

## Chapitre 5

# Analyse des performances des méthodes de détection pour les données GPR

### 5.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de tester les méthodes de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan et Cscan, présentées respectivement dans les chapitres 3 et 4, sur un ensemble de données réelles, issues des scénarios de mesure de la campagne MACADAM. Les performances de ces deux méthodes sont évaluées par le calcul des taux de détection et de fausse alarme du GPR ainsi que par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (COR). Ainsi, il est possible d'étudier pour ces deux méthodes leurs aptitudes à détecter les différents types de mine en fonction de la configuration de pose (mine posée, affleurante ou enfouie à différentes profondeurs) et de la nature du sol (terre ou sable) à partir de données Bscan et Cscan réelles. L'apport de l'information fournie par les données GPR par rapport à celle fournie par un détecteur de métal est également mise en évidence.

La section 5.2 présente l'analyse des performances de la méthode de détection pour les Bscans. Le taux de détection du GPR est évalué sur 10 scénarios de la campagne MACADAM. Une méthode automatique de détection permettant d'obtenir des courbes COR est également proposée. L'analyse des performances de la méthode de détection pour les données Cscan est réalisée dans la section 5.3. Les taux de détection et de fausse alarme du GPR sont calculés sur plusieurs scénarios de mesure. Enfin, dans la section 5.4, les taux de détection et de fausse alarme d'un détecteur de métal sont calculés et comparés avec ceux du GPR.

## 5.2 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Bscans

Dans le chapitre 3, une nouvelle méthode de détection de mines antipersonnel, basée sur la détection de ruptures, a été proposée. Quelques données Bscan synthétiques et réelles ont été utilisées pour mettre en évidence le potentiel de cette méthode pour la détection des positions spatiales et des temps de réponse des mines dans ce type de données. Pour étudier d'avantage les performances de la méthode de détection, des données Bscans réelles, issues de 10 scénarios de mesure de la campagne MACADAM, sont utilisées pour réaliser de nouveaux tests. Pour chaque scénario, le banc de mesure permet de sonder l'aire de terrain, ligne par ligne suivant la direction des abscisses ( $l \equiv x$ ). La concaténation des Ascans suivant  $x$  permet d'obtenir 75 données Bscan pour chaque scénario. Les 10 scénarios sélectionnés contiennent un total de 56 mines antipersonnel dont 17 mines métalliques (mines de type MAUS1) et 39 mines plastiques (mines de type AUPS, VSMK2 et VAR40). La constitution des différentes mines et leurs configurations de pose pour les différents scénarios de mesure sont données dans l'annexe B (voir tableau B.1 et figure B.4). Ainsi, il est possible d'étudier la capacité de notre méthode à détecter les différents types de mine en fonction de la configuration de pose (mine posée, affleurante ou enfouie à différentes profondeurs) et de la nature du sol (terre ou sable) à partir des données Bscan. Les performances de la méthode sont étudiées par l'intermédiaire du taux de détection du GPR pour ces données et par le calcul de probabilités de détection et de fausse alarme.

### 5.2.1 Taux de détection du GPR pour les données Bscan

Dans un premier temps, on cherche à évaluer le taux de détection du GPR pour chaque type de mines antipersonnel. Un objet est caractérisé dans une donnée Bscan, par deux ruptures proches suivant la direction des mesures ( $l \equiv x$ ), qui indiquent les limites de l'objet dans l'enregistrement. Le radar sonde l'aire de terrain ligne par ligne suivant  $x$  avec une distance de 2 cm entre les lignes (suivant  $y$ ). Ainsi, la présence d'une mine, dont le diamètre est proche de 10 cm, doit pouvoir être détectée sur plusieurs données Bscan successives. Pour déterminer si une mine est détectée, on cherche dans les données Bscan enregistrées à proximité de sa position réelle, si elle est détectée aux mêmes positions spatiales suivant  $x$  sur au moins 4 données Bscan consécutives, voir figure 5.1. Pour cela, l'étape 1 de notre méthode de détection est appliquée à toutes les données Bscan issues d'un même scénario de mesure. La mesure du contraste  $I_1(l)$  est calculée pour chaque Bscan grâce à l'algorithme 2. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que l'indice  $I_1(l)$  est plus grand que le seuil de détection  $\eta$ , qui est déterminé de manière expérimentale pour chaque scénario.

Le tableau 5.1 donne le taux de détection du GPR pour les différents scénarios de la campagne MACADAM sélectionnés. Le seuil de détection  $\eta_l$  est choisi pour chaque

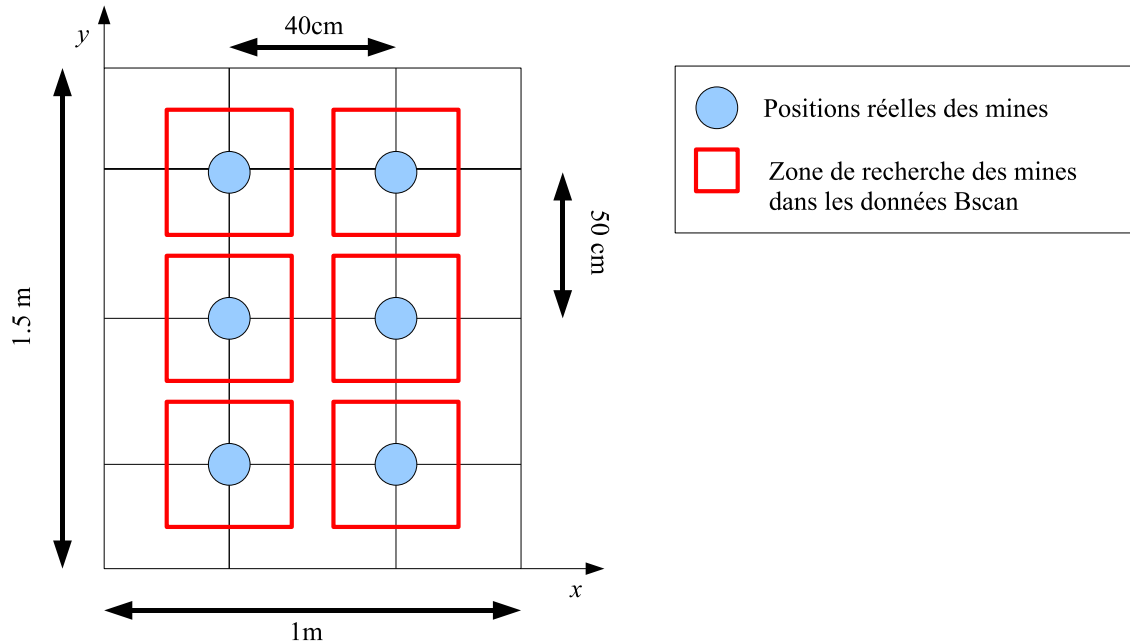


FIG. 5.1: Configuration de pose des mines pour chaque scénario de la campagne MACADAM. On cherche à détecter les mines dans des zones proches de leurs positions réelles.

TAB. 5.1: Taux de détection pour différents scénarios de la campagne MACADAM.

