse qui la modèlise est situé à l'intérieur du cercle représentant la position réelle d'une mine. Le taux de fausse alarme est déterminé par le nombre de fausses alarmes par mètre carré.

Le taux de détection du détecteur de métal pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 56.6% pour les dix scénarios de mesure sélectionnés et le taux de fausse alarme est nul. Sur 39 mines plastique, seules 13 mines sont détectées. Les tableaux 5.9, 5.10 et 5.11 permettent d'étudier en détail les capacités du détecteur de métal à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

TAB. 5.9: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	0%	68.42%	0%

TAB. 5.10: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	0%	66.6%	-
Sable	100%	0%	71.43%	0%

TAB. 5.11: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	0%	100%	0%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	0%	75%	0%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	0%	0%	0%

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Les mines plastique

de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection de 66.6% dans un sol constitué de terre et de 71.43% dans un sol constitué de sable. On remarque que leur taux de détection varie en fonction de la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Lorsqu'elles sont posées ou affleurantes, le taux de détection des mines est de 100%, alors que ce même taux est de 75% lorsqu'elles sont enfouies entre 1 et 5 cm. Cependant, aucune des mines VSMK2 enfouies à plus de 5 cm n'est détectée. De même, les taux de détection des mines de type AUPS et VAR40, dont le contenu métallique est très faible, sont nuls. Ainsi, le détecteur de métal se montre inefficace pour la détection des mines de type VAR40 et AUPS et pour les mines de type VSMK2 enfouies à plus de 5 cm.

Le principal avantage du GPR sur le détecteur de métal est qu'il permet d'enregistrer les réponses des mines plastique mais également de fournir une information sur les temps de réponses des objets enfouis, grâce aux données Bscan. Cette dernière, pourra être utilisée par la suite en vue de l'estimation de la profondeur des cibles.

5.5 Conclusion

Le calcul des taux de détection du GPR et des courbes COR à partir des données Bscan et Cscan réelles, issues de dix scénarios de mesure, a permis de mettre en évidence les capacités des méthodes de détection proposées, à extraire de l'information relative à la présence d'objets enfouis. Le taux de détection des mines plastique, obtenu pour chacune de ces deux méthodes, est en effet nettement supérieur à celui obtenu par un détecteur de métal. Les mesures du contrastes $I_1(l)$ et $\tilde{I}_2(t)$, présentées dans le chapitre 3, s'avère être de bons indicateurs de la présence d'objets dans les données Bscan. Ils permettent de détecter respectivement les positions spatiales des objets suivant la direction des mesures et leurs réponses temporelles. Les ellipses de détection, obtenues par la méthode de détection pour les données Cscan, s'avèrent également être de bons indicateurs de la présence d'objet. Elles permettent de délimiter avec une bonne précision les réponses spatiales des objets enfouis. Cependant, pour que ces deux méthodes de détection soient efficaces, il est nécessaire que le contraste de permittivité diélectrique entre le sol et l'objet soit suffisamment grand. En effet, c'est l'importance du contraste entre la permittivité du sol et celle de l'objet à détecter qui détermine l'intensité de la réflexion des ondes radar à l'interface entre le sol et l'objet. De même, il faut que le sol soit peu conducteur puisque la conductivité électrique est responsable de l'atténuation des ondes électromagnétiques dans le milieu de propagation. Ainsi, plus le milieu est conducteur, plus l'atténuation est importante et plus faible est la profondeur de pénétration des ondes dans le milieu. Il est également important de noter que les indicateurs de présence obtenus pour les deux méthodes proposées ne permettent pas de classifier les objets, puisqu'aucune information sur la nature des objets n'est directement obtenue. Il faudrait mettre en place une procédure d'estimation des paramètres physiques du sol pour pouvoir déterminer le type d'objet détecté mais également pour diminuer le nombre de fausses alarmes. En effet, les variations de paramètres physiques du sol comme par

exemple, la rugosité du sol ou encore des variations localisées de la teneur en eau du sol peuvent engendrer de fausses alarmes.

Conclusion générale

Les travaux de ce mémoire ont tenté d'apporter des solutions au problème de la détection et de la localisation des mines antipersonnel dans les données de type Bscan et Cscan enregistrées par un GPR.

Dans un premier temps, la problématique liée à la détection d'objets enfouis à faibles profondeurs dans les données GPR a été présentée. Pour détecter de manière efficace les mines antipersonnel, une étape de prétraitement des données visant à réduire le clutter, s'est ainsi avérée indispensable. Deux filtres numériques ont été proposés pour réduire le clutter respectivement sur les données Bscan et Cscan. Le filtre adapté aux données Bscan a été construit de façon à filtrer les bandes horizontales modélisant le clutter, tout en préservant les hyperboles modèlisant les réponses des mines sur ces données. Le filtre adapté aux données Cscan a, quant à lui, été construit de façon à filtrer les bandes horizontales ou verticales modélisant le clutter, tout en préservant les disques ou ellipses modélisant les réponses des mines sur ces données. Une analyse comparative des spectres approchés du clutter et d'une signature de mine a été réalisée, pour chaque type de donnée, afin de mettre en évidence les composantes fréquentielles du clutter qui peuvent être éliminées, sans pour autant apporter des distorsions significatives aux signaux provenant des mines. A partir de ces résultats, les gabarits de deux filtres numériques, de type passe haut, pour la réduction de clutter respectivement sur les données Bscan et Cscan ont été construit. Une procédure a ensuite été mise en place pour chacun de ces deux filtres de façon à régler automatiquement leurs paramètres. L'ensemble des résultats de simulation à partir de données Bscan et Cscan synthétiques ou réelles montre l'efficacité des filtres conçus pour réduire le clutter. Les performances des deux filtres ont également été comparées à celles d'autres filtres. Il s'avère que nos filtres permettent d'obtenir de meilleurs compromis en terme de réduction de clutter et protection des signatures des mines.

Dans un second temps, on s'est intéressé à la détection des positions des mines sur des données Bscan et Cscan. Une nouvelle méthode de détection, basée sur une technique de détection de ruptures non paramétrique, a été proposée afin de localiser automatiquement les réponses des mines antipersonnel sur des données Bscan. La première étape de la méthode consiste à rechercher les ruptures spatiales suivant la direction des mesures l afin de détecter les positions horizontales des mines dans la donnée Bscan considérée. A chaque position l, la mesure de dissimilarité $I_1(l)$ entre les ensembles d'observation

du passé immédiat x_1 et du futur immédiat x_2, constitués respectivement de m_1 et m_2 colonnes du Bscan, est calculée. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que l'indice $I_1(l)$ est plus grand que le seuil de détection η_l déterminé de manière expérimentale. Un objet enfoui est caractérisé par deux ruptures proches suivant l qui indiquent les limites de l'objet dans le Bscan et par conséquent les positions horizontales où il se situe. La deuxième étape de la méthode consiste à rechercher les ruptures suivant t afin de détecter les temps de réponse des mines. Pour cela, il est nécessaire de réduire préalablement le clutter afin d'éviter de détecter les bandes du clutter. Le filtre numérique adapté aux données Bscan conçu dans le chapitre 2 est utilisé pour la réduction du clutter. Ensuite, en fonction du nombre d'objets détectés dans le Bscan à l'étape 1, la donnée Bscan filtrée est divisée en sous-Bscans de sorte que chaque sous-Bscan ne contient la réponse que d'un seul objet. A chaque instant t, la nouvelle mesure du contraste $\tilde{I}_2(t)$ entre deux ensembles d'observations x_1, x_2 constitués respectivement de m_1 et m_2 lignes du sous-Bscan est calculée. Les ruptures temporelles sont détectées chaque fois que l'indice $\tilde{I}_2(t)$ est plus grand qu'un seuil η_t, déterminé expérimentalement. Les résultats de simulation sur des données Bscan synthètiques ou réelles ont montré que cette méthode était efficace pour la détection de mines antipersonnel dont le contenu métallique est faible. Les mesures de contraste $I_1(t)$ et $\tilde{I}_2(t)$ constitue ainsi de nouveaux indicateurs de la présence d'objet dans les données Bscan. La méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Cscan consiste à détecter les disques dans une donnée Cscan, obtenue en sommant toutes les données Cscan prétraitées, issues d'un même scénario de mesure. Le prétraitement des données Cscan consiste à appliquer le filtre numérique adapté aux données Cscan, conçu dans le chapitre 2, afin de réduire le clutter et à réaliser un seuillage en amplitude afin d'éliminer quelques résidus de clutter. Les ellipses de détection résultant de la méthode d'extraction et de filtrage morphologique des contours fermés s'avèrent également être de bons indicateurs de la présence d'objets. Elles permettent de localiser les positions spatiales des mines.

Enfin, les méthodes de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan et Cscan ont été testées à partir des données Bscan et Cscan réelles issues de dix scénarios de mesure de la campagne MACADAM. Les performances des deux méthodes ont été évaluées par le calcul des taux de détection et de fausse alarme ainsi que par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception. Le taux de détection du GPR pour les mines de faible contenu métallique s'avère être nettement supérieur à celui obtenu par un détecteur de métal.

La méthode de détection pour les données Bscan permet de fournir également les temps de réponses des objets enfouis. Cette information peut s'avérer être utile en vue de l'étape de classification. En effet, les nouveaux indicateurs de présence d'objet, c'est à dire les mesures de contraste $I_1(t)$ et $\tilde{I}_2(t)$ et les ellipses de détection, permettent de localiser précisément les objets enfouis dans les données GPR cependant, ils ne permettent pas de discriminer les différents objets. Ainsi, une étape d'estimation des paramètres physiques du sol et des objets détectés peut s'avérer être utile pour l'identification des objets détectés. Ceci constitue un nouvel axe de recherche. L'intégration de nos méthodes de détection dans un système multicapteur peut également être étudiée par la suite.

Annexe A

Les mines antipersonnel

Les mines antipersonnel sont réparties en quatre sous-catégories selon la façon d'infliger les blessures. Plus de 360 modèles ont étés créés.

1. **Les mines à effet de souffle**

   Elles sont principalement conçues pour amputer les membres inférieures des victimes. Le déclenchement se fait par pression directe sur la mine (comprise entre 1 et 7 kg). Elles ont une action locale.

