

N° 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. Nouredine ELLOUZE	Professeur à l'ENIT de Tunis
Rapporteur	M. Jérôme MARS	Professeur à l'INPG - ENSIEG de Grenoble
Examineur	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 Jérôme 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 majeure 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

<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Le GPR et la détection de mines antipersonnel</b>	<b>7</b>
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
<b>2 La réduction de clutter</b>	<b>43</b>
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
<b>3</b>	<b>Détection de mines antipersonnel sur des données Bscan</b>	<b>85</b>
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 paramétrique 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
<b>4</b>	<b>Détection de mines antipersonnel sur des données Cscan</b>	<b>119</b>
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

---

<b>5 Analyse des performances des méthodes de détection pour les données GPR</b>	<b>135</b>
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
<b>Conclusion générale</b>	<b>157</b>
<b>A Les mines antipersonnel</b>	<b>159</b>
<b>B Données MACADAM</b>	<b>163</b>
B.1 Caractéristiques du GPR . . . . .	164
B.2 Description des mines antipersonnel . . . . .	164
B.3 Description des scénarios d'essais . . . . .	166
<b>C Résultats de simulations</b>	<b>169</b>
<b>D Rappels méthodologiques</b>	<b>173</b>
D.1 Décomposition en valeurs singulières . . . . .	173
D.2 La transformée bilinéaire . . . . .	174
D.3 La transformée de Fourier d'une ellipse . . . . .	175
<b>Liste des tableaux</b>	<b>177</b>
<b>Liste des algorithmes</b>	<b>179</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>181</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>191</b>



# 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 anti-personnel 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 réfléchi 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 ce 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'occurrence, pour atteindre la profondeur de détection souhaitée. Ainsi, les fréquences vont généralement de quelques 10 MHz jusqu'à quelques GHz tout au plus. Les longueurs 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.

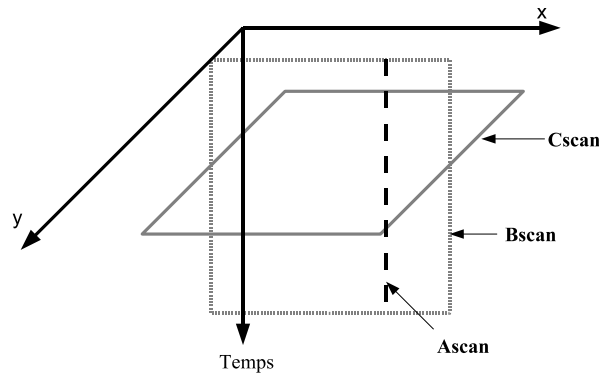


FIG. 1.1: Représentation schématique des données Ascan, Bscan et Cscan.

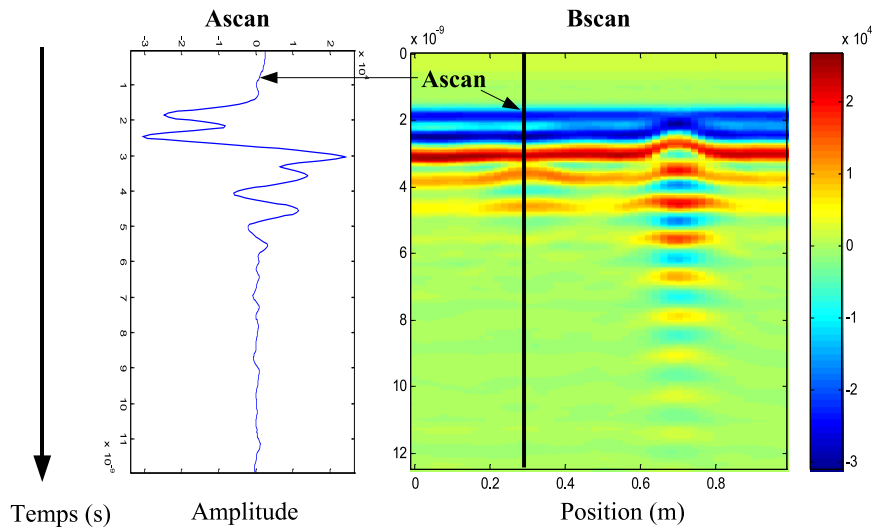


FIG. 1.2: Données Ascan et Bscan réelles enregistrées par un GPR.

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-

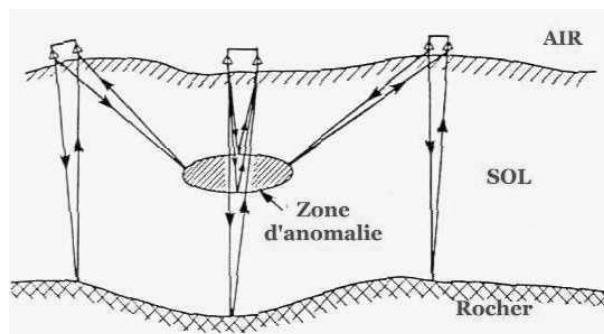


FIG. 1.3: Illustration d'une série de mesure réalisée par un GPR. Cette figure est issue de [DA89].

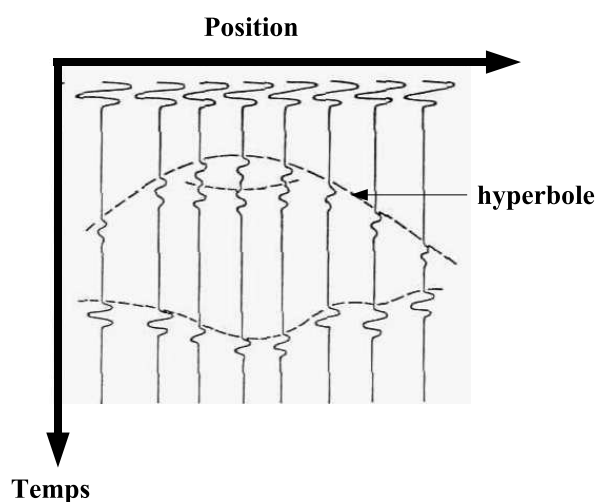
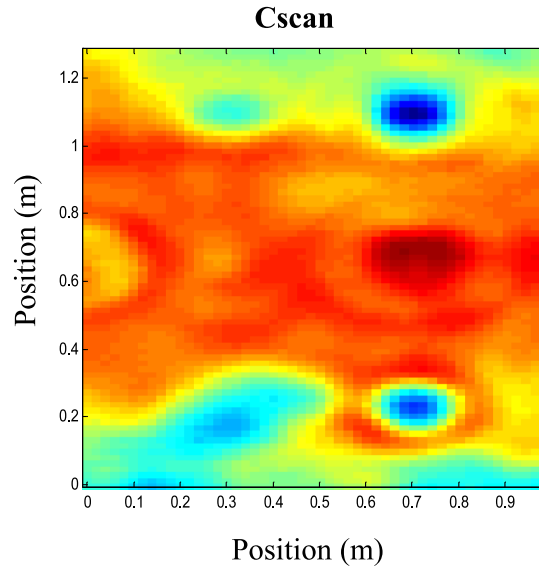


FIG. 1.4: Données Ascan enregistrées par un GPR au dessus du scénario représenté sur la figure 1.3. Cette figure est issue de [DA89].