	$\eta_l$	Taux de détection
Scénario 2	0.3	100%
Scénario 3	0.2	83.33%
Scénario 4	0.3	100%
Scénario 7	0.1	100%
Scénario 8	0.2	66.66%
Scénario 9	0.2	66.66%
Scénario 11	0.1	100%
Scénario 12	0.2	100%
Scénario 13	0.2	100%
Scénario 17	0.2	100%

scénario de sorte que le taux de détection soit maximal. Le seuil de détection peut varier suivant la nature du sol, du type d'objets enfouis et de la configuration de pose de ces derniers. En effet, plus la réponse d'un objet enfoui est énergétique par rapport au milieu de propagation (réponse du sol sans objet) plus la mesure du contraste  $I_1(l)$  sera grande. Ainsi par exemple, dans un même scénario de mesure, l'amplitude des ruptures engendrées par la présence de mines métalliques est souvent plus importante que celles engendrées par des mines plastiques. Dans la pratique, une phase d'apprentissage consistant à analyser l'amplitude des ruptures engendrées par la présence d'objets métalliques ou plastiques enfouis à différentes profondeurs, peut être envisagée afin de régler

ce paramètre. Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 91% pour ces 10 scénarios. Seules 6 mines plastiques ne sont pas détectées. Les tableaux 5.6, 5.7 et 5.8 permettent d'étudier en détail les capacités du GPR à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Ainsi, le GPR s'avère aussi efficace qu'un détecteur de métal pour ce type d'objet. Les mines plastique de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection plus élevé dans la terre. On remarque que leur taux de détection varie en fonction de la profondeur à laquelle elles sont posées. Plus elles sont enfouies profondément plus leur taux de détection diminue. L'atténuation de l'onde émise par le GPR dans le milieu de propagation en est la principale cause. Les mines plastiques de type AUPS (très faible contenu métallique) sont détectées à 100% dans la terre mais seulement à 50% dans le sable. Le fait que le contraste de permittivité entre ce type de mine et le milieu de propagation soit plus élevé lorsque le sol est constitué de terre peut expliquer cela. Enfin, les mines de type VAR40 (contenu métallique presque nul) possèdent le taux de détection le plus faible. Ces mines sont difficilement détectable en particulier lorsqu'elles sont enfouies entre 1 et 5 cm. A ces profondeurs, leurs réponses peut coïncider avec celle du clutter, en particulier avec les réponses engendrées par les multiples réflexions de l'onde émise par le GPR, dont l'amplitude est nettement supérieure à celle des mines VAR40.

TAB. 5.2: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	92.86%	89.47%	66.6%

TAB. 5.3: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	100%	91.67%	-
Sable	100%	50%	85.71%	66.6%

TAB. 5.4: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	100%	100%	33.3%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	87.5%	88.8%	100%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	100%	66.6%	100%

Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines est élevé en particulier pour les sols constitués de terre, bien que l'objectif des 100% de détection ne soit pas atteint. En effet, certaines signatures de mines plastiques sont trop faibles et n'apparaissent pas sur les données Bscan. Ceci peut s'expliquer en partie par une différence de contraste de permittivité diélectrique faible entre les mines et le milieu de propagation et par l'atténuation de l'onde électromagnétique dans le milieu de propagation pour les mines enfouies.

Les performances de la méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan peuvent également être étudiées par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (courbes COR).

Pour chaque scénario, deux courbes COR sont obtenues. La première permet d'étudier les performances de la méthode de détection pour la détection des positions spatiales des mines. La seconde permet d'étudier les performances de notre méthode en vue de la détection des temps de réponse des objets enfouis. La méthode utilisée pour l'obtention de ces deux courbes COR est décrite dans la section suivante.

## 5.2.2 Méthode "empirique" pour l'obtention des courbes COR

Une méthode "empirique" de détection automatique des positions spatiales des mines et de leurs temps de réponse, adaptée aux scénarios de la campagne MACADAM, est proposée. Cette méthode n'est pas optimale mais permet cependant d'évaluer de manière automatique les probabilités de détection et de fausse alarme pour différents seuils de détection.

### 5.2.2.1 Détection automatique des positions horizontales des mines

Pour chaque donnée Bscan provenant d'un même scénario, l'étape 1 de la méthode de détection est appliquée pour un seuil de détection  $\eta_l$  donné. Les paramètres de la méthode sont donnés dans le tableau 3.4. Un objet enfoui est caractérisé par la présence de deux ruptures proches qui indiquent les limites de l'objet dans le Bscan et par conséquent leurs positions horizontales. Ainsi, la procédure automatique de détection consiste à rechercher les positions des maximums locaux dans la mesure du contraste  $I_1(l)$ , dont l'amplitude est supérieure à  $\eta_l$ . La distance entre deux maximums locaux consécutifs, dénotée  $\Delta_r$ , est ensuite calculée. Si cette distance est supérieure à 6 cm et inférieure à 30 cm alors ces deux ruptures peuvent délimiter un objet de type mine antipersonnel. En effet, la signature d'une mine sur un Bscan est de taille bien supérieure à la taille réelle d'une mine antipersonnel, dont le diamètre moyen est de 10 cm. Ceci s'explique par la non directivité parfaite des antennes du GPR.

Lorsque plusieurs ruptures sont détectées, il faut cependant adopter une stratégie pour détecter automatiquement les positions des objets car il peut y avoir plusieurs possibilités pour placer les objets. Plusieurs critères sont alors définis pour permettre de choisir entre différentes configurations possibles. Le premier critère consiste à déterminer les emplacements possibles pour les objets, c'est à dire ceux délimités par deux ruptures telles que  $6 \text{ cm} < \Delta_r < 25 \text{ cm}$ . Le second critère impose le fait qu'il ne peut y avoir d'objets détectés côte à côte. En effet, dans les scénarios de la campagne MACADAM les mines sont espacées d'environ 30 cm, ainsi une même rupture ne peut délimiter deux objets différents. Enfin, le dernier critère permet de déterminer l'emplacement de

l'objet lorsque deux emplacements consécutifs sont possibles. L'objet est détecté à l'emplacement où la distance  $\Delta_r$  est la plus petite. Ce dernier critère est discutable mais ne disposant pas d'informations sur les paramètres physiques du sol et des mines il est difficile de déterminer sans inspection visuel des Bscans l'emplacement exacte des objets. Ce critère permet cependant de placer correctement les objets dans la majorité des cas.

Cette méthode est illustrée grâce à la mesure du contraste  $I_1(l)$ , représentée sur les figures 5.2 et 5.3. Quatre ruptures sont détectées pour un seuil de détection  $\eta_l = 0.4$ . Il y a deux possibilités pour placer les objets. Pour choisir entre les configurations des figures 5.2 et 5.3, les distances entre deux ruptures consécutives  $\Delta_r$  sont calculées et comparées. Ainsi, la configuration de la figure 5.3 est sélectionnée par notre méthode. Les positions des objets détectés correspondent aux positions réelles de mines antipersonnel.

Il est important de noter que cette méthode est propre aux données Bscan de la campagne MACADAM. Elle n'est pas optimale puisque des objets peuvent être détectés dans des zones où le clutter varie. Il faudrait pouvoir disposer d'informations sur les paramètres physiques du sol et des objets ou sur l'éventuel teneur en explosif des zones détectées pour déterminer si un objet est présent ou non.

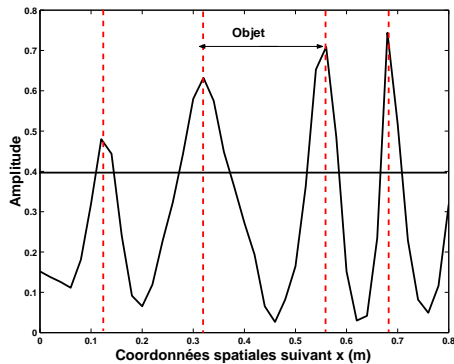


FIG. 5.2: Mesure du contraste  $I_1(l)$  pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement d'un objet.

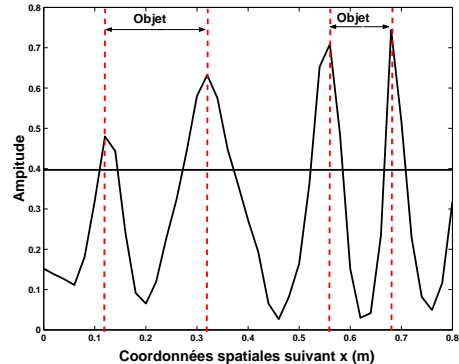


FIG. 5.3: Mesure du contraste  $I_1(l)$  pour un Bscan du scénario 2 et possible emplacement de deux objets.

Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les positions des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque les positions horizontales d'un objet sont détectées, les amplitudes sont mises à 1 aux positions correspondantes. L'image de détection de la figure 5.4, représente la matrice de détection pour l'ensemble des données Bscan du scénario 2 lorsque le seuil de détection  $\eta_l$  est égal à 0.3 ainsi que les positions réelles des mines. Les probabilités de détection et de fausse alarme pour un seuil de détection  $\eta_l$  donné, sont ensuite calculées à partir de l'image de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vraie si elle correspond à la position réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement  $P_D$  et  $P_{FA}$ , sont obtenues grâce aux relations 5.1

et 5.2.

$$P_D = \frac{\text{Nombre de pixels correctement détectés comme objet}}{\text{Nombre de pixels objet}} \quad (5.1)$$

$$P_{FA} = \frac{\text{Nombre de pixels incorrectement détectés comme objet}}{\text{Nombre de pixels sans objet}} \quad (5.2)$$

Les probabilités de détection et de fausse alarme sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection  $\eta_l$  ( $\eta_l \in [0, 1]$ ). La courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines à partir des Bscans du scénario 2 est représentée sur la figure 5.5.

Lorsque la probabilité de détection est égale à 1 cela signifie que toutes les positions spatiales des mines suivant  $x$  et  $y$  sont détectées. Cependant, lorsque  $P_D < 1$  cela ne signifie par pour autant qu'une ou plusieurs mines ne sont pas détectées mais que seule une partie de leur réponse spatiale est détectée.

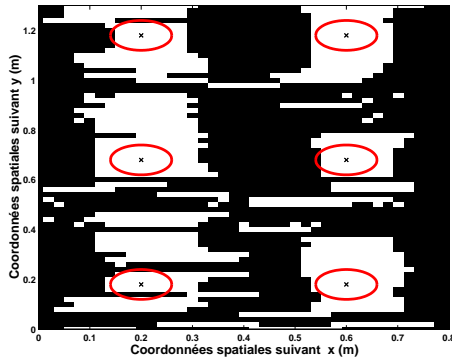


FIG. 5.4: Image de détection des positions spatiales pour l'ensemble des données Bscan du scénario 2 ( $\eta_l = 0.3$ ). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

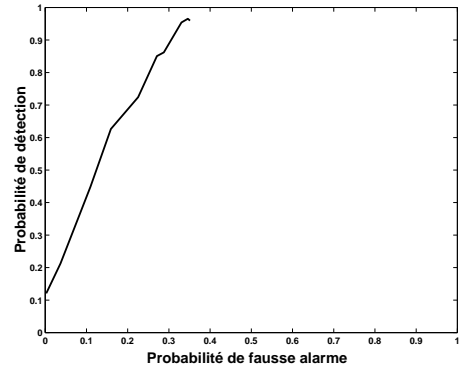


FIG. 5.5: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 2.

### 5.2.2.2 Détection automatique des réponses temporelles des mines

Les données Bscan issues d'un même scénario sont prétraitées par le filtre numérique conçu pour la réduction de clutter (voir section 2.2.3). Ensuite, chaque donnée Bscan est séparée en deux sous-Bscans, de sorte que chaque sous-Bscan ne contient la réponse que d'un seul objet. Pour les Bscans de la campagne MACADAM, chaque Bscan peut être divisé de sorte que le premier sous-Bscan soit constitué des données Ascan enregistrées aux positions  $x = \{0, \dots, 0.4\}$  et le second des Ascan enregistrées aux positions  $x = \{0.4, \dots, 0.8\}$ .

L'étape 2 de la méthode de détection est ensuite appliquée à chaque sous-Bscan pour un seuil de détection  $\eta_t$  donné. La première rupture détectée suivant  $t$  permet de

déterminer le temps de réponse de l'objet. D'autres ruptures sont susceptibles d'être détectées à des instants supérieurs. Celles-ci peuvent provenir des réflexions multiples du pulse GPR sur l'objet. Ainsi, la réponse temporelle d'un objet est constituée des instants situés entre la première et la dernière rupture détectée.

Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les réponses temporelles des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque la réponse temporelle d'un objet est détectée, les amplitudes sont mises à un aux instants correspondants. L'image de détection de la figure 5.6, représente la matrice de détection pour l'ensemble des sous-Bscans du scénario 2 tels que  $x = \{0.4, \dots, 0.8\}$ , lorsque le seuil de détection  $\eta_t$  est égal à 0.1. Les positions réelles des objets suivant  $y$  sont connues. La vitesse de propagation de l'onde dans le sol étant inconnue, il est impossible de déterminer par le calcul les temps de réponses des objets enfouis. Dans la plupart des Bscans réels, les signatures des mines sont constituées de deux hyperboles provenant des deux premières réflexions du pulse GPR sur les mines. Les réponses temporelles réelles des mines sont alors déterminées par les instants situés entre les temps de réponse des deux hyperboles, directement relevés sur quelques Bscans réels. Les probabilités de détection et de fausse alarme pour un seuil de détection  $\eta_t$  donné, sont ensuite calculées à partir de l'image de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vrai si elle correspond à un instant de la réponse temporelle réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement  $P_D$  et  $P_{FA}$ , sont obtenues grâce aux relations 5.1 et 5.2.

Les probabilités de détection et de fausse alarme sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection  $\eta_t$  ( $\eta_t \in [0, 1]$ ). La courbe COR pour la détection des temps de réponse des mines à partir des sous-Bscans du scénario 2 est représentée sur la figure 5.7.

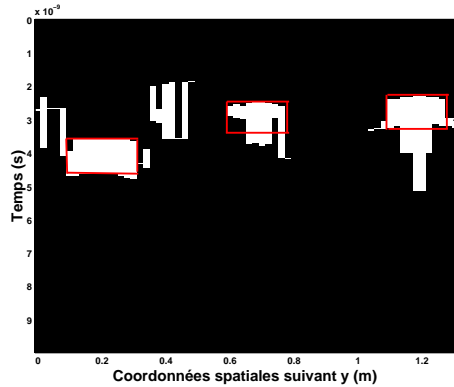


FIG. 5.6: Image de détection des temps de réponse pour l'ensemble des sous-Bscans du scénario 2 ( $l = \{0.4, \dots, 0.8\}$ ,  $\eta_t = 0.1$ ). Les positions réelles des mines sont délimitées par des rectangles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

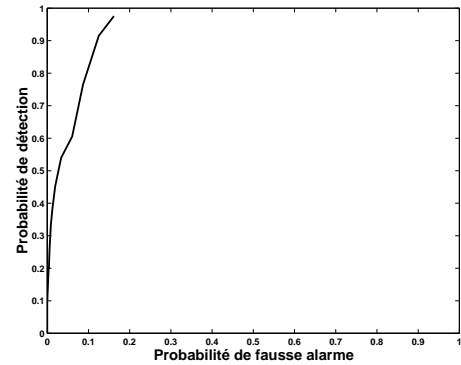


FIG. 5.7: Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les sous-Bscans du scénario 2.

### 5.2.2.3 Analyse des courbes COR pour quelques scénarios

La méthode de détection automatique proposée dans cette section permet d'évaluer les probabilités de détection et de fausse alarme pour chaque scénario de la campagne MACADAM. L'idéal est d'obtenir une probabilité de détection égale à 1 avec une probabilité de fausse alarme la plus faible possible. Les scénarios de mesure 2, 4 et 5 sont utilisés pour tester cette méthode.

La figure 5.5 montre la courbe COR pour la détection des positions spatiales des mines dans les données Bscan du scénario 2. Pour un seuil de détection  $\eta_l = 0$ , la probabilité de détection est maximale et vaut 0.97 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.35. Ainsi, les positions des 5 mines MAUS1 et de la mine AUPS sont détectées, voir figure 5.4. Les fausses alarmes peuvent être engendrées par des variations des paramètres physiques du sol dans certaines zones de l'aire de mesure, par la rugosité de la surface du sol mais également par les réponses des mines. En effet, pour évaluer la probabilité de détection, on considère les positions réelles des mines et non les positions de leurs réponses sur les données Bscan. Ainsi, la signature d'une mine sur un Bscan étant de taille bien supérieure à la taille réelle de la mine, certaines positions détectées sont considérées comme fausses alarmes.