2. **Les mines à fragmentation**

   Elles sont conçues pour tuer ou blesser une ou plusieurs personnes. Le déclenchement se fait par pression ou par traction du ou des fils pièges. Les fragments métalliques provenant de l'enveloppe de la mine sont projetés selon un angle de 360°, provoquant la mort dans un rayon de 4 m et de graves blessures bien au-delà.

3. **Les mines bondissantes**

   Lorsque la mine est déclenchée, une première charge explosive soulève la mine à environ 1.50 m du sol, puis la charge principale explose. Les billes ou les éclats métalliques contenus dans la mine sont alors projetés dans un rayon minimum de 25 m et selon un angle de 360°, provoquant la mort jusqu'à 35 m ou plus, et de graves blessures au-delà de 100 m.

4. **Les mines à effet dirigé**

   Les billes ou les éclats métalliques contenus dans la mine sont projetés selon un angle horizontal de 60° et sur 2 m de hauteur, provoquant des lésions graves, voire mortelles, jusqu'à une distance de 50 m.

Les photographies de plusieurs mines antipersonnel appartenant à ces catégories sont représentées sur la figure A.1.

FIG. A.1: Les différentes sous-catégories de mines antipersonnel. Les photos des mines sont issues de [Mas04].

La figure A.2 indiquent la répartition des mines antipersonnel dans le monde ainsi que les pays ayant signés ou non la Convention sur l'interdiction des mines.

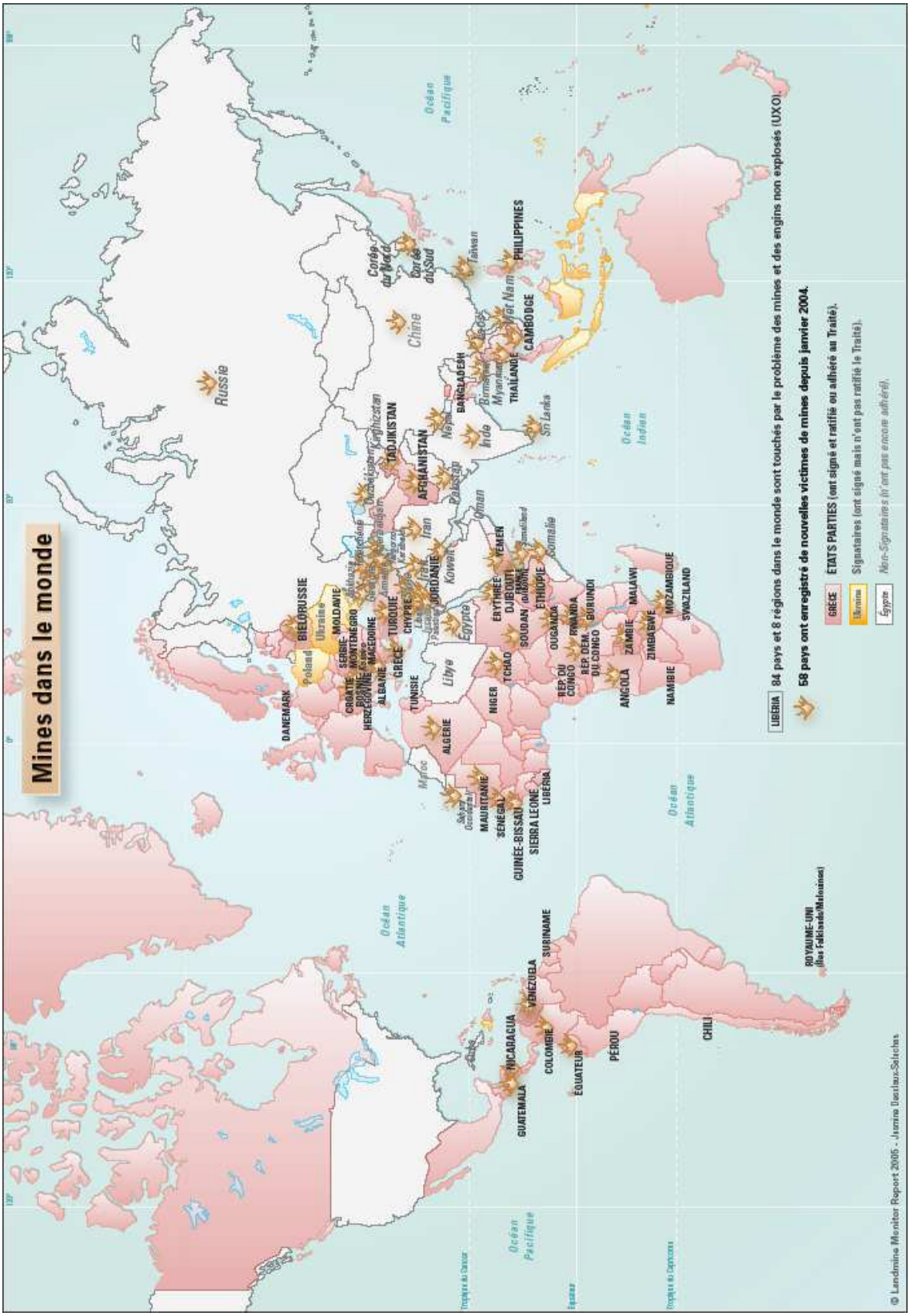

FIG. A.2: Répartition des mines dans le monde. Cette carte est issue de [Des05]

Annexe B

Données MACADAM

Le projet MACADAM, à l'initiative de la Commission Européenne, a permis de créer une base de données multicapteurs, afin de soutenir le programme européen de recherche et développement sur le déminage humanitaire, voir [Dea01a]. L'enregistrement des données MACADAM a été réalisé par THALES, au Joint Research Centre de la Commission Européenne à Ispra en Italie, du 17 Août au 11 Septembre 1998. Le système multicapteur utilisé comporte quatre capteurs : un GPR, une caméra infrarouge, un détecteur de métal et un radiomètre. Ces capteurs ont été utilisés au dessus de différents types de sol dans lesquels plusieurs mines antipersonnel ont été enfouies. La figure B.1 montre un des scénarios d'essais pour l'enregistrement des données MACADAM. Ces dernières sont la propriété de la Commission Européenne.

Fig. B.1: Scenario d'essais pour l'enregistrement des données MACADAM. Plusieurs mines antipersonnel ont été enfouies à différentes profondeurs dans un sol constitué de terre.

Le travail de cette thèse portant sur l'analyse et le traitement des données GPR, seules les principales caractèristiques de ce radar sont décrites dans le paragraphe suivant. Des informations relatives aux autres capteurs peuvent être trouvées dans [Dea01a].

B.1 Caractéristiques du GPR

Le GPR est un modèle standard Mk1 SPRscan, développé par ERA Technology, avec un logiciel spécifique de THALES permettant l'acquisition d'un Ascan à chaque position du radar. Celui-ci possèdent deux antennes dipôlaires dont l'une est émettrice et l'autre réceptrice. Le radar émet, à une fréquence de 1 MHz, un court pulse électromagnétique. La fréquence centrale du pulse est de 1 GHz et la puissance du pic de 17 W. Pour chaque mesure, 10 échantillons analogiques sont moyennés puis numérisés par un convertisseur 16 bits analogique/numérique fonctionnant à 100 KHz. La période d'échantillonage est de 50 ps et chaque Ascan contient jusqu'à 256 échantillons.

B.2 Description des mines antipersonnel

Quatre types de mines antipersonnel réelles ont été utilisés dans les différents scénarios d'essais de la campagne MACADAM : les mines Tecnovar-MAUS1, Valsella VSMK2, Tecnovar AUPS et Tecnovar VAR40. La figure B.2 présente une photographie de chacune de ces mines. Les principales caractéristiques des ces quatre mines antipersonnel sont données dans le tableau B.1.

TAB. B.1: Caractéristiques des mines antipersonnel [Jan97]

Nom	Forme	Taille (mm)	Explosif	Boîtier	contenu métallique
MAUS1	Cylindre plat	ø= 89 $h = 46$	T4	Plastique, acier et néoprène	Grand
VSMK2	Cylindre plat	ø= 90 $h = 32$	RDX/Wax	Plastique	Faible
AUPS	Cylindre plat	ø= 102 $h = 36$	Composition B	Plastique ou Bakélite	Très faible
VAR40	Cylindre plat	ø= 78 $h = 45$	T4	Résine	Presque nul

L'analyse de ce tableau montre que ces quatre mines ont la même forme et approximativement la même taille. Cependant, le contenu métallique de ces mines n'est pas le même. De ce fait, elles ne sont pas détectées de la même façon par les différents capteurs. Par example, les mines AUPS et VAR40, dont le contenu métallique est très faible, sont difficilement détectables par un capteur tel que le détecteur de métal à l'inverse des mines MAUS1. Concernant le GPR, Thalès à réaliser des mesures à l'aide d'un GPR portable, afin d'estimer les distances pour lesquelles ce radar est capable de détecter chacune des quatre mines. Les résultats sont donnés dans le tableau B.2.

FIG. B.2: Photographies des mines antipersonnel Tecnovar-MAUS1 (en haut à gauche), Valsella VSMK2 (en haut à droite), Tecnovar AUPS (en bas à gauche) et Tecnovar VAR40 (en bas à droite). Les photographies sont issues de [Dea01b].

TAB. B.2: Détectabilité des mines antipersonnel par un GPR [Dea01a]

Nom	Distance GPR - mine
MAUS1	0 - 30 cm
VSMK2	0 - 15 cm
AUPS	0 - 10 cm
VAR40	0 - 2 cm

Ainsi, le GPR est capable de détecter les quatre types de mines antipersonnel contrairement au détecteur de métal. Cependant, en ce qui concerne les mines de type VAR40 dites "mines plastiques", seules les mines posées sur le sol ou affleurantes pourront être détectées par le GPR. Outre le contenu métallique des mines, pour avoir une bonne détectabilité des mines, il faut que le contraste de permittivité diélectrique entre le sol et ces mines soit suffisamment élevé.

B.3 Description des scenarios d'essais

Vingt scénarios distincts ont été définis par Thalès. La zone d'essais se situe à l'intérieur d'une bande rectangulaire de 29 mètres de long sur 6 mètres de large. L'Aire d'essais contient trois zones principales :

- une zone de 12 m $\times$ 6 m de sol agricole propre.
- une zone de 8 m $\times$ 6 m de sol sableux propre.
- une zone de 9 m $\times$ 6 m de terrain existant sur place.