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].

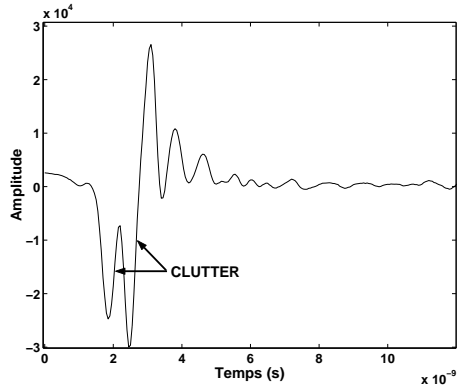


FIG. 1.6: Donnée Ascans réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène

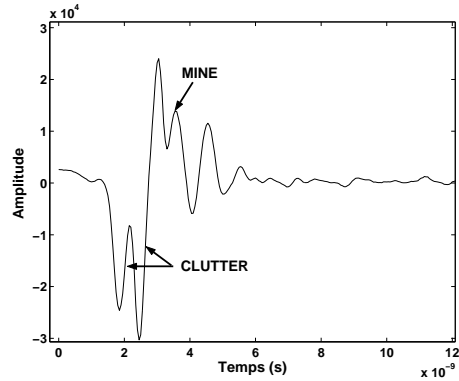


FIG. 1.7: Donnée Ascans réelle enregistrée au dessus d'une mine MAUS1 enfouie à 5cm

### • 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 l'Ascans 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'Ascans 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.

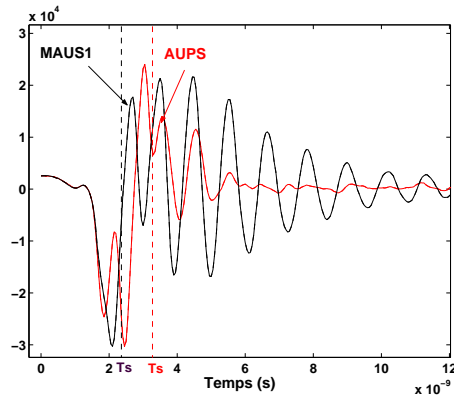


FIG. 1.8: Choix du seuil  $T_s$  pour deux Ascans provenant d'un même Bscan.

- **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] :

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

avec  $p$  le nombre de modes.  $\alpha_k$ ,  $f_k$  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  $\alpha_k$ ,  $f_k$  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  $\alpha_k$ ,  $f_k$  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.

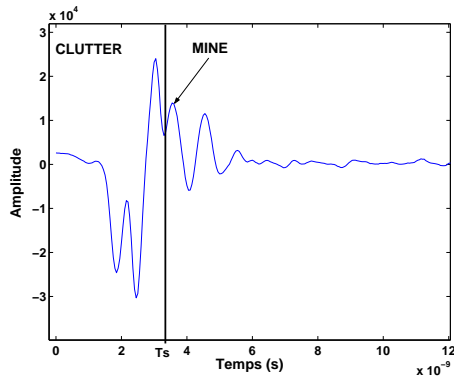


FIG. 1.9: Donnée Ascan réelle de la figure 1.7

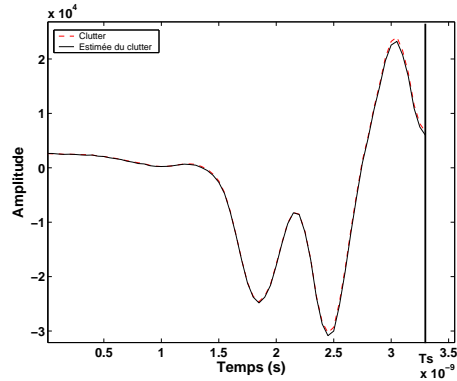


FIG. 1.10: Clutter et modèle du clutter de l'Ascan figure 1.9

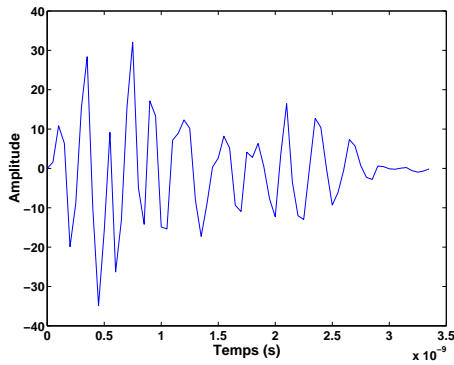


FIG. 1.11: Erreur d'estimation

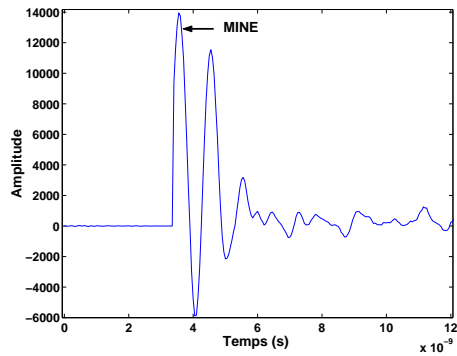


FIG. 1.12: Ascan après soustraction du modèle du clutter.