La figure 5.7 montre la courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 2. Pour un seuil de détection  $\eta_t = 0$ , la probabilité de détection est maximale et vaut 0.98 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.16. La probabilité de fausse alarme pour les réponses temporelles des mines est plus faible que celle des positions spatiales. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'une étape de prétraitement des données Bscan permettant de réduire le clutter

est réalisée avant la détection des ruptures suivant  $t$ . Les fausses alarmes proviennent en majeure partie des résidus de clutter. On peut noter que la nouvelle mesure de contraste  $\tilde{I}_2(t)$  introduite dans la section 3.4.2 permet d'éliminer certains résidus de clutter grâce à une opération de seuillage.

La figure 5.8 présente les courbes COR obtenues pour les données Bscan du scénario 2, lorsque différents filtres sont utilisés pour réduire le clutter, préalablement à la détection des ruptures suivant  $t$ . Les filtres sélectionnés sont les filtres ACRC d'ordre 5, 10 et 15, présentés dans la section 1.3.2.2, et le filtre numérique adapté aux données Bscan, conçu dans la section 2.2. Il apparaît grâce à l'analyse des courbes COR, que le filtre numérique conçu dans le chapitre 2 pour la réduction de clutter, permet d'obtenir de meilleures performances dans le cadre de la détection des réponses temporelles des mines antipersonnel. En effet, pour un seuil de détection  $\eta_t = 0$ , il permet d'obtenir une probabilité de détection proche de 1 avec une probabilité de fausse alarme nettement inférieure à celles obtenues par les filtres ACRC d'ordre 5, 10 et 15.

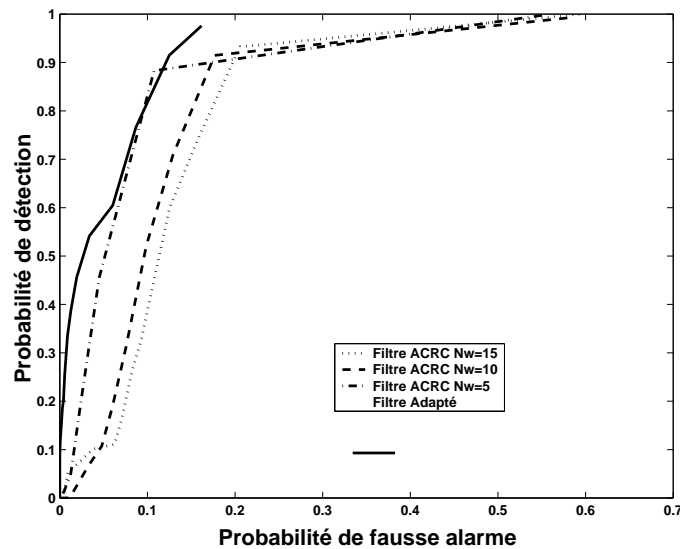


FIG. 5.8: Courbes COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 2 pour différents filtres.

La méthode automatique de détection est ensuite appliquée aux données Bscan du scénario 4. Six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit, voir figure 5.9. L'image de détection des positions spatiales des mines, pour un seuil de détection  $\eta_l = 0$  est représentée sur la figure 5.10. On peut voir que les six mines sont toutes détectées, même si pour certaines, seule une partie de leurs positions réelles est détectée. Ceci est confirmé par la courbe COR de la figure 5.11 puisque pour  $\eta_t = 0$ , la probabilité de détection vaut 0.8 pour une probabilité de fausse alarme égale à 0.34. Les fausses alarmes situées dans la partie centrale de l'image de détection (figure 5.10) peuvent être causées par la variation de la texture de la surface du sol. En effet, l'herbe recouvrant le sol est particulièrement

dense dans cette région, voir figure 5.9. La courbe COR de la figure 5.12 montre que les réponses temporelles des différentes mines sont détectées avec précision puisque pour  $\eta_t = 0$ , la probabilité de détection vaut 0.96 pour une probabilité de fausse alarme égale à 0.15.

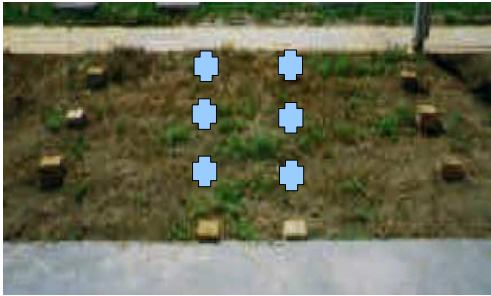


FIG. 5.9: Photo pour le scénario 4. Les positions des mines sont indiquées par des croix.

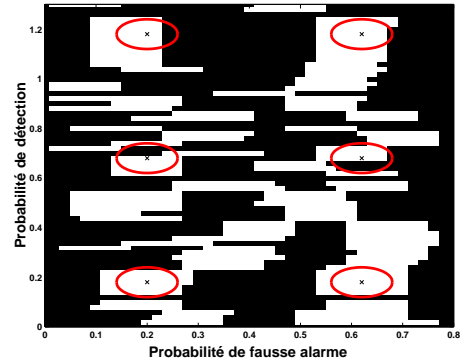


FIG. 5.10: Image de détection des positions spatiales des mines suivant  $x$  pour le scénario 4 ( $\eta_t = 0$ ). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

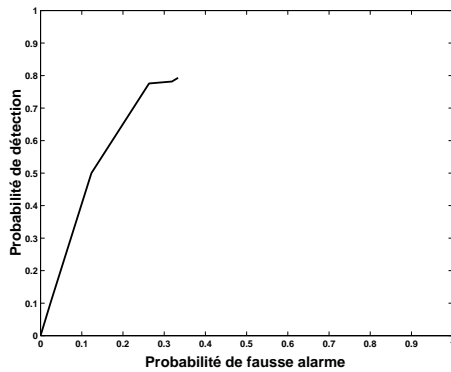


FIG. 5.11: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 4.

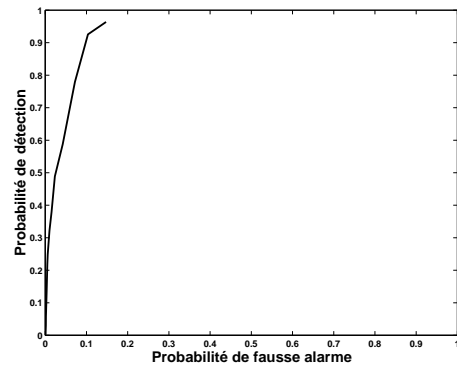


FIG. 5.12: Courbe COR pour la détection des réponses temporelles des mines dans les données Bscan du scénario 4.

Enfin, la méthode de détection automatique des positions spatiales des mines est appliquée aux données Bscan du scénario 5. Six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole dont la surface est très rugueuse, voir figure 5.13. En effet, la hauteur du sol peut varier jusqu'à 20 cm suivant  $x$  par rapport à sa valeur nominale. Les mines sont ainsi posées dans deux bandes de terrain parallèle à l'axe  $y$  et de hauteur maximale égale à 20 cm.



FIG. 5.13: Photo pour le scénario 5. Les positions des mines sont indiquées par des croix.

L'image de détection des positions spatiales des mines, pour un seuil de détection  $\eta_l = 0$  est représentée sur la figure 5.14. D'après la courbe COR de la figure 5.15, la probabilité de détection pour  $\eta_l = 0$  vaut 0.90 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.32. Les ruptures engendrées suivant  $x$  par les deux bandes rugueuses de terre sont détectées et sont à l'origine de fausses alarmes. Les mines se situant à l'intérieur de ces bandes, leurs positions sont également détectées. Cependant, il n'est pas possible de situer leur emplacement à l'intérieur des bandes à partir de l'image de détection. Dans ce cas de figure, on peut rechercher dans les deux bandes susceptibles de contenir des mines les ruptures suivant  $y$ . La concaténation des données Ascan, obtenues en déplaçant le GPR suivant  $y$  à une position  $x$  donnée, permet d'obtenir une donnée Bscan pour laquelle les ruptures suivant  $y$  peuvent être recherchées. Les mesures du contraste  $I_1(l)$  pour les Bscans obtenus par la concaténation des données Ascan, enregistrées suivant  $y$  aux positions  $x = 0.2$  et  $x = 0.6$ , sont représentées respectivement sur les figures 5.16 et 5.17. Pour un seuil de détection  $\eta_l \leq 0.25$ , les positions des six mines peuvent être détectées suivant  $y$ .

