

2m11.3446.6

Université de Montréal

Modélisation et intégration du contexte dans le
cadre de la détection de cibles en imagerie radar

par

Olivier Bonneau

Département de mathématiques et de statistique
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de
Maître ès sciences (M.Sc.)
en Mathématique

Orientation Mathématique appliquée

août 2006

© Olivier Bonneau, 2006



dA
3
US4
2006
V1017

Direction des bibliothèques

AVIS

L'auteur a autorisé l'Université de Montréal à reproduire et diffuser, en totalité ou en partie, par quelque moyen que ce soit et sur quelque support que ce soit, et exclusivement à des fins non lucratives d'enseignement et de recherche, des copies de ce mémoire ou de cette thèse.

L'auteur et les coauteurs le cas échéant conservent la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent ce document. Ni la thèse ou le mémoire, ni des extraits substantiels de ce document, ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans l'autorisation de l'auteur.

Afin de se conformer à la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels, quelques formulaires secondaires, coordonnées ou signatures intégrées au texte ont pu être enlevés de ce document. Bien que cela ait pu affecter la pagination, il n'y a aucun contenu manquant.

NOTICE

The author of this thesis or dissertation has granted a nonexclusive license allowing Université de Montréal to reproduce and publish the document, in part or in whole, and in any format, solely for noncommercial educational and research purposes.

The author and co-authors if applicable retain copyright ownership and moral rights in this document. Neither the whole thesis or dissertation, nor substantial extracts from it, may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms, contact information or signatures may have been removed from the document. While this may affect the document page count, it does not represent any loss of content from the document.

Université de Montréal

Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé

**Modélisation et intégration du contexte dans le
cadre de la détection de cibles en imagerie radar**

présenté par

Olivier Bonneau

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Fédéric Lesage

(président-rapporteur)

Jiri Patera

(directeur de recherche)

Elisa Shahbazian

(co-directeur)

Michel Grundland

(membre du jury)

Mémoire accepté le:

17 août 2006

Mais qu'est-ce qui est vrai quand on ne croit plus à ce que l'on est !

-*Rocky Balboa*

Membres du jury

Frédéric Lesage Ph.D., Professeur adjoint, École Polytechnique de Montréal

Jiri Patera Ph.D., Professeur Titulaire, Université de Montréal

Elisa Shahbazian Ph.D., Directrice Recherche et Développement, Lockheed

Martin Canada

Michel Grundland Ph.D, Centre de recherche en mathématique, Université de
Montréal

RÉSUMÉ

Dans ce mémoire, nous traiterons de la modélisation du contexte d'images ROS de scènes terrestres dans le but de raffiner les méthodes de détection de cibles existantes. En effet, les techniques qui sont présentement utilisées dans ce domaine ne tiennent pas compte de l'environnement et du comportement du type de cible recherché. C'est pourquoi, nous proposons ici une approche utilisant à la fois une analyse objective de la scène et une analyse subjective basée sur la modélisation du contexte. Nous avons procédé à différentes expériences qui nous ont permis de déterminer quels avantages un tel modèle apporte sur les résultats de détection. Nous avons utilisé des images réelles, ainsi que des images simulées pour effectuer ces expérimentations. La conclusion que nous pouvons tirer de cette étude est la suivante : l'utilisation du contexte comme source d'informations additionnelles permet d'éliminer certaines fausses alarmes pouvant se trouver sur l'image. En effet, puisque certains éléments de la scène tels que les amas rocheux et/ou les bâtiments isolés, peuvent avoir un chatoiement similaire à une cible d'intérêt. Nous présenterons ici une méthode qui permet de réduire la classification erronée de ces objets comme cible.

Mots clés : Radar à Ouverture Synthétique (ROS), Contexte, Imagerie, Détection de cibles.

SUMMARY

In this document we will discuss how we can modelize the context relative to a radar image with the objective to refine targets detection result. In fact, methods already used in this domain don't use behavior of the target and global environment of the scene as additional informations source. It's why we propose here an approach that use an objective analysis of the scene and a subjective analysis based on the context of the image. We proceed to differents experiences who helped us to determine which positives and negatives features we have when we use the context in target detection. We use real images and simulated one to do our experiences. Conclusion we can extract from this work is positive in regard of using the context. We can use this external information to lower the number of falses alarms and help the algorithm to focus on specific area of the scene. Therefore some neutrals elements (rock, isolated buildings) of the scene can have the same scattering than a real target. But theses elements are most of the time not positionned contextually on the image. We propose a way to help lower the bad classification of theses objects as real targets.

Keys Words Synthetic Aperture Radar (SAR), Context, Imagery, Targets Detection.

TABLE DES MATIÈRES

Membres du jury	iv
Résumé.....	v
Summary	vi
Liste des figures	x
Liste des tableaux	xii
Remerciements	1
Chapitre 1. Introduction	2
Chapitre 2. Théorie	4
2.1. Imagerie Radar	4
Dimension Distance	5
Dimension Azimut.....	7
2.2. Taux de fausses alarmes constant	9
2.3. Comment définir le contexte	11
2.3.1. Influence Contextuelle	13
2.3.2. Contexte et probabilité	14
2.3.2.1. Bases de la détection de cibles	14
2.3.2.2. Utilisation du contexte.....	16
Chapitre 3. Cadre expérimental	18
3.1. Méthodologie	18

3.1.1. Simulation des Images SAR.....	18
3.1.1.1. Simulation du signal radar de type Rayleigh	20
3.1.1.2. Simulation du signal exponentiel inverse	23
3.1.2. Simulation du contexte.....	24
3.2. Expérimentations.....	25
3.2.1. Distribution Gaussienne de cibles	27
Scène 1	28
Scène 2	29
3.2.2. Contexte et images réelles.....	29
Image réelle 1	30
Image réelle 2	30
Image réelle 3.....	33
3.2.3. Contexte et CFAR.....	33
Chapitre 4. Résultats.....	36
4.1. Contexte et distribution gaussienne	36
4.1.1. Scène 1.....	36
4.1.2. Scène 2.....	37
4.2. Contexte images réelles	38
4.3. Contexte et CFAR.....	43
Chapitre 5. Discussion	47
5.1. Contexte et distribution gaussienne	47
5.1.1. Scène 1	47
5.1.2. Scène 2.....	49
5.2. Contexte et images réelles.....	50
5.3. Contexte et CFAR.....	51

Chapitre 6. Conclusion	53
Bibliographie	55

LISTE DES FIGURES

2.1	Géometrie de base d'un capteur ROS	5
2.2	Géometrie sphérique d'un capteur ROS	7
2.3	Fenêtre d'analyse CFAR	10
3.1	Entité géographique et carte de distance associée.....	25
3.2	Simulation radar et image contextuelle associée	26
3.3	GRF et la distribution de cibles associées	27
3.4	Simulation radar de la scène 1 et scène 2.....	28
3.5	Scène 1.....	29
3.6	Scène 2.....	29
3.7	Cibles d'intérêts réels.....	30
3.8	Image Réelle 1.....	31
3.9	Image Réelle 2.....	32
3.10	Image Réelle 3.....	33
3.11	Image radar simulée et image contextuelle associée.....	35
4.1	Image radar scène 1.....	38
4.2	Image radar scène 2.....	38
4.3	Image radar scène 3.....	39
4.4	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte	39
4.5	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte	39
4.6	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte	40

4.7	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte	40
4.8	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte	40
4.9	Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte	40
4.10	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte	41
4.11	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte	41
4.12	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte	41
4.13	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte	41
4.14	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte	42
4.15	Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte	42
4.16	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte	42
4.17	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte	42
4.18	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte	43
4.19	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte	43
4.20	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte	43
4.21	Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte	44
4.22	$P_{fa} : 10^{-3}$	45
4.23	$P_{fa} : 10^{-4}$	46
4.24	$P_{fa} : 10^{-4}$	46
5.1	Zones de la Scène 1	49
5.2	Zones de la Scène 2	49

LISTE DES TABLEAUX

2.1	Paramètres Radars	6
3.1	Paramètres Radars utilisés lors de la simulation	19
3.2	Paramètres Contextuels	26
3.3	Ratio de détections	28
3.4	Informations scène réelle 1	31
3.5	Informations scène réelle 2	32
3.6	Informations scène réelle 3	34
3.7	Paramètres contextuels	34
4.1	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-3}$	37
4.2	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-4}$	37
4.3	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-5}$	37
4.4	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-3}$	37
4.5	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-4}$	38
4.6	Poucentage d'efficacité $Pfa=10^{-5}$	38
4.7	Détection des cibles réelles sur la scène réelle 1	44
4.8	Détection des cibles réelles sur la scène réelle 2	44
4.9	Détection des cibles réelles sur la scène réelles 3	45
4.10	Analyse de la figure 4.22	45
4.11	Analyse de la figure 4.23	45
4.12	Analyse de la figure 4.24	46

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais remercier monsieur Jiri Patera pour m'avoir permis de continuer mes études au niveau gradué au sein du CRM et Elisa Shahbazian pour Lockheed Martin Canada. Bien que ce département comprenne une multitude de personnes qui m'ont, d'une manière ou d'une autre, accompagné dans cette recherche, je remercie en tout premier lieu M. Yannick Allard, sans non plus oublier les autres membres de ce groupe de recherche pour lesquels je tiens à souligner l'apport, Hugues, Éric et Éric, Guy, Daniel, Jean-Rémi, Michel et bien sûr Dr. Jean Couture. Effectivement, je sais pertinemment que ma présence dans leur entourage fit en sorte qu'ils devinrent tous de meilleures personnes, ils sont maintenant beaucoup plus compréhensif envers l'être humain en général. Il ne faudrait pas non plus passer sous silence les gens avec qui j'ai passé mes deux années de maîtrise au département de mathématique de l'Université de Montréal. Entre autre, Frédérick Tremblay, un type que j'ai connu par hasard dans un cours de P.W. et qui me montra que résoudre l'équation de *Korteweg-de vries* était chose possible. Dans un cadre plus personnel, je remercie ma famille qui m'a soutenu moralement et financièrement lors de toutes ces années d'études. Ma mère Candide pour ses conseils judicieux (et qui a dû subir mes expérimentations scientifiques maisons) ainsi que mon père Denis qui me fit aimer les sciences dès mon plus jeune âge, au prix d'un système de son qui maintenant n'est plus.

Chapitre 1

INTRODUCTION

Depuis quelques années, la qualité des images satellitaires a grandement évolué tant au niveau optique qu'au niveau radar. C'est pourquoi des méthodes de détections de cibles ponctuelles furent développées dans le cadre d'applications civiles et militaires. En effet, la capacité de pouvoir détecter automatiquement certains objets peut être un avantage dans le cadre d'opérations tant civiles que militaires. Par exemple, dans le domaine de la protection territoriale, la détection automatisée peut être utilisée pour observer le déplacement des icebergs sur les routes maritimes et ainsi prévenir des collisions avec les navires. Dans un cadre de surveillance globale, la surveillance automatique des zones de pêches nationales permet de détecter les navires étrangers qui ne respectent pas les traités internationaux. Finalement, dans le domaine militaire où les missions de reconnaissances aéroportées et satellitaires sont largement utilisées et génèrent une importante quantité d'informations. Des méthodes d'analyses automatiques d'images furent développées. Par contre, ces méthodes produisent de nombreuses fausses alarmes, c'est-à-dire qu'elles identifient par erreur certains secteurs de l'image comme étant un objet d'intérêt (bateaux, icebergs, cibles militaires). En effet, puisque la plupart des algorithmes d'analyses d'images fondent leur traitement uniquement sur une étude statistique des pixels, ils ne considèrent pas l'aspect contextuel local à l'image. C'est pourquoi dans le cadre de cette recherche nous nous intéresserons à la modélisation du contexte d'une scène avec pour objectif de diminuer le taux de fausses alarmes générées par les méthodes de détection de cibles courantes.

L'organisation de ce mémoire va comme suit : Le chapitre 2 portera sur la présentation théorique des différents aspects que comporte ce travail. Puisque dans le cadre de cette recherche nous utiliserons des données provenant de capteurs Radar à Ouverture Synthétique (ROS), nous expliquerons les différents points théoriques que touche ce type de capteur. Par la suite, nous introduirons la méthode de détection de cibles à *taux de fausses alarmes constant (CFAR)*, cette méthode sera mise de l'avant lors de la partie expérimentale de cette recherche. Nous présenterons aussi les bases probabilistes sur lesquelles se fondent les algorithmes de détection de cibles. Ensuite, nous présenterons le modèle contextuel que nous avons introduit dans le cadre de cette recherche.

Dans le chapitre 3, sera présenté l'aspect expérimental de cette recherche. Nous présenterons de quelle manière nous avons implanté les différents algorithmes requis pour cette recherche. En effet, la théorie utilisée dans ce travail est directement applicable dans le cadre de systèmes de détection de cibles existantes. C'est pourquoi, nous avons implanté un simulateur d'images ROS ainsi qu'un système nous permettant d'utiliser le détecteur CFAR sur des images simulées avec et sans informations contextuelles. Finalement, nous avons effectué une expérimentation sur des images réelles comportant des cibles positionnées de manières contextuelles.

Dans les chapitres 4 et 5 nous présenterons dans un premier temps les différents résultats obtenus lors des trois expériences que nous avons effectuées. Afin de mesurer la pertinence de ces résultats, nous comparerons nos données avec celles d'articles existants ou encore en utilisant des critères de détection utilisés de manière opérationnelle. Nous en tirerons alors des conclusions sur les avantages et inconvénients de l'utilisation de l'information contextuelle que nous pouvons extraire d'une image, pour une application en détection de cible au niveau de la réduction des fausses alarmes.

Chapitre 2

THÉORIE

Dans ce chapitre, nous détaillerons les différents aspects théoriques de ce travail. Dans un premier temps, puisque cette recherche fut appliquée à l'imagerie radar, nous expliquerons les fondements des capteurs ROS (Radar à Ouverture Synthétique) et des images qui y sont associées. Nous expliquerons par la suite la méthode de détection de cibles *Constant False Alarm Rate (CFAR)* qui sera utilisée lors de l'application du modèle contextuel. Nous présenterons ensuite la manière dont nous avons défini le contexte. Cette définition se veut l'hypothèse de départ sur laquelle la modélisation se fonde. Nous poserons les bases des probabilités bayésiennes utilisées dans le domaine de la détection automatisée d'objets d'intérêts. Ensuite nous aborderons la manière dont le contexte peut être introduit mathématiquement dans le cadre de ces probabilités.

2.1. IMAGERIE RADAR

Dans cette section, nous présenterons les aspects de l'imagerie polarimétrique des capteurs Radar à Ouverture Synthétique (ROS). La figure 2.1 nous montre les différents paramètres qui définissent le positionnement d'un tel capteur. La plateforme se déplace à une vitesse v à une altitude h . Le capteur radar étant positionné latéralement, il illumine la surface terrestre avec des impulsions électromagnétiques. La direction de vol est appelée *azimut* tandis que la direction dans laquelle le radar vise est appelée *distance*.