Un sol est qualifié de "propre" lorsqu'il ne contient pas de fausses cibles, quelles soient naturelles ou non. Des mesures ont pu établir que le terrain existant comportait environ une fausse cible par mètre carré. La disposition des différents scénarios, le long de la ligne de mesure, est représentée sur la figure B.3.

Les mesures sont effectuées à l'aide d'un système portable multicapteur de Thalès. Celles-ci sont réalisées à l'aide d'un banc de mesure afin d'obtenir des données parfaitement enregistrées. Ce banc permet de sonder pour chaque scénario une aire de terrain de 1 m $\times$ 1.5 m, avec un pas de 2 cm dans les deux directions. Ainsi, pour chaque scenario on obtient un total de 3750 Ascans ($N_x = 50 \times N_y = 75$).

Parmi les vingts scenarios existant, 10 scénarios ont été retenus en vue des différentes simulations nécessitant des données réelles. (Les scenarios ne comportant pas de mines antipersonnel ont été écartés.) Les scenarios sélectionnés sont tels que pour chacun d'entre eux, plusieurs mines antipersonnel ont été enfouies à différentes profondeurs. D'un scénario à l'autre, la nature du terrain ainsi que celles des mines changent. Les différents scénarios sont décrits sur la figure B.4. Pour les scénarios 2, 3 et 4 le sol est constitué d'une terre agricole propre dans laquelle des mines de type MAUS1, VSMK2 et

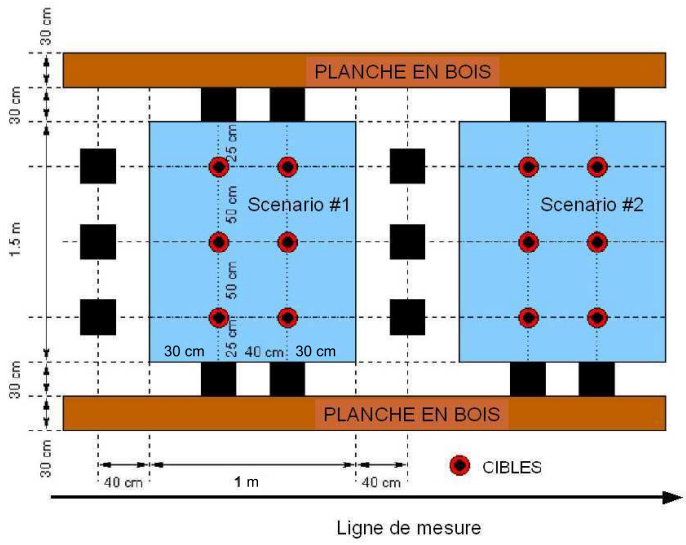

FIG. B.3: Disposition des scénarios le long de la ligne de mesure.

AUPS ont été enfouies. Les scénarios 7 et 8 sont respectivement identiques aux scénarios 2 et 3, seule la nature du sol change, il s'agit d'un sol sableux propre. Le scénario 9 contient uniquement des mines de type VAR40 enfouies ou posées dans du sable propre. Dans les scenarios 11, 12 et 13, des mines MAUS1, VSMK2 et AUPS ont été placées dans un terrain existant. Enfin, dans le scenario 17, des mines ainsi que des morceaux de métal ont été enfouis dans un sable provenant de Mozambie afin de créer un scenario proche de la réalité.

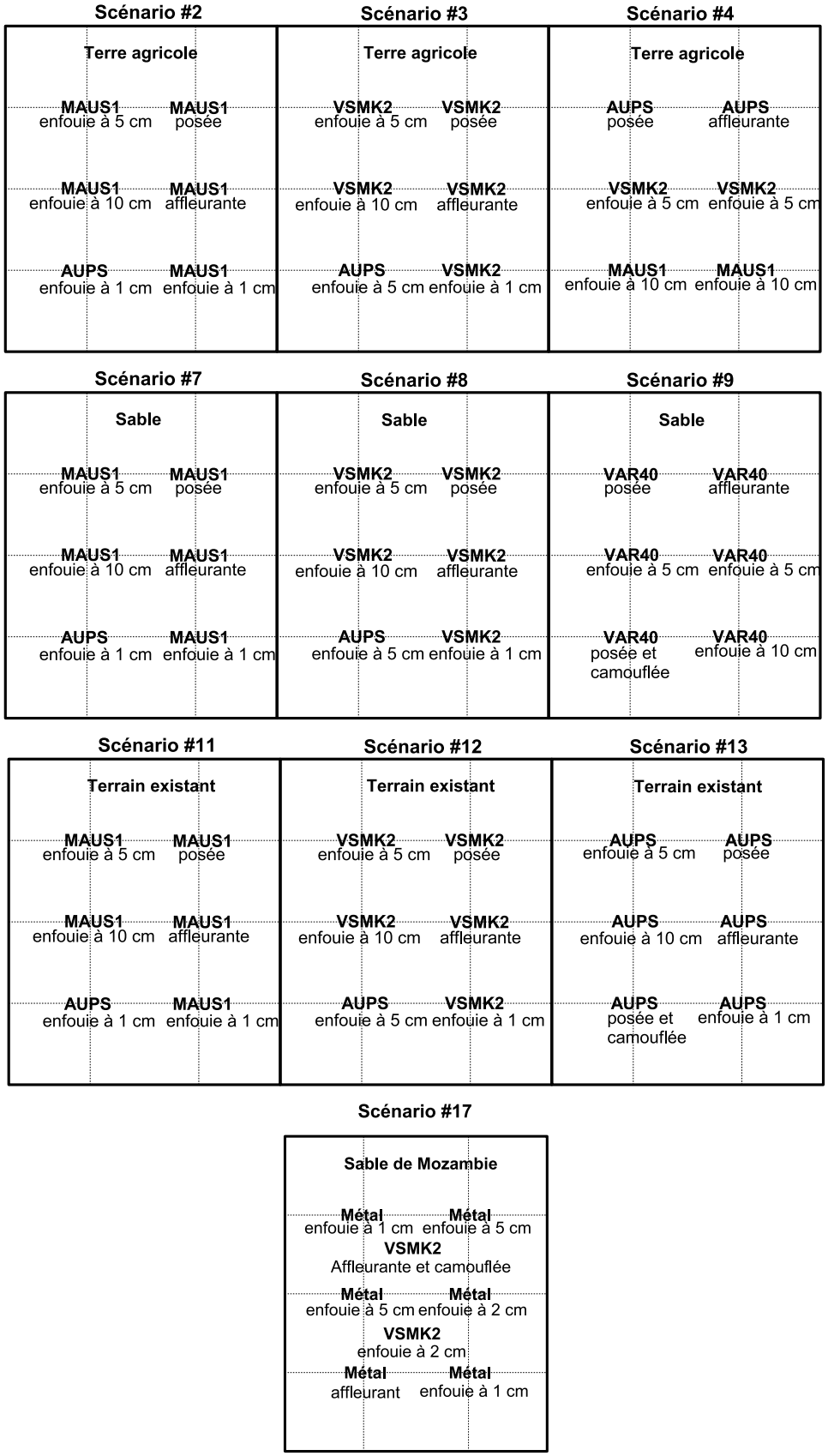

FIG. B.4: Configuration des différents scénarios. Pour chaque scénario, la configuration de pose des mines, le type de mines ainsi que la nature du terrain sont donnés.

Annexe C

Résultats de simulations

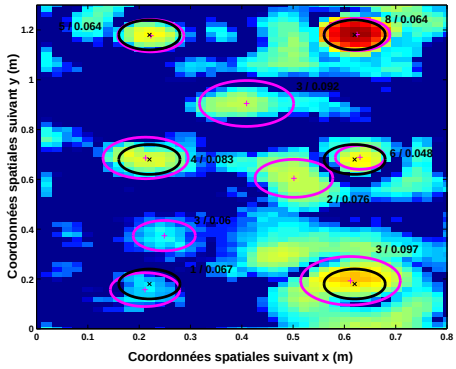

FIG. C.1: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 2. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

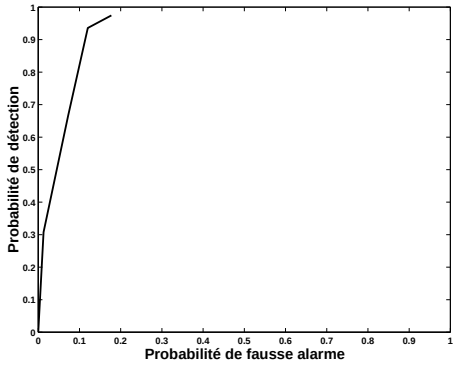

FIG. C.2: Courbe COR pour le scénario 2.

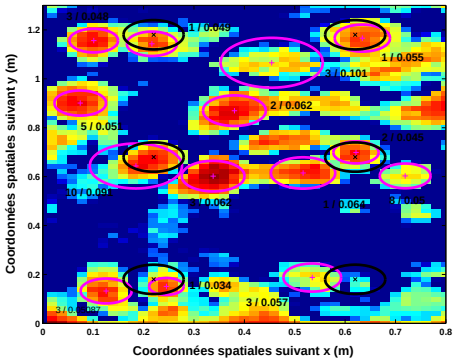

FIG. C.3: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 3. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

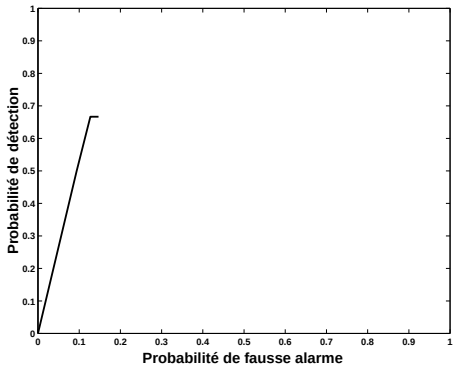

FIG. C.4: Courbe COR pour le scénario 3.