Les mesures de contrastes  $I_1(l)$  et  $\tilde{I}_2(t)$  sont de bons indicateurs de présence des objets que nous cherchons à détecter. En effet, elles permettent de détecter avec précision les positions spatiales ainsi que les réponses temporelles des mines dans les données Bscan. Pour cela, il faut que la réponse de l'objet à détecter soit plus énergétique que le milieu de propagation (réponse du sol sans objet). Cependant, dans le cadre de la détection de mines antipersonnel, il y a un certain nombre de fausses alarmes. En effet, les mesures de contraste  $I_1(l)$  et  $\tilde{I}_2(t)$  permettent de détecter les ruptures suivant  $l$  et  $t$  engendrées par les mines mais également celles engendrées par des variations des paramètres physiques du milieu de propagation. Pour réduire le nombre de fausse alarme, il faudrait pouvoir disposer d'une information sur les paramètres physiques du sol et des

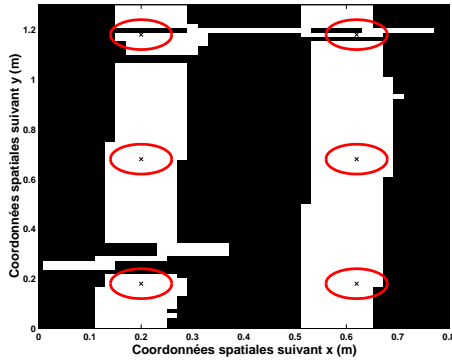


FIG. 5.14: Image de détection des positions spatiales des mines suivant  $x$  pour le scénario 5 ( $\eta_l = 0.3$ ). Les positions réelles des mines sont délimitées par des cercles rouges. Les positions détectées sont en blanc.

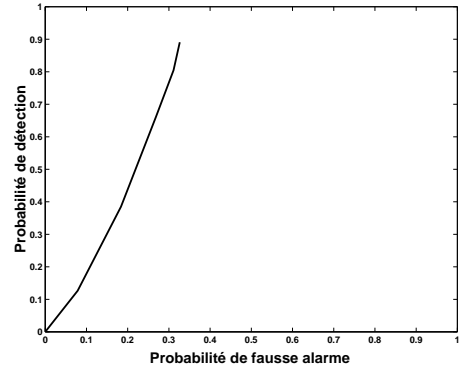


FIG. 5.15: Courbe COR pour la détection des positions horizontales des mines dans les données Bscan du scénario 5.

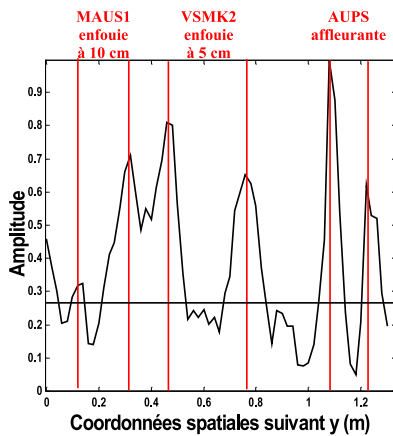


FIG. 5.16: Mesure du contraste  $I_1(l)$  pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant  $y$  à la position  $x = 0.2$ .

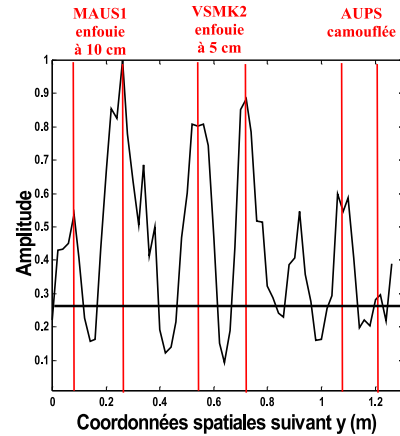


FIG. 5.17: Mesure du contraste  $I_1(l)$  pour le Bscan obtenu par la concaténation des données Ascan enregistrées suivant  $y$  à la position  $x = 0.6$ .

objets à détecter ou éventuellement de la teneur en explosif des zones où des objets sont détectés pour déterminer s'il s'agit effectivement de mines antipersonnel. De plus, à partir de la connaissance des temps de réponses des objets et des paramètres physiques du sol, il est possible d'estimer la profondeur à laquelle les objets sont enfouis.

Dans la section suivante, les performances de la méthode de détection pour les données Cscan, présentée dans le chapitre 4, sont étudiées.

## 5.3 Analyse des performances de la méthode de détection pour les Cscans

Les taux de détection et de fausse alarme pour dix scénarios de la campagne MACADAM sont calculés. Ceux-ci permettent de mettre en évidence les aptitudes de notre méthode pour la détection des différents types de mine en fonction de la configuration de pose et de la nature du sol. Des courbes COR sont également utilisées pour étudier les performances de notre méthode de détection pour les données Cscan.

### 5.3.1 Taux de détection et de fausse alarme du GPR

Dans un premier temps, on cherche à évaluer les taux de détection et de fausse alarme du GPR, pour chaque type de mine antipersonnel, à partir des données Cscan issues de dix scénarios de mesure. Le taux de détection est déterminé en réalisant le rapport du nombre de vraies détections sur le nombre d'objets effectivement présents. Une détection est vraie lorsque le centre de l'ellipse qui la modélise est situé à l'intérieur du cercle représentant la position réelle d'une mine. Le taux de fausse alarme est déterminé par le nombre de fausses alarmes par mètre carré.

Le tableau 5.5 donne les taux de détection et de fausse alarme du GPR pour les différents scénarios de la campagne MACADAM sélectionnés. Le seuil de détection  $S$  est choisi pour chaque scénario de sorte que le taux de détection soit maximal. Le seuil de détection peut varier suivant la nature du sol, du type d'objets enfouis et de leurs configurations de pose. Dans la pratique, une phase d'apprentissage consistant à analyser l'amplitude des réponses, engendrées par des objets plastiques et métalliques enfouis à différentes profondeurs, sur la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode peut être envisagée afin de régler ce paramètre. Le taux de détection du GPR pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 83.93% pour ces dix scénarios et le taux de fausse alarme est de 3.2 par mètre carré. Seules 9 mines plastiques ne sont pas détectées. Les tableaux 5.6, 5.7 et 5.8 permettent d'étudier en détail les capacités du GPR à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Les mines plastiques de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection plus élevé dans la terre. Plus ce type de mines est enfoui proche de la surface du sol plus son taux de détection est élevé. Les mines plastiques de type AUPS (très faible contenu métallique) sont détectées à 91.67% dans la terre cependant leur taux de détection dans le sable est de 0%. Ceci peut s'expliquer par le fait que le contraste de permittivité diélectrique entre ce type de mine et le sable est très faible. Enfin, les mines de type VAR40 (contenu métallique presque nul) possèdent le taux de détection le plus faible. Le clutter étant réduit sur les données Cscan, les réponses des mines posées ou enfouies proches de la surface doivent être détectées plus facilement que les mines enfouies à des profondeurs

TAB. 5.5: Taux de détection et de fausse alarme pour différents scénarios.

	$S_{opt}$	Taux de détection	Taux de fausse alarme par m <sup>2</sup>
Scénario 2	0.1	100%	3
Scénario 3	0.25	83.3%	9
Scénario 4	0.18	100%	5
Scénario 7	0.1	83.3%	1
Scénario 8	0.25	50%	5
Scénario 9	0.25	66.6%	4
Scénario 11	0.1	100%	0
Scénario 12	0.15	83.3%	3
Scénario 13	0.1	83.3%	2
Scénario 17	0.2	87.5%	0

supérieures à 5 cm. En effet, l’amplitude de leur réponse doit être plus grande du fait de l’atténuation de l’onde électromagnétique dans le milieu de propagation. Cependant, la mine VAR40 enfouie à 10 cm est détectée, engendrant un taux de détection de 100% à cette profondeur. Ainsi, il est peu probable que la détection à l’endroit où la mine se situe soit engendrée par la réponse de la mine mais plutôt par des variations des paramètres physiques du sol ou par la rugosité de la surface du sol.