Une antenne radar est typiquement rectangulaire de dimension $d_a \times d_e$ qui sont respectivement la taille en *azimut* et en *élévation* de l'antenne. Ces dimensions

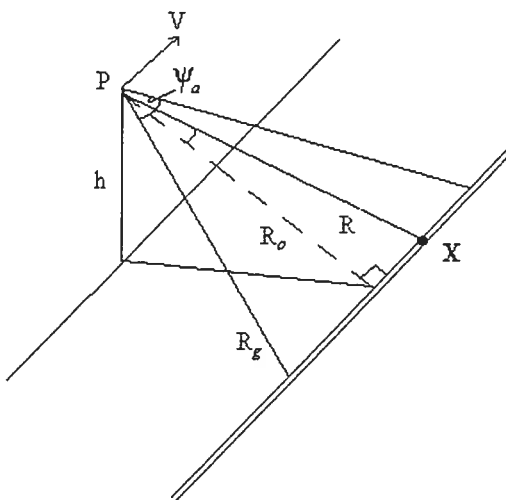


FIG. 2.1. Géométrie de base d'un capteur ROS

sont importantes puisque qu'elles déterminent l'angle d'ouverture du radar ψ , donc la largeur et la hauteur de l'illumination au sol.

$$\psi = \frac{\lambda}{d} \quad (2.1.1)$$

avec λ étant la longueur d'onde du radar, nous obtenons donc les angles ψ_a et ψ_e . Lorsque le radar balaie le sol en un point X, la distance R varie symétriquement par rapport à la distance minimum R_0 . Les autres paramètres importants du signal radar sont : la longueur de l'impulsion τ_p , la largeur de bande B et la fréquence d'impulsion, PRF (Pulse Repetition Frequency). Le tableau 2.1 nous présente l'ordre de grandeur de ces paramètres pour un radar satellitaire, RadarSat-1 et un radar aéroporté. Les valeurs de cette table nous proviennent du site internet de RadarSat (<http://www.space.gc.ca/asc/eng/satellites/radarsat1/default.asp>) ainsi que du livre *Understanding Synthetic Aperture Radar* [9].

Dimension Distance

La figure 2.1 illustre le cas simplifié d'un capteur aéroporté, dans ce cas nous pouvons omettre la courbure terrestre dans les équations. Par contre, ce facteur est à considérer dans le cas des capteurs satellitaires. La figure 2.2 nous montre une vue de coupe de la distance, c'est-à-dire que l'azimut est selon l'axe y . On remarque que l'impulsion électromagnétique se propage en gardant une épaisseur

TAB. 2.1. Paramètres Radars

	RadarSat-1	Aéroporté
Longueur d'onde λ	5.6cm (C-Band)	3.1cm (X-Band)
Polarisation	HH	HH
Largeur de Bande B	11.6, 17.3 ou 30.0MHz	100MHz
Longueur d'impulsion τ_p	42 μ s	5 μ s
PRF	1.2-1.4kHz	1.1kHz
Taille de l'antenne (azimut \times élévation)	15 \times 1.5m	1.8 \times 0.18m
Altitude	793-821km	< 14km

constante $c\tau_p$. Un point à une distance R_0 du capteur retournera donc un signal d'une durée τ_p et sera capté avec un délai :

$$\tau_d = 2R_0/c \quad (2.1.2)$$

C'est donc en considérant le signal de manière discret en fonction du temps que nous pouvons déterminer la position en distance des différents points. Les valeurs minima et maxima en distance, notées N et F (*near and far range*), sont déterminées par le temps écoulé entre la transmission du signal, le début de la réception (N) et la fin de la réception (F). Nous appelons *swathwidth* la distance entre N et F. Puisque les impulsions de transmission et de réception ne peuvent se chevaucher, le *swathwidth* est restreint par la condition suivante :

$$swathwidth < \frac{c}{2PRF} \quad (2.1.3)$$

En fonction des différents paramètres que nous retrouvons sur la figure 2.2, nous avons les relations suivantes :

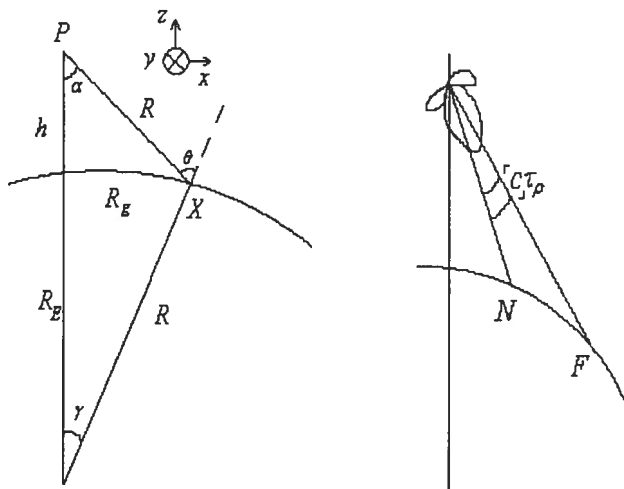


FIG. 2.2. Géométrie sphérique d'un capteur ROS

$$R_0 = (R_E + h) \frac{\sin \gamma}{\sin \theta}$$

$$R_0^2 = R_E^2 + (R_E + h)^2 - 2R_E(R_E + h) \cos \gamma$$

$$R_g = R_E \gamma$$

$$\gamma = \theta - \alpha$$

$$\sin \alpha = \frac{R_E}{R_E + h} \sin \theta$$

En utilisant ces relations, la résolution en distance r_g est le taux de variation en distance par rapport à la variation du *slant range* $r_s = \frac{c}{2B}$. Nous trouvons alors la relation suivante :

$$\frac{r_g}{r_s} \simeq \frac{dR_g}{dR_0} = \frac{R_0}{(R_E + h) \sin \gamma} = \frac{1}{\sin \theta} \quad (2.1.4)$$

Dimension Azimut

Le traitement des impulsions dans la dimension azimutale est légèrement plus complexe que dans le cas de la dimension distance. En effet, en distance, l'information se transmet de manière ordonnée d'impulsion en impulsion, c'est-à-dire que le radar attend l'arrivée du signal précédent avant la transmission du prochain. Chacun des blocs d'impulsion en distance contient l'information du chatoiement

azimutal. Par contre, cette information est étirée et courbée dû au déplacement du capteur. Nous ignorons cette courbure et considérons ce flux comme étant linéaire. Le fondement de la technologie ROS est l'exploitation du fait que la variation de la distance d'un point lorsque le faisceau passe au-dessus est d'ordre quadrique. Dans le cas où nous considérons la géométrie terrestre plane, nous pouvons déterminer cette variation de la manière suivante. Soit X un point au sol, considérons que le capteur se trouve à une position azimutale x avec pour origine X , nous avons $R^2 = R_0^2 + x^2$. Pour un faisceau étroit, X sera illuminé lorsque $x \ll R_0$, donc

$$R \simeq R_0 + \frac{x^2}{2R_0} \quad (2.1.5)$$

Le déphasage associé à l'aller retour du signal

$$\phi(x) = \frac{-4\pi R_0}{\lambda} - \frac{2\pi x^2}{\lambda R_0} \quad (2.1.6)$$

tandis que le taux de variation de ce déphasage en fonction de la distance sera

$$\frac{d\phi}{dx} = \frac{-4\pi x}{\lambda R_0} \quad (2.1.7)$$

En coordonnées spatiales, l'équivalent de la longueur d'impulsion est ce que l'on appelle *longueur d'ouverture synthétique* D_s qui est la longueur en azimut illuminée par le radar à une distance R_0 . Selon la figure 2.1 nous trouvons,

$$D_s = R_0 \psi_a \quad (2.1.8)$$

Si on applique ce résultat aux impulsions électromagnétiques nous avons une largeur de bande spatiale d_a et une résolution spatiale r_a :

$$\frac{1}{2\pi} \times \frac{4\pi}{\lambda R_0} \times D_s = \frac{2}{d_a} \quad (2.1.9)$$

$$\implies r_a = \frac{d_a}{2} \quad (2.1.10)$$

$$(2.1.11)$$

Dans le cas d'un capteur orbital, notre résolution spatiale serait :

$$r_a = \frac{R_E}{R_E + h} \frac{d_a}{2} \quad (2.1.12)$$

avec R_E le rayon de la terre et h l'altitude de la plateforme. Les équations (2.2.10) et (2.2.12) nous indiquent que la résolution en azimuth d'un système imageur ROS est la moitié de la taille de l'antenne dans la direction azimuthale (et encore mieux dans le cas où le capteur est orbital). De plus cette résolution est indépendante de la distance et de la longueur d'onde. Ces résolutions supposent que le radar pointe dans une direction perpendiculaire à la trajectoire de la plateforme, c'est le mode *strip-map*. Par contre, de meilleures résolutions peuvent être obtenues en permettant au radar de garder la cible dans le faisceau électromagnétique le plus longtemps possible. Cette technique est appelée *spotlight* et permet d'obtenir des résolutions azimuthales considérablement améliorées. Par contre, le radar couvre moins de surface au sol lorsqu'il est utilisé dans ce mode.

2.2. TAUX DE FAUSSES ALARMES CONSTANT

Les algorithmes de détection CFAR sont, avant toute chose, des méthodes de prétraitement de l'image ayant pour objectif de discriminer les cibles potentielles. Ces méthodes sont dites à *seuil adaptatif*, c'est-à-dire qu'elle recherchent les zones inhabituellement brillantes comparativement aux pixels environnants. Ce seuil dépend de la distribution statistique des pixels voisins, d'où le terme *adaptatif*. L'objectif est d'obtenir un seuil qui assure que la probabilité de fausses alarmes reste constante. Dans ce cas, le seuil est choisi tel que le pourcentage de pixels associés à l'arrière-plan (qui sont sous le seuil) reste constant sur l'ensemble de l'image.

Les algorithmes de type CFAR utilisent deux paramètres pour déterminer l'étendue de la région d'intérêt (ROI) qui sera étudiée pour la classification des pixels. La taille estimée de la cible $m \times m$ pixels et la taille de la fenêtre environnante $M \times M$ pixels tel que décrit par la figure 2.3. L'algorithme superposera cette fenêtre sur l'ensemble de l'image en se déplaçant d'un pixel à la fois. Pour chacune des positions de la fenêtre d'analyse, nous calculons $\bar{I}_t \equiv \sum_{j=1}^m I_j/m$ la moyenne des intensités des pixels que l'on considère *a priori* comme cible. Nous calculons

de la même manière la moyenne des intensités des pixels que nous considérons appartenir à l'arrière plan \bar{I}_b .

Nous définissons donc le critère de détection comme étant :

$$\frac{\bar{I}_t/\bar{I}_b - 1}{\sqrt{V_b}} > t \quad (2.2.1)$$

Dans le cas le plus simple où nous considérons le RCS¹ de la scène constant nous avons $\sqrt{V_b} = 1$ le critère de détection devient :

$$\frac{\bar{I}_t}{\bar{I}_b} - 1 > t \quad (2.2.2)$$

Puisque la fonction de densité de la distribution de la cible n'est pas connue la plupart du temps, cette méthode extrait les zones où le chatoiement ne répond pas à la distribution de l'arrière-plan. Ceci est justifiable puisque, comme mentionné précédemment, les cibles d'intérêt sont généralement plus brillantes que l'arrière plan en imagerie radar.

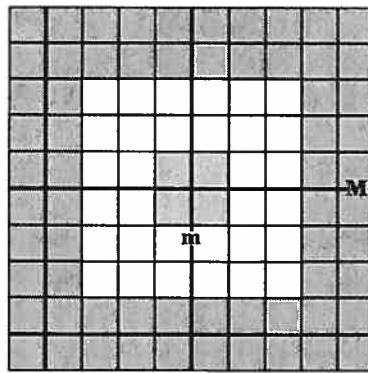


FIG. 2.3. Fenêtre d'analyse CFAR

Selon la littérature [17], [18], [19], [20], l'expérimentation a montré que la distribution de Weibull est celle qui s'approche le plus du type de chatoiement généré par les zones terrestres. Dans le cas d'une distribution du chatoiement radar de type Weibull, Goldstein [5] définit le seuil t au-dessus duquel on classe un pixel comme cible par :

¹Radar Cross Section, une valeur qui indique avec quelle intensité un élément au sol réfléchit le signal radar incident.

$$t = \frac{\ln \left[\prod_{j=1}^M \left(\frac{V_0}{V_j} \right) \right]}{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \left\{ \ln \left[\prod_{l=1}^M \left(\frac{V_k}{V_l} \right) \right] \right\}^2}} \quad (2.2.3)$$

avec V_0 l'intensité du pixel courant de la fenêtre cible $m \times m$. Les sommes et les multiplications se font sur l'ensemble des pixels de la fenêtre environnante $M \times M$. Nous appelons la bande extérieure *bande d'évaluation de l'arrière-plan* et l'anneau interne *la bande de garde*.

2.3. COMMENT DÉFINIR LE CONTEXTE

Dans un premier temps, nous devons définir ce que nous considérons comme étant le *contexte* d'une scène ou d'une image. En effet, tout dépendant des circonstances et/ou de l'objectif recherché, la définition du contexte peut varier d'une situation à l'autre. Par exemple, la définition du dictionnaire [10] est la suivante :

Définition 2.3.1. *Ensemble des circonstances qui accompagnent un évènement : replacer un fait dans son contexte historique.*

Par contre cette définition est trop générale pour justifier les choix méthodologiques qui suivront. En effet, puisque notre objectif est de déterminer quels endroits d'une scène sont les plus propices contextuellement pour un type de d'objet en particulier, nous devons raffiner cette définition. C'est pourquoi nous nous baserons sur la définition suivante du contexte qui est plus spécifique :

Définition 2.3.2. *Interprétation qu'une entité intelligente fera de son environnement en fonction de son comportement.*

En utilisant cette définition, nous pourrions modéliser le *contexte* d'une scène en supposant connaître le comportement d'un objet d'intérêt en particulier. L'exemple suivant explicite cette hypothèse dans le cadre d'une utilisation militaire.

Exemple 2.3.1. *En situation de conflit, un analyste en imagerie doit déterminer les zones où un bombardement serait le plus efficace pour neutraliser une menace potentielle. Sa connaissance et son expérience du domaine militaire lui permettent de poser des hypothèses à propos du comportement de l'entité qu'il recherche. En*

effet, il peut juger que dans ce cas précis ce type d'ennemi utilisera les routes secondaires pour se déplacer et évitera les zones qui limitent son camouflage. À partir de ces hypothèses, l'analyste peut déterminer avec une plus grande exactitude les zones où se trouverait la menace.

C'est en utilisant ce type de raisonnement que nous avons défini quel est le contexte d'une scène par rapport à l'objet d'intérêt. En supposant connaître son comportement relatif à certaines situations pour ensuite modéliser les zones les plus propices à son existence. Le contexte d'un pixel ou d'un objet est défini comme étant le positionnement euclidien de ce pixel relativement aux différents éléments géographiques (rivière, forêt, champ, etc) et humains (routes, bâtiments) qui composent la scène à analyser. Afin de pouvoir modéliser le contexte particulier dans lequel se trouve un pixel donné, nous devons tout d'abord posséder une interprétation de la scène sous-jacente. C'est-à-dire de déterminer à l'aide d'un prétraitement quels sont les différents types de zones composant l'environnement associé à l'image et quelles sont leurs positions. Cette interprétation est obtenue soit par l'utilisation d'algorithmes d'analyses de scènes et l'interprétation d'images ou encore, par l'utilisation de la *vérité terrain*. L'agencement des différentes zones géographiques est sans valeur contextuelle s'il n'est pas considéré en fonction d'une entité qui les mettent en relation. Dans le cas présent, cette entité est l'objet d'intérêt que nous cherchons à détecter. Nous utiliserons la distance euclidienne comme base contextuelle qui unit la cible à son environnement. En effet, nous posons comme hypothèse, que la distance est un facteur déterminant pour déterminer le contexte associé à une scène par rapport à une cible d'intérêt. Il est à noter que le modèle contextuel diffère d'une entité à l'autre. Par exemple, dans un contexte militaire les véhicules terrestres sont portés à se situer près des routes pour des raisons de mobilité et d'efficacité, tandis que l'artillerie utilisera la lisière de la forêt pour des raisons stratégiques de protection. C'est pourquoi nous devons définir des variables relationnelles qui caractériseront les différentes zones géographiques par rapport au type de cible à détecter.

2.3.1. Influence Contextuelle

Les éléments qui seront utilisés pour la modélisation contextuelle sont le type de terrain associé à un pixel donné et la distance aux différentes entités géographiques se retrouvant sur l'image. Nous définissons quatre (4) variables afin de mettre en relation le pixel considéré et les deux facteurs susmentionnés. Il s'agit de l'existence, l'influence, le poids et le coefficient de distance.