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  $\mathbf{s}$ , une estimée retardée et échelonnée du clutter, notée  $\hat{\mathbf{b}}$ , [Bru99]. Le retard et le facteur d'échelle apportés sur l'estimée du clutter doivent permettre d'ajuster les pics de  $\mathbf{s}$  et  $\hat{\mathbf{b}}$  avant la soustraction.

$$\hat{\mathbf{b}} = c z^{-k} \mathbf{b} \quad (1.2)$$

avec  $\mathbf{b}$  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  $\mathbf{b}$ . L'estimée du clutter  $\hat{\mathbf{b}}$  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 :

$$\min_{c, k} \epsilon^2 = \|\mathbf{s} - c z^{-k} \mathbf{b}\|^2 \quad (1.3)$$

avec  $\mathbf{s}$  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,  $\mathbf{b}_k = z^{-k} \mathbf{b}$ , l'erreur quadratique peut s'écrire :

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

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] :

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

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

$$\max_k \mathbf{s}^T \mathbf{G} \mathbf{b}_k (\mathbf{b}_k^T \mathbf{G} \mathbf{b}_k)^{-1} \mathbf{b}_k^T \mathbf{G} \mathbf{s} \quad (1.6)$$

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  $\mathbf{b}$ , 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  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$ . 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 ( $\mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{x}_{n-2}, \dots, \mathbf{x}_{n-l}$ ). 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 :

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

Les coefficients du prédicteur  $a_j$  sont calculés de sorte que l'erreur quadratique  $\varepsilon$ , telle que  $\varepsilon = E[|\mathbf{x}_n - \hat{\mathbf{x}}_n|^2]$ , 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  $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_l]$  sont donnés par :

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

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

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.

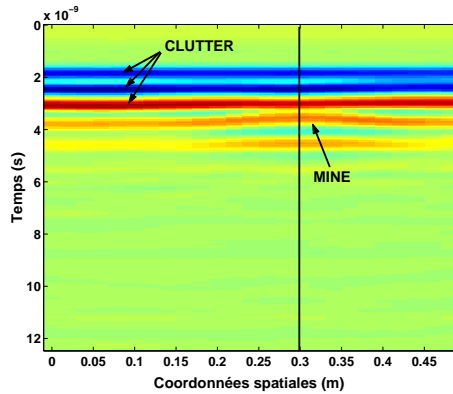


FIG. 1.13: Donnée Bscan réelle. L'Ascan de la figure 1.7 est représenté par le trait vertical.

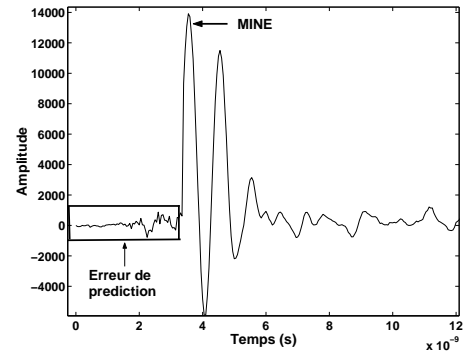


FIG. 1.14: Donnée Ascan de la figure 1.7 après soustraction du prédicteur du clutter.

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'intéresse 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 métallique) 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.

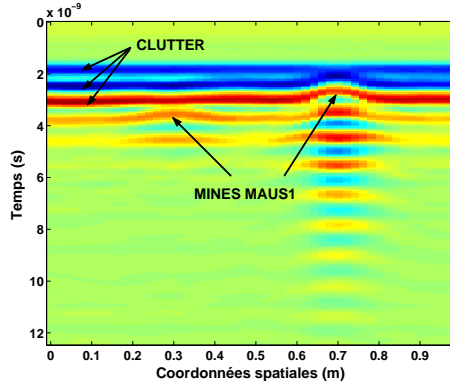


FIG. 1.15: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

### 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 :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^p \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (1.9)$$

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  $i^{\text{ème}}$  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  $\sigma_i$  de Bscans singuliers. La valeur singulière  $\sigma_i$  peut être interprétée en terme d'énergie du  $i^{\text{ème}}$  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 :

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

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

$$E_i = \frac{\sigma_i^2}{E} \quad (1.11)$$

où l'énergie du Bscan singulier  $i$  est égale à  $\sigma_i^2$ .

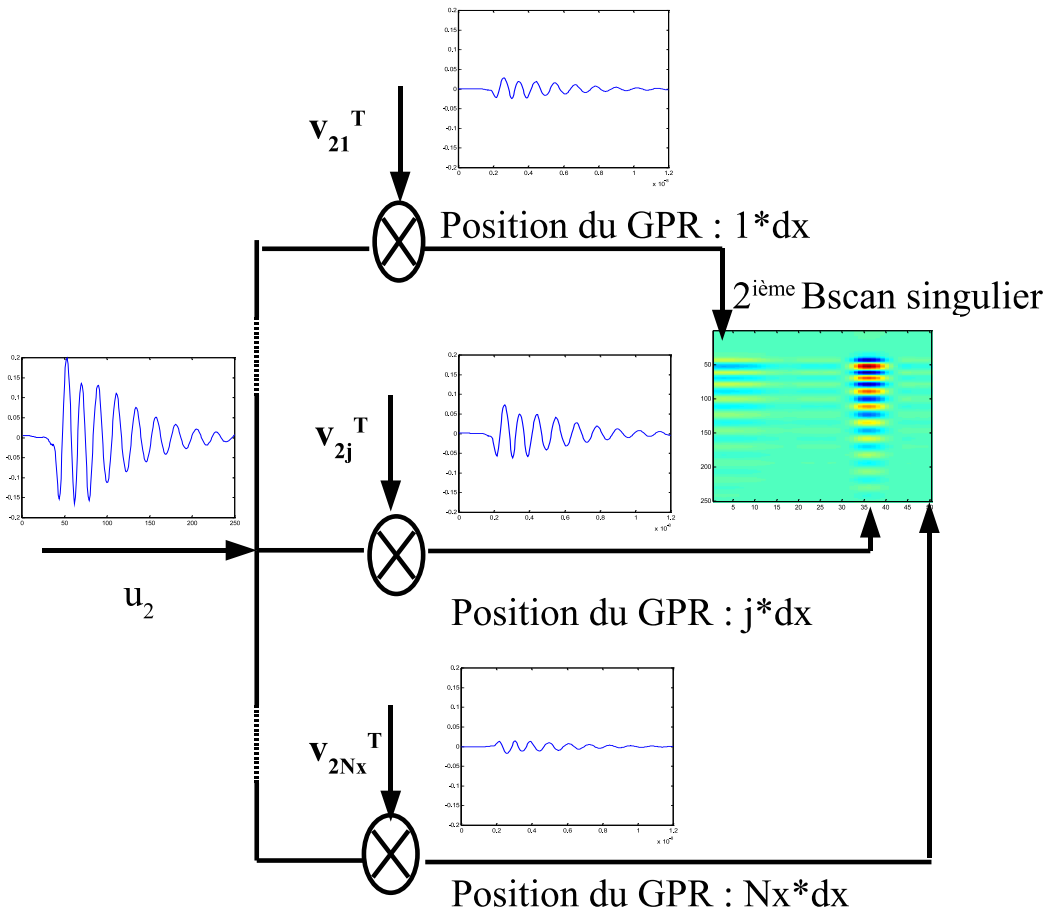


FIG. 1.16: Interprétation du 2<sup>ème</sup> Bscan singulier issu de la décomposition en valeurs singulières du Bscan représenté sur la figure 1.15. Le produit extérieur  $\mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T$  décrit le comportement de la forme d'onde contenue dans le vecteur  $\mathbf{u}_2$  pour les différentes positions du GPR, l'information spatiale étant contenue dans le vecteur  $\mathbf{v}_2$ .  $dx$  dénote la fréquence d'échantillonnage spatiale suivant  $x$  et  $\mathbf{v}_{2j}$  la  $j$ -ième composante du vecteur  $\mathbf{v}_2$ .