TAB. 5.6: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	78.57%	78.95%	66.6%

TAB. 5.7: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	91.67%	83.3%	-
Sable	100%	0%	71.43%	66.6%

TAB. 5.8: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	100%	100%	66.6%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	62.5%	66.6%	50%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	100%	66.6%	100%

La méthode de détection pour les données Cscan s’avère efficace pour détecter les mines métalliques et les mines plastiques possédant un faible contenu métallique dans un sol constitué de terre. Ces performances sont par contre beaucoup plus limitées pour les mines plastiques de très faible contenu métallique, enfouies dans le sable. Cette méthode permet d’obtenir l’information sur la position des mines suivant  $x$  et  $y$ , cependant aucune information relative à la profondeur des mines ne peut être obtenue.

Les performances de la méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Cscan peuvent également être étudiées par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception (courbes COR).

Pour chaque scénario, une courbe COR est obtenue. Celle-ci permet d'étudier les performances de la méthode pour la détection des positions spatiales des mines. La méthode utilisée pour l'obtention des courbes COR est décrite dans la section suivante.

### 5.3.2 Méthode pour l'obtention des courbes COR

Pour chaque scénario, la méthode de détection automatique de mines antipersonnel présentée dans le chapitre 4 permet d'obtenir une image des détections. Celle-ci contient les ellipses de détection modélisant les détections du GPR sur la donnée Cscan issue de l'étape 1 de la méthode. Une matrice de détection est alors utilisée pour stocker les positions des objets détectés. Cette matrice est initialisée à zéro, lorsque les positions d'un objet sont détectées, les amplitudes sont mises à 1 aux positions correspondantes. Les probabilités de détection et de fausse alarme, pour un seuil de détection  $S$  donné, sont ensuite calculées à partir de la matrice de détection de la façon suivante. Pour chaque élément de la matrice de détection, dénoté pixel, dont l'amplitude est égale à 1, la détection est vraie si elle correspond à la position réelle d'une mine antipersonnel. Sinon, il s'agit d'une fausse alarme. Les probabilités de détection et de fausse alarme, dénotées respectivement  $P_D$  et  $P_{FA}$ , sont obtenues grâce aux relations 5.1 et 5.2. Pour obtenir la courbe COR, celles-ci sont calculées pour différentes valeurs du seuil de détection  $S$  ( $S \in [0, 1]$ ). L'idéal est d'obtenir une probabilité de détection égale à 1 avec une probabilité de fausse alarme la plus faible possible. Les courbes COR obtenues pour les scénarios de mesure 11, 7 et 4 sont présentées ci-dessous. Les courbes COR correspondantes aux autres scénarios de la campagne MACADAM sont données dans l'annexe C.

Dans les scénarios 11 et 7, cinq mines de type MAUS1 et une mine de type AUPS sont posées de façon identique respectivement dans un sol constitué de terre et un sol constitué de sable. Les figures 5.18 et 5.20 montrent la superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, respectivement pour les données Cscan du scénario 11 et 7. Les courbes COR pour la détection des positions spatiales sont représentées sur les figures 5.19 et 5.21. Les performances de la méthode de détection pour les données Cscan du scénario 11 sont excellentes puisque pour  $S = 0$  la probabilité de détection est maximale et vaut 0.97 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.05. Ainsi, les positions suivant  $x$  et  $y$  des 6 mines posées dans un sol constitué de terre sont détectées avec une bonne précision. En revanche, les performances sont moins bonnes lorsque le sol est constitué de sable, puisqu'il apparaît sur l'image de détection de la figure 5.20, que la mine plastique de type AUPS n'est pas détectée. Ceci se traduit par une probabilité de détection maximale plus faible ( $P_D = 0.85$  pour  $S = 0$ ).

Dans le scénario 4, six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit. La

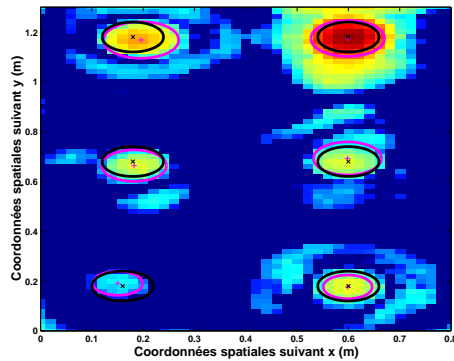


FIG. 5.18: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 11 ( $S = 0.1$ ). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

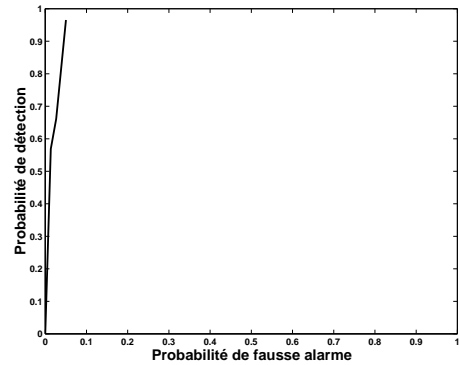


FIG. 5.19: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 11.

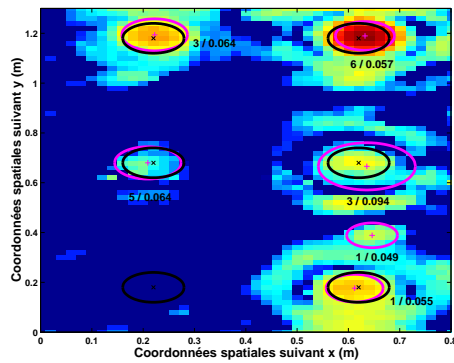


FIG. 5.20: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 7 ( $S = 0.1$ ). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

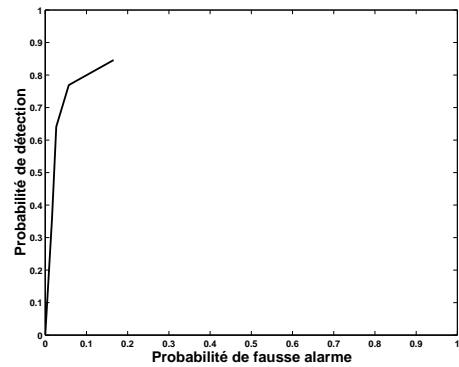


FIG. 5.21: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 7.

figure 5.22 montre la superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 4. On peut voir que les positions des six mines sont toutes détectées, même si pour certaines, seule une partie de leurs positions réelles est détectée. La courbe COR pour la détection des positions spatiales est représentée sur la figure 5.23. Pour un seuil de détection  $S = 0$ , la probabilité de détection est maximale et vaut 0.87 tandis que la probabilité de fausse alarme est égale à 0.15. Les fausses alarmes sont engendrées par les résidus de clutter présents dans les données Cscan après le filtrage numérique. Les résidus de clutter proviennent des zones à varia-

tion rapide dans les données Cscan puisque le filtre utilisé est un filtre passe haut. Ainsi, les variations localisées de paramètres physique du sol peuvent engendrer la détection de faux objets.

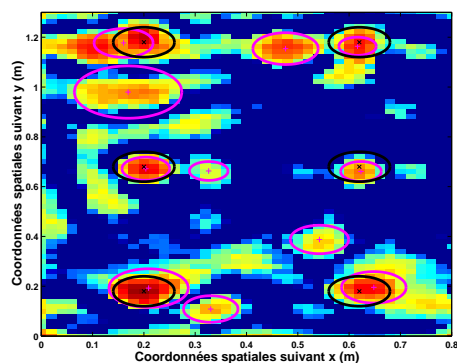


FIG. 5.22: Superposition de l'image de détection et du Cscan résultant de l'étape 1, pour les données Cscan du scénario 4 ( $S = 0.18$ ). Les cercles noirs indiquent les positions réelles des mines. Les cercles roses les positions détectées.