Définition 2.3.3. Existence E : Détermine la capacité physique qu'a une entité de se trouver sur un type de terrain en particulier. Forte existence $E > 1$, faible existence $0 < E < 1$, existence nulle $E = 0$

Définition 2.3.4. Influence I : Détermine si le comportement de la cible fera en sorte que cette dernière aura tendance à s'éloigner ou se rapprocher d'une zone en particulier. Un véhicule militaire aura tendance à s'éloigner des zones qui limitent son camouflage $I = -1$ tandis que les routes permettent au véhicule de se déplacer plus rapidement $I = 1$

Définition 2.3.5. Poids C : Détermine l'importance relative qu'a une entité géographique par rapport aux autres. Plus le poids sera élevé, plus son influence contextuelle sera grande. Par exemple, dans le contexte propre à la détection d'hélicoptères, les forêts auront un poids beaucoup plus faible que les champs.

Définition 2.3.6. Coefficient de distance σ : Est utilisé pour simuler l'atténuation de l'influence contextuelle d'un pixel par rapport à une zone en particulier. Ce coefficient est généré en fonction du poids et d'une valeur déterminant une distance maximale d'influence.

Soit $G = (g_1, ..g_k, ..g_n)$ l'ensemble de toutes les zones géographiques et $P = (i_1, ..i_k, ..i_l)$ l'ensemble de tous les pixels de l'image. Notons, $d_{i,g}$ la distance euclidienne entre un pixel i et la zone g . Nous définissons alors le taux de vraisemblance contextuelle d'un pixel i associé à la zone g comme étant :

$$P_{i,g} = E_g \left[\left(\sum_{k \neq g} I_k D(d_{i,k}, \sigma_k, C_k) \right) + C_g \right] \quad (2.3.1)$$

et la fonction d'atténuation gaussienne D est définie comme suit :

$$D(d_{i,g}, \sigma_k, C_k) = C_k \exp\left(\frac{d_{i,g}^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (2.3.2)$$

Cette équation décrit l'intensité contextuelle en un point comme étant la somme des influences des autres zones de l'image. Notons qu'une zone ne s'influence pas elle-même, elle ne possède *a priori* qu'un poids relatif à son importance dans le contexte général de la scène.

2.3.2. Contexte et probabilité

Ici nous présenterons l'approche Bayésienne de modélisation du contexte tel que décrit par Blacknell [2]. En effet, les approches utilisées pour la détection de cibles sont statistiquement rigoureuses et permettent d'obtenir un résultat acceptable. Par contre, ces modèles ne tiennent pas compte de l'information contextuelle qui est disponible au sein de l'image comme le ferait un opérateur humain. Nous présenterons dans cette section les aspects probabilistes de la détection de cible et de quelle manière pouvons-nous y ajouter le contexte.

2.3.2.1. Bases de la détection de cibles

La détection de cibles implique de déterminer si un ensemble de données provenant d'une image appartient à l'arrière-plan ou à une cible potentielle. Soit un modèle statistique pour la classe arrière-plan et la classe cible, la probabilité conditionnelle d'observer un échantillon \mathbf{x} sachant que nous avons une classe arrière-plan b ou cible t sont données respectivement par $P_b = P(\mathbf{x}|b)$ et $P_t = P(\mathbf{x}|t)$.

Pour une observation \mathbf{x} ,

$$\frac{P_t(\mathbf{x})}{P_b(\mathbf{x})} > 1 \quad (2.3.3)$$

donnera un taux maximal de classification correct si nous avons des probabilités égales autant pour la cible que pour l'arrière-plan. Par contre si $P(b)$ et $P(t)$ ne sont pas égales, la classification *a posteriori* maximale sera :

$$\frac{P(\mathbf{x}, t)}{P(\mathbf{x}, b)} = \frac{P_t(\mathbf{x})P(t)}{P_b(\mathbf{x})P(b)} > 1 \quad (2.3.4)$$

Nous pouvons alors poser

$$\frac{P_t(\mathbf{x})}{P_b(\mathbf{x})} > \frac{P(b)}{P(t)} = T \quad (2.3.5)$$

qui serait le test de vraisemblance à effectuer pour déterminer à quelle classe un ensemble de données appartient, où T est le seuil associé à la probabilité de fausses alarmes P_{fa} définie tel que :

$$P_{fa} = \int_{D(T)} P_b(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (2.3.6)$$

Où $D(T)$ est le domaine d'intégration d'une observation classifiée comme étant une cible. C'est-à-dire sur quel intervalle d'intensité de pixel nous considérons la classe cible.

Dans le cadre de la détection de cible, la probabilité associée à une cible sera normalement faible $P(t) \ll 1$, nous pourrions alors poser :

$$T = \frac{P(b)}{P(t)} = \frac{1 - P(t)}{P(t)} \simeq \frac{1}{P(t)} \quad (2.3.7)$$

De plus, lorsque nous analysons un seul échantillon, les fonctions de probabilité conditionnelles devraient se croiser seulement en un point. Donc dire que l'équation

$$\frac{P_t(\mathbf{x})}{P_b(\mathbf{x})} = T \quad (2.3.8)$$

aura une solution unique à $x = x_0$. Nous déclarons donc une cible lorsque $x \geq x_0$ et la probabilité de fausses alarmes sera alors :

$$P_{fa} = \int_{x_0}^{\infty} P_b(x) dx \quad (2.3.9)$$

Puisque dans la pratique, le modèle statistique de la cible $P_t(x)$ est inconnu, mais que nous posons l'hypothèse que les cibles sont brillantes comparativement au reste de l'image, nous poserons donc que les données ayant une valeur inférieure à x_0 auront une probabilité nulle d'être classées comme cible, tandis que les valeurs

$x \geq x_0$ auront une probabilité uniforme c jusqu'à un seuil maximal. Alors $P_t(x_0) = c$ et par manipulation des équations précédentes, nous trouvons :

$$P_b(x_0) \simeq cP(t) \quad (2.3.10)$$

2.3.2.2. Utilisation du contexte

Puisque le contexte variera comme une fonction d'un positionnement spatial, ceci fait en sorte que le seuil associé à l'équation (2.1.6) sera modifié en tous points et donc que la probabilité de fausses alarmes ne sera plus constante sur l'ensemble de l'image.

Considérons une position de l'image où la probabilité de détection d'une cible est $Q(t) = \alpha P(t)$ avec $P(t)$ la probabilité de détection d'une cible associée à une probabilité de fausses alarmes nominales. Alors la valeur x_α , au-dessus de laquelle une cible sera détectée est donnée par

$$P_b(x_\alpha) \simeq cQ(t) = \alpha cP(t) = \alpha P_b(x_0) \quad (2.3.11)$$

et le P_{fa} sera

$$P_{fa} = \int_{x_\alpha}^{\infty} P_b(x) dx \quad (2.3.12)$$

Dans le cas des images ROS, le modèle statistique de l'arrière-plan utilisé est celui de la distribution exponentielle négative. Celui-ci décrit la fluctuation du chatoiement observé dans le cadre des systèmes d'imagerie cohérente.

$$P_b(x) = \frac{1}{\mu_b} \exp\left(-\frac{x}{\mu_b}\right) \quad (2.3.13)$$

ce qui nous donne une probabilité de fausses alarmes

$$P_{fa} = \exp\left(-\frac{x_0}{\mu_b}\right) \quad (2.3.14)$$

donc un seuil pour l'intensité des pixels de

$$x_0 = -\mu_b \ln(P_{fa}) \quad (2.3.15)$$

Donc en fonction d'une probabilité de détection de cible modifiée, le seuil d'acceptation modifié sera :

$$x_\alpha = x_0 - \mu_b \ln(\alpha) \quad (2.3.16)$$

et donc la probabilité de fausses alarmes modifiée sera donnée par :

$$P_{fa}(\alpha) = \exp\left(-\frac{x_0}{\mu_b} + \ln(\alpha)\right) = \alpha P_{fa} \quad (2.3.17)$$

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents aspects théoriques que touchent ce mémoire. En effet, nous avons abordé les capteurs Radars à Ouvertures Synthétiques (ROS). Ensuite nous avons abordé les probabilités qui régissent la détection de cibles en imagerie radar et de quelle manière nous introduisons l'information contextuelle dans ces probabilités. Nous avons aussi discuté de la façon dont nous avons modélisé le contexte. En effet, cette section de ce chapitre se veut l'élément clé de ce travail. C'est-à-dire que le contexte est ici considéré comme la mise en relation des différents éléments environnementaux d'une scène par une entité dont le comportement est connu. Cette information peut-être quantifiée et utilisée pour raffiner les méthodes de détection déjà existantes.

Chapitre 3

CADRE EXPÉRIMENTAL

3.1. MÉTHODOLOGIE

Dans ce chapitre, nous présenterons les différentes méthodes utilisées pour mettre en application l'utilisation du contexte dans le cadre de la détection automatisée d'objets d'intérêts. Dans un premier temps, nous aborderons les méthodes que nous avons utilisées pour simuler des images radars, c'est-à-dire par la technique proposée par Franceschetti [4] ainsi que par l'approche du chatoiement exponentiel inverse. Nous expliquerons ensuite de quelle manière nous avons simulé, à l'aide d'algorithmes, le modèle contextuel associé à une scène. Dans un troisième temps, nous présenterons les aspects techniques liés aux différentes expérimentations que nous avons effectuées pour appuyer nos hypothèses de départ. C'est-à-dire d'utiliser une distribution gaussienne de cibles sur la scène, d'analyser des images réelles et d'utiliser le contexte dans le cadre d'un algorithme de détection à taux d'alarmes constant.

3.1.1. Simulation des Images SAR

Dans le cadre de ce projet, afin de tester convenablement nos algorithmes, nous avons implanté un programme de simulation d'images ROS. Ce programme, basé sur l'article de Franceschetti [4], nous permet de créer une image respectant les caractéristiques fondamentales de l'imagerie radar en tenant compte des caractéristiques techniques de satellites radars existants. Nous considérons l'image à simuler comme un agencement plat de facettes carrées. Chacune des facettes

TAB. 3.1. Paramètres Radars utilisés lors de la simulation

Paramètres	Unité
Vitesse du satellite	m/s
Fréquence du radar	Hz
Longueur d'onde du radar	m
Angle d'incidence de l'onde radar	radian
Altitude du satellite	m
Dimensions de l'antenne	m
Temps entre l'émission des pulses radars	t_n s
Durée du pulse radar	s
Largeur de bande du chirp	Δf Hz
Ouverture angulaire horizontale et verticale	Radian
Distance satellite - centre de l'empreinte	m
Largeur (en azimuth) de l'empreinte au sol	m
Distance parcourue par le satellite entre deux pulses	m
Résolution du Chirp	m
Résolution du pulse	m

est caractérisée par deux paramètres électromagnétiques, la permittivité ϵ et la conductivité σ . Ces deux paramètres décrivent le type de matériel que nous voulons simuler en chaque point (terre, champ, route, etc). Dans le modèle, chacune des facettes possède une orientation dans l'espace cartésien à trois (3) dimensions (x,y,z). Ceci permet de simuler le plus justement possible les effets d'ombrages et de rugosités du terrain dus au relief. Par contre, dans le cadre de cette recherche nous avons simplifié le modèle en supposant un agencement plat de facettes. C'est-à-dire que le vecteur normal à chaque facette est $\vec{n} = (0, 0, 1)$.

Dans un premier temps, pour effectuer la simulation d'une image produite par un capteur en particulier (RadarSat-1/2, SEASAT ... etc), nous devons connaître l'information propre à la mission du capteur. Le tableau 3.1 définit ce type de données. Ensuite, il faut définir les caractéristiques physiques et statistiques de

la scène à simuler, ceci dans le but d'obtenir une image qui s'approche de la réalité. Ces paramètres sont les suivants : le profil d'altitude, la permittivité ϵ et la conductivité électromagnétique σ des différents milieux et le comportement statistique du bruit. La permittivité et la conductivité des différentes zones de l'image seront introduites dans l'algorithme par le biais de tableaux de tailles égales à l'image à simuler et, où en chaque case, la valeur donnée sera celle du pixel associé. Nous utilisons cette manière de procéder puisque ceci nous permet une plus grande facilité pour créer différents types d'environnements.

3.1.1.1. Simulation du signal radar de type Rayleigh

Ce type de simulation radar sera utilisé dans le cadre de l'algorithme de détection de cibles CFAR. En effet, le simulateur radar discuté ici utilise une distribution de Rayleigh pour le chatoiement radar tandis que le détecteur CFAR se base sur une distribution de Weibull. Nous avons fait ce choix puisque la distribution de Rayleigh est une sous-classe de la distribution de Weibull pour un paramètre de forme $\gamma = 2$.

Dans cette partie, nous expliquerons les fondements de la formation d'un signal radar ainsi que la manière décrite par Franceschetti [4]. Considérons un capteur ROS qui se déplace à une vitesse constante v à une altitude $R_0 \cos \vartheta_0$ selon la direction x . Le radar émet une impulsion à intervalle régulier t_n avec une modulation fréquentielle définie par :

$$\exp \left[j\omega(t - t_n) + j\frac{\alpha}{2}(t - t_n)^2 \right] \text{rect} \left[\frac{t_n - t}{\tau} \right] \quad (3.1.1)$$

avec $\alpha\tau = 2\pi\Delta f$, Δf étant la largeur de bande de l'impulsion et posons $t' = t - t_n - \frac{2R_0}{c}$. Le signal brute du radar est posé comme suit pour chaque polarisation :

$$h \left(x' = vt_n, r' = \frac{ct'}{2} \right) = \int \int dx dr \gamma(x, r) g(x' - x, r' - r; x, r) \quad (3.1.2)$$

$\gamma(x, r)$ est le coefficient de chatoiement de la scène dépendamment de la polarisation utilisée. Nous posons g :

$$g(x' - x, r' - r; x, r) = w^2 \left(\frac{x' - x}{X} \right) \text{rect} \left[\frac{r' - r}{c\tau/2} \right] \exp(j\phi) \quad (3.1.3)$$

$$\phi = \frac{-4\pi}{\lambda} \Delta R + \frac{\alpha}{2} \left(t' - \frac{2r}{c} - \frac{2\Delta R}{c} \right)^2 \quad (3.1.4)$$

$$\Delta R = \sqrt{(x' - x)^2 + (R_0 + r)^2 + s^2} - R_0 - r \quad (3.1.5)$$

Nous posons $w = \text{sinc}(\pi x/X)$ l'empreinte normalisée de l'illumination de l'antenne au sol pour une ouverture de $\pm X/2$, et X est la taille de l'empreinte effective au sol.

Pour simuler le signal radar tel que décrit par l'équation 3.1.2 nous calculons la transformée de Fourier :

$$H(\xi, \eta) = \int \int \gamma(x, r) G(\xi, \eta; x, r) e^{-j\xi x - j\eta r} dx dr \quad (3.1.6)$$

avec

$$G(\xi, \eta, x, r) = \int \int g(p, q; x, r) e^{-j\xi p - j\eta q} dp dq \quad (3.1.7)$$

la transformée de Fourier de $g()$.

Nous obtenons donc l'expression suivante pour $G()$:

$$G(\xi, \eta, x, r) = \frac{d(\frac{\eta}{b^2}) w^2 \left(\frac{-2\chi a^2 + \xi}{2a^2} \right)}{\sqrt{1 + \varepsilon \frac{\eta}{2b^2} - \frac{3}{2} \gamma^2 \frac{\xi^2}{4a^4}}} \sqrt{1 + \beta r} \exp(-j\psi) \quad (3.1.8)$$

$$\psi = \chi \xi + \frac{\eta^2}{4b^2} + \frac{\xi^2}{4a^2} \frac{1 + \beta r}{1 + \varepsilon \frac{\eta}{2b^2}} \quad (3.1.9)$$

Les variables ξ et η sont normalisées par rapport à $1/X$ et $2/c\tau$ respectivement, donc dans le domaine de Fourier, x et r sont normalisées par rapport à X et $c\tau/2$.