Les valeurs singulières  $\sigma_i$  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  $E_i$  au sens des moindres carrés [Per04]. Ceci signifie que le premier Bscan singulier contient une énergie  $E_i$  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  $\sigma_i$  élevé) 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.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{C} + \mathbf{B} \quad (1.12)$$

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 :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_b + \mathbf{Y}_c = \mathbf{U}_q \boldsymbol{\Sigma}_q \mathbf{V}_q^T + \mathbf{U}_{p-q} \boldsymbol{\Sigma}_{p-q} \mathbf{V}_{p-q}^T = \sum_{k=1}^q \sigma_k \mathbf{u}_k \mathbf{v}_k^T + \sum_{i=q+1}^p \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (1.13)$$

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.

$$\mathbf{A}_q = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma}_q \mathbf{V}^T = \mathbf{U}_q \boldsymbol{\Sigma}'_q \mathbf{V}_q^T \quad (1.14)$$

où  $\boldsymbol{\Sigma}_q = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_q, 0, \dots, 0)$ ,  $\boldsymbol{\Sigma}'_q = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_q)$ ,  $\mathbf{U}_q = [\mathbf{u}_1 \dots \mathbf{u}_q]$  et  $\mathbf{V}_q = [\mathbf{v}_1 \dots \mathbf{v}_q]$ .

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 singulier 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 :  $\mathbf{Y}_b = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T$ .

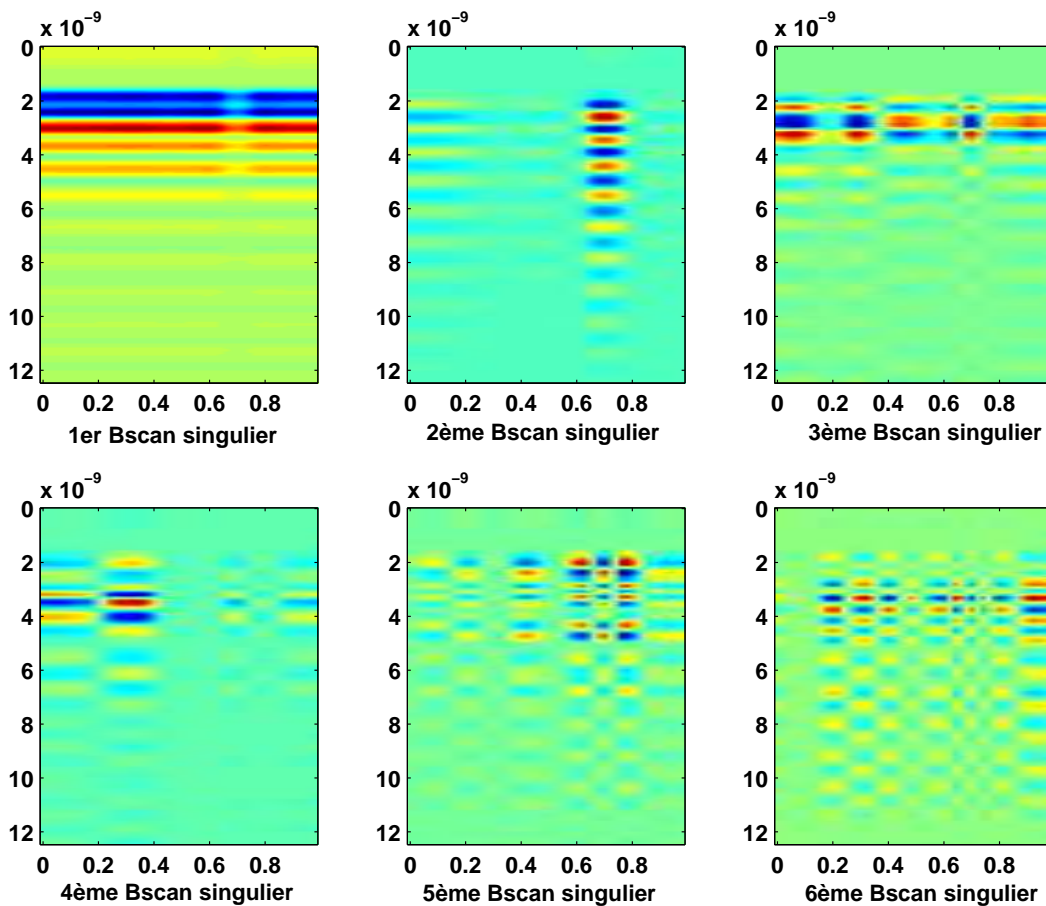


FIG. 1.17: Décomposition du Bscan de la figure 1.15 par SVD

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

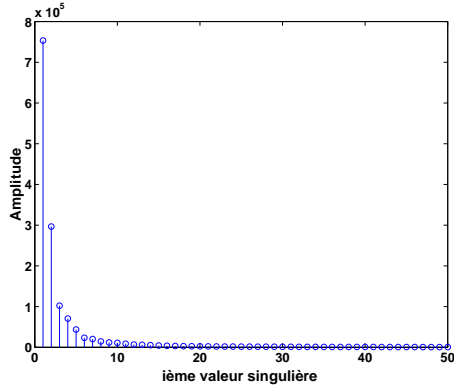


FIG. 1.18: Valeurs singulières associées aux  $p$  Bscans singuliers.