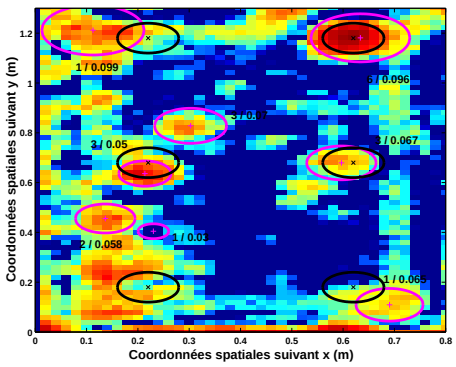

FIG. C.5: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 8. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

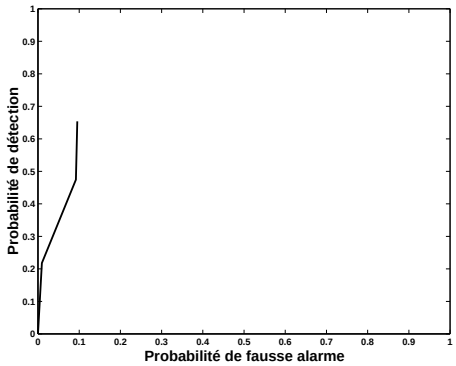

FIG. C.6: Courbe COR pour le scénario 8.

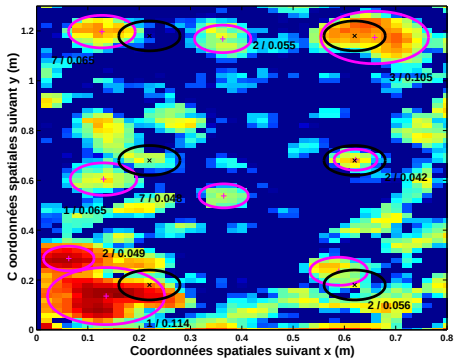

FIG. C.7: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 9. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

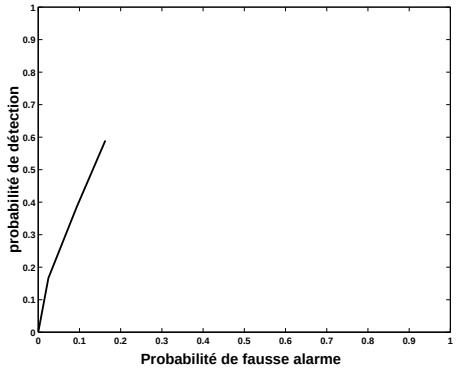

FIG. C.8: Courbe COR pour le scénario 9.

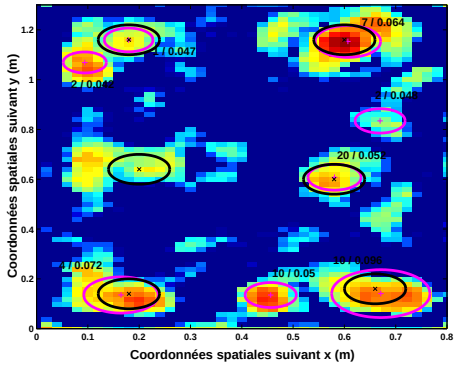

FIG. C.9: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 12. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

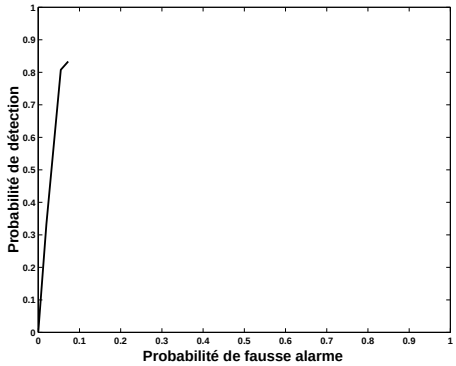

FIG. C.10: Courbe COR pour le scénario 12.

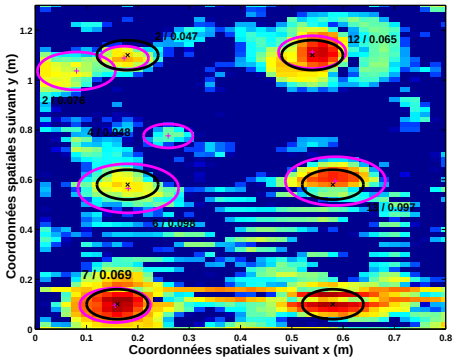

FIG. C.11: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 13. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

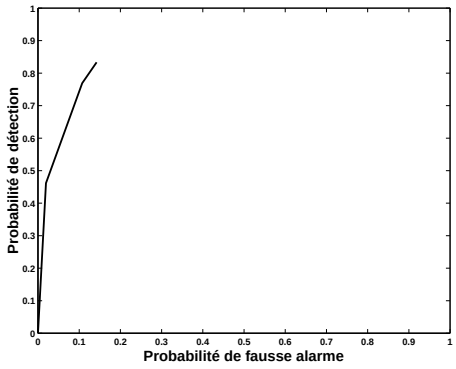

FIG. C.12: Courbe COR pour le scénario 13.

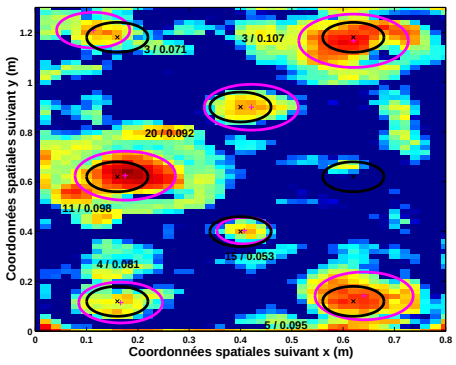

FIG. C.13: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 17. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

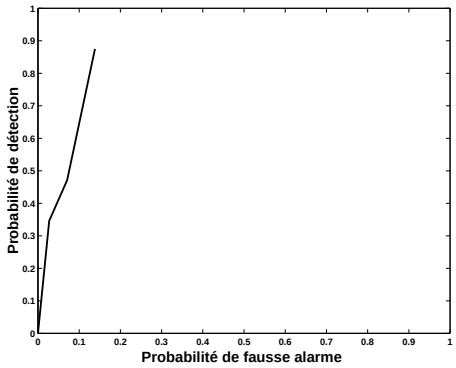

FIG. C.14: Courbe COR pour le scénario 17.

Annexe D

Rappels méthodologiques

D.1 Décomposition en valeurs singulières

Théorème D.1.1 *Pour toute matrice* $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m\times n}$ *il existe deux matrices unitaires* $\mathbf{U} = [\mathbf{u_1} \ \cdots \ \mathbf{u_m}] \in \mathbb{C}^{m\times m}$ *et* $\mathbf{V} = [\mathbf{v_1} \ \cdots \ \mathbf{v_n}] \in \mathbb{C}^{n\times n}$ *pour lesquelles on a :*

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H = \sum_{i=1}^{p} \sigma_i \ \mathbf{u_i} \ \mathbf{v_i}^H \tag{D.1}$$

où ^{H} *dénote l'opérateur Hermitien et* $\mathbf{\Sigma}$ *la matrice pseudo-diagonale de taille* $m \times n$ *de structure suivante :*

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{pmatrix} \mathbf{D} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \tag{D.2}$$

avec $\mathbf{D} = \mathsf{diag}(\sigma_1, \ \sigma_2, \ \cdots, \ \sigma_p)$ *une matrice diagonale de taille* $p \times p$ *et* σ_i, $i = 1 \ \cdots p$, *les nombres positifs réels ordonnés tels que* $\sigma_1 \geq \ \sigma_2 \geq \ \cdots \geq \ \sigma_p > \ 0$. *Les éléments* σ_i, $i = 1 \ \cdots p$, *sont dénommés valeurs singulières. Les vecteurs* $\mathbf{u_i}$, $i = 1 \ \cdots p$, *sont appelés vecteurs singuliers gauches et les vecteurs* $\mathbf{v_i}$, $i = 1 \ \cdots p$, *sont appelés vecteurs singuliers droits.*

Soit $\mathbf{A}$ une matrice décomposée en valeurs singulières d'après la relation (D.1). Notons que $\mathbf{A}^H = \mathbf{V}\mathbf{\Sigma}^H\mathbf{U}^H$, $\mathbf{U}^H\mathbf{U} = \mathbf{I}$ et $\mathbf{V}^H\mathbf{V} = \mathbf{I}$, il vient :

$$\mathbf{A}^H\mathbf{A} = \mathbf{V}(\mathbf{\Sigma}^H\mathbf{\Sigma})\mathbf{V}^H, \quad \mathbf{A}\mathbf{A}^H = \mathbf{U}(\mathbf{\Sigma}\mathbf{\Sigma}^H)\mathbf{U}^H \tag{D.3}$$

et

$$\mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{v_i} = \sigma_i^2\mathbf{v_i}, \quad \mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{u_i} = \sigma_i^2\mathbf{u_i}, \quad \text{pour } i = 1 \ \cdots p \tag{D.4}$$

Ainsi, une matrice $\mathbf{A}$ décomposée en valeurs singulières admet les propriétés suivantes :

- Les colonnes de $\mathbf{U}$ sont les vecteurs propres de la matrice Hermitienne $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ de taille $m \times m$.

- Les colonnes de $\mathbf{V}$ sont les vecteurs propres de la matrice Hermitienne $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ de taille $n \times n$.
- Les matrices $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ et $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ possèdent les mêmes valeurs propres $\sigma_i^2, i = 1 \cdots p$. Par conséquent, les valeurs singulières de $\mathbf{A}$ sont les racines carrées positives des valeurs propres non nulles des matrices $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ et $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$.
- Le rang de la matrice $\mathbf{A}$ est égal au nombre de valeurs singulières non nulles de $\mathbf{A}$. Ainsi, rang($\mathbf{A}$)=p.
- Le produit extérieur $\mathbf{u_i}\ \mathbf{v_i}^H$, $i = 1 \cdots p$, est une matrice de rang 1.

La décomposition en valeurs singulières de la matrice $\mathbf{A}$ revient à décomposer $\mathbf{A}$ en une somme pondérée (par les valeurs singulières σ_i) de matrices de rang 1 orthogonales entre elles.

D.2 La transformée bilinéaire

La transformée bilinéaire, définie dans [OS75], permet de passer d'une fonction de transfert $H_a(s)$ d'un filtre analogique à la fonction de transfert $H_n(z)$ d'un filtre numérique. La transformation bilinéaire établit une bijection entre la partie du plan complexe en s telle que $Re(s) < 0$ et la partie du plan complexe en z telle que $|z| < 1$, elle est définie par la relation suivante :

$$H_n(z) = H_a(s = \frac{2}{T_s}\frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}) \tag{D.5}$$

avec z un nombre complexe tel que $z = e^{j\omega}$ où $\omega = \frac{2\pi f_n}{f_s}$ dénote la pulsation numérique réduite, f_n la fréquence numérique et $f_s = \frac{1}{T_s}$ la fréquence d'échantillonnage.