Les paramètres

$$a^2 = \frac{2\pi X^2}{\lambda R_0} \quad b^2 = \frac{\alpha \tau^2}{2} = \pi \frac{\Delta f}{f} \frac{c\tau}{\lambda} \quad (3.1.10)$$

sont des quantités directement reliées à la résolution normalisée de l'image, $\Delta x = \frac{\pi}{a^2}$ et $\Delta y = \frac{\pi}{b^2}$. Les autres termes de (3.1.9) sont définis comme suit :

$$\varepsilon = \frac{\Delta f}{f} \quad \beta = \frac{c\tau}{2R_0} \quad \gamma^2 = \left(\frac{X}{R_0}\right)^2 \quad (3.1.11)$$

$$\chi(x, r) = \frac{R_0}{X} [v_r + \beta r v_r + \gamma s u_s] \quad (3.1.12)$$

La fonction $d(\frac{\eta}{b^2})$ est calculée en terme d'intégrale de Fresnel :

$$\lim_{b^2 \rightarrow \infty} = \text{rect} \left[\frac{\eta}{2b^2} \right] \quad (3.1.13)$$

Si nous négligeons la variable r dans $G()$ alors (3.1.6) devient :

$$H(\xi, \eta) = G(\xi, \eta)\Gamma(\xi, \eta) \quad (3.1.14)$$

avec $\Gamma()$ la transformée de Fourier de $\gamma(x, r)$. Nous trouvons alors :

$$h(x', r') = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \int \Gamma(\xi, \eta) G(\xi, \eta) e^{j\xi x' + j\eta r'} d\xi d\eta \quad (3.1.15)$$

Posons (3.1.8) sous la forme suivante :

$$G(\xi, \eta; x, r) = G_0(\xi, \eta) \sqrt{1 + \beta r} \exp \left[-j\beta r \frac{\xi^2}{4a^2(1 + \varepsilon \frac{\eta}{2b^2})} \right] \simeq G_0(\xi, \eta) \sqrt{1 + \beta r} \exp \left[-j\beta \frac{\xi^2}{4a^2} r \right] \quad (3.1.16)$$

avec $G_0()$ la fonction $G()$ pour $\beta = 0$. L'utilisation de (3.1.16) dans (3.1.6) montre que :

$$H(\xi, \eta) = \Gamma'(\xi', \eta') G_0(\xi, \eta) \quad (3.1.17)$$

Γ' la transformée de Fourier du coefficient de réflexion modifié $\gamma(x, r)\sqrt{1 + \beta r}$ et le changement de variables suivant :

$$\xi' = \xi \quad , \quad \eta' = \eta + \beta \frac{\xi^2}{4a^2} \quad (3.1.18)$$

Ceci permet d'interpoler les valeurs de $\Gamma'(\xi', \eta')$ à partir de celles de $\Gamma(\xi, \eta)$. Finalement, le signal radar brut est obtenu en effectuant la transformée de Fourier inverse de (3.1.17).

3.1.1.2. Simulation du signal exponentiel inverse

Nous utiliserons ce type de simulation pour les expériences où nous voulons effectuer des comparaisons statistiques. Puisque nous devons effectuer plusieurs centaines de simulations pour avoir un échantillonnage le plus complet possible, nous avons choisi cette méthode pour une raison de rapidité. En effet, cette méthode est beaucoup plus rapide d'exécution et demande moins d'informations en entrée pour simuler une scène en comparaisons avec la méthode de Rayleigh.

Cette méthode de simulation se base sur un seul paramètre pour définir l'intensité du chatoiement radar, c'est-à-dire le *Radar Cross Section* (RCS). Cette valeur détermine avec quelle intensité une surface en particulier reflètera le signal radar incident vers le capteur. Les routes et les champs auront un RCS relativement faible, les forêts un RCS moyen tandis que les zones urbaines auront un RCS élevé. D'autre part, les cibles de nature militaire auront un RCS très élevé comparativement au reste de l'image dû à leur architecture angulaire et à leur construction métallique. Dans ce modèle nous considérons que le chatoiement du signal se comporte selon une loi probabiliste exponentielle inverse. Nous associons à chaque pixel une valeur donnée par l'équation $f_{x,y}(X) = -\mu_b \ln(X)$ dans laquelle μ_b est la valeur du RCS associée à la zone sur laquelle se trouve un pixel donné et X une distribution normale $[0, 1]$. Plus la valeur du RCS est élevée plus nous aurons un chatoiement important.

$$F(x) = \frac{1}{r} \int_0^x e^{-t/r} dt = 1 - e^{-x/r} \quad (3.1.19)$$

Soit un nombre aléatoire uniformément distribué sur l'intervalle $[0, 1]$ $u \in u_i$, nous cherchons une transformation $f(u) = x$ tel que x est conséquent avec la densité de probabilité $p(x)$. Donc la probabilité que x soit entre z et $z + \Delta z$ approche $p(z)\Delta z$ lorsque Δz tend vers 0. Nous cherchons donc un $f(u)$ tel que :

$$\int_{-\infty}^{f(u)} p(z) dz = u \quad (3.1.20)$$

ici nous avons

$$p(x) = \frac{1}{r} e^{-z/r} \quad \text{si } x \geq 0 \quad (3.1.21)$$

$$p(x) = 0 \quad \text{sinon} \quad (3.1.22)$$

donc $f(u)$ tel que :

$$\frac{1}{r} \int_0^{f(u)} e^{-z/r} dz = u \quad (3.1.23)$$

alors,

$$1 - e^{-f(u)/r} = u \quad (3.1.24)$$

nous trouvons alors

$$f(u) = -r \ln(1 - u) \quad (3.1.25)$$

Puisque u est uniformément distribué sur $[0, 1]$, $1 - u$ a la même distribution que u . C'est pourquoi nous pouvons poser $f(u) = -r \ln(u)$. Dans notre cas nous associons la valeur du RCS des différents points de l'image à r . Pour obtenir notre variable u nous utilisons la fonction *Rand* de la librairie standard C++.

3.1.2. Simulation du contexte

Pour simuler le contexte d'une image, nous avons utilisé l'équation (2.1.16) dans le but d'obtenir un taux de vraisemblance contextuel à chacun des pixels. À partir de l'interprétation de la scène, c'est-à-dire que nous avons identifié les entités géographiques de l'image, nous avons produit une carte de distance linéaire pour chacune d'entre elle. Sur ce type d'image, la valeur associée à un pixel est la distance qui le sépare du contour le plus proche d'une entité en particulier, la variable $d_{i,g}$ dans le cadre de l'équation (2.1.16). La figure suivante nous présente un exemple d'une image de distance associé à une zone en particulier.

Ensuite, pour chacune des zones géographiques nous avons défini les paramètres d'existence, d'influence, de poids ainsi que le coefficient de distance.

L'image et le tableau suivants représentent une image contextuelle générée par cette méthode avec les paramètres associés :

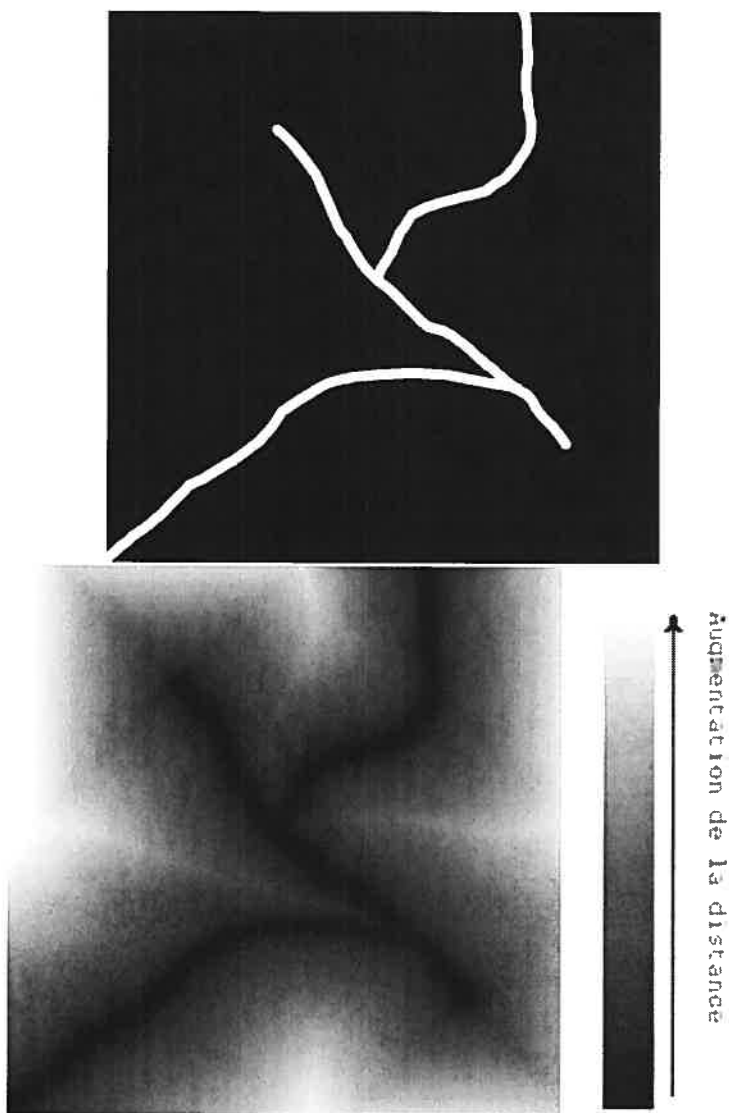


FIG. 3.1. Entité géographique et carte de distance associée

3.2. EXPÉRIMENTATIONS

Pour vérifier le potentiel qu'a un modèle contextuel dans le cadre de la détection de cibles, nous allons procéder à trois expérimentations distinctes. Dans un premier temps, nous reproduirons l'expérience telle que décrite par Blacknell [2]. C'est-à-dire que nous allons utiliser une distribution de cibles aléatoires sur la scène. Deuxièmement, nous procéderons à l'analyse de scènes réelles qui comportent des objets d'intérêt positionnés de manière contextuelle mais utilisant

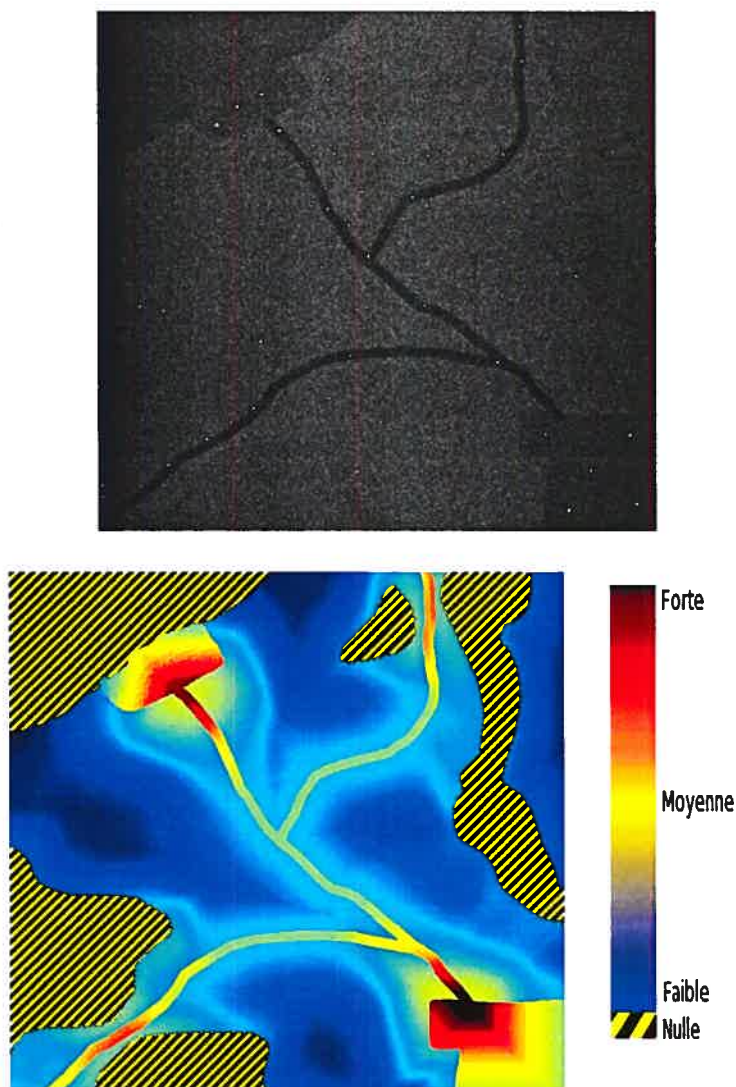


FIG. 3.2. Simulation radar et image contextuelle associée

TAB. 3.2. Paramètres Contextuels

Zones	Contexte			
	Existance	Influence	Poids	Coéfficient de distance
Forêt	0	1	15	100
Champ	1	0	15	150
Route	1	2	30	200
Eau	0	-1	10	150
Zones Urbaines	1	2	30	200

différents niveaux de camouflage. Finalement, nous utiliserons le contexte dans le cadre d'un algorithme de détection de cible CFAR.

3.2.1. Distribution Gaussienne de cibles

Par cette expérience, nous voulons montrer que nous pouvons utiliser le contexte pour faire varier directement la probabilité d'une cible $P(t)$ en chaque pixel. De cette manière, nous devrions observer une diminution de la détection de cibles dans certaines zones et une augmentation dans d'autres. Pour ce faire, nous posons une distribution Gaussienne des cibles sur l'image. Puisque *a priori* la probabilité de cible $P(t)$ est faible comparativement à la probabilité de l'arrière-plan $P(b)$, nous posons comme probabilité nominale de cible $P(t) = 0.001$ en chaque pixel. De plus, nous posons l'hypothèse que les cibles d'intérêts se retrouvent en majeure partie groupées. C'est pourquoi nous utilisons une distribution donnée par un champ gaussien aléatoire (Gaussian Random Field). Ce type de distribution nous permet en fixant un seuil de ne garder que les valeurs ayant une probabilité $P(t) \leq 0.001$ et d'avoir, en certains endroits, des amas de cibles potentielles. L'image suivante nous montre un exemple d'un champ gaussien aléatoire et les pixels associés aux cibles en ne gardant que les pixels respectant $P(t) \leq 0.001$.

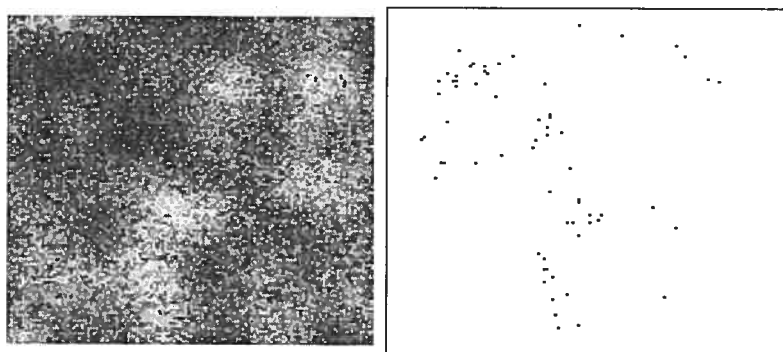


FIG. 3.3. GRF et la distribution de cibles associées

Pour générer les images, nous nous baserons sur le modèle proposé par Blacknell. Nous associons une valeur arbitraire à chacune des zones pour simuler le *Radar Cross Section* (RCS). Dans le cas présent, nous avons associé un RCS de 3, 8, 13, 18, 23 respectivement pour les zones eaux, champs, forêts, routes et urbaines. Tandis que nous avons posé un RCS de 100 pour les cibles militaires étant

donné leur nature très réfléchive. La figure suivante représente cette simulation radar appliquée sur les deux (2) scènes utilisées lors de cette expérimentation.