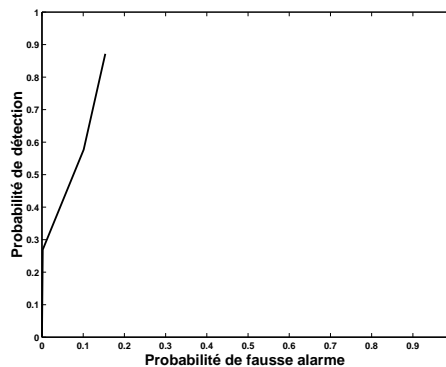


FIG. 5.23: Courbe COR pour les données Cscan du scénario 4.

Dans la section suivante, les performances de détection du GPR sont comparées à celles obtenues par un détecteur de métal.

## 5.4 Apport du GPR sur le détecteur de métal

Le détecteur de métal fournit de l'information sur la position spatiale des mines suivant  $x$  et  $y$ . L'information obtenue par ce capteur est semblable à celle obtenue à partir de la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de la méthode de détection proposée dans le chapitre 4. Il est cependant important de noter que les données enregistrées par un détecteur de métal ne sont pas entachées par la présence du clutter puisque celui-ci est propre aux données enregistrées par un GPR.

La figure 5.24 présente la donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 17. Dans ce scénario, 2 mines antipersonnel de type VSMK2 (faible contenu métallique) et 6 morceaux de métal ont été enfouis dans un sable de type mozambique à différentes profondeurs, voir annexe B.3. Les réponses des deux mines et des morceaux de métal apparaissent nettement sur cette donnée. Ainsi, leurs positions suivant  $x$  et  $y$  peuvent être détectées. A titre de comparaison, la figure 5.25 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode de détection pour les données Cscan du scénario 17. Les réponses des différents objets ainsi que des résidus de clutter sont visibles.

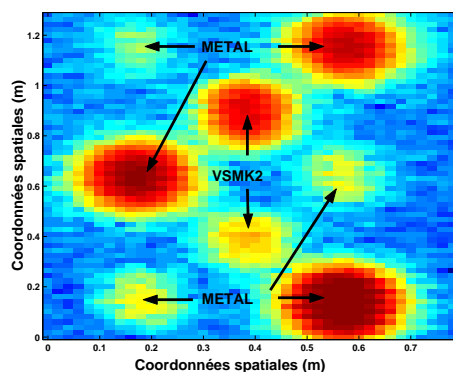


FIG. 5.24: Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 17.

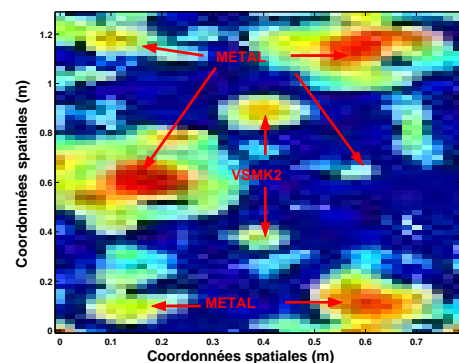


FIG. 5.25: Somme des Cscans filtrés pour le scénario 17.

La figure 5.26 présente la donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 4. Dans ce scénario, six mines antipersonnel dont deux MAUS1, deux VSMK2 et deux AUPS, ont été posées dans une terre agricole recouverte d'herbe par endroit. Cependant, seules les réponses des mines MAUS1 sont présentes. La figure 5.27 montre la donnée Cscan résultant de l'étape 1 de notre méthode de détection pour les données Cscan du scénario 4. Les réponses des six mines antipersonnel sont visibles et leurs positions spatiales peuvent être détectées.

On cherche à évaluer les taux de détection et de fausse alarme du détecteur de métal, pour chaque type de mine antipersonnel, à partir des données enregistrées par ce capteur pour dix scénarios de mesure. Le taux de détection est déterminé en réalisant le rapport du nombre de vraies détections sur le nombre d'objets effectivement présents. Une dé-

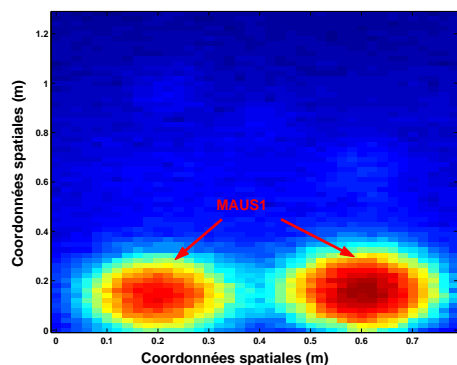


FIG. 5.26: Donnée enregistrée par un détecteur de métal pour le scénario 4.

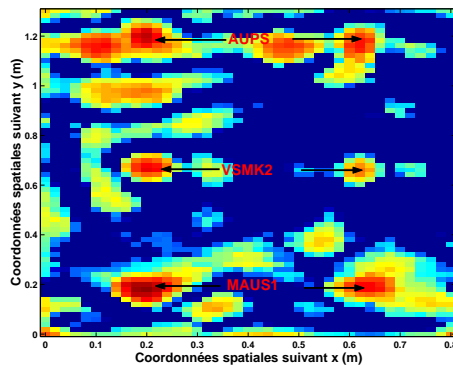


FIG. 5.27: Somme des Cscans filtrés pour le scénario 4.

tection est vraie lorsque le centre de l'ellipse qui la modélise est situé à l'intérieur du cercle représentant la position réelle d'une mine. Le taux de fausse alarme est déterminé par le nombre de fausses alarmes par mètre carré.

Le taux de détection du détecteur de métal pour l'ensemble des mines antipersonnel est de 56.6% pour les dix scénarios de mesure sélectionnés et le taux de fausse alarme est nul. Sur 39 mines plastique, seules 13 mines sont détectées. Les tableaux 5.9, 5.10 et 5.11 permettent d'étudier en détail les capacités du détecteur de métal à détecter les différents types de mines en fonction du sol et de la configuration de pose.

TAB. 5.9: Taux de détection pour les mines présentes dans les 10 scénarios sélectionnés.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Taux de détection	100%	0%	68.42%	0%

TAB. 5.10: Taux de détection des mines en fonction du type de sol.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
Terre	100%	0%	66.6%	-
Sable	100%	0%	71.43%	0%

TAB. 5.11: Taux de détection des mines en fonction de la configuration de pose.

Type de mine	MAUS1	AUPS	VSMK2	VAR40
mine posée ou affleurante	100%	0%	100%	0%
mine enfouie entre 1 et 5 cm	100%	0%	75%	0%
mine enfouie à plus de 5 cm	100%	0%	0%	0%

Les mines MAUS1, dont le contenu métallique est élevé, sont toutes détectées quelque soit la nature du sol ou la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Les mines plastique

de type VSMK2 (faible contenu métallique), ont un taux de détection de 66.6% dans un sol constitué de terre et de 71.43% dans un sol constitué de sable. On remarque que leur taux de détection varie en fonction de la profondeur à laquelle elles sont enfouies. Lorsqu'elles sont posées ou affleurantes, le taux de détection des mines est de 100%, alors que ce même taux est de 75% lorsqu'elles sont enfouies entre 1 et 5 cm. Cependant, aucune des mines VSMK2 enfouies à plus de 5 cm n'est détectée. De même, les taux de détection des mines de type AUPS et VAR40, dont le contenu métallique est très faible, sont nuls. Ainsi, le détecteur de métal se montre inefficace pour la détection des mines de type VAR40 et AUPS et pour les mines de type VSMK2 enfouies à plus de 5 cm.

Le principal avantage du GPR sur le détecteur de métal est qu'il permet d'enregistrer les réponses des mines plastique mais également de fournir une information sur les temps de réponses des objets enfouis, grâce aux données Bscan. Cette dernière, pourra être utilisée par la suite en vue de l'estimation de la profondeur des cibles.