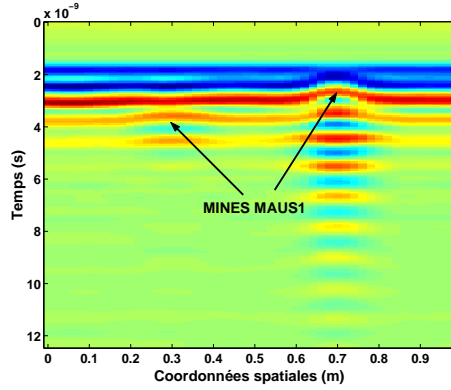


FIG. 1.19: Estimée de la donnée Bscan de la figure 1.15 :  $\hat{\mathbf{Y}} = \sum_{i=1}^6 \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$

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 :

$$\mathbf{Y}_c = \sum_{i=q+1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad \text{avec } 1 \leq q \leq r \leq p \quad (1.15)$$

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.

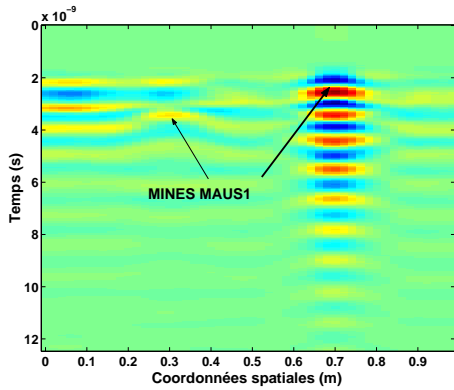


FIG. 1.20: Estimée de la matrice  $\mathbf{C}$  du Bscan représentée figure 1.15 :  $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=2}^6 \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ .

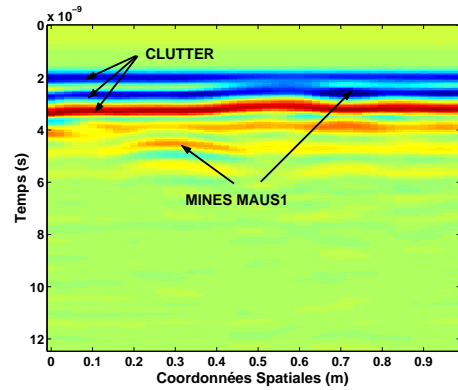


FIG. 1.21: Donnée Bscan enregistrée au dessus d'une terre homogène.

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  $\mathbf{Y}_c = \sum_{i=q+1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$  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  $\mathbf{E}$ . 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  $\hat{\mathbf{Y}} = \sum_{i=1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$  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.

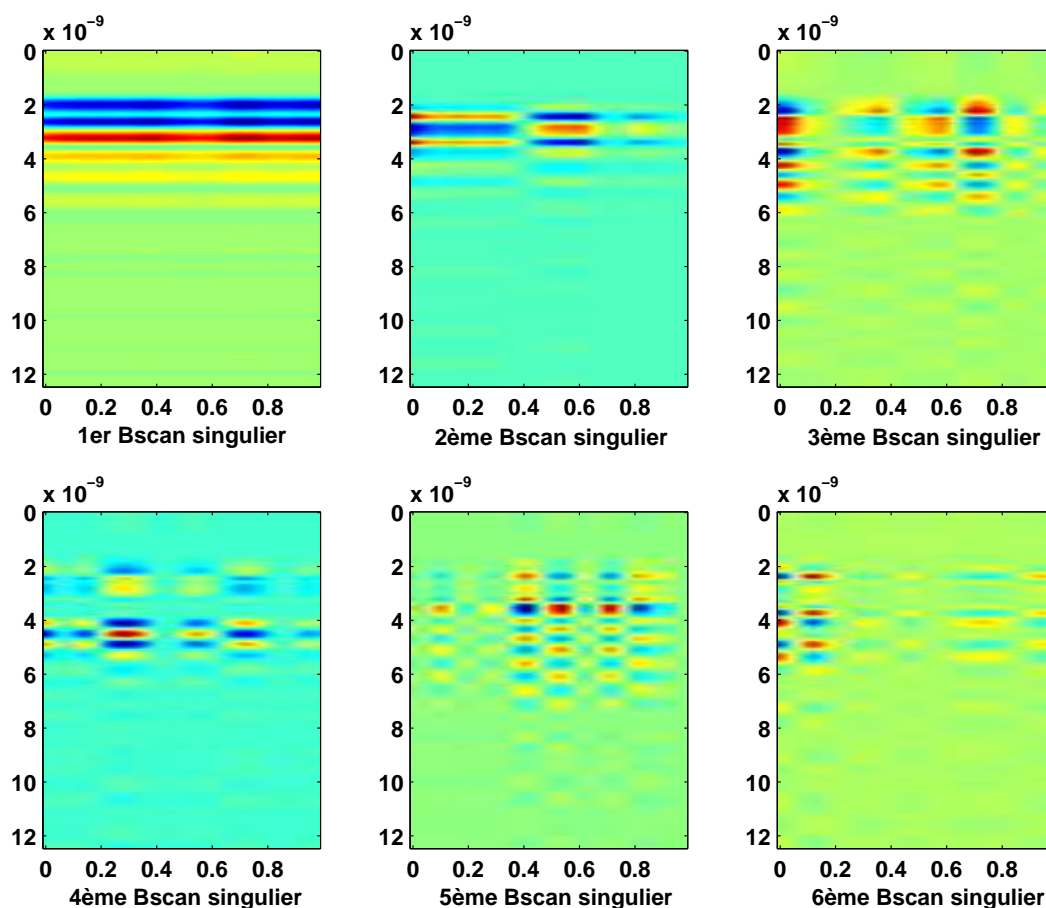


FIG. 1.22: Décomposition du Bscan2 par SVD

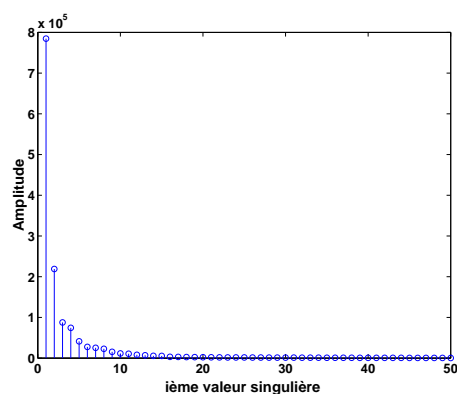
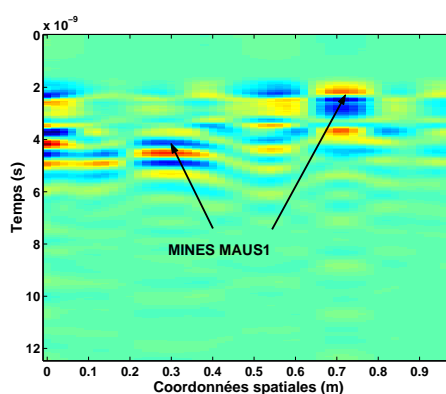


FIG. 1.23: Valeurs singulières issus de la décomposition du Bscan représenté figure 1.21.