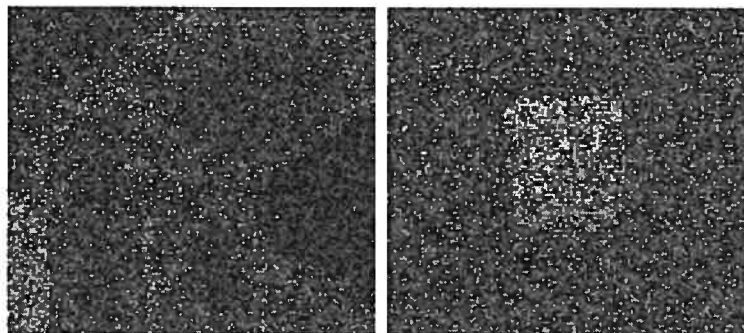


FIG. 3.4. Simulation radar de la scène 1 et scène 2

Pour comparer l'efficacité de l'utilisation du contexte pour la détection de cibles nous avons utilisé l'équation (2.1.15) dans le cas sans contexte et l'équation (2.1.16) lorsque nous considérons le contexte. Nous avons effectué 500 simulations aléatoires de positionnement de cible et nous avons effectué les détections pour des P_{fa} de 10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-5} .

L'efficacité de la détection est effectuée en comparant le taux de détection de cibles obtenu avec et sans contexte. Ces ratios comparatifs sont énumérés dans le tableau 3.3.

TAB. 3.3. Ratio de détections

Type	Description
Standard	cibles détectées / Total de cibles présente
Réel	cibles réelles détectées / Total de cible réel
Réel favorable	cibles réelles détectées / Total de cible favorable

Scène 1

Cette scène se distingue par le fait qu'elle possède cinq (5) entités géographiques différentes (forêt, route, champ, eau et urbaine) et que certaines d'entre elles possèdent une existence nulle et/ou une influence négative. Donc, dans cette image nous devrions observer une grande variation de la vraisemblance contextuelle. Les deux images suivantes représentent la scène 1 et son modèle contextuel.

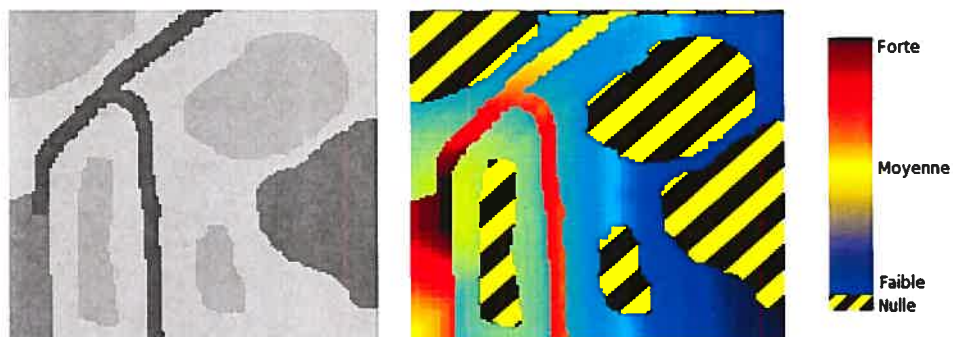


FIG. 3.5. Scène 1

Scène 2

Cette scène possède trois (3) entités géographiques (champ, route, urbaine) qui sont toutes favorables à la présence d'un objet d'intérêt de type militaire. Elle se distingue par le fait que le contexte est relativement élevé sur l'ensemble de la scène.

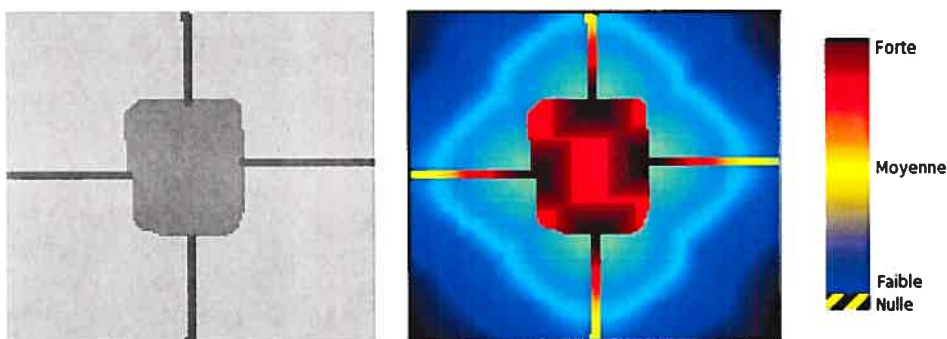


FIG. 3.6. Scène 2

3.2.2. Contexte et images réelles

Dans cette expérience, nous nous intéressons à des images réelles d'un déploiement militaire. En effet, ces images comportent des cibles disposées de manière à favoriser l'utilisation du contexte. Elles se retrouvent pour la plupart en lisière des forêts et à proximité des routes. Par contre, ces objets d'intérêts disposent de différents niveaux de camouflage. Nous reprendrons ici une simulation radar exponentielle inverse pour générer l'image radar mais dans ce cas, nous n'ajouterons pas de cibles aléatoires. Seul le RCS des différentes cibles variera en fonction

de l'intensité de leur camouflage. Les images suivantes représentent ce type de cibles réelles que nous retrouvons sur ces différentes scènes. Les tables et l'image associées nous informent sur le type de cible, sa position sur l'image et le type de camouflage utilisé.



(a) M60



(b) M48



(c) M113 APC



(d) M55 Howitzer

FIG. 3.7. Cibles d'intérêts réels

Image réelle 1

Sur cette image nous retrouvons une zone forestière relativement importante à droite et quelques zones boisées au centre de l'image. Nous retrouvons une route à gauche qui se prolonge en haut et en bas de la scène, le reste de l'image étant considéré comme étant des champs. Nous remarquons que les cibles sont très brillantes comparativement à l'arrière-plan. Elles se distinguent par une réponse radar en forme de croix. La plupart sont disposées sur les routes et/ou en bordure des zones boisées.

Image réelle 2

Sur cette scène, on remarque premièrement deux zones forestières à gauche et à droite de l'image qui sont relativement importantes. De plus, nous retrouvons

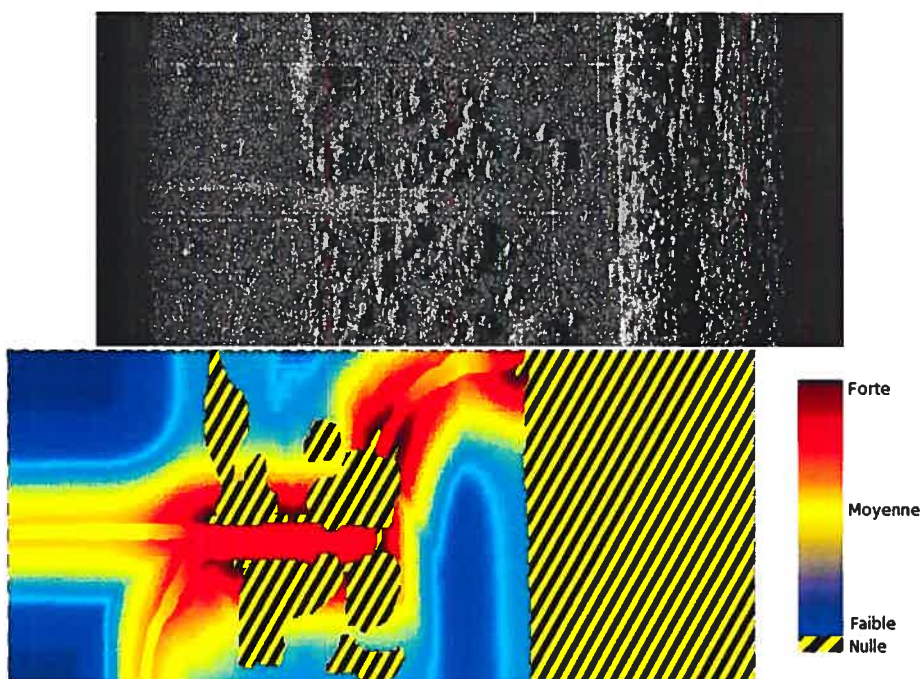


FIG. 3.8. Image Réelle 1

TAB. 3.4. Informations scène réelle 1

Type	Position (x,y)	Camouflage
Tank M60	(83,702)	végétal
Tank M60	(214,388)	25%
Tank M48	(150,446)	25%
Tank M48	(92,608)	25%
APC M113	(119,532)	25%
APC M84	(199,706)	végétal
APC M59	(173,316)	25%
Artillerie M55	(73,508)	25%
Artillerie M55	(216,564)	25%

une route qui suit le contour de la forêt de droite. Cette même route se prolonge vers le bas de l'image, elle coupe par le fait même le champ qui occupe tout le centre de l'image. On remarque aussi que les cibles sur cette image sont beaucoup moins brillantes que dans le cas de la scène réelle 1. Ceci est dû au fait que les

cibles d'intérêts utilisent différents types de camouflage qui peuvent atténuer le chatoiement radar.

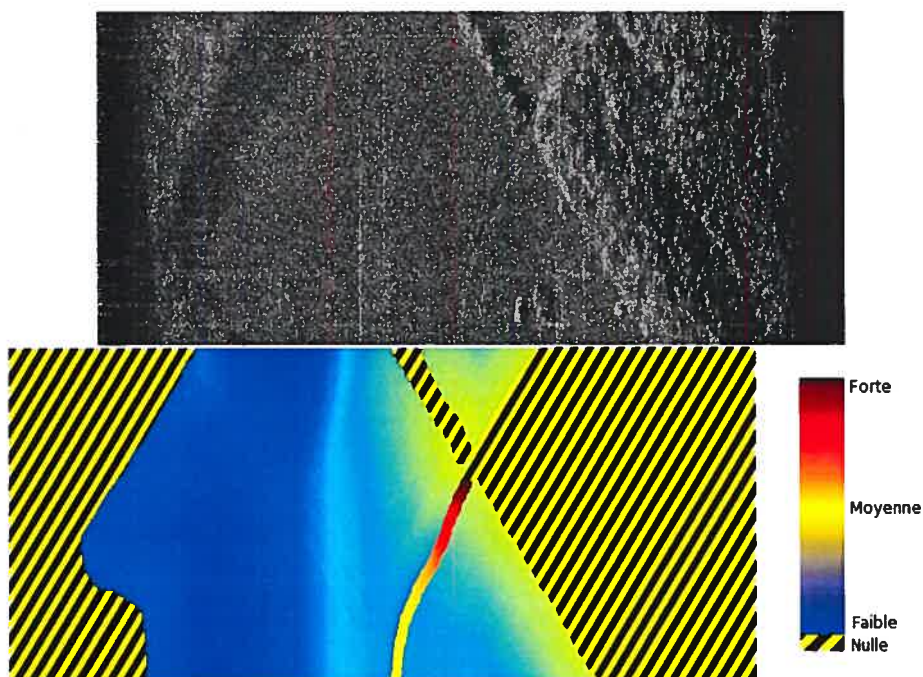


FIG. 3.9. Image Réelle 2

TAB. 3.5. Informations scène réelle 2

Type	Position (x,y)	Camouflage
Tank M60	(153,634)	végétal
Tank M48	(228,574)	25%
APC M84	(230,714)	végétal
Ajout*	(201,664)	aucun
Ajout*	(242,628)	aucun
Ajout*	(21,630)	aucun

Les cibles notées *ajout* sont des objets ajoutés manuellement qui n'étaient pas sur l'image à l'origine pour augmenter le nombre total de cibles.

Image réelle 3

Outre la présence de forêt aux extrémités de l'image et d'un champ qui occupe la majeure partie de la zone centrale, cette image se distingue par le fort camouflage dont les cibles sont affublées. En effet, les objets d'intérêts de cette scène utilisent une couverture de camouflage spécialement destinée à éliminer au maximum le retour du signal radar. C'est pourquoi certaines cibles sont pratiquement invisibles à l'oeil nu.

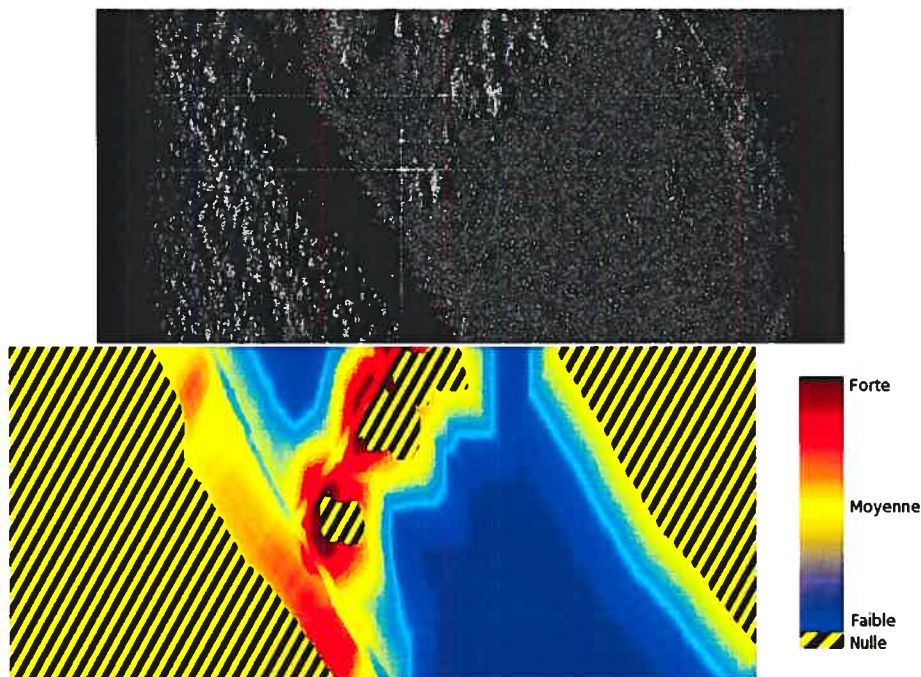


FIG. 3.10. Image Réelle 3

Nous effectuerons une comparaison des différents résultats de détection sur chacune des trois scènes pour un P_{fa} variant encore une fois de 10^{-3} , 10^{-4} et 10^{-5} . Nous nous intéresserons à la détection adéquate des cibles présentes ainsi qu'aux endroits où l'algorithme a ajouté des fausses alarmes. Le tableau 3.7 indique les paramètres utilisés pour modéliser le contexte sur chacune des scènes réelles.

3.2.3. Contexte et CFAR

Pour effectuer cette expérimentation, nous avons simulé une série de scènes, chacune comportant un pourcentage de cibles potentielles et de fausses cibles. Sur

TAB. 3.6. Informations scène réelle 3

Type	Position (x,y)	Camouflage
Tank M48	(130,468)	100%
Tank M48	(42,344)	100%
Artillerie	(66,550)	100%
Artillerie	(8,418)	100%
Ajout*	(126,420)	aucun
Ajout*	(104,420)	aucun
Ajout*	(67,479)	aucun

TAB. 3.7. Paramètres contextuels

Zones	Existance	Influence	Poids	Distance d'influence
Forêt	0	1	40	70
Champ	1	0	10	20
Route	1	1	50	80

chacune des images, nous avons fait varier le P_{fa} nominal du CFAR de 10^{-3} , 10^{-4} et 10^{-5} , puis nous comparons le taux de détection lorsque nous utilisons le CFAR avec et sans contexte. Nous étudierons alors l'élimination et/ou l'ajout de cibles sur l'image pour les différentes distributions de cibles en fonction des différents P_{fa} . Par contre, dans le cadre de cette expérimentation, nous n'avons pas utilisé le contexte pour faire varier le P_{fa} à l'intérieur de l'algorithme CFAR comme nous l'avons fait lors des expériences précédentes. Les images utilisées ici furent simulées par l'algorithme de Franschetti [4] que nous avons décrit précédemment. La figure 3.11 représente l'image de simulation radar et son modèle contextuel qui furent utilisés dans le cadre de cette expérimentation.