## 5.5 Conclusion

Le calcul des taux de détection du GPR et des courbes COR à partir des données Bscan et Cscan réelles, issues de dix scénarios de mesure, a permis de mettre en évidence les capacités des méthodes de détection proposées, à extraire de l'information relative à la présence d'objets enfouis. Le taux de détection des mines plastique, obtenu pour chacune de ces deux méthodes, est en effet nettement supérieur à celui obtenu par un détecteur de métal. Les mesures du contrastes  $I_1(l)$  et  $\tilde{I}_2(t)$ , présentées dans le chapitre 3, s'avère être de bons indicateurs de la présence d'objets dans les données Bscan. Ils permettent de détecter respectivement les positions spatiales des objets suivant la direction des mesures et leurs réponses temporelles. Les ellipses de détection, obtenues par la méthode de détection pour les données Cscan, s'avèrent également être de bons indicateurs de la présence d'objet. Elles permettent de délimiter avec une bonne précision les réponses spatiales des objets enfouis. Cependant, pour que ces deux méthodes de détection soient efficaces, il est nécessaire que le contraste de permittivité diélectrique entre le sol et l'objet soit suffisamment grand. En effet, c'est l'importance du contraste entre la permittivité du sol et celle de l'objet à détecter qui détermine l'intensité de la réflexion des ondes radar à l'interface entre le sol et l'objet. De même, il faut que le sol soit peu conducteur puisque la conductivité électrique est responsable de l'atténuation des ondes électromagnétiques dans le milieu de propagation. Ainsi, plus le milieu est conducteur, plus l'atténuation est importante et plus faible est la profondeur de pénétration des ondes dans le milieu. Il est également important de noter que les indicateurs de présence obtenus pour les deux méthodes proposées ne permettent pas de classifier les objets, puisqu'aucune information sur la nature des objets n'est directement obtenue. Il faudrait mettre en place une procédure d'estimation des paramètres physiques du sol pour pouvoir déterminer le type d'objet détecté mais également pour diminuer le nombre de fausses alarmes. En effet, les variations de paramètres physiques du sol comme par

exemple, la rugosité du sol ou encore des variations localisées de la teneur en eau du sol peuvent engendrer de fausses alarmes.

# Conclusion générale

Les travaux de ce mémoire ont tenté d'apporter des solutions au problème de la détection et de la localisation des mines antipersonnel dans les données de type Bscan et Cscan enregistrées par un GPR.

Dans un premier temps, la problématique liée à la détection d'objets enfouis à faibles profondeurs dans les données GPR a été présentée. Pour détecter de manière efficace les mines antipersonnel, une étape de prétraitement des données visant à réduire le clutter, s'est ainsi avérée indispensable. Deux filtres numériques ont été proposés pour réduire le clutter respectivement sur les données Bscan et Cscan. Le filtre adapté aux données Bscan a été construit de façon à filtrer les bandes horizontales modélisant le clutter, tout en préservant les hyperboles modélisant les réponses des mines sur ces données. Le filtre adapté aux données Cscan a, quant à lui, été construit de façon à filtrer les bandes horizontales ou verticales modélisant le clutter, tout en préservant les disques ou ellipses modélisant les réponses des mines sur ces données. Une analyse comparative des spectres approchés du clutter et d'une signature de mine a été réalisée, pour chaque type de donnée, afin de mettre en évidence les composantes fréquentielles du clutter qui peuvent être éliminées, sans pour autant apporter des distorsions significatives aux signaux provenant des mines. A partir de ces résultats, les gabarits de deux filtres numériques, de type passe haut, pour la réduction de clutter respectivement sur les données Bscan et Cscan ont été construits. Une procédure a ensuite été mise en place pour chacun de ces deux filtres de façon à régler automatiquement leurs paramètres. L'ensemble des résultats de simulation à partir de données Bscan et Cscan synthétiques ou réelles montre l'efficacité des filtres conçus pour réduire le clutter. Les performances des deux filtres ont également été comparées à celles d'autres filtres. Il s'avère que nos filtres permettent d'obtenir de meilleurs compromis en terme de réduction de clutter et protection des signatures des mines.

Dans un second temps, on s'est intéressé à la détection des positions des mines sur des données Bscan et Cscan. Une nouvelle méthode de détection, basée sur une technique de détection de ruptures non paramétrique, a été proposée afin de localiser automatiquement les réponses des mines antipersonnel sur des données Bscan. La première étape de la méthode consiste à rechercher les ruptures spatiales suivant la direction des mesures  $l$  afin de détecter les positions horizontales des mines dans la donnée Bscan considérée. A chaque position  $l$ , la mesure de dissimilarité  $I_1(l)$  entre les ensembles d'observation

du passé immédiat  $\mathbf{x}_1$  et du futur immédiat  $\mathbf{x}_2$ , constitués respectivement de  $m_1$  et  $m_2$  colonnes du Bscan, est calculée. Les ruptures spatiales sont détectées chaque fois que l'indice  $I_1(l)$  est plus grand que le seuil de détection  $\eta_l$  déterminé de manière expérimentale. Un objet enfoui est caractérisé par deux ruptures proches suivant  $l$  qui indiquent les limites de l'objet dans le Bscan et par conséquent les positions horizontales où il se situe. La deuxième étape de la méthode consiste à rechercher les ruptures suivant  $t$  afin de détecter les temps de réponse des mines. Pour cela, il est nécessaire de réduire préalablement le clutter afin d'éviter de détecter les bandes du clutter. Le filtre numérique adapté aux données Bscan conçu dans le chapitre 2 est utilisé pour la réduction du clutter. Ensuite, en fonction du nombre d'objets détectés dans le Bscan à l'étape 1, la donnée Bscan filtrée est divisée en sous-Bscans de sorte que chaque sous-Bscan ne contient la réponse que d'un seul objet. A chaque instant  $t$ , la nouvelle mesure du contraste  $\tilde{I}_2(t)$  entre deux ensembles d'observations  $\mathbf{x}_1$ ,  $\mathbf{x}_2$  constitués respectivement de  $m_1$  et  $m_2$  lignes du sous-Bscan est calculée. Les ruptures temporelles sont détectées chaque fois que l'indice  $\tilde{I}_2(t)$  est plus grand qu'un seuil  $\eta_t$ , déterminé expérimentalement. Les résultats de simulation sur des données Bscan synthétiques ou réelles ont montré que cette méthode était efficace pour la détection de mines antipersonnel dont le contenu métallique est faible. Les mesures de contraste  $I_1(t)$  et  $\tilde{I}_2(t)$  constitue ainsi de nouveaux indicateurs de la présence d'objet dans les données Bscan. La méthode de détection de mines antipersonnel pour les données Cscan consiste à détecter les disques dans une donnée Cscan, obtenue en sommant toutes les données Cscan prétraitées, issues d'un même scénario de mesure. Le prétraitement des données Cscan consiste à appliquer le filtre numérique adapté aux données Cscan, conçu dans le chapitre 2, afin de réduire le clutter et à réaliser un seuillage en amplitude afin d'éliminer quelques résidus de clutter. Les ellipses de détection résultant de la méthode d'extraction et de filtrage morphologique des contours fermés s'avèrent également être de bons indicateurs de la présence d'objets. Elles permettent de localiser les positions spatiales des mines.

Enfin, les méthodes de détection de mines antipersonnel pour les données Bscan et Cscan ont été testées à partir des données Bscan et Cscan réelles issues de dix scénarios de mesure de la campagne MACADAM. Les performances des deux méthodes ont été évaluées par le calcul des taux de détection et de fausse alarme ainsi que par l'intermédiaire de courbes Caractéristiques Opérationnelles de Réception. Le taux de détection du GPR pour les mines de faible contenu métallique s'avère être nettement supérieur à celui obtenu par un détecteur de métal.

La méthode de détection pour les données Bscan permet de fournir également les temps de réponses des objets enfouis. Cette information peut s'avérer être utile en vue de l'étape de classification. En effet, les nouveaux indicateurs de présence d'objet, c'est à dire les mesures de contraste  $I_1(t)$  et  $\tilde{I}_2(t)$  et les ellipses de détection, permettent de localiser précisément les objets enfouis dans les données GPR cependant, ils ne permettent pas de discriminer les différents objets. Ainsi, une étape d'estimation des paramètres physiques du sol et des objets détectés peut s'avérer être utile pour l'identification des objets détectés. Ceci constitue un nouvel axe de recherche. L'intégration de nos méthodes de détection dans un système multicapteur peut également être étudiée par la suite.