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 bidimensionnelle, 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 :

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

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

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  $a_l = \frac{-1}{N_w}$  pour  $l = 1, \dots, N_w$ .

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 :

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

avec  $\{a_l\}$ ,  $l = 1, \dots, N_w$  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.

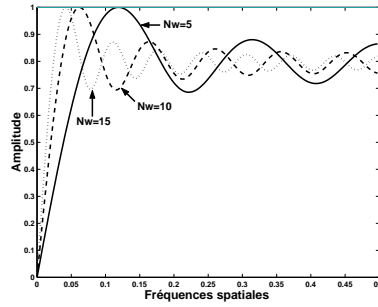


FIG. 1.25: Réponse fréquentielle d'un filtre ACRC pour  $N_w = 5, 10, 15$ .

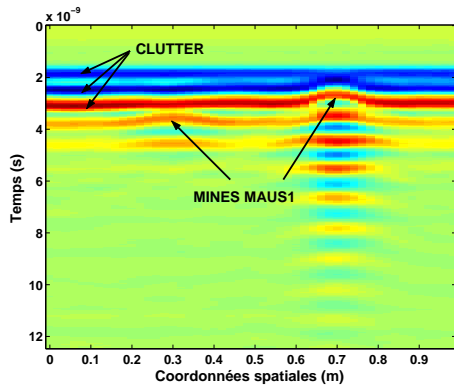


FIG. 1.26: Donnée Bscan enregistrée au-dessus d'une terre homogène.

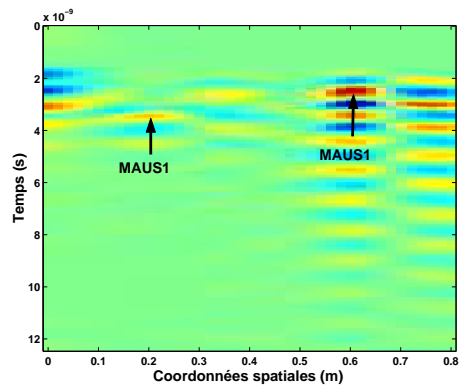


FIG. 1.27: Bscan de la figure 1.26 après filtrage ( $N_w = 10$ ).

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

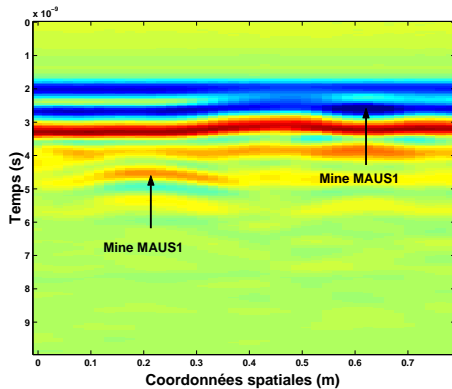


FIG. 1.28: Donnée Bscan réelle enregistrée au dessus d'une terre homogène.

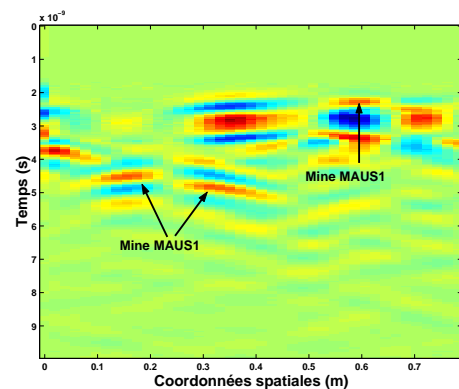


FIG. 1.29: Donnée Bscan réelle de la figure 1.28 après réduction de clutter.

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 conséquent 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 amplifiée par l'ajout d'un gain de  $\alpha$  dB par seconde. Une donnée Ascan amplifiée, noté  $A_g(x_i, y_j)(t)$ , s'écrit :

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

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  $\alpha$  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 :

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

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 réfléchiée 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 :

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

avec  $A, a, b, x_i$  et  $x_{i+1}$  des constantes réelles et  $\delta$  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 :

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

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

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

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

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

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 :

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

avec  $\alpha$  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  $(k, w)$ .

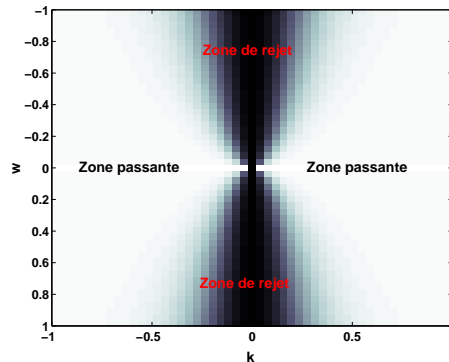


FIG. 1.30: Réponse du filtre passe haut en  $p_n$  d'ordre 2 avec  $\alpha = 0.1$  dans le plan  $(k, w)$ .

## 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 :

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

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

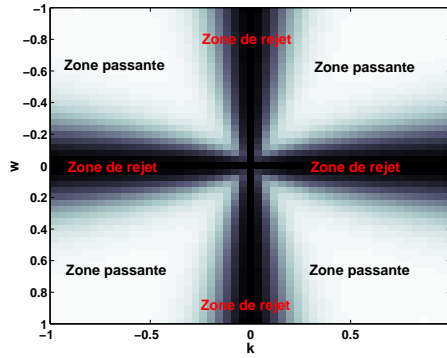


FIG. 1.31: Réponse du filtre passe bande symétrique en  $d$  d'ordre 2 avec  $\alpha_k = 0.05$  et  $\alpha_w = 0.1$  dans le plan  $(k, w)$

Les paramètres de ce filtre sont  $\alpha_k$  et  $\alpha_w$  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  $\alpha_k$ . Il montre que le choix d'une fréquence  $\alpha_k$  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.  $\alpha_{ks}$  étant définie comme suit :

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

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  $\alpha_w$  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  $\alpha_k$  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  $\alpha_w$  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.

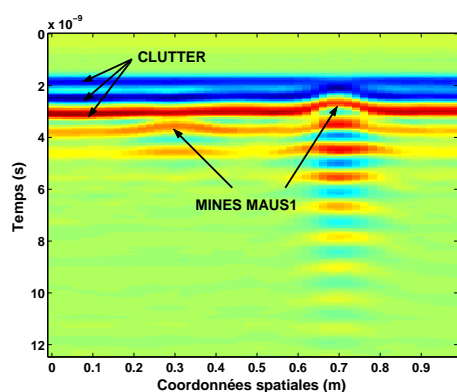


FIG. 1.32: Donnée Bscan enregistrée au-dessus d'une terre homogène.