L'amplitude de la réponse fréquentielle est inchangée par transformation bilinéaire. Seules les fréquences changent, la pulsation numérique ω et la pulsation analogique Ω sont liées par la relation non linéaire suivante :

$$\omega = 2\arctan(\frac{\Omega T_s}{2}) \tag{D.6}$$

De même, la fréquence numérique f_n et la fréquence analogique f_a sont liées par la relation suivante :

$$f_n = \frac{f_s}{\pi}\arctan(\frac{\pi f_a}{f_s}) \tag{D.7}$$

Grâce à cette relation on peut passer directement de la réponse en fréquence d'un filtre analogique à la réponse en fréquence d'un filtre numérique.

Le gabarit du filtre numérique adapté aux données Bscan peut donc être obtenu en utilisant la relation (D.7).

D.3 La transformée de Fourier d'une ellipse

La réponse fréquentielle d'une ellipse, dénotée $I_s(\nu_x, \nu_y)$ s'écrit :

$$I_s(\nu_x, \nu_y) = \int_0^a \int_0^{2\pi} e^{-2i\pi\nu_x(r\cos(\theta)+x_0)} e^{-2i\pi\nu_y(\frac{b}{a}r\sin(\theta)+y_0)} r dr d\theta \tag{D.8}$$

Le changement de coordonnées suivant est ensuite effectué :

$$\begin{cases} \nu_x & = & k_r\cos(k_\theta) \\ (\frac{b}{a})\nu_y & = & k_r\sin(k_\theta) \end{cases} \tag{D.9}$$

Il vient :

$$\begin{aligned} I_s(k_r, k_\theta) &= e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \int_0^a \int_0^{2\pi} e^{-2i\pi k_r r(\cos(\theta)\cos(k_\theta)+\sin(\theta)\sin(k_\theta))} r dr d\theta \\ &= e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \int_0^a \int_0^{2\pi} e^{-2i\pi k_r r(\cos(\theta-k_\theta))} r dr d\theta \\ &= e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \int_0^a \int_{-k_\theta}^{2\pi-k_\theta} e^{-2i\pi k_r r(\cos(\alpha))} r dr d\alpha \\ &= e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \int_0^a \left[\int_0^{2\pi} e^{-2i\pi k_r r(\cos(\alpha))} d\alpha\right] r dr \end{aligned} \tag{D.10}$$

Soit $J_0(z)$ la fonction de bessel de première espèce d'ordre zéro définie par :

$$J_0(z) = \frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} e^{iz\cos(\alpha)} d\alpha \tag{D.11}$$

On note que cette fonction est telle que : $J_0(z) = J_0(-z)$. La réponse fréquentielle d'une ellipse s'écrit alors :

$$I_s(k_r) = e^{-2i\pi k_r(\cos(k_\theta)x_0+\frac{a}{b}\sin(k_\theta)y_0)} \left[2\pi\int_0^a J_0(2\pi k_r) r dr\right] \tag{D.12}$$

La propriété suivante est utilisée par la suite :

$$\int_0^u v J_0(v) dv = u J_1(u) \tag{D.13}$$

Soit $v = 2\pi k_r r$ et $dv = 2\pi k_r dr$, l'amplitude du spectre d'une ellipse s'écrit finalement :

$$|I_s(k_r)| = \frac{a}{k_r}\,|J_1(2\pi k_r a)| \tag{D.14}$$

avec $k_r = \sqrt{\nu_x^2 + (\frac{b}{a})^2 \nu_y^2}$ et $J_1(z)$ la fonction de bessel de première espèce d'ordre 1 définie par :

$$J_1(z) = \frac{1}{2i\pi} \int_0^{2\pi} e^{iz\cos(\alpha)} \cos(\alpha) d\alpha \tag{D.15}$$

Liste des tableaux

1.1 Récapitulatif des méthodes de réduction de clutter pour les données Bscan 33
1.2 Equations du filtre Kalman sous l'hypothèse H_0 et sous l'hypothèse H_1 . 41

2.1 Différents types de fenêtre et leurs caractéristiques 55
2.2 Paramètres de simulation 58
2.3 Paramètres de simulation 59
2.4 R_c, R_s et R_b pour les différents filtres. 63
2.5 Paramètres de simulation 76
2.6 R_c et R_m pour les différents filtres. 80

3.1 Paramètres de simulation 107
3.2 Paramètres de simulation 110
3.3 Paramètres de la méthode pour le Bscan de la figure 3.15 111
3.4 Paramètres de la méthode pour les données Bscans réelles. 113

4.1 Taux de détection et de fausse alarme pour les scénarios 4 et 11. 133

5.1 Taux de détection pour différents scénarios de la campagne MACADAM. 137
5.2 Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés. 138
5.3 Taux de détection des mines en fonction du type de sol. 138
5.4 Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose. . . 138
5.5 Taux de détection et de fausse alarme pour différents scénarios. 149
5.6 Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés. 149
5.7 Taux de détection des mines en fonction du type de sol. 149
5.8 Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose. . . 149
5.9 Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés. 154
5.10 Taux de détection des mines en fonction du type de sol. 154
5.11 Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose. . . 154

B.1 Caractéristiques des mines antipersonnel [Jan97] 164
B.2 Détectabilité des mines antipersonnel par un GPR [Dea01a] 166

Liste des algorithmes

1 : Algorithme de détection de ruptures à noyaux (KCD) [DDD05] 100
2 : Algorithme de détection des positions horizontales d'un objet enfoui. . 102
3 : Algorithme de détection des temps de réponse d'un objet enfoui. 104

Table des figures

1.1 Représentation schématique des données Ascan, Bscan et Cscan. 9
1.2 Données Ascan et Bscan réelles enregistrées par un GPR. 9
1.3 Illustration d'une série de mesure réalisée par un GPR. Cette figure est issue de [DA89]. 10
1.4 Données Ascan enregistrées par un GPR au dessus du scénario représenté sur la figure 1.3. Cette figure est issue de [DA89]. 10
1.5 Donnée Cscan réelle enregistrée par un GPR. 11
1.6 Donnée Ascan réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène 12
1.7 Donnée Ascan réelle enregistrée au dessus d'une mine MAUS1 enfouie à 5cm 12
1.8 Choix du seuil T_s pour deux Ascans provenant d'un même Bscan. 13
1.9 Donnée Ascan réelle de la figure 1.7 14
1.10 Clutter et modèle du clutter de l'Ascan figure 1.9 14
1.11 Erreur d'estimation 14
1.12 Ascan après soustraction du modèle du clutter. 14
1.13 Donnée Bscan réelle. L'Ascan de la figure 1.7 est représenté par le trait vertical. 17
1.14 Donnée Ascan de la figure 1.7 après soustraction du prédicteur du clutter. 17
1.15 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 18
1.16 Interprétation du 2ème Bscan singulier issu de la décomposition en valeurs singulières du Bscan représenté sur la figure 1.15. Le produit extérieur $\mathbf{u_2}\ \mathbf{v_2}^T$ décrit le comportement de la forme d'onde contenue dans le vecteur $\mathbf{u_2}$ pour les différentes positions du GPR, l'information spatiale étant contenue dans le vecteur $\mathbf{v_2}$. dx dénote la fréquence d'échantillonage spatiale suivant x et $\mathbf{v_{2j}}$ la j-ième composante du vecteur $\mathbf{v_2}$. 19
1.17 Décomposition du Bscan de la figure 1.15 par SVD 21
1.18 Valeurs singulières associées aux p Bscans singuliers. 22
1.19 Estimée de la donnée Bscan de la figure 1.15 : $\hat{\mathbf{Y}} = \sum_{i=1}^{6} \sigma_i\ \mathbf{u_i}\ \mathbf{v_i}^T$ . . . 22
1.20 Estimée de la matrice $\mathbf{C}$ du Bscan représentée figure 1.15 :$\mathbf{Y}_c = \sum_{i=2}^{6} \sigma_i\ \mathbf{u_i}\ \mathbf{v_i}^T$. 22
1.21 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 22
1.22 Décomposition du Bscan2 par SVD 24
1.23 Valeurs singulières issus de la décomposition du Bscan représenté figure 1.21. 24
1.24 Estimée de la matrice $\mathbf{C}$: $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=3}^{6} \sigma_i\ \mathbf{u_i}\ \mathbf{v_i}^T$ du Bscan représenté figure 1.21. 24

1.25 Réponse fréquentielle d'un filtre ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$. 26
1.26 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 26
1.27 Bscan de la figure 1.26 après filtrage ($N_w = 10$). 26
1.28 Donnée Bscan réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène. 27
1.29 Donnée Bscan réelle de la figure 1.28 après réduction de clutter. 27
1.30 Réponse du filtre passe haut en p_n d'ordre 2 avec $\alpha = 0.1$ dans le plan (k, w). 30
1.31 Réponse du filtre passe bande symétrique en d d'ordre 2 avec $\alpha_k = 0.05$ et $\alpha_w = 0.1$ dans le plan (k, w) 31
1.32 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 32
1.33 Bscan de la figure 1.32 après filtrage. 32
1.34 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 32
1.35 Bscan de la figure 1.34 après filtrage. 32