Pour ce qui est de la configuration de la fenêtre de recherche du CFAR, nous avons posé un cadrage 9×9 pour la cible et 21×21 pour la fenêtre extérieure.

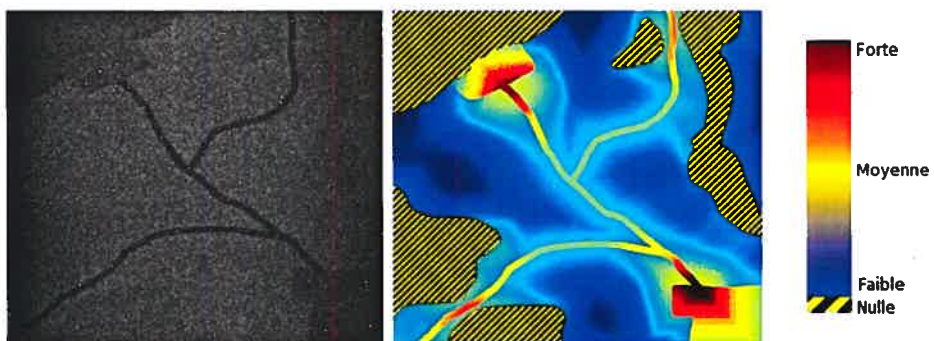


FIG. 3.11. Image radar simulée et image contextuelle associée

Chapitre 4

RÉSULTATS

Cette section présente les résultats obtenus pour l'utilisation du contexte dans le cadre de la détection de cibles. Dans un premier temps, nous présenterons les résultats obtenus lors de l'expérimentation telle que décrite dans l'article de Blacknell [2], c'est-à-dire l'utilisation d'une distribution gaussienne de cibles sur l'image dans le but et d'utiliser le contexte pour faire varier cette distribution en chaque point. Puis, nous montrerons les résultats obtenus avec l'utilisation du contexte dans le cadre d'images réelles comportant des cibles contextuellement positionnées mais ayant un camouflage variable. Finalement, nous présenterons des résultats obtenus lors de l'utilisation du contexte lorsqu'il est utilisé pour faire varier le P_{fa} nominal de l'algorithme de détection CFAR.

4.1. CONTEXTE ET DISTRIBUTION GAUSSIENNE

Nous avons effectué cette expérience sur deux scènes distinctes. Les tableaux 4.1 à 4.6 présentent les différents taux de détection pour des P_{fa} de 10^{-3} , 10^{-4} et 10^{-5} . Tandis que les images 4.4 à 4.20 représente la distribution de cibles (les points blancs) que l'algorithme a généré. Cette série d'image montre cette distribution pour les trois (3) images réelles pour différents P_{fa} .

4.1.1. Scène 1

Les tableaux suivants représentent la moyenne d'efficacité obtenue lors des cinquents (500) essais successifs de simulation. Les simulations furent effectuées

sur des images de 128X128 pixels puisque le traitement informatique est relativement long lors de la création d'une GRF. Par exemple, la simulation d'une GRF sur une image 1024X1024 est de l'ordre de 20h de traitement sur un processeur cadencé à 3600Mhz. C'est pourquoi nous avons opté pour des images plus petites.

TAB. 4.1. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-3}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	103%	80%
Réel	60%	65%
Réel favorable	45%	76%

TAB. 4.2. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-4}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	57%	37%
Réel	52%	55%
Réel favorable	45%	75%

TAB. 4.3. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-5}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	46%	28%
Réel	45%	49%
Réel favorable	44%	75%

4.1.2. Scène 2

TAB. 4.4. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-3}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	97%	98%
Réel	52%	51%
Réel favorable	31%	33%

TAB. 4.5. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-4}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	47%	47%
Réel	42%	41%
Réel favorable	28%	29%

TAB. 4.6. Pourcentage d'efficacité $Pfa=10^{-5}$

Type	Sans contexte	Avec contexte
Standard	36%	36%
Réel	35%	34%
Réel favorable	28%	30%

4.2. CONTEXTE IMAGES RÉELLES

Voici les images radars originales sur lesquelles la détection fut effectuée. Les cibles sont numérotées pour être associées aux tableaux de la section méthodologie.

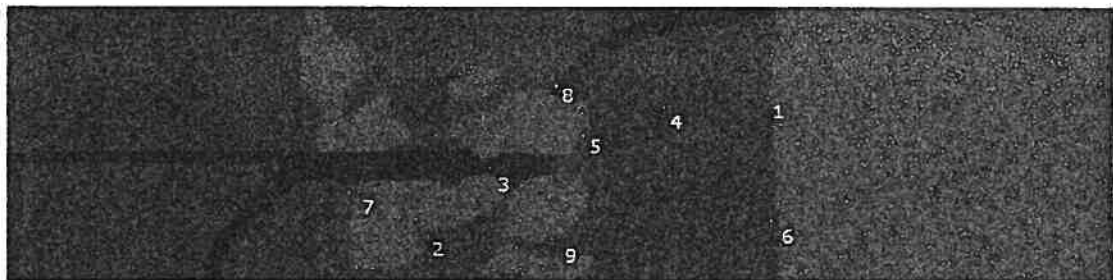


FIG. 4.1. Image radar scène 1

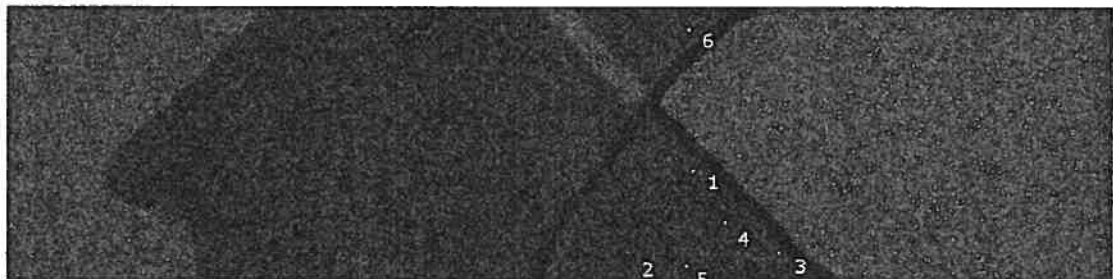


FIG. 4.2. Image radar scène 2

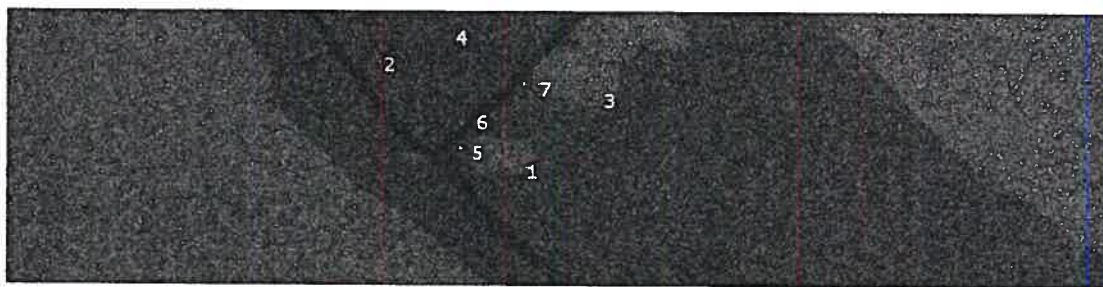


FIG. 4.3. Image radar scène 3

La série d'images suivantes, représente la distribution de cibles que l'algorithme a générée, pour chacune des images réelles avec trois (3) P_{fa} différents (10^{-3} , 10^{-4} , 10^{-5} avec et sans contexte).

Voici les détections obtenues pour l'image réelle un (1) sans contexte figures 4.4 à 4.6



FIG. 4.4. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte

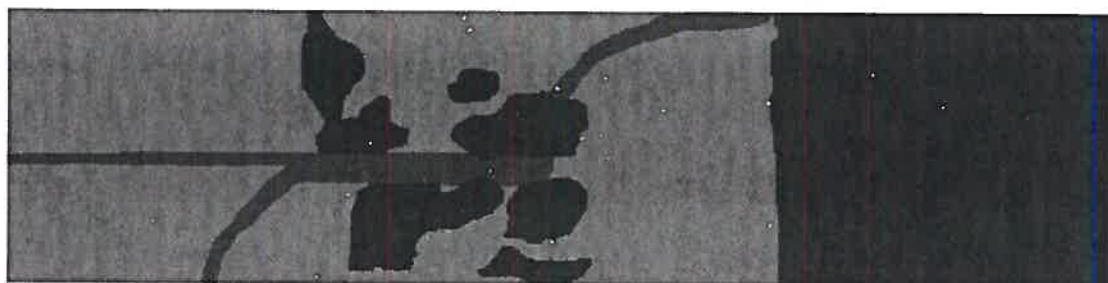


FIG. 4.5. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte

Image réelle 1 avec contexte figures 4.7 à 4.9

Série relative à l'image 2 sans contexte figures 4.10 à 4.12

Image réelle 2 avec contexte figures 4.13 à 4.15



FIG. 4.6. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte



FIG. 4.7. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte

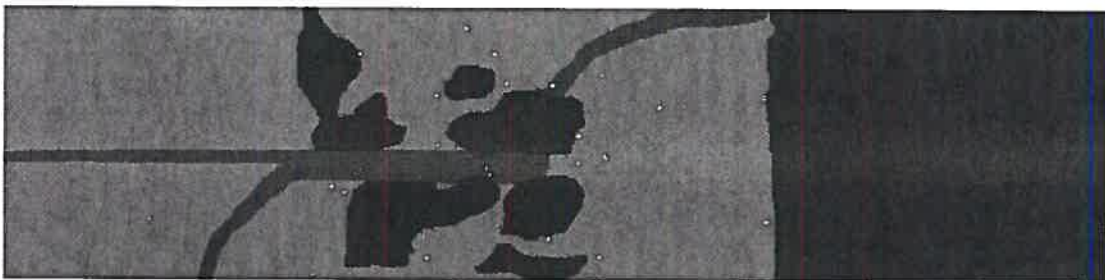


FIG. 4.8. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte



FIG. 4.9. Image Réelle 1 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte

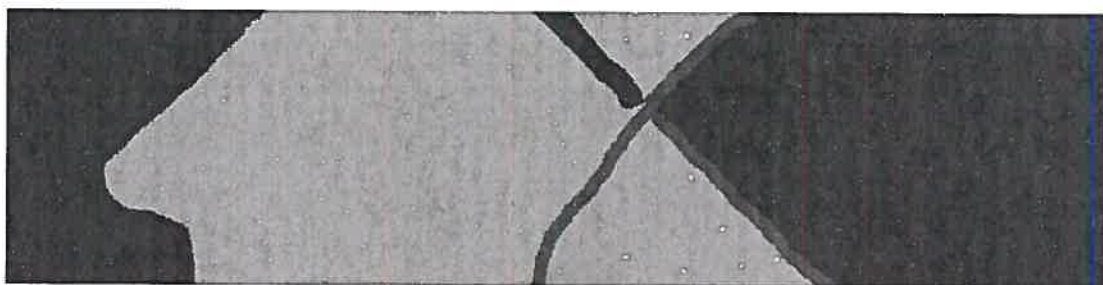


FIG. 4.10. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte

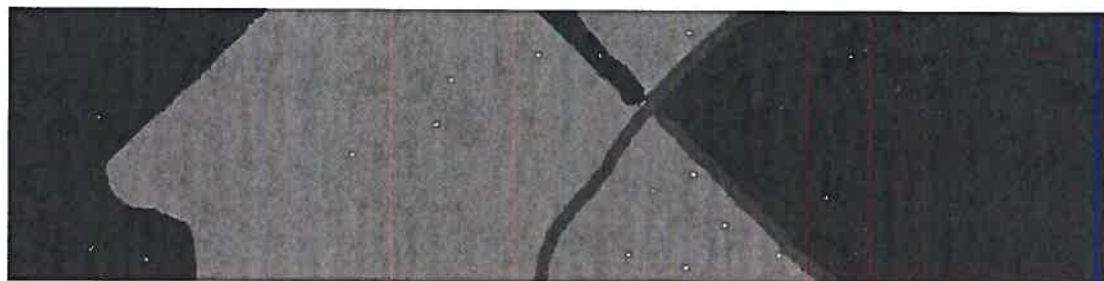


FIG. 4.11. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte

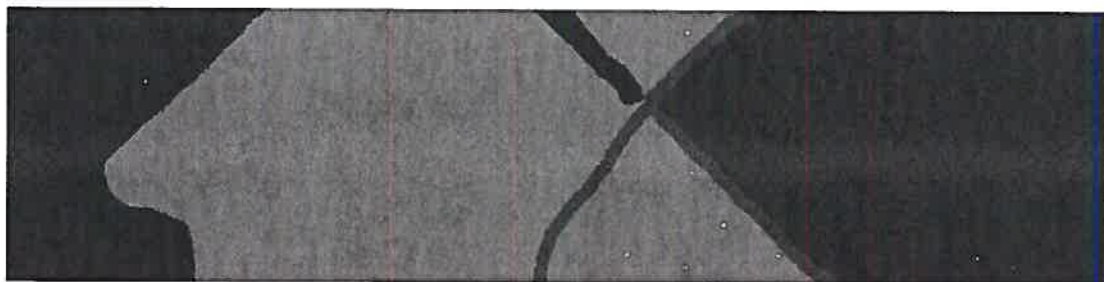


FIG. 4.12. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte

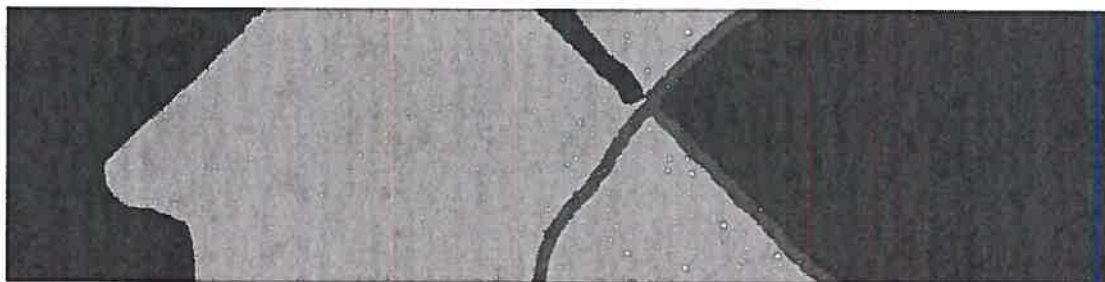


FIG. 4.13. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte

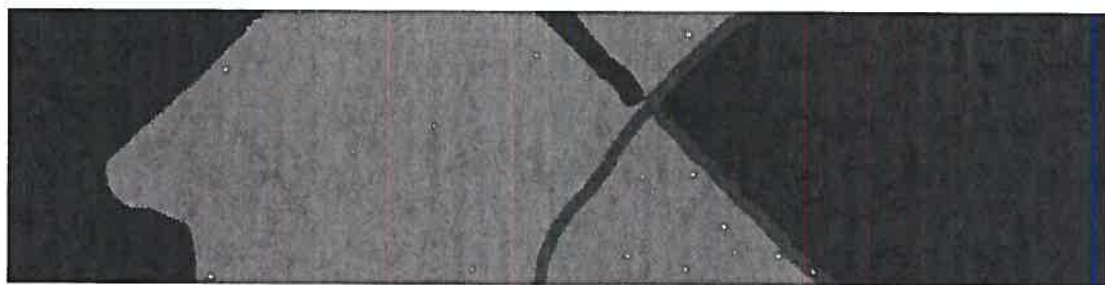


FIG. 4.14. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte

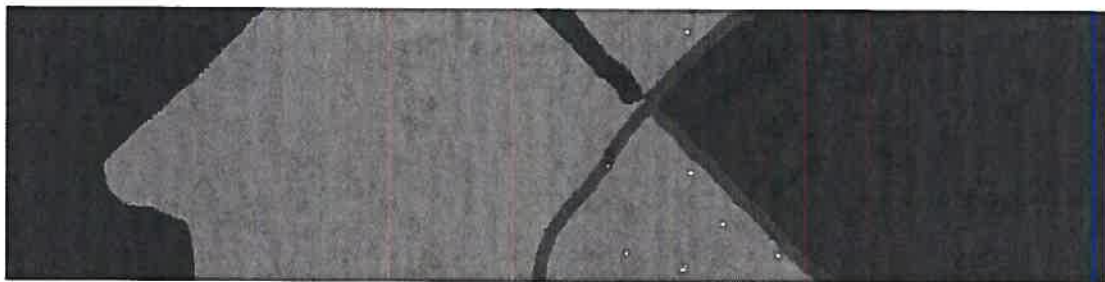


FIG. 4.15. Image Réelle 2 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte