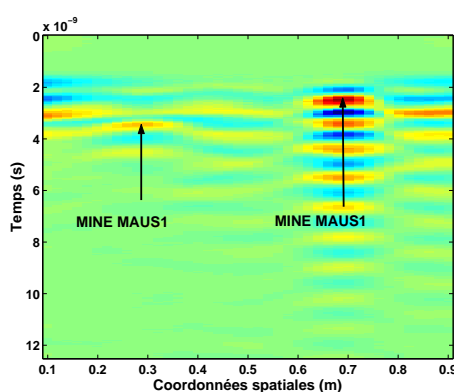


FIG. 1.33: Bscan de la figure 1.32 après filtrage.

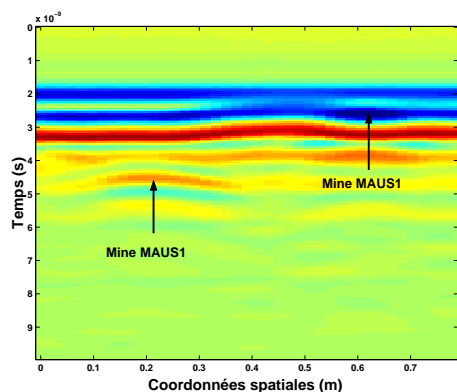


FIG. 1.34: Donnée Bscan enregistrée au-dessus d'une terre homogène.

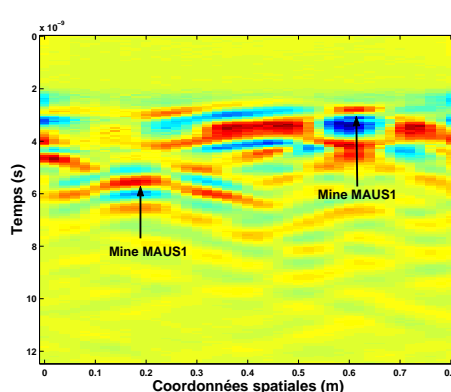


FIG. 1.35: Bscan de la figure 1.34 après filtrage.

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  $\alpha_k$  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  $\alpha_w$  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 $\alpha_k, \alpha_w$ .	Pas de dégradation des signature des mines.	Pas de réglage automatique pour $\alpha_w$ . 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<sup>+</sup>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<sup>+</sup>02]). L'objectif de ces méthodes est de choisir pour chaque position  $k$  du GPR entre deux hypothèses :

$$\begin{cases} H_0 : \text{L'Ascan enregistré à la position } k \text{ ne contient pas la réponse d'une mine.} \\ H_1 : \text{L'Ascan enregistré à la position } k \text{ contient la réponse d'une mine.} \end{cases}$$

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 :

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

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 :

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{w}(k) = \mathbf{e}(k), \text{ il n'y a pas de mine.} \\ H_1 : \mathbf{w}(k) = \mathbf{s}(k) + \mathbf{e}(k), \text{ il y a une mine.} \end{cases}$$

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 :

$$p(\mathbf{w}(k), H_0) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C}_0)} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{w}(k)^T \mathbf{C}_0^{-1} \mathbf{w}(k)\right) \quad (1.29)$$

$$p(\mathbf{w}(k), H_1) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C}_1)} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{w}(k)^T \mathbf{C}_1^{-1} \mathbf{w}(k)\right) \quad (1.30)$$

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  $H_1$ .  $\det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C}_0)$  dénote la racine carrée du déterminant de la matrice  $\mathbf{C}_0$ . Le test du rapport de vraisemblance est ensuite formulé de la façon

suivante :

$$L(\mathbf{w}(k)) = \ln \frac{p(\mathbf{w}(k), H_1)}{p(\mathbf{w}(k), H_0)} = \frac{1}{2} \ln \frac{\det(\mathbf{C}_0)}{\det(\mathbf{C}_1)} + \frac{1}{2} \mathbf{w}(k)^T (\mathbf{C}_0^{-1} - \mathbf{C}_1^{-1}) \mathbf{w}(k) \geq \gamma \quad (1.31)$$

où  $\gamma$  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 :

$$L(\mathbf{w}(k)) = \mathbf{w}(k)^T \mathbf{C}_0^{-1} \mathbf{w}(k) \geq \gamma' \quad (1.32)$$

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

$$P_{FA} = \Pr\{L(\mathbf{w}(k)) > \gamma', H_0\} \quad (1.33)$$

Un objet est détecté chaque fois que  $L(\mathbf{w}(k))$  est supérieur au seuil de détection  $\gamma'$ . L'analyse des résultats de cette méthode montre que le seuil  $\gamma'$  choisi de sorte que  $P_{FA} = \alpha$  donne en réalité un taux de fausse alarme nettement supérieur à  $\alpha$ . 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  $H_0$  et  $H_1$ , un test statistique séquentiel, dénoté  $\mathbf{T}(k)$ , est utilisé dans [XMR02].  $\mathbf{T}(k)$  est une somme cumulative, définie de la façon suivante :

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

Lorsque  $\mathbf{T}(k)$  est supérieur à un seuil constant  $\gamma''$ , l'hypothèse  $H_1$  est choisie et  $\mathbf{T}(k)$  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 :

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{w}(k) \text{ contient la réponse du clutter.} \\ H_1 : \mathbf{w}(k) \text{ contient la réponse d'une mine.} \end{cases}$$

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 :

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

où  $\mathbf{a}(k) = [\mathbf{a}_1(k), \dots, \mathbf{a}_p(k)]^T$  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  $\mathbf{W}(k-1) = [\mathbf{w}(k-1), \dots, \mathbf{w}(k-P)]$  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 :

$$p(\varepsilon(k), H_0) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} \det^{\frac{1}{2}}(\mathbf{C}_0)} \exp\left(-\frac{1}{2}\varepsilon(k)^T \mathbf{C}_0^{-1} \varepsilon(k)\right) \quad (1.36)$$

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  $p(\varepsilon(k), H_1)$  est inconnue. Ainsi, les auteurs utilisent le test statistique suivant :

$$\xi(k) = -\ln(p(\varepsilon(k), H_0)) = \varepsilon(k)^T \mathbf{C}_0^{-1} \varepsilon(k) \geq \gamma \quad (1.37)$$