2.1 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. 44
2.2 Zoom effectué sur le Bscan de la figure 2.1. $t_{1,1}$ et $t_{1,2}$ délimitent la première bande de clutter. 44
2.3 Spectre d'amplitude de la première bande de clutter représentée sur les figures 2.1 et 2.2. 46
2.4 Hyperbole modélisant la réponse d'un objet enfoui et ces aymptotes (lignes pointillées). 47
2.5 Spectre d'amplitude approché d'une hyperbole modélisant la réponse d'une mine pour $|\Delta_x| < z_0$ et $\nu = 0$. 49
2.6 Spectres d'amplitude approchés du clutter, d'une hyperbole et du filtre numérique pour $\nu = 0$. 49
2.7 Modélisation de l'hyperbole de la figure 2.4 par 3 segments de droites. . . 50
2.8 Spectre d'amplitude d'un segment de droite modélisant le sommet d'une hyperbole pour $|\Delta_s| = 10$ cm. 51
2.9 Spectres d'amplitude normalisés du clutter et du sommet de l'hyperbole pour $\nu = 0$ ($x_1 = 1$m, $|\Delta_s| = 10$cm). 51
2.10 Spectre d'amplitude d'un segment de droite de pente a_h. 52
2.11 Spectre d'amplitude d'un segment de droite de pente $-a_h$. 52
2.12 Spectres d'amplitude approchés du clutter et des segments de droite modélisant les branches d'une hyperbole pour $\nu = 0$. 52
2.13 Spectres d'amplitude approchés du clutter et des segments de droite modélisant les branches d'une hyperbole pour $\nu \neq 0$. 52
2.14 Gabarit du filtre passe haut numérique adapté aux Bscans. 54
2.15 Spectre d'amplitude du filtre idéal pour $\nu = 0$. 56
2.16 Spectre d'amplitude du filtre réel pour $\nu = 0$. 56
2.17 Donnée synthétique représentant un modèle géométrique d'une donnée Bscan. 57
2.18 Donnée synthétique de la figure 2.17 après filtrage. L'amplitude a été normalisée. 57
2.19 Donnée Bscan simulée par la méthode split step. 58
2.20 Donnée Bscan simulée de la figure 2.19 après filtrage. 58

2.21 Donnée Bscan simulée par la méthode split step. 59
2.22 Donnée Bscan simulée de la figure 2.19 après filtrage. 59
2.23 Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène recouverte d'herbe. . . . 60
2.24 Bscan de la figure 2.23 après filtrage ($N = 5, M = 51$). 60
2.25 Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène. 61
2.26 Bscan de la figure 2.25 après filtrage ($N = 5, M = 51$). 61
2.27 Bscan enregistré au dessus d'une terre homogène. 61
2.28 Bscan de la figure 2.27 après filtrage ($N = 5, M = 51$). 61
2.29 Réponses fréquentielles d'un filtre ACRC pour $N_w = 5, 10, 15$. 62
2.30 Réponses fréquentielles du filtre de déclivité et du filtre adapté. 62
2.31 R_s en fonction de R_c pour les différents filtres. 64
2.32 R_b en fonction de R_c pour les différents filtres. 64
2.33 Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable. 65
2.34 Découpe de la donnée Cscan en 5 rectangles à l'intérieur desquels le clutter est quasiment homogène. 66
2.35 Spectre d'amplitude d'une bande de clutter suivant ν_x pour $L_{i,x} = 1$m et $L_{i,x} = 0.3$m. 67
2.36 Spectre d'amplitude d'un disque de rayon $a = 6$ cm. 69
2.37 Spectres du clutter et du disque suivant k_r 70
2.38 Disque de rayon 10 cm après filtrage. Un quart de l'énergie contenue dans le lobe principale du spectre du disque est éliminé par le filtrage. 71
2.39 Disque de rayon 10 cm après filtrage. La moitié de l'énergie contenue dans le lobe principale du spectre du disque est éliminée par le filtrage. 71
2.40 Spectres du clutter, du disque et du filtre suivant k_r 72
2.41 Donnée Cscan réelle. 75
2.42 Modèle géométrique de la donnée Cscan de la figure 2.41. 75
2.43 Donnée Cscan de la figure 2.42 après filtrage. 75
2.44 Configuration pour la méthode split step. 75
2.45 Donnée Cscan synthétique obtenue par la méthode split step. 76
2.46 Donnée Cscan de la figure 2.45 après filtrage. 76
2.47 Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable. 77
2.48 Donnée Cscan de la figure 2.47 après filtrage. 77
2.49 Donnée Cscan enregistrée au dessus d'une terre recouverte d'herbe. . . . 77
2.50 Donnée Cscan de la figure 2.49 après filtrage. 77
2.51 Donnée Cscan enregistrée au dessus d'une terre recouverte d'herbe. . . . 78
2.52 Donnée Cscan de la figure 2.51 après filtrage. 78
2.53 Donnée Cscan enregistrée au dessus d'un sol constitué de sable. 79
2.54 Donnée Cscan de la figure 2.53 après filtrage. 79
2.55 R_m en fonction de R_c pour les différents filtres ($L_{i,x} = 0.3$ m). 81
2.56 R_m en fonction de R_c pour les différents filtres ($L_{i,x} = 1$ m). 81
2.57 Donnée Cscan de la figure 2.49 après réduction de clutter par un filtre ACRC ($N_w = 5$). 81
2.58 Donnée Cscan de la figure 2.49 après réduction de clutter par un filtre ACRC ($N_w = 10$). 81

2.59 Donnée Cscan correspondant à la somme des données Cscan du scénario 11 traitées individuellement par notre filtre. Un seuillage a été effectué préalablement sur chacune des données Cscan filtrées ($\eta_s = 0.1$). 82
2.60 Donnée Cscan correspondant à la somme des données Cscan du scénario 11 traitées individuellement par un filtre ACRC (N_w=5). Un seuillage a été effectué préalablement sur chacune des données Cscan filtrées ($\eta_s = 0.1$). 82

3.1 Détection de ruptures dans une donnée Bscan synthétique suivant l'axe spatial l. A chaque position horizontale l, deux ensembles d'observations x_1 et x_1 constitués respectivement de m_1 et m_2 Ascans sont construits et une mesure de dissimilarité entre ces deux ensembles, dénotée $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$, est calculée. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que la mesure de dissimilarité $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ est supérieur au seuil η_l. 87
3.2 Détection de ruptures suivant l'axe temporel t, dans la donnée Bscan de la figure 3.1, préalablement traitée par le filtre numérique conçu au chapitre précédent. A chaque position verticale t, deux ensembles d'observations x_1 et x_1 constitués respectivement de m_1 et m_2 lignes du Bscan sont construits et une mesure de dissimilarité entre ces deux ensembles, dénotée $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$, est calculée. Les ruptures temporelles sont détectées chaque fois que la mesure de dissimilarité $D(\mathsf{x}_1, \mathsf{x}_2)$ est supérieur au seuil η_t. 88
3.3 Cadre adopté pour la détection de ruptures en ligne. Les observations de la série étudiée x_a, $a = 1, 2, \ldots$, sont représentées par des cercles suivant a. 89
3.4 Dans l'espace des hypothèses, l'estimée du support de densité R_{x} est le segment de l'hypersphère $\mathcal{S}$ délimité par l'hyperplan séparateur $\mathcal{W}$. L'approche SVM pour l'estimation de la région R_{x} minimise le volume de la boule de $\mathcal{H}$ contentant la plupart des observations de l'ensemble d'apprentissage. Ceci est équivalent à maximiser la distance entre l'hyperplan $\mathcal{W}$ et l'origine $\mathcal{O}$ de $\mathcal{H}$. 94
3.5 Les observations support hors de marge sont à l'extérieur de R_{x}. Les observations support de marge sont situées sur le support de R_{x}. Les observations non support sont à l'intérieur de R_{x}, soit au dessus de l'hyperplan $\mathcal{W}$ de $\mathcal{H}$. 97
3.6 Les estimateurs SV de support de densité permettent de définir deux régions Σ_1 et Σ_2 qui sont les estimées des supports de densité de x_1 et x_2 dans $\mathcal{H}$. Le cercle représenté correspond à l'intersection du plan $\mathcal{P}$ (défini de façon unique par $\mathsf{f}_1(.)$ et $\mathsf{f}_2(.)$) et la sphère $\mathcal{S}$. L'intersection de la droite passant par $\mathcal{O}$ et de vecteur directeur $\mathsf{f}_1(.)$ (resp. $\mathsf{f}_2(.)$) avec $\mathcal{S}$ permet de définir c_1 (resp. c_2). De même, l'intersection de l'hyperplan $\mathcal{W}_1$ (resp. $\mathcal{W}_2$) avec $\mathcal{S}$ permet de définir dans le plan $\mathcal{P}$ deux points, dont l'un est noté p_1 (resp. p_2). La situation représentée correspond à une rupture à l'indice a, puisque les deux régions Σ_1 et Σ_2 ne se recouvrent pas. 98
3.7 Méthode de détection de mines antipersonnel. L'étape 1 consiste à détecter les positions horizontales des mines dans la donnée Bscan. L'étape 2 consiste à détecter les temps de réponses des mines détectées à l'étape 1. 105

3.8 Donnée Bscan synthétique contenant les réponses de deux objets enfouis. L'un est situé aux positions horizontales $\{0.33, ..., 0.63\}$ et à une profondeur de 7 cm. L'autre est situé aux positions horizontales $\{1.73, ..., 2.03\}$ et à une profondeur de 2 cm. 107
3.9 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.8. Deux objets enfouis ont été détectés. L'un est situé entre les positions horizontales $l = 0.38$ et $l = 0.58$ et l'autre entre $l = 1.75$ et $l = 2$. 108
3.10 Sous-Bscan, prétraité par filtrage numérique, contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.38, ..., 0.58\}$. 108
3.11 Mesure du contraste normalisée $I_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.10. 109
3.12 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.10. 109
3.13 Sous-Bscan, prétraité par filtrage numérique, contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{1.75, ..., 2\}$. 109
3.14 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.13. 109
3.15 Donnée Bscan synthétique contenant les réponses de deux objets enfouis. L'un est situé aux positions $l = \{1, ..., 1.2\}$ et l'autre aux positions $l = \{2.45, ..., 2.75\}$. 110
3.16 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.15 ($m_1 = m_2 = 5$). Plusieurs ruptures sont détectées. Certaines proviennent de la réponse des objets, d'autres proviennent des variations du clutter suivant l. 111
3.17 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.15 ($m_1 = m_2 = 7$). Deux objets enfouis ont été détectés. L'un est situé aux positions $l = \{0.99, ..., 1.35\}$, et l'autre aux positions $l = \{2.4, ..., 2.7\}$. 111
3.18 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.99, ..., 1.35\}$. 112
3.19 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.18. 112
3.20 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{2.4, ..., 2.7\}$. 112
3.21 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.20. 112
3.22 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. Les réponses de deux mines métalliques de type MAUS1 ont été enregistrées. 113
3.23 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.22. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.14, ..., 0.28\}$, et le second aux positions $l = \{0.54, ..., 0.68\}$. 113
3.24 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.14, ..., 0.28\}$. 114
3.25 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.24. 114
3.26 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.54, ..., 0.68\}$. 114
3.27 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.26. 114
3.28 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène. Les réponses de deux mines plastiques de type VSMK2 ont été enregistrées. 115
3.29 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.22. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.14, ..., 0.26\}$, et le second aux positions $l = \{0.54, ..., 0.68\}$. 115