Résultats de détections pour l'image réelle 3 sans contexte figures 4.16 à 4.18

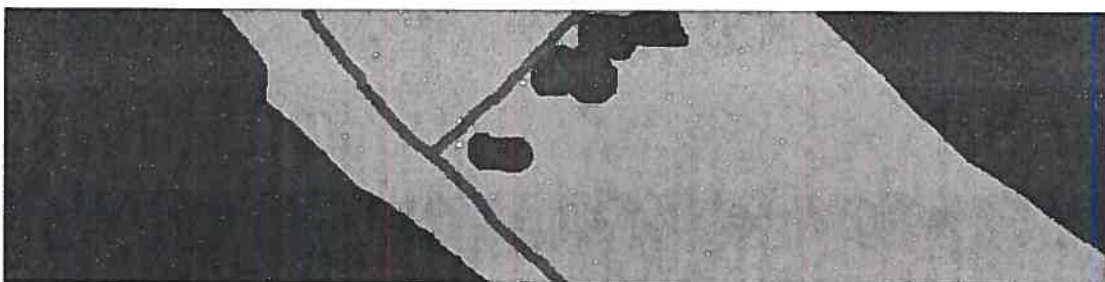


FIG. 4.16. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-3}$ sans contexte

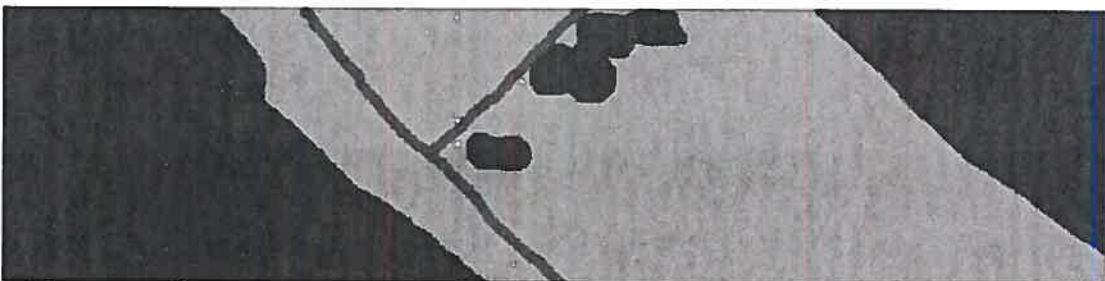


FIG. 4.17. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-4}$ sans contexte

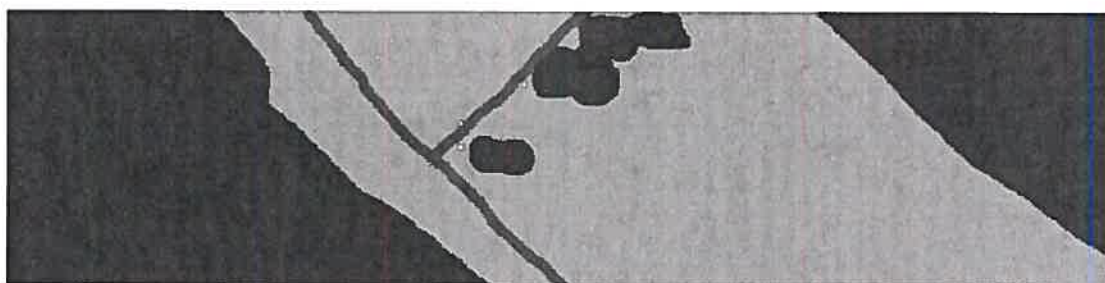


FIG. 4.18. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-5}$ sans contexte

Image réelle 3 avec contexte figures 4.19 à 4.21

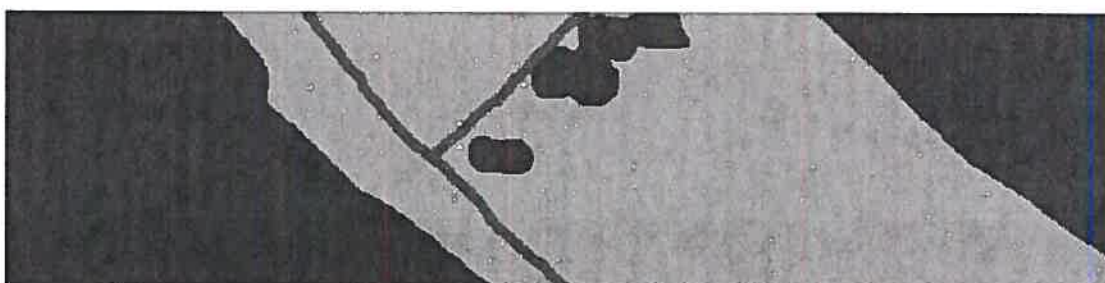


FIG. 4.19. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-3}$ avec contexte

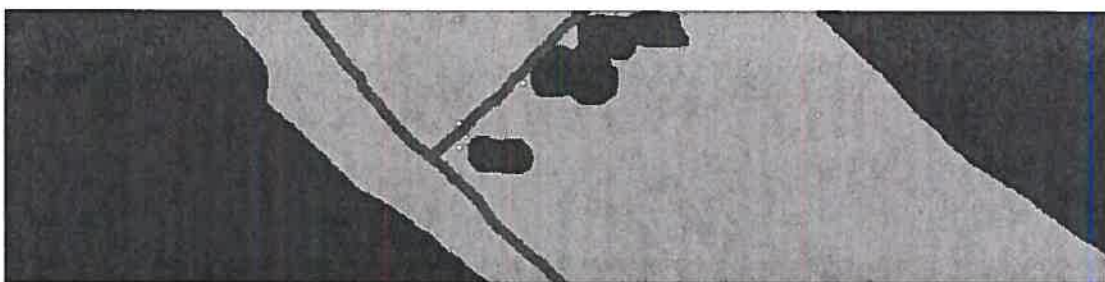


FIG. 4.20. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-4}$ avec contexte

4.3. CONTEXTE ET CFAR

Pour illustrer les résultats obtenus lorsque nous avons utilisé conjointement le détecteur CFAR et le modèle contextuel, nous présenterons différents duos d'images. L'image de droite représente le résultat obtenu lorsque nous avons utilisé le contexte et celle de gauche lorsque nous l'omettons. Les carrés blancs indiquent les endroits où l'algorithme CFAR détecte une cible potentielle.

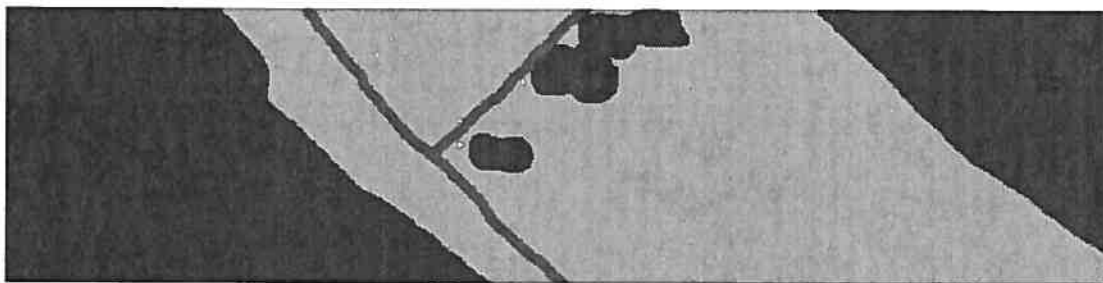


FIG. 4.21. Image Réelle 3 $P_{fa} 10^{-5}$ avec contexte

TAB. 4.7. Détection des cibles réelles sur la scène réelle 1

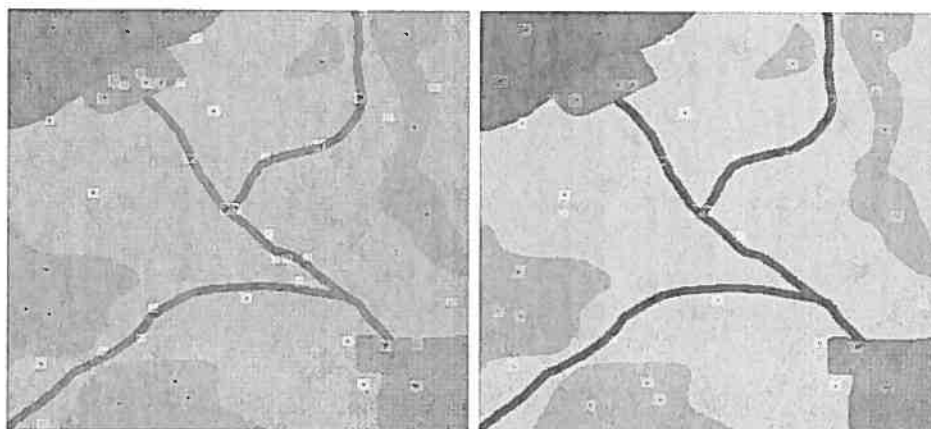
Cible	Avec contexte			Sans contexte		
	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}
1	oui	oui	oui	oui	oui	oui
2	oui	oui	oui	oui	oui	oui
3	oui	oui	oui	oui	oui	oui
4	oui	oui	oui	oui	oui	oui
5	oui	oui	oui	oui	oui	oui
6	oui	oui	oui	non	oui	oui
7	oui	oui	oui	oui	oui	oui
8	oui	oui	oui	oui	oui	oui
9	oui	oui	oui	oui	oui	oui

TAB. 4.8. Détection des cibles réelles sur la scène réelle 2

Cible	Avec contexte			Sans contexte		
	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}
1	oui	oui	oui	oui	oui	non
2	oui	oui	oui	oui	oui	oui
3	oui	oui	oui	oui	oui	oui
4	oui	oui	oui	oui	oui	oui
5	oui	oui	oui	oui	oui	non
6	oui	oui	oui	oui	oui	oui

TAB. 4.9. Détection des cibles réelles sur la scène réelles 3

Cible	Avec contexte			Sans contexte		
	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}
1	oui	non	non	non	non	non
2	oui	oui	oui	oui	non	non
3	oui	non	non	non	non	non
4	non	non	non	non	non	non
5	oui	oui	oui	oui	oui	oui
6	oui	oui	oui	non	oui	oui
7	oui	oui	oui	oui	oui	oui

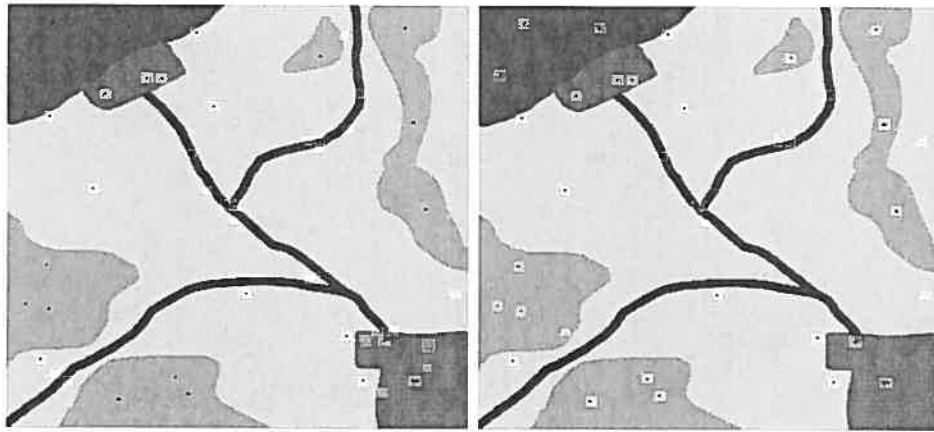
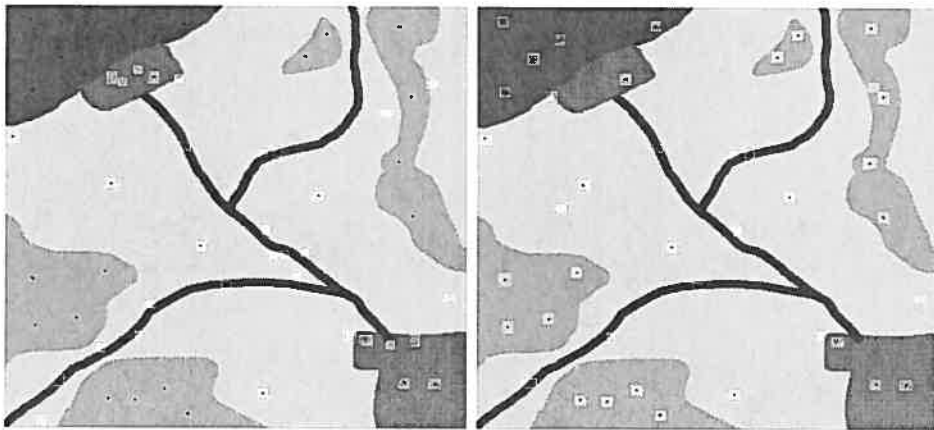
FIG. 4.22. Pfa : 10^{-3}

TAB. 4.10. Analyse de la figure 4.22

	Cible réelle détectées	Fausses Alarmes	Ajout positif	Ajout négatif
Avec contexte	14/14	19	17	2
Sans contexte	14/14	18	3	15

TAB. 4.11. Analyse de la figure 4.23

	Cible réelle détectée	Fausses Alarmes	Ajout positif	Ajout négatif
Avec contexte	14/14	17	17	0
Sans contexte	14/14	16	3	13

FIG. 4.23. Pfa : 10^{-4} FIG. 4.24. Pfa : 10^{-4}

TAB. 4.12. Analyse de la figure 4.24

	Cible réelle détectée	Fausse Alarmes	Ajout positif	Ajout négatif
Avec contexte	12/12	20	20	0
Sans contexte	12/12	26	6	20

Chapitre 5

DISCUSSION

Dans le cadre de ce chapitre, nous expliquerons les différents résultats obtenus lors de nos expérimentations. Nous présenterons dans un premier temps une discussion portant sur les résultats obtenus lorsque nous avons utilisé le contexte dans le cas d'une distribution gaussienne de cibles. Ensuite nous discuterons de l'expérience dans laquelle nous avons utilisé des images réelles. Finalement, nous aborderons l'expérimentation effectuée à l'aide de l'algorithme de détection de cible CFAR.

5.1. CONTEXTE ET DISTRIBUTION GAUSSIENNE

Notre modèle contextuel diffère de celui de Blacknell [2] en deux points majeurs. Premièrement, ce dernier ne considère pas dans son modèle les zones ayant une existence de cible nulle, c'est-à-dire les zones d'eau et de forêt dans le cas présent. Tandis qu'il utilise comme paramètre contextuel la proximité des cibles les unes envers les autres. C'est-à-dire que les endroits ayant une forte concentration de cibles ajouteront un facteur contextuel non négligeable dans son modèle. Les deux scènes sur lesquelles nous avons effectué notre expérimentation comportent chacune des caractéristiques qui mettent en lumière différents aspects de l'utilisation du contexte dans le cadre de la détection d'objets d'intérêts.