Une détection est déclarée chaque fois que  $\xi(k)$  est supérieure au seuil de détection  $\gamma$ . 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 vraisemblance. Ainsi, le vecteur  $\hat{\mathbf{a}}(k)$  contenant les estimées des coefficients de la prédiction linéaire s'écrit :

$$\hat{\mathbf{a}}(k) = (\mathbf{W}(k-1)^T \mathbf{C}_0^{-1} \mathbf{W}(k-1))^{-1} \mathbf{W}(k-1)^T \mathbf{C}_0^{-1} \mathbf{w}(k) \quad (1.38)$$

Le seuil de détection est choisi de sorte que le taux de fausse alarme soit égale à une constante  $\alpha$  à déterminer. Pour améliorer les performances de détection, le seuil  $\gamma$  est rendu adaptatif. Le test statistique  $\xi(k)$  est en réalité une forme quadratique de variables aléatoires Gaussiennes par conséquent  $\xi(k)$  suit une loi de distribution du  $\chi^2$  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 Gaussienne dont la distribution dépend de la moyenne, dénotée  $\bar{\xi}(k)$ , 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 :

$$\bar{\xi}(k) = (1 - \lambda)\bar{\xi}(k - 1) + \lambda\xi(k) \quad (1.39)$$

$$\sigma_{\xi}^2(k) = (1 - \lambda)\sigma_{\xi}^2(k - 1) + \lambda(\xi(k) - \bar{\xi}(k))^2 \quad (1.40)$$

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

$$\xi'(k) = \frac{\xi(k) - \bar{\xi}(k)}{\sigma_{\xi}(k)} \geq \gamma' \quad (1.41)$$

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

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<sup>+</sup>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  $H_0$  (absence d'objet) et  $H_1$  (présence d'une mine). Pour cela, chaque donnée Ascan issue d'un Bscan, est modélisée de la façon suivante :

$$w(n, k) = s(n, k) + b(n, k) + e(n, k) \quad (1.42)$$

où  $n = 0, \dots, N - 1$  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 :

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

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

- Modèle d'état sous l'hypothèse  $H_0$

Sous l'Hypothèse  $H_0$ , 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 :

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

avec  $p = 0, \dots, P - 1$  et  $\mathbf{b}_p(k) = [b(pm, k), b(pm + 1, k), \dots, b(pm + m - 1, k)]^T$ . 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 Gaussiennes 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.  $\mathbf{P}_{1p}(0|0) = \mathbf{0}$ . La matrice de covariance du bruit d'état est initialisée de sorte que  $\mathbf{Q}_{1p}(\mathbf{0}) = \sigma_{\mathbf{e}_p}^2 \mathbf{I}_m$ , où  $\sigma_{\mathbf{e}_p}^2$  est l'estimée initiale de la variance du bruit d'état.

- Modèle d'état sous l'hypothèse  $H_1$

Sous l'Hypothèse  $H_1$ , 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 :

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

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

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

où  $\mathbf{v}_{2p}(k)$  est le vecteur contenant le bruit d'état. A noter que sous  $H_1$ , 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  $H_1$ , 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 :

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

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

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 biais 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  $\chi^2$ , 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  $p = 0, \dots, P-1$  est le suivant :

$$\begin{cases} H_0 : \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{b}_p(k) + \mathbf{e}_p(k) \\ H_1 : \mathbf{w}_p(k) = \mathbf{s}_p(k) + \mathbf{b}_p(k) + \mathbf{e}_p(k) \end{cases}$$

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, dénommée  $\Lambda_p(k)$  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  $p = 0, \dots, P-1$ , sont distribués suivant une loi du  $\chi^2$  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 :

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

où  $\gamma$  est le seuil de détection choisi de sorte que la probabilité de fausses alarmes soit égale à une constante  $\alpha$ . Lorsque  $\Lambda_p(k) \geq \alpha$ , l'hypothèse  $\mathbf{H}_1$  est choisie. Lorsque l'hypothèse  $\mathbf{H}_0$  est rejetée pour au moins  $K_0$  des  $P$  bandes, l'hypothèse  $\mathbf{H}_0$  est rejetée pour l'Ascan entier. Un objet est détecté lorsque l'hypothèse  $\mathbf{H}_0$  est rejetée pour au moins  $K_1$  données Ascan consécutives. Lorsqu'une détection est déclarée à la position  $k$ , le modèle d'état sous  $\mathbf{H}_1$  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  $\mathbf{H}_0$  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  $\mathbf{H}_0$  et sous l'hypothèse  $\mathbf{H}_1$

sous $\mathbf{H}_0$	sous $\mathbf{H}_1$
$\mathbf{x}_{1p}(k k-1) = \mathbf{x}_{1p}(k-1 k-1)$	$\mathbf{x}_{2p}(k k-1) = \mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k-1 k-1)$
$\mathbf{P}_{1p}(k k-1) = \mathbf{P}_{1p}(k-1 k-1) + \mathbf{Q}_{1p}(k-1)$	$\mathbf{P}_{2p}(k k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}_{2p}(k-1 k-1)\mathbf{A}^T + \dots$ $\mathbf{Q}_{2p}(k-1)$
$\mathbf{K}_{1p}(k) = \mathbf{P}_{1p}(k k-1) \times \dots$ $[\mathbf{P}_{1p}(k k-1) + \sigma_{e_p}^2 \mathbf{I}_m]^{-1}$	$\mathbf{K}_{2p}(k) = \mathbf{P}_{2p}(k k-1)\mathbf{H}^T \times \dots$ $[\mathbf{H}\mathbf{P}_{2p}(k k-1)\mathbf{H}^T + \sigma_{e_p}^2 \mathbf{I}_m]^{-1}$
$\mathbf{x}_{1p}(k k) = \mathbf{x}_{1p}(k k-1) + \mathbf{K}_{1p}(k) \times \dots$ $[\mathbf{w}_p(k) - \mathbf{x}_{1p}(k k-1)]$	$\mathbf{x}_{2p}(k k) = \mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k k-1) + \mathbf{K}_{2p}(k) \times \dots$ $[\mathbf{w}_p(k) - \mathbf{H}\mathbf{A}\mathbf{x}_{2p}(k k-1)]$
$\mathbf{P}_{1p}(k k) = [\mathbf{I}_m - \mathbf{K}_{1p}(k)]\mathbf{P}_{1p}(k k-1)$	$\mathbf{P}_{2p}(k k) = [\mathbf{I}_m - \mathbf{K}_{2p}(k)\mathbf{H}]\mathbf{P}_{2p}(k k-1)$

## 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.