3.30 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.14, ..., 0.26\}$. 115
3.31 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.30. 115
3.32 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.54, ..., 0.68\}$. 116
3.33 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.32. 116
3.34 Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène recouverte d'herbe. Les réponses de d'une mine plastique de type AUPS et d'une mine métallique de type MAUS1 ont été enregistrées. 116
3.35 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan de la figure 3.34. Deux objets enfouis ont été détectés. Le premier aux positions $l = \{0.04, ..., 0.26\}$, et le second aux positions $l = \{0.52, ..., 0.66\}$. 116
3.36 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.04, ..., 0.26\}$. 117
3.37 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.36. 117
3.38 Sous-Bscan contenant la réponse de l'objet détecté aux positions horizontales $l = \{0.52, ..., 0.66\}$. 117
3.39 Mesure du contraste normalisée $\tilde{I}_2(t)$ pour le sous-Bscan de la figure 3.38. 117

4.1 Modèle anneau pour le filtrage morphologique de l'image contenant les contours fermés. 121
4.2 Organigramme de la méthode de détection automatique de mines antipersonnel pour des données Cscan. 123
4.3 Configuration pour le scénario 11 de la campagne MACADAM 124
4.4 Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage et seuillage pour le scénario 11. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan. 124
4.5 Image des contours pour le Cscan de la figure 4.4. 125
4.6 Image des contours fermés. 125
4.7 Image des contours filtrés ($r_{int} = 3$ cm et $r_{ext} = 15$ cm). 125
4.8 Association des contours de l'image représentée sur la figure 4.7. Pour chaque disque, il est indiqué : (le nombre de contours associés / l'étalement suivant x). 125
4.9 Image de détection. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 126
4.10 Superposition de l'image de détection et du Cscan de la figure 4.4. 126
4.11 Configuration pour le scénario 4 de la campagne MACADAM. 126
4.12 Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage et seuillage pour le scénario 4. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan. 126
4.13 Image des contours pour le Cscan de la figure 5.27. 127
4.14 Image des contours filtrés ($r_{int} = 3$ cm et $r_{ext} = 15$ cm). 127
4.15 Image de détection. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 127
4.16 Superposition de l'image de détection et du Cscan de la figure 5.27. . . . 127

4.17 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, lorsque les données Cscan du scénario 11, ne sont pas prétraitées par filtrage numérique. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 128
4.18 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, lorsque les données Cscan du scénario 4, ne sont pas prétraitées par filtrage numérique. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 128
4.19 Paramètres statistiques déterminés sur certaines sous-bandes et sur le signal d'origine. La position centrale de chacune des mines est représentée par un cercle noir. 129
4.20 Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage par un filtre ACRC d'ordre 5 et seuillage pour le scénario 11. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan. 130
4.21 Image de détection pour le Cscan de la figure 4.20. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 130
4.22 Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 131
4.23 Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les contours pour lesquels $N_m \leq 3$ sont éliminés. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 131
4.24 Donnée Cscan résultant de la somme des Cscans après filtrage par un filtre ACRC d'ordre 5 et seuillage pour le scénario 4. Une échelle logarithmique est appliquée sur l'amplitude des échantillons du Cscan. 131
4.25 Image de détection pour le Cscan de la figure 4.24. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 131
4.26 Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 132
4.27 Image de détection pour la méthode de détection proposée dans [Per01]. Les contours pour lesquels $N_m \leq 3$ sont éliminés. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 132

5.1 Configuration de pose des mines pour chaque scénario de la campagne MACADAM. On cherche à détecter les mines dans des zones proches de leurs positions réelles. 137
5.2 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement d'un objet. 140
5.3 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement de deux objets. 140

5.4 Image de détection des positions spatiales pour l'ensemble des données Bscan du scénario 2 ($\eta_l = 0.3$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc. 141
5.5 Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 2. 141
5.6 Image de détection des temps de réponse pour l'ensemble des sous-Bscans du scénario 2 ($l = \{0.4, ..., 0.8\}$, $\eta_t = 0.1$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des rectangles rouges. Les positions détectées sont en blanc. 143
5.7 Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les sous-Bscans du scénario 2. 143
5.8 Courbes COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 2 pour différents filtres. 144
5.9 Photo pour le scénario 4. Les positions des mines sont indiquées par des croix. 145
5.10 Image de détection des positions spatiales des mines suivant x pour le scénario 4 ($\eta_l = 0$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc. 145
5.11 Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 4. 145
5.12 Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 4. 145
5.13 Photo pour le scénario 5. Les positions des mines sont indiquées par des croix. 146
5.14 Image de détection des positions spatiales des mines suivant x pour le scénario 5 ($\eta_l = 0.3$). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc. 147
5.15 Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 5. 147
5.16 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant y à la position $x = 0.2$. 147
5.17 Mesure du contraste $I_1(l)$ pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant y à la position $x = 0.6$. 147
5.18 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 11 ($S = 0.1$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 151
5.19 Courbe COR pour les données Cscan du scénario 11. 151
5.20 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 7 ($S = 0.1$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . 151
5.21 Courbe COR pour les données Cscan du scénario 7. 151

5.22 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 4 ($S = 0.18$). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. 152
5.23 Courbe COR pour les données Cscan du scénario 4. 152
5.24 Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 17. 153
5.25 Somme des Cscans filtrés pour le scénario 17. 153
5.26 Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 4. 154
5.27 Somme des Cscans filtrés pour le scénario 4. 154

A.1 Les différentes sous-catégories de mines antipersonnel. Les photos des mines sont issues de [Mas04]. 160
A.2 Répartition des mines dans le monde. Cette carte est issue de [Des05] . . 161

B.1 Scenario d'essais pour l'enregistrement des données MACADAM. Plusieurs mines antipersonnel ont été enfouies à différentes profondeurs dans un sol constitué de terre. 163
B.2 Photographies des mines antipersonnel Tecnovar-MAUS1 (en haut à gauche), Valsella VSMK2 (en haut à droite), Tecnovar AUPS (en bas à gauche) et Tecnovar VAR40 (en bas à droite). Les photographies sont issues de [Dea01b].165
B.3 Disposition des scénarios le long de la ligne de mesure. 167
B.4 Configuration des différents scénarios. Pour chaque scénario, la configuration de pose des mines, le type de mines ainsi que la nature du terrain sont donnés. 168

C.1 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 2. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 169
C.2 Courbe COR pour le scénario 2. 169
C.3 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 3. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 170
C.4 Courbe COR pour le scénario 3. 170
C.5 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 8. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 170
C.6 Courbe COR pour le scénario 8. 170
C.7 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 9. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 171
C.8 Courbe COR pour le scénario 9. 171
C.9 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 12. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 171
C.10 Courbe COR pour le scénario 12. 171

C.11 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 13. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 172
C.12 Courbe COR pour le scénario 13. 172
C.13 Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 17. Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées. . . . 172
C.14 Courbe COR pour le scénario 17. 172

Bibliographie

[Aa01] T. Antonini and al. Déminage terrestre : Projet isl demine, période 1997-2000. Technical report, Institut Franco-allemand de recherches de Saint-Louis., 2001.

[BG98] A. Bitri and G. Grandjean. Frequency-wavenumber modeling and migration of 2d gpr data in moderately heterogenous dispersive media. *Geophysics*, 46(3) :287–301, 1998.

[BN93] M. Basseville and I. Nikiforov. *Detection of Abrupt Changes - Theory and Application*. Prentice-Hall, 1993.

[Bru99] H. Brunzell. Detection of shallowly buried objects using impulse radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2) :875–886, March 1999.

[BS96] J. Bourgeois and S. Smith. A fully three dimensionnal simulation of a ground penetrating radar : Fdtd theroy compared with experiment. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 40(4) :36–44, Jan 1996.

[Bur01] G. Burel. *Introduction au traitement d'images*. Hermes science, 2001.

[Car99] D. Carevic. Kalman filter-based approach to target detection and target background separation in ground prenetrating radar data. *SPIE conference on Detection Remediation Technologies, Minelike targets IV*, pages 1284–1288, 1999.

[CCC97] D. Carevic, M. Craig, and I. Chant. Modelling GPR Echoes from Land Mines Using Linear Combination of Exponentially Damped Sinusoids. *SPIE, Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets II*, 3079 :568–580, 1997.

[Che98] L. Chety. Handheld Mine Detection Test Platform - SDD, IDD. Technical Report TME/DM/1998/4330/LC/BDH, Thomson-CSF Missile Electronics, December 1998.

[Cla96] J. F. Claerbout. *Imaging the Earth's Interior*. GNU General Public License, 1996.

[CP97] C.-C. Chen and L. Peters Jr. Buried Unexploded Ordnance Identification Via Complex Natural Resonances. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 45(11) :1645–1654, November 1997.

[CU01] B. Cagnoly and T.J. Ulrych. Singular value decomposition and wavy reflections in ground-penetrating radar images of base surge deposits. *Journal of Applied Geophysics*, 48 :175–182, 2001.

[DA89] J. L. Davis and A. P. Annan. Ground -Penetrating Radar for High-Resolution Mapping of Soil and Rock Stratigraphy. *Geophysical Prospecting*, 37 :531–551, 1989.

[Dan04] D. J. Daniels. *Ground-Penetrating Radar, 2nd Edition.* IEE-uk, 2004.

[DD04] F. Desobry and M. Davy. Dissimilarity measures in feature space. *IEEE ICASSP Montreal Canada*, 2004.

[DDD05] F. Desobry, M. Davy, and C. Doncarli. An online kernel change detection algorithm. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 53 :2961–2974, Aug 2005.

[DDGD06] M. Davy, F. Desobry, A. Gretton, and C. Doncarli. An online support vector machine for abnormal events detection. *Signal processing*, 86 :2009–2025, 2006.

[Dea01a] J. T. Dean. Minetest. Technical report, European Commission, DG Joint Research Centre Institute for the Protection and Security of the Citizen, Humanitarian Security Unit, 2001.

[Dea01b] J. T. Dean. Project mimeva, study of generic mine-like objects for research and development in systems for humanitarian demining. Technical report, European Commission, DG Joint Research Centre Institute for the Protection and Security of the Citizen, Humanitarian Security Unit, 2001.

[Dem97] M. Demangeon. Lutte contre les mines antipersonnel : Comment éradiquer ce fléau mondial ? Technical report, Mémoire de DEA, Universite Paris X, 1997.