5.1.1. Scène 1

Comme mentionné précédemment, cette scène, (figure 5.1) comporte cinq (5) types de zones distinctes, forêt (B), eau (C), route (D), champ (A) et zone urbaine

(E). Certaines de ces zones possèdent une existence nulle et/ou une influence négative par rapport à l'objet d'intérêt. De ce fait, nous devrions observer un taux de détection sensiblement meilleur lors de l'utilisation du contexte.

Dans un premier temps, lorsque le P_{fa} diminue, on observe que les trois (3) taux de détection diminuent également. Ceci est en accord avec la théorie (section 2.1.2) puisque la détection doit devenir moins permissive lorsque le P_{fa} diminue. Les pixels classifiés comme cibles doivent donc être statistiquement plus éloignés de l'arrière-plan.

Pour ce qui est du taux de détection standard, on remarque que la détection sans contexte surévalue le nombre de cibles sur la scène pour un $P_{fa} = 10^{-3}$ et reste relativement élevé par rapport à la méthode utilisant le contexte pour les valeurs 10^{-4} et 10^{-5} . Ceci est dû au fait que lorsque nous utilisons le contexte, nous éliminons directement les cibles se trouvant sur une zone d'existence nulle. C'est-à-dire que la méthode avec contexte ne considère *a priori* qu'un sous-ensemble de toutes les cibles présentes.

Dans le cadre du taux de détection réel, où l'on considère le nombre de cibles détectées alors qu'il y a réellement une cible à cet endroit, on remarque une performance relativement égale pour les deux méthodes. Par contre, l'ensemble des cibles réelles détectées n'est pas nécessairement le même dans le cas sans contexte et le cas avec contexte.

Finalement, le dernier taux de détection que nous avons utilisé pour comparer nos résultats est le taux réel ajusté. Ce dernier compare dans l'ensemble des cibles réelles détectées par les deux méthodes avec le sous-ensemble des cibles qui sont positionnées de manière contextuellement favorable. On remarque que la méthode utilisant le contexte favorise par une marge de 30% par rapport à la méthode sans contexte les cibles positionnées de manière contextuelle. Donc, en réitérant l'hypothèse selon laquelle des objets au sol peuvent avoir un chatolement assez fort et donc être classifiés comme cibles par erreur (amas rocheux,

arbres isolés, bâtiments). Nous pouvons supposer qu'il est possible d'éliminer un certain pourcentage de ces fausses alarmes lorsqu'elles ne correspondent pas au comportement utilisé pour modéliser notre contexte.

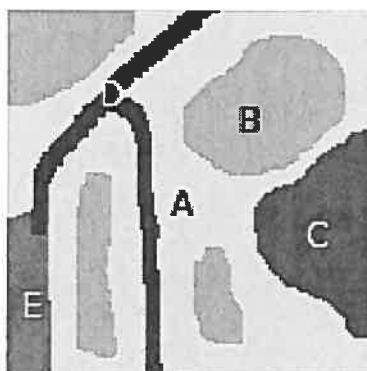


FIG. 5.1. Zones de la Scène 1

5.1.2. Scène 2

La particularité de cette scène, figure 5.2 est l'absence de zones ayant une existence nulle par rapport à la cible d'intérêt. En effet, nous retrouvons une zone urbaine (A) centrée sur la scène qui fait en sorte d'augmenter considérablement l'intensité contextuelle sur l'ensemble de l'image. Les autres zones étant des champs (B) et des routes (C), nous devrions observer un taux de vraisemblance contextuel relativement élevé sur l'ensemble de l'image. De ce fait, très peu de cibles devraient être considérées non-contextuelles. C'est pourquoi nous observons des taux de détection similaires pour les trois ratios de détection comparatifs.

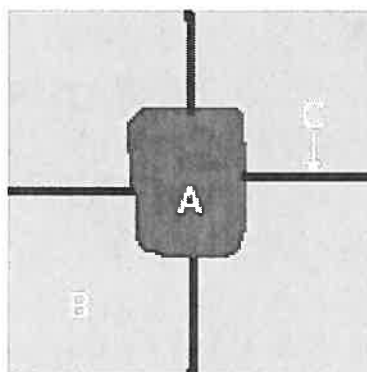


FIG. 5.2. Zones de la Scène 2

5.2. CONTEXTE ET IMAGES RÉELLES

Cette discussion porte sur l'analyse des images 4.1 à 4.21 qui se trouvent dans la section résultats de ce document. Premièrement, nous observons que l'algorithme de détection sans contexte classe certains pixels comme cible aux endroits d'existence nulle. Cette particularité est commune aux trois images. Puisque ces images sont réelles et que les cibles qui s'y trouvent sont positionnées de manière contextuelle, il n'y a pas de cible possible sur ces zones. C'est donc un avantage d'utiliser le contexte car nous diminuons l'ensemble de cibles potentielles à détecter. Donc, si nous avons à effectuer un post-traitement, nous gagnerons en efficacité.

Ensuite, nous observons que la détection de cibles sans contexte classe des pixels uniformément sur l'ensemble de l'image où l'existence est possible. Nous avons donc une densité de cibles potentielles égale sur l'ensemble de la scène. Tandis que lorsque nous utilisons le contexte, on remarque que la densité de cibles détectées est plus élevée aux endroits contextuellement favorables. C'est-à-dire sur et à proximité des routes et des zones urbaines ainsi qu'en bordure des forêts. Bien que sur l'ensemble de ces cibles potentielles nous aurons tout de même des fausses alarmes, la probabilité de ne pas détecter une cible à ces endroits se voit diminuée, et ce, dû à l'intérêt que l'algorithme porte à ces zones.

Pour ce qui est de la détection des cibles se trouvant réellement sur la scène, nous devrions observer un meilleur taux lors de l'utilisation du contexte, puisque nous devons diminuer le RCS des cibles en fonction de l'amplitude de leurs camouflages. Mais puisque ces cibles sont placées de manière à respecter leurs comportements, l'utilisation du contexte devrait s'avérer bénéfique. Étant donné que l'intensité des cibles diminue, mais que nous accepterons un plus grand domaine d'intensité pour classer un pixel comme cible.

Dans le cas de la scène réelle 1, les cibles ont un camouflage faible (25%) ou végétal, c'est-à-dire qu'elles sont recouvertes de branchage. On observe dans le

cas des deux algorithmes une détection de toutes les cibles présentes pour les différents P_{fa} . Dans le cas de la scène 2, nous obtenons de bons taux de détection pour les deux algorithmes. Par-contre, dans le cas sans contexte, la cible 1 ne fût pas détectée contrairement à la méthode avec contexte. En effet, bien que cette cible avait un RCS plus faible dû à son camouflage, elle est placée de manière à ce que sa détection soit favorisée en utilisant le contexte. Elle se trouve à proximité d'une route et d'une forêt. Finalement, dans le cadre de la scène 3, puisque les cibles sont camouflées plus fortement que dans le cas des deux premières images, selon le tableau 4.7, on remarque que la méthode sans contexte ne parvient pas à détecter certaines cibles étant donné leur faible intensité. En effet, plus le P_{fa} augmente, plus le taux de détection diminue ce qui est en accord avec la théorie. On remarque que les cibles 5, 6, 7 sont détectées correctement par les deux algorithmes puisque leur intensité est élevée due à l'absence de camouflage. Par contre, les cibles 1, 2, 3, 4 ne sont pas détectées lorsque nous n'utilisons pas le contexte car leur camouflage est important, tandis que nous observons qu'elles le sont avec l'utilisation du contexte dans l'algorithme de détection.

5.3. CONTEXTE ET CFAR

La dernière expérience que nous avons effectuée consistait à utiliser le contexte conjointement avec un algorithme de détection de cible de type CFAR. Nous avons utilisé la vraisemblance contextuelle telle que décrite par notre modèle pour faire varier le P_{fa} que l'algorithme utilisera sur les pixels de la scène. L'image utilisée fut simulée par la méthode décrite par Franceschetti [4] que nous avons présentée dans la section théorie de ce document. Cette discussion fera référence aux images 4.22, 4.23 et 4.24.

Notre analyse portera ici non pas sur les ratios de détections de cibles à proprement parler, mais plutôt sur la manière dont le CFAR a réagi lorsque nous l'avons utilisé dans un cadre contextuel. En effet, sur une distribution de cibles données il est parfois plus important d'augmenter la probabilité que toutes les cibles présentes soient détectées que de diminuer le taux de fausses alarmes. La

manière brute pour arriver à une telle solution serait de classifier chacun des pixels comme cible. Mais pour des raisons évidentes de traitement et d'utilisation, cette méthode n'est pas considérée. C'est pourquoi nous cherchons une méthode qui permettrait aux algorithmes de porter un plus grand intérêt sur certaines zones de l'image. C'est ce qui a motivé l'introduction du contexte dans un algorithme existant de type CFAR.

Sur les images 4.22 à 4.24 du chapitre 4, les cibles potentielles sont indiquées par un carré blanc. On remarque premièrement que lors de l'utilisation du contexte, aucune détection n'apparaît sur les zones d'existence nulle (forêt et eau). Nous observons aussi ce résultat lors des deux expériences précédentes. Ceci est un avantage dû au fait que nous posons comme hypothèse qu'il est impossible pour une cible de se trouver à ces endroits. Par contre, l'aspect intéressant de ces résultats est le fait que l'algorithme CFAR, lorsqu'il est utilisé avec l'information contextuelle, augmente le nombre de cibles potentielles aux endroits de fort contexte. C'est-à-dire qu'il n'éliminera pas nécessairement des cibles non contextuelles, mais qu'il deviendra plus permissif sur l'intensité des pixels aux endroits contextuellement favorables. En effet, sur les images 4.22 à 4.24 on remarque une augmentation non négligeable de détection sur les routes, les zones urbaines et en bordure des forêts, c'est ce que nous appelons des ajouts positifs. L'augmentation de la confiance que porte l'algorithme sur ces zones permet d'éviter la non-détection de cibles réelles se trouvant à ces endroits. Bien que nous surévaluons le nombre de cibles présentes, cette méthode est à considérer. Puisque dans l'ensemble des cibles que nous appelons ajouts positifs (qui sont contextuellement positionnées), il peut y avoir des cibles ayant un chatoiement relativement bas mais qui furent oubliées par la méthode sans contexte. On remarque sur les tables d'analyses 4.10 à 4.12 que la majeure partie des fausses alarmes générées par la méthode avec contexte sont en fait des ajouts positifs. Ce qui appuie le fait que nous pouvons faire en sorte que l'algorithme de détection porte un intérêt plus élevé aux zones de vraisemblance contextuelles élevées.

Chapitre 6

CONCLUSION

Ce mémoire fut consacré au développement d'un modèle de contexte pouvant mettre en relation les différentes entités qui composent un environnement. Nous avons mis de l'avant une méthodologie permettant de raffiner la détection d'objets d'intérêts en imagerie ROS. C'est-à-dire que nous avons étudié la modélisation du contexte inhérent à une image dans le but d'inclure cette information dans le cadre d'algorithmes de détection de cibles. De cette manière nous avons pu améliorer sensiblement les résultats de détection générés par les méthodes conventionnelles, tant par l'élimination de fausses alarmes que par l'augmentation de l'intérêt que portera l'algorithme sur certaines zones plus susceptibles d'accueillir un objet d'intérêt en particulier. Ceci étant dû au fait que nous avons introduit la notion de comportement, qui est une information subjective, dans le cadre d'une analyse objective. En effet, le contexte discuté tout au long de ce document est l'interprétation qu'une entité fera de son environnement en fonction de son comportement.

Bien que l'ensemble de cette recherche fut effectuée dans le cadre d'une application militaire, le modèle contextuel se veut assez général pour être utilisé à d'autres fins. Par exemple, nous pourrions appliquer le même type de modélisation dans le cadre d'études fauniques. À savoir, de déterminer en fonction d'un comportement connu quels endroits seraient les plus propices au développement d'une espèce en particulier. En effectuant ce type d'analyse contextuelle sur les

images satellitaires des zones d'études, nous pourrions optimiser les différents domaines de recherches sur le terrain.

Dans ce modèle nous ne considérons que le cas à deux (2) dimensions pour déterminer les distances entre les différentes entités et les relations qu'elles ont entre elles. Il serait donc intéressant d'apporter les modifications nécessaires pour considérer un environnement en trois dimensions. De cette manière nous pourrions raffiner encore les différents résultats de détection de cibles. D'autre part, il serait intéressant d'étudier la modélisation contextuelle dans le cadre de systèmes dynamiques. C'est-à-dire que l'environnement est modifié selon certaines règles, donc le contexte ne serait plus statique mais évoluerait en même temps que l'environnement. Par exemple, ce type de modélisation pourrait être utilisé dans le cadre de système automatisé de détection d'icebergs sur les routes maritimes. Dans ce cas, les différents courants marins seraient considérés comme un environnement dynamique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Akman V., Mehmet S., *Steps toward formalizing context*, Departement of computer engineering and information science, Bilkent University, Turkey
- [2] Blacknell D., *Contextural information in SAR target detection*, Defence evaluation and research agency, United Kingdom
- [3] Bonneau O., Allard., Patera J., *Modelisation et Intégration de l'information contextuelle pour la détection de cibles en imagerie radar*, ACFAS 2005, 12^{iem} Congrès de l'Association Quebécoise de Télédétection
- [4] Franceschetti G., Migliaccio M., Riccio D., Schirinzi G., *SARAS : A Synthetic Aperture Radar (SAR) Raw Signal Simulator*, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol.30, No.1 January 1992
- [5] Goldstein, G. B., "*False-alarm regulation in log-normal and Weibull Clutter*, IEEE Trans., Vol. AES-9, 1973,pp.84-92.
- [6] Kruppa, H., Schiele B., *Using local context to improve face detection*, Perceptual Computing and Computer vision group, Zurich, Switzerland
- [7] Levanon N. Shor M. 1989, *Order statistics CFAR for Weibull background*. IEE Proceeding, Vol.137, No.3.
- [8] Neymann, J., and E. S. Pearson *The problem of the most efficient tests of statistical hypothesis* Phil. Trans. Roy. Soc. (London), Vol. A231, 1933, p.289-333
- [9] Oliver C., Quegan S., *Understanding Synthetic Aperture Radar*, Boston, Artech House, 1997.
- [10] *Petit Larousse illustré*, 1984, Librairie Larousse, 1799 p.
- [11] Shafer G. 1976, *A mathematical theory of evidence*. Princeton University press, 297 p.

- [12] Torralba A., Sinha P., *Statistical context priming for object detection*, Departement of brain and cognitive sciences, MIT, International conference on computer vision, 2001
- [13] Woodward, P. M., *Probability and information theory with applicatoin to Radar*, New-York, McGraw-Hill, 1953.
- [14] Bogler P. L., 1990, *Radar principles with applications to tracking systems*, New-York, John Wiley and Sons 317 p.
- [15] Mensa D. L., 1981, *High resolution radar imaging*, Boston, Artech House, 198 p.
- [16] Carrara W. G., Goodman R.S., Mjowski R. M., *Spotlight Synthetic Aperture Radar, Signal Processing Algorithms* Boston, Artech House, 554 p.
- [17] George S. F., 1968, *The detection of nonfluctuating targets in log-normal clutter*, Naval Research Lab. Washington D.C., NRL Rept. 6796.
- [18] Daley J. E. et al., 1970, *Radar sea return in high sea states*, Washington D.C., NRL Rept. 7142.
- [19] Trunk G. V., 1971 *Detection of targets in non-Rayleigh sea clutter*, EASCON Rec., pp.239-245
- [20] Boothe R. R., *The Weibull distribution applied to ground clutter backscatter coefficient*, U.S Army Missile Command. Rept. RE-TR-69-15, June 1969.