[Des04] F. Desobry. *Méthodes à noyau pour la détection de rupture.* PhD thesis, Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Nantes et de l'Université de Nantes, 2004.

[Des05] J. Desclaux. Landmine monitor report 2005 : Toward a mine-free world. Technical report, International Campaign to Ban Landmines, 2005.

[DHP96] K. Demarest, Z. Huang, and R. Plumb. An fdtd near to far zone transformation for scatterers buried in stratified ground. *IEEE Transactions on antenna and propagation*, 44 :1150–1157, August 1996.

[dMG00] A. Van der Merwe and I. J. Gutpa. A Novel Signal Processing Technique for Clutter Reduction in GPR Measurements of Small, Shallow Land Mines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6) :2627–2637, November 2000.

[DQ96] D. Declercq and A. Quinquis. *Le filtrage des signaux.* Hermés, 1996.

[FL99] M. Fritzsche and O. Löhlein. DREAM Program - Multisensor Fusion. Technical Report WP 2, DaimlerChrysler, January 1999.

[FP98] A. Farina and A. Protopa. New Results on Linear Prediction for Clutter Cancellation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 24(3) :275–285, May 1998.

[GB00] A. Gunatilaka and B. A. Baertlein. A subspace decomposition technique to improve gpr imaging of anti-personnel mines. *Proceedings of SPIE, Aerosense 2000 : Detection and Remediation technologies for mines and minelike targets*, 4038(5) :1008–1018, 2000.

[GD03] A. Gretton and F. Desobry. Online one-class nu-svm, an application to signal segmentation. *IEEE ICASSP, Hong-Kong, China*, April 2003.

[GKN01] P. D. Gader, J. M. Keller, and B.N. Nelson. Recognition technology for the detection of buried landmines. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 9(1) :31–43, Feb 2001.

[GVdMC98] I. J. Gupta, A. Van der Merwe, and C. C. Chen. Extraction of complex resonances associated with buried targets. *SPIE*, 3392 :1022–1032, april 1998.

[Hay96] S. Haykin. *Adaptive filter theory - Third edition.* Prentice-Hall, 1996.

[HG02] K.C. Ho and P. D. Garder. A Linear Prediction Land Mine Detection Algorithm for Hand Held Ground Penetrating Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(6) :1374–1384, June 2002.

[Jan97] Jane's. *Mines and Mine Clearance.* Jane's, first edition, 1997.

[Kay93] S. M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing : Estimation theory.* Prentice-hall, 1993.

[Kay98] S. M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing : Detection theory.* Prentice-hall, 1998.

[KD06] A. Klapuri and M. Davy. *Signal processing methods for music transcription.* Springer New York, 2006.

[LSB+04] S. Lambot, E. Slob, I. van den Bosch, B. Stockbroeckx, and M. Vanclooster. Modeling of ground penetrating radar for accurate characterizatoin of subsurface electric properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(11) :2555–2567, November 2004.

[Mar87] S. L. Marple Jr. *Digital Spectral Analysis with Applications*, chapter 11, pages 303–330. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1987.

[Mas04] S. Maslen. Guide de la lutte antimines. Technical report, Centre International de Déminage Humanitaire, Genève, Janvier 2004.

[MB03] N. Milisavljevic and I. Bloch. Sensor fusion in anti-personnel mine detection using a two-level belief function model. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-PART C : applocations and reviews*, 33(2) :269–283, May 2003.

[MC03] V. Munshi and L. M. Collins. Physics model-based signal processing of gpr for subsurface object detection and discrimination. Technical report, Department of electrical and computer engineering, Duke University, 2003.

[Mil01] N. Milisavljevic. *Analyse et Fusion par la Théorie des Fonctions de Croyances de Données Multi-sensorielles pour la Détection de Mines Antipersonnelles.* PhD thesis, Telecom Paris, 2001.

[ML03] X. Millard and Q. Liu. A fast volume integral equation solver for electromagnetic scattering from large inhomogeneous objects in planarly layered media. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 51(9) :2393–2401, September 2003.

[MMR+01] S. Mika, K. S. Müller, G. Rätsch, K. Tsuda, and B. Schölkopf. An introduction to kernel-based learning algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(2), March 2001.

[OS75] A. V. Oppenheim and D. W. Shafer. *Digital Signal Processing.* Prentice Hall International Editions, 1975.

[PDV06] D. Potin, E. Duflos, and P. Vanheeghe. Landmines ground penetrating radar signal enhancement by digital filtering. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 44(9) :2393–2406, Sep 2006.

[PDVB04] S. Perrin, E. Duflos, P. Vanheeghe, and A. Bibaut. Multisensor fusion in the frame of evidence theory for landmines detection. *IEEE Trans. on Systems, Man, and cybernetics, Part C : Applications and Review*, 34(4) :485–498, Nov 2004.

[PDY94] L. P. Peters, J. D. Daniels, and J. D. Young. Ground Penetrating Radar as a Subsurface Environmental Sensing Tool. *Proceedings of the IEEE*, 82(12) :1802–1822, December 1994.

[Per01] S. Perrin. *Contribution à l'Algorithmique Multicapteur Pour la Détection de Mines Antipersonnel.* PhD thesis, Ecole Centrale de Lille et Université des Sciences et Technologies de Lille, 2001.

[Per04] F. Pereira. *Analyse spatio-temporelle du champ géomagnétique et des processus d'accélération solaires observés en émission radio.* PhD thesis, Université d'Orléans, 2004.

[PVD05] D. Potin, P. Vanheeghe, and E. Duflos. Detection of buried landmines by an abrupt change detection algorithm. *IMACS world congress*, Paris, France 2005.

[PVDD06] D. Potin, P. Vanheeghe, E. Duflos, and M. Davy. An abrupt change detection algorithm for buried landmines localization. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 44(2) :260–272, Feb 2006.

[Rej02] F. Rejiba. *Modélisation de la propagation des ondes électromagnétiques en milieux hétérogènes : application au radar sol.* PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2002.

[RY87] A. Rahman and K.-B. Yu. Total Least Squares Approach for Frequency Estimation Using Linear Prediction. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 35(10) :1440–1454, October 1987.

[SPST+01] B. Schölkopf, J. Platt, J. Shawe-Taylor, A. Smola, and R. Williamson. Estimating the support of a high dimensional distribution. 13(7) :1443–1471, 2001.

[SS02] A. Smola and B. Schölkopf. Learning with kernels. *MIT press*, 2002.

[TEL04] S. Tjora, E. Eide, and L. Lundheim. Evaluation of methods for ground bounce removal in gpr utility mapping. *Tenth international conference on Ground Penetrating Radar, 21-24 June, Delft, the Netherlands*, 2004.

[Vra03] V. Vrabie. *Statistiques d'ordre supérieur : applications en géophysique et électrotechnique*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2003.

[XMR02] X. Xu, E. Miller, and C. Rappaport. Statistical method to detect subsurface objects using array ground penetrating radar data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 40(4) :963–976, April 2002.

[YKF03] A. Yarovoy, V. Kovalenko, and A. Fogar. Impact of ground clutter on buried object detection by ground penetrating radar. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International Volume 2, Issue , 21-25 July 2003*, 2 :755 – 757, 2003.

[ZC05] Q. Zhu and L. M. Collins. Application of feature extraction methods for landmine detection using the wichmann/niitek ground penetrating radar. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 43(1) :81–85, Jan 2005.

[ZCB+02] A. M. Zoubir, I. J. Chant, C. L. Brown, B. Barkat, and C. Abeynayake. Signal processing techniques for landmine detection using impulse ground penetrating radar. *IEEE sensors journal*, 2(1) :41–51, February 2002.

Résumé

La multiplication des conflits de part le monde a eu pour principale conséquence de disséminer des millions de mines antipersonnel qui mettent en danger la vie des populations et constituent une entrave au développement économique des régions concernées. Dans ce mémoire, de nouvelles techniques de traitement du signal sont proposées pour la détection des mines antipersonnel dans les données enregistrées par un GPR (Ground Penetrating Radar). Deux filtres numériques sont tout d'abord conçus pour réduire le clutter, qui constitue un ensemble de phénomènes indésirables, dans les données de type Bscan et Cscan fournies par le GPR. Ces deux types de données représentent respectivement des images de tranches verticales et horizontales du sous-sol. La conception des filtres nécessite une modélisation géométrique du clutter et d'une signature de mine, pour chaque type de données, suivie d'une analyse spectrale permettant de définir le gabarit du filtre idéal. Ensuite, une nouvelle méthode de détection, basée sur une technique de détection de ruptures non paramétrique, est proposée afin de localiser automatiquement les réponses des mines antipersonnel sur des données Bscan. La méthode consiste à rechercher les ruptures spatiales suivant la direction des mesures afin de détecter les positions horizontales des mines et les ruptures suivant l'axe temporel afin de détecter les temps de réponse des mines. Une méthode de détection, basée sur l'extraction de contours fermés, est également proposée pour localiser les réponses des mines sur des données Cscan. Les performances de ces deux méthodes de détection sont évaluées par le calcul de probabilité de détection et de fausses alarmes.

Mots clés : Radar à Pénétration de sol, Réduction de clutter, filtrage numérique, détection de ruptures, SVM

Abstract

The millions of landmines spread out over the planet are not only a humanitarian disaster, they also hinder the social and economic development of the concerned countries. In this thesis, new signal processing methods are proposed for the detection and localization of landmines on data recorded by a GPR (Ground Penetrating Radar). First, two digital filters are designed in order to remove clutter in Bscan and Cscan data delivered by GPRs. These two kinds of data are respectively interpreted as vertical and horizontal slices of the ground. In order to design the digital filters, a frequency analysis of a clutter geometrical model and a geometrical model of a signal coming from a landmine is led for each type of data. Second, a new detection method, based on a nonparametric abrupt changes detection technique, is proposed in order to detect and localize landmines in Bscan data. The method consists in searching spatial abrupt changes in order to detect the possible horizontal landmines position and in searching time abrupt changes in order to detect the buried objects response times. A detection method, based on contours extraction, is also proposed in order to automatically localize landmines in Cscan data. The performances of these two landmines detection method are studied in terms of detection probability and false alarm probability.

Keywords : Ground Penetrating Radar, Clutter removal, digital filtering, Abrupt change detection, SVM